

## تخمین حالت و انتخاب حسگر توزیع یافته در شبکه حسگر بی سیم در حضور نویز وابسته به حالت

عطیه کشاورز محمدیان<sup>۱</sup>، حمید خالوزاده<sup>۲</sup>

<sup>۱</sup> فارغ التحصیل دکتری، دانشکده مهندسی برق، قطب علمی کنترل صنعتی، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، a\_keshavarz@email.kntu.ac.ir

<sup>۲</sup> استاد دانشکده مهندسی برق، قطب علمی کنترل صنعتی، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، h\_khaloozadeh@kntu.ac.ir

(تاریخ دریافت مقاله ۱۳۹۵/۵/۱۲، تاریخ پذیرش مقاله ۱۳۹۶/۴/۲۶)

**چکیده:** در این مقاله، مسأله تخمین توزیع یافته متغیرهای حالت یک سیستم دینامیکی غیرخطی توسط شبکه حسگر بی سیم غیر متمرکز و در حضور نویز مشاهدات وابسته به حالت در نظر گرفته شده است. در برخی حسگرهای فاصله یا زاویه مانند حسگرهای فراصوت، خطای مشاهدات وابسته به حالت می باشد. بدین معنا که با افزایش فاصله میان حسگر و هدف، خطای اندازه گیری افزایش یافته و منجر به کاهش کارایی تخمین گرها می شود. بنابراین، یک روش تخمین حالت توزیع یافته بر اساس اجماع بر روی توابع درست نمایی و در حضور نویز وابسته به حالت حسگرهای زاویه ارائه گشته است. همچنین به منظور جلوگیری از اتلاف انرژی در شبکه، یک الگوریتم انتخاب حسگر توزیع یافته پیشنهاد شده است. در شبکه غیر متمرکز، بر خلاف شبکه های متمرکز، مرکز همجوشی واحدی برای پردازش داده ها به صورت سراسری وجود ندارد. همچنین، هیچ گونه دانش سراسری از توپولوژی کل یک شبکه غیر متمرکز، در دسترس نمی باشد. بنابراین، در این مقاله، کران پایین کرامر-رانو به صورت توزیع یافته و با در نظر گرفتن نویز وابسته به حالت حسگرهای زاویه استخراج شده و سپس، از کران به دست آمده برای انتخاب تطبیقی حسگرها به صورت توزیع یافته استفاده شده است. نتایج شبیه سازی برای یک مسأله ردیابی هدف، نشان گر کارایی روش های تخمین حالت و انتخاب حسگر پیشنهادی می باشد.

**کلمات کلیدی:** تخمین حالت توزیع یافته، شبکه حسگر بی سیم، نویز وابسته به حالت، انتخاب حسگر، الگوریتم اجماع.

## Distributed Estimation and Sensor Selection in Wireless Sensor Network in the Presence of State-Dependent Noise

Atiyeh Keshavarz-Mohammadiyan, Hamid Khaloozadeh

**Abstract:** In this paper, the problem of distributed state estimation of a nonlinear dynamical system in a decentralized Wireless Sensor Network (WSN) in the presence of state-dependent observation noise is considered. Some bearings or ranging devices, such as ultrasonic sensors, have distance-dependent measurement error and their measurement noise variance grows as their relative distance to the target increases. This state-dependent measurement error leads to poor performance of estimation algorithm. To solve this problem, a consensus-based distributed state estimation methodology is presented in this paper by reaching a consensus on likelihood functions in the presence of state-dependent observation noise of bearings sensors. To reduce energy consumption in WSN, a distributed sensor selection algorithm is proposed. Unlike centralized networks, no fusion center is deployed in decentralized networks to gather and process the collected data, globally. Moreover, there is no global knowledge of the network topology in decentralized networks. Therefore, the Posterior Cramér-Rao Lower Bound (PCRLB) is derived in a distributed fashion in the presence of state-dependent noise of bearings sensors, to perform an adaptive sensor selection algorithm. Simulation results demonstrate the effectiveness of the proposed state estimation and sensor selection algorithms for a target tracking problem

**Keywords:** Distributed state estimation, wireless sensor network, state-dependent noise, sensor selection, consensus algorithm.

## ۱- مقدمه

مسئله تخمین متغیرهای حالت یک سیستم دینامیکی غیرخطی بر اساس مشاهدات به دست آمده توسط شبکه‌ای از حسگرها که از طریق یک ساختار بی سیم با یکدیگر در ارتباط می‌باشند، تبدیل به یکی از مسائل روز در عرصه علم و فناوری گشته است [۱]. با پیشرفت‌های اخیر در زمینه ارتباطات بی سیم و فناوری حسگرها، این شبکه‌ها که به اختصار شبکه حسگر بی سیم نامیده می‌شوند، از محبوبیت بالایی برخوردار شده‌اند. کاربردهای این شبکه‌ها را می‌توان به دو دسته کلی ردیابی شیء متحرک و پایش فرآیندها تقسیم نمود [۲]. در زمینه ردیابی شیء متحرک می‌توان ردیابی انسان، جانوران و یا وسایل نقلیه را نام برد. در دسته پایش فرآیندها نیز می‌توان به کاربردهای شبکه حسگر بی سیم در مسائلی مانند پایش سلامت سازه‌ها، نظارت بر شرایط جسمی بیماران، پایش بلایای طبیعی مانند سیل یا زلزله و پایش آلودگی‌های محیطی اشاره نمود [۲-۳]. از این میان، مسئله تخمین متغیرهای حالت یک سیستم دینامیکی غیرخطی (مانند مسئله ردیابی هدف متحرک) توسط شبکه حسگر بی سیم یکی از مسائل مورد توجه در دهه‌های اخیر بوده است [۴-۵]. در این مسئله، چالش‌های مختلفی وجود دارد که در ادامه مورد بحث قرار گرفته‌اند.

در سال‌های اخیر، روش‌های تخمین حالت توزیع یافته در شبکه‌های غیرمتمرکز جایگزین روش‌های متمرکز گشته‌اند [۶-۸]. در یک شبکه متمرکز، یک مرکز همجوشی واحد، وظیفه جمع‌آوری اطلاعات به دست آمده توسط تمامی حسگرها و همچنین پردازش مرکزی این اطلاعات را بر عهده دارد. این مرکز همجوشی، می‌بایست دانشی جامع از توپولوژی سراسری شبکه مانند موقعیت گره‌ها، توپولوژی شبکه، ظرفیت پیوندها، جداول مسیریابی پیچیده و مدل مشاهدات تمامی حسگرها را در اختیار داشته باشد. انتقال اطلاعات تمامی حسگرها به یک مرکز همجوشی به معنای هزینه ارتباطی بسیار بالا و همچنین خطر تضعیف سیگنال‌ها می‌باشد. در مقابل شبکه متمرکز، شبکه‌های غیرمتمرکز معرفی گشته‌اند که در آن‌ها وظیفه جمع‌آوری و پردازش داده‌ها میان گره‌های مختلف توزیع می‌گردد. بنابراین، فواصل ارتباطی در شبکه کاهش یافته و شبکه از مزایایی مانند مقیاس‌پذیری بیشتر و قوام بالاتر در برابر از کار افتادن یک گره و یا پیوند برخوردار خواهد شد [۹، ۱۰]. تاکنون، الگوریتم‌های تخمین حالت توزیع یافته مختلفی ارائه شده‌اند که از آن میان، روش‌های اجماع مورد توجه بسیاری از محققان قرار گرفته‌اند [۱۱-۱۵]. در روش‌های اجماع، گره‌های حسگر تنها با گره‌های همسایه خود به تبادل اطلاعات می‌پردازند و از این طریق بر روی یک کمیت مورد نظر که از تخمین گره‌های محلی به دست آمده است، به توافق می‌رسند [۱۶]. در میان روش‌های اجماع می‌توان به اجماع بر روی مشاهدات [۱۱]، اجماع بر روی حالات تخمین زده شده و ماتریس‌های کواریانس مربوطه [۱۲] و یا اجماع بر روی توابع درست‌نمایی [۱۳] اشاره نمود.

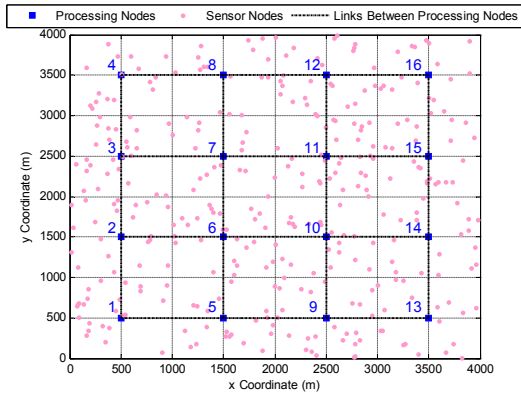
یکی از مسائلی که می‌بایست در طراحی الگوریتم تخمین حالت مورد توجه قرار گیرد، مسئله مدل مشاهدات حسگرهایی است که در

گره‌های شبکه به کار گرفته می‌شوند. معمولاً در کاربردهای ردیابی هدف، حسگرهایی مانند حسگرهای فاصله و یا زاویه برای اندازه‌گیری موقعیت هدف به کار می‌روند. استفاده از این حسگرها منجر به مدل مشاهدات غیرخطی می‌گردد. مسئله دیگری که در این زمینه حائز اهمیت است، ویژگی‌های نویز اندازه‌گیری در حسگرها مانند تابع توزیع و شدت نویز می‌باشد. در برخی حسگرهای فاصله یا زاویه مانند حسگرهای فراصوت، خطای مشاهدات وابسته به حالت می‌باشد. بدین معنا که با افزایش فاصله میان حسگر و هدف، خطای اندازه‌گیری نیز افزایش می‌یابد [۱۷]. برای مقابله با این خطای وابسته به حالت، روش‌های مختلفی ارائه شده‌اند. در یک دسته از این روش‌ها که تخمین گره‌های تطبیقی نام دارند، با تخمین واریانس نویز مشاهدات به صورت برخط، به حل مسئله نویز وابسته به حالت پرداخته شده است [۱۸، ۱۹]. هر چند در کاربردهایی با ابعاد خروجی بالا مانند شبکه حسگر بی سیم با تعداد حسگر زیاد، این روش بار محاسباتی بالایی برای تخمین واریانس نویز مشاهدات یک به یک حسگرها در هر بازگشت در پی خواهد داشت [۱۹]. در مقابل، برخی روش‌ها نویز وابسته به حالت را به صورت نویز جمعی-ضربی در مدل مشاهدات وارد نموده‌اند. به طور مثال، در [۲۰] از یک الگوریتم ترکیبی شامل فیلتر کالمن و تخمین گر درست‌نمایی بیشینه (MLE) برای غلبه بر نویز جمعی-ضربی مشاهدات استفاده شده است. در [۲۱]، تخمین گره‌های GEKF و GUKF برای غلبه بر نویز جمعی-ضربی ارائه گشته‌اند. در [۲۲]، تخمین گری بر اساس فیلتر ذره‌ای برای کاهش خطای ناشی از نویز جمعی-ضربی حسگرهای فاصله پیشنهاد شده است که عملکرد بهتری نسبت به GEKF، که در آن از خطی‌سازی مدل سیستم استفاده می‌شود، از خود نشان داده است.

چالش دیگری که در تخمین حالت توسط شبکه حسگر بی سیم به چشم می‌خورد، مسئله انتخاب تطبیقی حسگرهاست. در شبکه‌های مترکم که تعداد گره حسگر زیادی در آن‌ها به کار می‌رود، به منظور جلوگیری از اتلاف انرژی و همچنین برای اجتناب از ایجاد همبستگی بین تخمین‌های به دست آمده توسط تخمین گره‌های محلی، از روش‌های انتخاب حسگر استفاده می‌شود [۲۳-۲۵]. در این روش‌ها تعدادی از حسگرها برای شرکت در عملیات تخمین حالت در هر مرحله انتخاب و فعال شده و سایر حسگرها به منظور جلوگیری از اتلاف انرژی در حالت غیرفعال قرار می‌گیرند. یکی از روش‌های انتخاب حسگر که اخیراً مورد توجه محققان قرار گرفته است، انتخاب حسگر براساس کران پایین کران-راشو (PCRLB) می‌باشد [۲۴، ۲۵]. در [۲۴]، بر خلاف اکثر روش‌های پیشنهادی در این زمینه که برای شبکه‌های متمرکز ارائه شده‌اند، یک روش انتخاب حسگر توزیع یافته بر اساس کران PCRLB ارائه گشته است.

در این مقاله، به تخمین حالت یک سیستم دینامیکی غیرخطی به روش توزیع یافته در شبکه حسگر بی سیم و در حضور نویز وابسته به حالت مشاهدات حسگرهای زاویه پرداخته شده است. برای داشتن تخمین

توسط پیوند بی سیم با گره پردازشگر نام در ارتباط می باشند، همسایگی گره نامیده شده و با  $\mathcal{N}_i(k)$  نشان داده می شوند. فرض بر این است که  $\mathcal{N}_i(k) \in z$  می باشد.



شکل ۱: توپولوژی شبکه حسگر (به همراه شماره هر پردازشگر)

مسئله مورد نظر، تخمین حالت و ردیابی یک هدف با معادله فرآیند و مشاهدات زیر به روش توزیع یافته است

$$\begin{cases} X(k) = FX(k-1) + w(k-1) \\ z_i(k) = h_i(X(k)) + v_i(k), \quad i = 1, \dots, N_{SN} \end{cases} \quad (1)$$

که در آن  $X(k) = [x(k) \quad v_x(k) \quad y(k) \quad v_y(k)]^T$  بردار حالت هدف بوده و عناصر آن به ترتیب موقعیت و سرعت در راستای  $x$  و موقعیت و سرعت در راستای  $y$  می باشند.  $z_i(k) \in \mathbb{R}$  نیز خروجی گره حسگر نام در زمان  $k$  می باشد. فرض می کنیم حسگرهای به کار گرفته شده در شبکه مورد نظر از نوع حسگر زاویه می باشند. بنابراین

$$h_i(X(k)) = \text{atan2}(y(k) - y_i, x(k) - x_i), \quad i = 1, \dots, N_{SN} \quad (2)$$

می باشد که در آن،  $(x_i, y_i)$  نشان دهنده موقعیت حسگر نام بوده و  $\text{atan2}(\dots)$  تابع معکوس تانژانت با خروجی بین  $-\pi$  و  $\pi$  می باشد. در این روابط،  $w(k)$  نویز فرآیند و  $v_i(k) = \gamma_i(k)r_i(k) + n_i(k)$  نویز وابسته به حالت مشاهدات حسگر نام است که در آن  $r_i(k) = \sqrt{(x(k) - x_i)^2 + (y(k) - y_i)^2}$  فاصله اقلیدسی بین هدف و حسگر نام می باشد [۱۰]. فرض بر این است که نویز فرآیند دارای توزیع گوسی با میانگین صفر و ماتریس کواریانس  $Q(k)$  می باشد. همچنین  $n_i(k)$  و  $\gamma_i(k)$  دارای توزیع گوسی با میانگین صفر بوده و به ترتیب دارای واریانس  $R_{\gamma_i}(k)$  و  $R_{n_i}(k)$  هستند. علاوه بر این، فرض بر این است که این نویزها نسبت به یکدیگر دو به دو غیرهمبسته می باشند. به عبارت دیگر

$$\begin{aligned} \mathbb{E}\{w(k)n_i^T(k)\} &= \mathbb{E}\{w(k)\gamma_i^T(k)\} = 0, \\ & \quad i = 1, \dots, N_{SN} \\ \mathbb{E}\{n_i(k)n_j^T(k)\} &= \mathbb{E}\{\gamma_i(k)\gamma_j^T(k)\} = 0, \\ & \quad i, j = 1, \dots, N_{SN}, \quad i \neq j \\ \mathbb{E}\{n_i(k)\gamma_j^T(k)\} &= 0, \quad i, j = 1, \dots, N_{SN}. \end{aligned} \quad (3)$$

مناسب از متغیرهای حالت سیستم دینامیکی، اجماع بر روی توابع درست‌نمایی در حضور نویز وابسته به حالت صورت گرفته است. همچنین برای غلبه بر نویز وابسته به حالت مشاهدات، ماتریس کواریانس نویز مشاهدات در هر لحظه تقریب زده می شود. علاوه بر این، کران PCRLB به صورت توزیع یافته و در حضور نویز وابسته به حالت حسگرهای زاویه استخراج گشته و از آن برای انتخاب تطبیقی حسگرها در هر مرحله استفاده شده است. نوآوری‌های این مقاله در موارد زیر خلاصه می گردد.

- وارد نمودن نویز وابسته به حالت حسگرهای زاویه در الگوریتم اجماع بر روی توابع درست‌نمایی به منظور تخمین حالت توزیع یافته در حضور نویز وابسته به حالت حسگرها
- استخراج کران PCRLB به صورت توزیع یافته برای حسگرهای زاویه و استفاده از آن برای پیاده‌سازی یک روش انتخاب حسگر توزیع یافته در حضور نویز وابسته به حالت حسگرهای زاویه

ساختار این مقاله به شرح زیر می باشد. در بخش ۲، به بیان مسئله مورد نظر در این مقاله و فرمول‌بندی آن پرداخته شده است. بخش ۳ به شرح روش تخمین حالت توزیع یافته پیشنهادی در حضور نویز وابسته به حالت حسگرهای زاویه می پردازد. در بخش ۴، کران PCRLB به صورت توزیع یافته و در حضور نویز وابسته به حالت حسگرهای زاویه استخراج گشته و یک الگوریتم انتخاب حسگر تطبیقی بر اساس کران مطلوب واریانس تخمین گر پیشنهاد شده است. به منظور بررسی کارایی روش‌های پیشنهادی تخمین حالت و انتخاب حسگر توزیع یافته، نتایج شبیه‌سازی برای یک مسئله ردیابی هدف در بخش ۵ ارائه شده است. در نهایت، یک تحلیل و جمع‌بندی کلی بر روی دستاوردهای این مقاله در بخش ۶ صورت گرفته است.

## ۲- بیان مسئله

یک شبکه حسگر بی سیم غیرمترکز شامل تعداد  $N_{SN} = 350$  گره حسگر و  $N_{PN} = 16$  گره پردازشگر که در فضایی دوبعدی مطابق شکل ۱ توزیع یافته‌اند، در نظر گرفته شده است. فرض بر این است که هر گره پردازشگر قادر به جمع‌آوری و پردازش اطلاعات به دست آمده از گره‌های حسگر مجاور خود می باشد. منظور از گره‌های حسگر مجاور، حسگرهایی است که فاصله آن‌ها در هر دو راستای  $x$  و  $y$  تا گره پردازشگر مورد نظر کمتر از  $500m$  می باشد. توپولوژی شبکه مورد نظر به همراه موقعیت گره‌ها و همچنین پیوندهای ارتباطی بین گره‌های پردازشگر با یکدیگر در شکل ۱ قابل مشاهده است. در این شکل، گره‌های حسگر، گره‌های پردازشگر، شماره گره‌های پردازشگر و پیوندهای بین گره‌های پردازشگر به تصویر کشیده شده‌اند. ارتباط بین گره‌های پردازشگر توسط مجموعه پیوندهای بین گره‌های پردازشگر توصیف شده و با  $\mathcal{E}$  نمایش داده می شود. به عبارت دیگر پیوند  $(j, i)$  عضو مجموعه  $\mathcal{E}$  می باشد اگر و تنها اگر گره‌های پردازشگر  $j$  و  $i$  قادر به ارسال اطلاعات به یکدیگر باشند. مجموعه گره‌های پردازشگری که

ذره‌ای محلی در موازات با فیلترهای ذره‌ای در حال اجرا در سایر پردازشگرها اجرا می‌شود. به منظور استفاده از مشاهدات تمامی حسگرهای انتخاب شده در شبکه، از روش اجماع بر روی توابع درست‌نمایی [۱۳] استفاده می‌شود. همچنین، نویز وابسته به حالت در الگوریتم اجماع بر روی توابع درست‌نمایی گنجانده می‌شود. بدین ترتیب، تابع درست‌نمایی سراسری شبکه توسط اجماع در هر یک از گره‌های پردازشگر تقریب زده شده و از آن برای وزن‌دهی ذرات تخمین‌گرهای محلی با در نظر گرفتن نویز وابسته به حالت استفاده می‌شود. مراحل اجرای تخمین‌گر پیشنهادی در ادامه تشریح گشته است.

**مرحله راه‌اندازی:** در لحظه  $k=0$ ، ذرات اولیه در فیلترهای ذره‌ای محلی به صورت  $X_j^{(i)}(0) \sim p(X(0))$  تولید گشته و وزن یکسان به صورت  $\omega_j^{(i)}(0) = 1/N_{PF}$  به آن‌ها اختصاص می‌یابد.  $N_{PF}$  تعداد ذرات به کار گرفته شده توسط هر یک از فیلترهای محلی،  $X_j^{(i)}(0)$  نشان‌دهنده ذره نام در تخمین‌گر محلی نام،  $\omega_j^{(i)}(0)$  وزن متناظر با آن و  $p(X(0))$  یک توزیع اولیه دلخواه می‌باشد.

برای زمان‌های بعدی یعنی  $k=1,2,3,\dots$  مراحل زیر اجرا می‌شوند.

**مرحله نمونه‌برداری (پیش‌بینی) ذرات:** در این مرحله، ذرات فیلترهای محلی با استفاده از تابع انتقال حالت به صورت  $X_j^{(i)}(k) \sim p(X(k)|X(k-1))$  تولید می‌شوند.

**مرحله وزن‌دهی ذرات:** در این مرحله می‌بایست ذرات توسط تابع درست‌نمایی سراسری شبکه وزن‌دهی گردند. تابع درست‌نمایی سراسری  $p(Z(k)|X(k))$  را می‌توان به صورت زیر نوشت [۱۳]

$$p(Z(k)|X(k)) = \prod_{j=1}^{N_{PN}} p(Z_j(k)|X(k)) \quad (۷)$$

که در آن،  $p(Z_j(k)|X(k))$  تابع درست‌نمایی محلی در گره پردازشگر نام می‌باشد. با توجه به نمایی بودن توابع درست‌نمایی محلی که نتیجه گوسی بودن نویز وابسته به حالت  $V_j(k)$  می‌باشد، می‌توان تابع درست‌نمایی سراسری را به صورت زیر نوشت

$$p(Z(k)|X(k)) \propto \exp\left(-\frac{1}{2} \sum_{j=1}^{N_{PN}} \left(Z_j(k) - H_j(X(k))\right)^T R_j^{-1}(k) \left(Z_j(k) - H_j(X(k))\right)\right). \quad (۸)$$

بنابراین، تابع درست‌نمایی سراسری از مجموع توابع درست‌نمایی محلی به دست آمده و برای تقریب آن می‌توان از روش اجماع بهره جست [۱۳]. برای استفاده از الگوریتم اجماع بر روی توابع درست‌نمایی می‌بایست رابطه (۸) را به فرم زیر تبدیل نمود

$$p(Z(k)|X(k)) \propto \exp\left(\sum_{j=1}^{N_{PN}} a_j^T(X(k)) b_j(Z_j(k)) - d_j(X(k))\right). \quad (۹)$$

با تطبیق روابط (۸) و (۹) خواهیم داشت

ماتریس انتقال حالت و ماتریس کواریانس نویز فرآیند نیز به صورت زیر در نظر گرفته می‌شوند

$$F = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (۴)$$

$$Q(k) = \begin{bmatrix} T^3/3 & T^2/2 & 0 & 0 \\ T^2/2 & T & 0 & 0 \\ 0 & 0 & T^3/3 & T^2/2 \\ 0 & 0 & T^2/2 & T \end{bmatrix} q$$

که در آن‌ها،  $T$  بازه نمونه‌برداری و  $q$  نشان‌دهنده شدت نویز فرآیند است. اگر مجموعه حسگرهای انتخابی توسط گره پردازشگر نام در لحظه  $k$  که از طریق الگوریتم ارائه شده در بخش ۴ به دست می‌آید با  $N_{ss,j}(k)$  نمایش داده شود، می‌توان مدل مشاهدات جمع‌آوری شده از این مجموعه در گره پردازشگر نام را به صورت زیر نمایش داد

$$Z_j(k) = H_j(X(k)) + V_j(k), \quad j = 1, \dots, N_{PN} \quad (۵)$$

که در آن،  $Z_j(k) = \text{col}\{z_l(k), l \in N_{ss,j}(k)\}$  بردار مشاهدات جمع‌آوری شده در گره پردازشگر نام،  $H_j(X(k)) = \text{col}\{h_l(X(k)), l \in N_{ss,j}(k)\}$  تابع برداری مشاهدات،  $V_j(k) = \text{col}\{v_l(k), l \in N_{ss,j}(k)\}$  بردار نویز وابسته به حالت مربوط به مشاهدات جمع‌آوری شده در گره پردازشگر نام و  $\{ \cdot \}$  بردار ستونی تشکیل شده از عناصر داخل آکولاد می‌باشد. نویز برداری  $V_j(k)$  دارای توزیع گوسی چند متغیره با میانگین صفر و ماتریس کواریانس زیر می‌باشد

$$R_j(k) = \text{diag}\{\sigma_l^2(k), l \in N_{ss,j}(k)\} \quad (۶)$$

که در آن،  $\sigma_l^2(k) = R_{\gamma,l}(k) r_l^2(k) + R_{n,l}(k)$  واریانس نویز وابسته به حالت گره حسگر نام بوده و  $\text{diag}\{\cdot\}$  ماتریس قطری تشکیل شده از عناصر داخل آکولاد می‌باشد.

### ۳- تخمین حالت توزیع یافته

چنانچه می‌دانیم، فیلتر ذره‌ای یکی از روش‌های موفق برای حل مسأله تخمین متغیرهای حالت یک سیستم غیرخطی می‌باشد که در اکثر موارد عملکرد بهتری نسبت به فیلتر کالمن توسعه یافته (EKF)، که در آن از خطی‌سازی مدل سیستم استفاده می‌شود، از خود نشان می‌دهد. در این مقاله، تخمین‌گر توزیع‌یافته‌ای بر اساس فیلتر ذره‌ای و الگوریتم اجماع برای حل مسأله نویز وابسته به حالت در یک شبکه غیرمتمرکز ارائه خواهد شد. در الگوریتم پیشنهادی این مقاله، در هر مرحله تعدادی از حسگرهای مجاور پردازشگرها توسط الگوریتم انتخاب حسگر پیشنهادی در بخش ۴ انتخاب شده و مشاهدات آن‌ها در پردازشگرهای مربوطه جمع‌آوری می‌گردند. سپس در هر گره پردازشگر، یک فیلتر

<sup>۱</sup> Extended Kalman Filter

که در این تقریب، از یک نگاشت مناسب بر روی اندیس ها به صورت  
 $(r_1, r_2) \in \{1, \dots, R_a\} \times \{1, \dots, R_a\} \leftrightarrow r \in \{1, \dots, R_d\}$   
 استفاده شده است. همچنین در (۱۷)،  $R_d = R_a^2$ ،  $\beta_{j,r}(k) \in \mathbb{R}$ ،  
 $\psi_r(X(k)) = \varphi_{r_1}(X(k))\varphi_{r_2}(X(k))$  و  $\frac{1}{2}\alpha_{j,r_1}^T(k)\bar{R}_j^{-1}(k)\alpha_{j,r_2}(k)$   
 می باشد. با جایگزینی تقریب های به دست آمده در رابطه (۹) خواهیم  
 داشت

$$\begin{aligned} p(Z(k)|X(k)) &\approx \bar{p}(Z(k)|X(k)) \propto \\ &\exp\left(\sum_{j=1}^{N_{PN}} \bar{\alpha}_j^T(X(k)) \bar{b}_j(Z_j(k)) - \right. \\ &\quad \left. \bar{a}_j(X(k))\right) = \\ &\exp\left(\sum_{j=1}^{N_{PN}} \left(\sum_{r=1}^{R_a} \alpha_{j,r}^T(k) \varphi_r(X(k)) \right) \right. \\ &\quad \left. \bar{b}_j(Z_j(k)) - \sum_{r=1}^{R_d} \beta_{j,r}(k) \psi_r(X(k))\right) \\ &= \exp\left(\sum_{r=1}^{R_a} A_r(Z(k)) \varphi_r(X(k)) - \right. \\ &\quad \left. \sum_{r=1}^{R_d} \Gamma_r(k) \psi_r(X(k))\right) \end{aligned} \quad (18)$$

که در آن،

$$A_r(Z(k)) \triangleq \sum_{j=1}^{N_{PN}} \alpha_{j,r}^T(k) \bar{b}_j(Z_j(k)), \quad \Gamma_r(k) \triangleq \sum_{j=1}^{N_{PN}} \beta_{j,r}(k). \quad (19)$$

برای به دست آوردن تقریبی از تابع درست نمایی سراسری در تمامی  
 گروه های پردازشگر، می بایست تقریبی از  $A_r(Z(k))$  و  $\Gamma_r(k)$  در همه  
 پردازشگرها به دست آورد. از آنجا که هر پردازشگر تنها از ضرایب و  
 توابع  $\beta_{j,r}(k)$  و  $\bar{b}_j(Z_j(k))$  که مربوط به خود می باشد مطلع  
 است، برای به دست آوردن  $A_r(Z(k))$  و  $\Gamma_r(k)$  که به صورت مجموعی  
 از این ضرایب و توابع می باشند، می توان از روش اجماع استفاده نمود.  
 بدین منظور پس از محاسبه  $\beta_{j,r}(k)$  و  $\bar{b}_j(Z_j(k))$  در هر  
 پردازشگر، الگوریتم اجماع برای  $l = 1, \dots, L$  به صورت زیر اجرا  
 می شود که  $L$  تعداد گام های اجماع در هر بازه نمونه برداری می باشد.

$$\xi_j^l = \sum_{j' \in N_j(k)} \pi_{j,j'} \xi_{j'}^{l-1}, \quad \xi_j^0 = \alpha_{j,r}^T(k) \bar{b}_j(Z_j(k)) \quad (20)$$

$$\eta_j^l = \sum_{j' \in N_j(k)} \pi_{j,j'} \eta_{j'}^{l-1}, \quad \eta_j^0 = \beta_{j,r}(k). \quad (21)$$

در این رابطه،  $\pi_{j,j'}$  نشانگر وزن های اجماع است که شرط  
 $\sum_{j' \in N_j(k)} \pi_{j,j'} = 1$  را برقرار می کند. پس از اجرای  $L$  گام اجماع،  
 تقریبی از  $A_r(Z(k))$  و  $\Gamma_r(k)$  در هر پردازشگر به صورت زیر به دست  
 آمده

$$\bar{A}_{r,j}(Z(k)) \triangleq N_{PN} \xi_j^L, \quad \bar{\Gamma}_{r,j}(k) \triangleq N_{PN} \eta_j^L \quad (22)$$

و تقریبی از تابع درست نمایی سراسری در پردازشگر  $j$ ام به صورت زیر  
 به دست می آید

$$\begin{aligned} \bar{p}_j(Z(k)|X(k)) &\propto \\ &\exp\left(\sum_{r=1}^{R_a} \bar{A}_{r,j}(Z(k)) \varphi_r(X(k)) - \right. \\ &\quad \left. \sum_{r=1}^{R_d} \bar{\Gamma}_{r,j}(k) \psi_r(X(k))\right). \end{aligned} \quad (23)$$

$$a_j(X(k)) = H_j(X(k)) \quad (10)$$

$$b_j(Z_j(k)) = R_j^{-1}(k) Z_j(k) \quad (11)$$

$$d_j(X(k)) = \frac{1}{2} H_j^T(X(k)) R_j^{-1}(k) H_j(X(k)) \quad (12)$$

$$\begin{aligned} p(Z(k)|X(k)) &\propto \\ &\exp\left(\sum_{j=1}^{N_{PN}} H_j^T(X(k)) R_j^{-1}(k) \left(Z_j(k) - \right. \right. \\ &\quad \left. \left. \frac{1}{2} H_j(X(k))\right)\right). \end{aligned} \quad (13)$$

چنانچه مشاهده می شود، توابع  $a_j(X(k))$ ،  $b_j(Z_j(k))$  و  
 $d_j(X(k))$  همگی تابعی از بردار حالت ناشناخته  $X(k)$  می باشند. در  
 نتیجه، تابع  $a_j(X(k))$  در قالب توابع پایه  $\varphi_r(X(k))$  به صورت زیر  
 تقریب زده می شود [۱۳]

$$a_j(X(k)) \approx \bar{a}_j(X(k)) = \bar{H}_j(X(k)) \triangleq \sum_{r=1}^{R_a} \alpha_{j,r}(k) \varphi_r(X(k)). \quad (14)$$

همانطور که مشاهده می شود، ضرایب برداری  $\alpha_{j,r}(k)$  وابسته به  
 حالت نبوده و توابع  $\varphi_r(X(k))$  نیز وابسته به پردازشگرها نمی باشند. در  
 نتیجه، می توان گفت که پردازشگر  $j$ ام از توابع  $\varphi_r(X(k))$  و ضرایب  
 $\alpha_{j,r}(k)$  مطلع بوده ولی از ضرایب برداری سایر حسگرها یعنی  
 $\alpha_{j',r}(k)$ ،  $j' \neq j$  مطلع نمی باشد.

تابع  $b_j(Z_j(k))$  در (۱۱) از آن جهت وابسته به حالت می باشد که  
 ماتریس کواریانس نویز  $V_j(k)$ ، یعنی  $R_j(k)$ ، وابسته به بردار حالت  
 ناشناخته  $X(k)$  می باشد. برای حل این مسأله،  $R_j(k)$  به صورت زیر در هر  
 گره پردازشگر تقریب زده می شود

$$\begin{aligned} R_j(k) \approx \bar{R}_j(k) &= \text{diag}\{\hat{r}_i^2(k) R_{r,i}(k) \\ &\quad + R_{n,i}(k), l \\ &\quad \in N_{SS,j}(k)\} \end{aligned} \quad (15)$$

که در آن،  $\hat{r}_i^2(k)$  فاصله اقلیدسی بین  $FX_j(k-1)$  و حسگر  $l$ ام بوده و  
 $\bar{R}_j(k-1)$  تخمین حالت به دست آمده توسط پردازشگر  $j$ ام در زمان  
 $k-1$  می باشد. در نتیجه، می توان تقریبی از  $b_j(Z_j(k))$  به صورت زیر  
 به دست آورد

$$b_j(Z_j(k)) \approx \bar{b}_j(Z_j(k)) = \bar{R}_j^{-1}(k) Z_j(k). \quad (16)$$

حال از آنجا که  $d_j(X(k))$  تابعی از  $a_j(X(k))$  و  $R_j(k)$  می باشد،  
 می توان آن را به صورت زیر تقریب زد

$$\begin{aligned} d_j(X(k)) &\approx \bar{d}_j(X(k)) = \\ &\frac{1}{2} \bar{H}_j^T(X(k)) \bar{R}_j^{-1}(k) \bar{H}_j(X(k)) = \\ &\frac{1}{2} \sum_{r_1=1}^{R_a} \sum_{r_2=1}^{R_a} \alpha_{j,r_1}^T(k) \bar{R}_j^{-1}(k) \alpha_{j,r_2}(k) \\ &\quad \varphi_{r_1}(X(k)) \varphi_{r_2}(X(k)) = \\ &\quad \sum_{r=1}^{R_d} \beta_{j,r}(k) \psi_r(X(k)). \end{aligned} \quad (17)$$

که در این رابطه،

$$D^{11}(k) = E \left\{ -\Delta_{X(k)}^{X(k)} \log p(X(k+1)|X(k)) \right\}$$

$$D^{12}(k) = [D^{21}(k)]^T$$

$$= E \left\{ -\Delta_{X(k)}^{X(k+1)} \log p(X(k+1)|X(k)) \right\} \quad (28)$$

$$D^{22}(k)$$

$$= E \left\{ -\Delta_{X(k+1)}^{X(k+1)} \log p(X(k+1)|X(k)) \right\}$$

و  $J^{z_i}(k+1)$  نشان دهنده اطلاعات به دست آمده از حسگر لام می باشد که توسط رابطه زیر محاسبه می شود

$$J^{z_i}(k+1) = E \left\{ -\Delta_{X(k+1)}^{X(k+1)} \log p(z_i(k+1)|X(k+1)) \right\}. \quad (29)$$

در این روابط،  $\Delta_{X(k)}^{X(k)}$  عملگر مشتق جزئی مرتبه دوم نسبت به  $x$  و  $y$  بوده و  $E$  نشان دهنده عملگر امید ریاضی می باشد.

با در نظر گرفتن مدل حرکت NCV برای یک مسأله ردیابی هدف به صورت رابطه (1)، تابع چگالی احتمال (PDF) انتقال حالت به صورت زیر نوشته می شود

$$p(X(k+1)|X(k)) = p_{w(k)}(X(k+1) - FX(k)) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^n \det(Q(k))}} \times \exp \left\{ -\frac{(X(k+1) - FX(k))^T Q^{-1}(k) (X(k+1) - FX(k))}{2} \right\} \quad (30)$$

بنابراین،

$$D^{11}(k) = F^T Q^{-1}(k) F, \quad D^{12}(k) = [D^{21}(k)]^T = -F^T Q^{-1}(k), \quad D^{22}(k) = Q^{-1}(k). \quad (31)$$

در نتیجه، می توان توسط لم معکوس سازی ماتریس، رابطه (27) را به صورت زیر بازنویسی نمود

$$J^j(k+1) = \left( Q(k) + F \left( J^j(k) \right)^{-1} F^T \right)^{-1} + \sum_{j=1}^{N_{PN}} \sum_{l \in N_{ss,j}(k+1)} J^{z_l}(k+1) \quad (32)$$

در صورتی که بخواهیم برای ارزیابی عملکرد هر یک از پردازشگرها، تخمینی از کران PCRLB آن یعنی  $(J^j(k))^{-1}$  داشته باشیم، می بایست رابطه بازگشتی (32) را در هر پردازشگر و بر اساس بردار حالت تخمین زده شده پیاده سازی نماییم. با نمایش ماتریس اطلاعات فیشر تخمین زده شده مربوط به هر پردازشگر با  $\hat{J}^j(k)$  می توان نوشت

$$\hat{J}^j(k+1) = \left( Q(k) + F \left( \hat{J}^j(k) \right)^{-1} F^T \right)^{-1} + \sum_{j=1}^{N_{PN}} \sum_{l \in N_{ss,j}(k+1)} \hat{J}^{z_l}(k+1) \quad (33)$$

که  $\hat{J}^{z_l}(k+1)$  تقریبی از اطلاعات به دست آمده از حسگر لام می باشد که از روی بردار حالت تخمین زده شده قابل محاسبه است. با توجه به رابطه (33) می توان دریافت که برای محاسبه  $\hat{J}^j(k)$  در پردازشگر لام،

حال می توان وزن ذرات را در هر فیلتر محلی به صورت زیر توسط تابع درست نمایی سراسری تقریب زده شده به دست آورده

$$\omega_j^{(i)}(k) = \tilde{p}_j \left( Z(k) \middle| X_j^{(i)}(k) \right) \quad (24)$$

و آن ها را نرمالیزه نمود

$$\omega_j^{(i)}(k) = \omega_j^{(i)}(k) / \sum_{i=1}^{N_{PF}} \omega_j^{(i)}(k). \quad (25)$$

**مرحله تخمین حالت:** در این مرحله بردار حالت ناشناخته به صورت زیر در هر پردازشگر تخمین زده می شود

$$\hat{X}_j(k) = \sum_{i=1}^{N_{PF}} \omega_j^{(i)}(k) X_j^{(i)}(k). \quad (26)$$

**مرحله باز نمونه برداری:** از آن جا که در مرحله پیش بینی ذرات از تابع انتقال حالت استفاده می شود و مشاهدات نادیده گرفته می شوند، امکان انحطاط الگوریتم وجود دارد [26]. انحطاط الگوریتم به حالتی گفته می شود که در آن پس از چند بازه نمونه برداری، وزن اکثر ذرات برابر با صفر شده و تنها تعداد کمی ذره با وزن قابل توجه باقی می ماند. در این حالت، عملکرد تخمین به شدت تضعیف خواهد گشت. به منظور جلوگیری از انحطاط الگوریتم تخمین در این مقاله، از روش باز نمونه برداری سیستماتیک<sup>۲</sup> [27] استفاده می شود.

## ۴- انتخاب حسگر توزیع یافته

همان طور که گفته شد، اکثر روش های پیشنهادی در زمینه انتخاب حسگر بر اساس کران PCRLB، به صورت متمرکز بوده و برای تخمین گره های متمرکز ارائه شده اند. در این بخش، ابتدا کران PCRLB در حضور نویز وابسته به حالت حسگرهای زاویه و به صورت توزیع یافته محاسبه شده و سپس یک الگوریتم انتخاب حسگر بر اساس کران پایین مطلوب کواریانس تخمین گره ها به دست می آید. کران PCRLB در واقع معکوس ماتریس اطلاعات فیشر<sup>۳</sup> (FIM) بوده و کران پایین واریانس یک تخمین گر بدون بایاس<sup>۴</sup> را تعیین می کند.

### ۴-۱ محاسبه کران PCRLB تخمین گره های محلی

از آن جایی که در تخمینی که گره پردازشگر لام به دست می آورد، اطلاعات تمامی حسگرهای انتخابی در شبکه توسط الگوریتم اجماع به کار گرفته می شوند، می توان رابطه بازگشتی ماتریس اطلاعات فیشر مربوط به گره پردازشگر لام یعنی  $J^j(k)$  را به صورت زیر نوشت

$$J^j(k+1) = D^{22}(k) - D^{21}(k) \left( J^j(k) + D^{11}(k) \right)^{-1} D^{12}(k) + \sum_{j=1}^{N_{PN}} \sum_{l \in N_{ss,j}(k+1)} J^{z_l}(k+1) \quad (27)$$

<sup>۲</sup> Systematic resampling

<sup>۳</sup> Fisher Information Matrix

<sup>۴</sup> Unbiased

<sup>۵</sup> Probability Density Function

$$\hat{J}^j(k+1) \approx \left( Q(k) + F \left( \hat{J}^j(k) \right)^{-1} F^T \right)^{-1} + N_{PN} \begin{bmatrix} \rho_j^L & 0 & \theta_j^L & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ \theta_j^L & 0 & \delta_j^L & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (37)$$

از کران PCRLB به دست آمده یعنی  $\left( \hat{J}^j(k) \right)^{-1}$  می توان برای ارزیابی عملکرد هر کدام از تخمین گره های محلی استفاده نمود.

#### ۲-۴ الگوریتم انتخاب حسگر

برای انتخاب حسگر در هر مرحله، ماتریس اطلاعات فیشر مربوط به هر حسگر توسط پردازشگر مربوطه به صورت زیر محاسبه می شود

$$\hat{J}^l(k+1) = \left( Q(k) + F \left( \hat{J}^l(k) \right)^{-1} F^T \right)^{-1} + J^{Zl}(k+1) \quad (38)$$

که  $J^{Zl}(k+1)$  بر اساس رابطه (۳۴) و توسط پردازشگر مربوط به حسگر  $l$ ام قابل محاسبه می باشد. حال معیار انتخاب حسگر را برابر یک کران پایین مطلوب برای کواریانس تخمین گر یعنی  $G_0$  در نظر می گیریم. در واقعاً  $G_0^{-1}$  برابر با حد بالای مطلوب اطلاعات است. در نتیجه، می توان نوشت

$$\hat{J}^l(k+1) = \left( Q(k) + F \left( \hat{J}^l(k) \right)^{-1} F^T \right)^{-1} + J^{Zl}(k+1) \triangleq G_0^{-1} \quad (39)$$

با گرفتن رد<sup>۶</sup> ماتریس های دو طرف رابطه (۳۹) داریم

$$\begin{aligned} & \text{tr}(G_0^{-1}) - \text{tr}\left(J_x^l(k+1)\right) \\ &= \frac{R_{\gamma,l}(k)r_l^2(k) + 2R_{\gamma,l}^2(k)r_l^4(k) + R_{n,l}(k)}{\left(r_l^2(k)R_{\gamma,l}(k) + R_{n,l}(k)\right)^2 r_l^2(k)} \quad (40) \end{aligned}$$

که در آن،  $J_x^l(k+1) = \left( Q(k) + F \left( \hat{J}^l(k) \right)^{-1} F^T \right)^{-1}$  می باشد. حال می توان با تعریف  $\sigma_l(k) = h_l(X(k))$  فاصله مورد نیاز بین حسگر و هدف را برای داشتن کران پایین مطلوب برای کواریانس تخمین گر، با حل رابطه زیر به دست آورد

$$\begin{aligned} & \Psi R_{\gamma,l}^2(k) r_l^6(k+1) + 2R_{\gamma,l}(k) \left( R_{n,l}(k) \Psi - \right. \\ & \left. R_{\gamma,l}(k) \right) r_l^4(k+1) + \left( R_{n,l}^2(k) \Psi - \right. \\ & \left. R_{\gamma,l}(k) \right) r_l^2(k+1) - R_{n,l}(k) = 0 \quad (41) \end{aligned}$$

که در این رابطه،  $\Psi \triangleq \text{tr}(G_0^{-1}) - \text{tr}\left(J_x^l(k+1)\right)$  می باشد. این معادله همیشه دارای یک ریشه مثبت خواهد بود. ریشه مثبت این رابطه با استفاده از مقادیر تخمین زده شده برای  $\Psi$  و  $J_x^l(k+1)$  به صورت  $\bar{\Psi} \triangleq J_x^l(k+1) = \left( Q(k) + \text{tr}(G_0^{-1}) - \text{tr}\left(J_x^l(k+1)\right) \right)^{-1} F^T$  قابل تخمین است. در این جا،  $\hat{J}^l(k)$  تخمینی از ماتریس اطلاعات فیشر حسگر  $l$ ام است که از روی بردار حالت تخمین زده شده قابل محاسبه است. ریشه مثبت تخمین زده شده با  $\hat{r}_l(k+1)$

علاوه بر اطلاعات مدل سیستم یعنی ماتریس های  $F$  و  $Q(k)$ ، اطلاعات مربوط به تخمین حالت سایر پردازشگرها نیز در پردازشگر  $l$ ام مورد نیاز می باشد. بدین منظور برای محاسبه  $\hat{J}^l(k)$  به صورت توزیع یافته، از الگوریتم اجماع مشابه الگوریتم به کار رفته در بخش تخمین حالت توزیع یافته استفاده می شود. بدین منظور، می بایست ابتدا  $J^{Zl}(k)$  در حضور نویز وابسته به حالت و مدل مشاهدات حسگرهای زاویه ارائه شده در بخش ۲ محاسبه شود. از آن جا که مشاهدات حسگرها دارای توزیع گوسی با میانگین غیرصفر می باشند، می توان درایه های این ماتریس را توسط روش ارائه شده در [۲۸] به دست آورد. بنابراین، درایه های غیرصفر این ماتریس به صورت زیر به دست می آیند.

$$\begin{aligned} J_{11}^{Zl}(k) &= \frac{(y(k)-y_l)^2}{\left(r_l^2(k)R_{\gamma,l}(k)+R_{n,l}(k)\right)r_l^4(k)} + \frac{2R_{\gamma,l}^2(k)(x(k)-x_l)^2}{\left(r_l^2(k)R_{\gamma,l}(k)+R_{n,l}(k)\right)^2} \\ J_{33}^{Zl}(k) &= \frac{(x(k)-x_l)^2}{\left(r_l^2(k)R_{\gamma,l}(k)+R_{n,l}(k)\right)r_l^4(k)} + \frac{2R_{\gamma,l}^2(k)(y(k)-y_l)^2}{\left(r_l^2(k)R_{\gamma,l}(k)+R_{n,l}(k)\right)^2} \\ J_{13}^{Zl}(k) &= J_{31}^{Zl}(k) = -\frac{(x(k)-x_l)(y(k)-y_l)}{\left(r_l^2(k)R_{\gamma,l}(k)+R_{n,l}(k)\right)r_l^4(k)} + \frac{2R_{\gamma,l}^2(k)(x(k)-x_l)(y(k)-y_l)}{\left(r_l^2(k)R_{\gamma,l}(k)+R_{n,l}(k)\right)^2} \end{aligned} \quad (34)$$

که در آن،  $J_{ij}^{Zl}(k)$  نشان دهنده درایه مربوط به سطر  $l$ ام و ستون  $l$ ام است. بنابراین، در هر پردازشگر، الگوریتم اجماع برای  $l = 1, \dots, L$  به منظور محاسبه  $\hat{J}^l(k)$  به صورت زیر اجرا می گردد

$$\begin{aligned} \rho_j^l &= \sum_{j \in N_j(k)} \pi_{j,j} \rho_{j,j}^{l-1}, \quad \rho_j^0 = \sum_{l \in N_{ss,j}(k+1)} \hat{J}_{11}^{Zl}(k+1) \\ \delta_j^l &= \sum_{j \in N_j(k)} \pi_{j,j} \delta_{j,j}^{l-1}, \quad \delta_j^0 = \sum_{l \in N_{ss,j}(k+1)} \hat{J}_{33}^{Zl}(k+1) \\ \theta_j^l &= \sum_{j \in N_j(k)} \pi_{j,j} \theta_{j,j}^{l-1}, \quad \theta_j^0 = \sum_{l \in N_{ss,j}(k+1)} \hat{J}_{13}^{Zl}(k+1) \end{aligned} \quad (35)$$

که در آن،  $\hat{J}_{11}^{Zl}(k)$ ،  $\hat{J}_{33}^{Zl}(k)$  و  $\hat{J}_{13}^{Zl}(k)$  همانند رابطه (۳۴) محاسبه می شوند. با این تفاوت که از بردار حالت تخمین زده شده توسط هر پردازشگر به جای بردار حالت ناشناخته سیستم استفاده می شود. پس از اجرای الگوریتم اجماع، تقریبی از عبارت  $\sum_{j=1}^{N_{PN}} \sum_{l \in N_{ss,j}(k+1)} \hat{J}^{Zl}(k+1)$  در هر پردازشگر به صورت زیر به دست می آید

$$\sum_{j=1}^{N_{PN}} \sum_{l \in N_{ss,j}(k+1)} \hat{J}^{Zl}(k+1) \approx N_{PN} \begin{bmatrix} \rho_j^L & 0 & \theta_j^L & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ \theta_j^L & 0 & \delta_j^L & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (36)$$

پس از اجرای  $L$  گام اجماع، تقریبی از  $\hat{J}^j(k)$  در هر حسگر توسط رابطه زیر قابل محاسبه است

<sup>۶</sup> Trace

جمعی-ضربی	
راه اندازی در $k = 0$	1) نمایش داده می شود. بنابراین، می توان فاصله مورد نیاز بین حسگر و هدف را برای داشتن کران پایین مطلوب برای کواریانس تخمین گر مورد نظر، برابر با $\hat{r}_l(k+1)$ در نظر گرفت.
- نمونه برداری اولیه ذرات به صورت $X_j^{(i)}(0) \sim p(X(0))$ برای $i = 1, \dots, N_{PF}$ و $j = 1, \dots, N_{PN}$	حال الگوریتم انتخاب حسگر به صورت زیر پیشنهاد می شود.
- محاسبه وزن ها: $\omega_j^{(i)}(0) = 1/N_{PF}$	<b>مرحله راه اندازی:</b> در لحظه $k = 0$ ، یک بردار حالت تخمین زده شده اولیه به صورت $\hat{X}_j(0)$ و یک ماتریس کواریانس خطای اولیه به صورت $\hat{P}_j(0)$ برای تمامی پردازشگرها در نظر گرفته می شود. سپس، هر پردازشگر ماتریس PCRLB اولیه تمامی حسگرهای مجاور خود را برابر معکوس ماتریس کواریانس خطای اولیه یعنی $\hat{P}_j^{-1}(0)$ قرار می دهد.
- اجرای مرحله راه اندازی الگوریتم انتخاب حسگر برای محاسبه $\mathcal{N}_{ss,j}(1)$ و فعال سازی حسگرهای انتخابی	مجموعه $\mathcal{N}_{ss,j}(0)$ نیز برابر با مجموعه تمامی حسگرهای مجاور پردازشگر $l$ ام انتخاب می شود. حال هر پردازشگر $l$ ام را $\hat{r}_l(1)$ برای تمامی حسگرهای مجاور خود محاسبه کرده و فاصله مورد نیاز بین حسگر و هدف را به صورت زیر تعیین می کند
<b>حلقه</b> $k = 1, 2, 3, \dots$	$r_j^*(1) = \min\{\hat{r}_l(1), l \in \mathcal{N}_{ss,j}(0)\} \quad (42)$
- پیش بینی ذرات: $X_j^{(i)}(k) \sim p(X(k) X(k-1))$	سپس، مجموعه $\mathcal{N}_{ss,j}(1)$ برابر با مجموعه حسگرهایی که داخل دایره ای با شعاع $r_j^*(1)$ و مرکز $F\hat{X}_j(0)$ هستند انتخاب می شود. در صورتی که هیچ یک از حسگرهای مجاور پردازشگر $l$ ام داخل دایره مذکور نباشند، نزدیک ترین حسگر به پردازشگر $l$ ام به عنوان تنها عضو مجموعه $\mathcal{N}_{ss,j}(1)$ انتخاب می شود.
- جمع آوری مشاهدات $Z_j(k)$	<b>مراحل بعدی:</b> برای $k = 1, 2, 3, \dots$ با جمع آوری اطلاعات به دست آمده از حسگرهای انتخابی در هر پردازشگر، بردار حالت تخمین زده شده یعنی $\hat{X}_j(k)$ توسط الگوریتم تخمین حالت توزیع یافته به دست می آید. سپس، هر پردازشگر فاصله مورد نیاز بین حسگر و هدف را توسط رابطه زیر تعیین کرده
- محاسبه $\hat{R}_j(k)$ توسط رابطه (15)	$r_j^*(k+1) = \min\{\hat{r}_l(k+1), l \in \mathcal{N}_{ss,j}(k)\} \quad (43)$
- محاسبه $\alpha_{j,r}(k)$ ، $b_j(Z_j(k))$ و $\beta_{j,r}(k)$	و مجموعه $\mathcal{N}_{ss,j}(k+1)$ برابر با مجموعه حسگرهایی که داخل دایره ای با شعاع $r_j^*(k+1)$ و مرکز $F\hat{X}_j(j)$ هستند انتخاب می شود. در صورتی که هیچ یک از حسگرهای مجاور پردازشگر $l$ ام داخل دایره مذکور نباشند، نزدیک ترین حسگر به پردازشگر $l$ ام به عنوان تنها عضو مجموعه $\mathcal{N}_{ss,j}(k+1)$ انتخاب می شود. جدول 1، الگوریتم تخمین حالت و انتخاب حسگر توزیع یافته پیشنهادی در حضور نویز وابسته به حالت حسگرهای زاویه را خلاصه می کند.
الگوریتم اجماع	<b>تکته 1.</b> الگوریتم انتخاب حسگر پیشنهادی در این مقاله بر اساس یک معیار مطلوب (کران پایین مطلوب کواریانس تخمین گرها) به انتخاب حسگرها به صورت توزیع یافته می پردازد. در صورتی که روش پیشنهادی در [24]، فاقد چنین خاصیتی می باشد و انتخاب حسگرها تنها با در نظر گرفتن این هدف که تعداد مورد نظری حسگر در هر مرحله انتخاب شوند صورت می گیرد.
- راه اندازی: $\eta_j^0 = \beta_{j,r}(k)$ و $\xi_j^0 = \alpha_{j,r}^T(k)\hat{b}_j(Z_j(k))$	جدول 1: تخمین حالت و انتخاب حسگر توزیع یافته پیشنهادی در حضور نویز
<b>حلقه</b> $l = 1, \dots, L$	
- محاسبه $\eta_j^l = \sum_{j \in \mathcal{N}_j(k)} \pi_{j,j} \eta_j^{l-1}$ و $\xi_j^l = \sum_{j \in \mathcal{N}_j(k)} \pi_{j,j} \xi_j^{l-1}$	
<b>اتمام حلقه</b>	
- محاسبه: $\hat{T}_{r,j}(k) \triangleq N_{PN} \eta_j^l$ و $\hat{A}_{r,j}(Z(k)) \triangleq N_{PN} \xi_j^l$	
- تقریب تابع درست نمایی سراسری: $\tilde{p}_j(Z(k) X(k))$ توسط رابطه (23)	
- محاسبه وزن ذرات: $\omega_j^{(i)}(k) = \tilde{p}_j(Z(k) X_j^{(i)}(k))$	
- نرمالیزه کردن وزن ذرات	
- تخمین حالت: $\hat{X}_j(k) = \sum_{i=1}^{N_{PF}} \omega_j^{(i)}(k) X_j^{(i)}(k)$	
- باز نمونه برداری ذرات	
الگوریتم انتخاب حسگر	
- محاسبه $r_j^*(k+1)$ توسط رابطه (43)	
- تعیین $\mathcal{N}_{ss,j}(k+1)$ و فعال سازی حسگرهای انتخابی	
<b>اتمام حلقه</b>	
<b>تکته 2.</b> چنانچه در رابطه (41) مشاهده می شود، واریانس نویز $\gamma_i(k)$ (یعنی $R_{\gamma,i}(k)$ ) که تشکیل دهنده نویز وابسته به حالت مشاهدات حسگرهای زاویه است، در محاسبه فاصله مورد نیاز بین حسگر و هدف برای رسیدن به معیار مطلوب (کران پایین مطلوب کواریانس تخمین گرها) تاثیرگذار است. بنابراین، در الگوریتم انتخاب حسگر توزیع یافته پیشنهادی، نویز وابسته به حالت حسگرهای زاویه حسگرها نیز در نظر گرفته شده اند.	
<b>تکته 3.</b> الگوریتم انتخاب حسگر پیشنهادی در این مقاله بار محاسباتی کمتری نسبت به روش پیشنهادی در [24] دارد. در [24]،	



$$\begin{aligned}\varphi_1(X(k)) &= 1 \\ \varphi_2(X(k)) &= 1/x(k) \\ \varphi_3(X(k)) &= y(k)/x(k) \\ \varphi_4(X(k)) &= 1/x^3(k) \\ \varphi_5(X(k)) &= y^3(k)/x^3(k).\end{aligned}$$

برای محاسبه ضرایب  $\alpha_{j,r}(k)$  در هر بازه نمونه برداری، از الگوریتم حداقل مربعات<sup>۸</sup> (LS) استفاده می شود. به عبارت دیگر، ضرایب  $\alpha_{j,r}(k)$  به گونه ای انتخاب می شوند که مجموع مربعات خطای خروجی برای ذرات فیلتر ذره ای در هر لحظه یعنی عبارت  $\sum_{i=1}^{N_{PF}} \|\tilde{a}_j(X_j^{(i)}(k)) - a_j(X_j^{(i)}(k))\|^2$  کمینه گردد [۱۳].

نتایج شبیه سازی برای تعداد گام های اجماع برابر  $L = 4$  به شرح زیر می باشد. شکل ۲ مسیر واقعی هدف را به همراه موقعیت های تخمین زده شده توسط پردازشگرهای مختلف در برخی لحظات شبیه سازی نشان می دهد. مشاهده می شود که تمامی پردازشگرها قادر به تخمین موقعیت هدف بوده اند. حسگرهای انتخابی در لحظه  $k = 50$  نیز در این شکل مشخص شده اند. همچنین خطای  $RMSE^9$  موقعیت پردازشگرهای مختلف در طول زمان در شکل ۳ قابل مشاهده است. این خطاها با کران PCRLB تخمین زده شده توسط روش ارائه شده در بخش ۴-۱ مقایسه شده اند. همچنین خطای  $RMSE$  برای تخمین گر متمرکز در این شکل به تصویر کشیده شده است. چنانچه در این شکل دیده می شود، خطای تخمین گرهای محلی در روش توزیع یافته نسبت به خطای تخمین گر متمرکز، افزایش یافته اند. این افزایش خطا به علت استفاده از تقریب تابع درست نمایی سراسری در روش توزیع یافته می باشد. همچنین مشاهده می شود که خطای پردازشگرها در لحظاتی که هدف به آن ها نزدیک تر بوده، کمتر می باشد. به طور مثال خطای پردازشگر ۱۶ در لحظات اولیه که هدف در فاصله دورتری از آن قرار دارد بیشتر بوده و در لحظات پایانی و با نزدیک شدن هدف، این خطا کاهش پیدا کرده است. این امر به این علت است که با افزایش فاصله میان حسگرها و هدف، تاثیر نویز ضربی بیشتر شده و خطا افزایش می یابد. شکل ۴ میزان مصرف انرژی انباشته شده را برای تخمین گر توزیع یافته با و بدون انتخاب حسگر نمایش می دهد. از آنجا که بخش اعظم انرژی مصرف شده در یک شبکه مربوط به انتقال بی سیم اطلاعات می باشد، میزان انرژی مصرفی در ارسال داده ها از حسگرهای انتخابی به پردازشگرها در هر لحظه محاسبه شده است. بدین منظور، از مدل مصرف انرژی زیر استفاده شده است [۳۰].

$$E(i, j) = (e_t + e_d r_{ij}^\alpha) b$$

که در آن،  $E(i, j)$  میزان انرژی مصرفی در انتقال اطلاعات از حسگر  $i$ ام به پردازشگر  $j$ ام بر حسب میلی ژول،  $r_{ij}$  فاصله بین حسگر  $i$ ام و پردازشگر

تمامی بازه های نمونه برداری، ابتدا هر پردازشگر به محاسبه و مقایسه ماتریس اطلاعات فیلتر تمامی حسگرهای مجاور خود می پردازد و بر این اساس یک حسگر را انتخاب می کند. سپس، تمامی پردازشگرها به مقایسه ماتریس اطلاعات فیلتر حسگر انتخابی خود و حسگر انتخابی سایر پردازشگرها پرداخته و در نهایت یک حسگر به عنوان حسگر انتخابی اول در شبکه در نظر گرفته می شود. این مرحله با در نظر گرفتن حسگر انتخابی اول تکرار شده و حسگر انتخابی دوم در شبکه تعیین می شود. بنابراین، می بایست به اندازه تعداد حسگرهایی که تمایل به انتخاب آن وجود دارد، این مرحله تکرار شود. این مساله باعث افزایش زمان محاسبات الگوریتم پیشنهادی در [۲۴] می گردد. همچنین، به علت مقایسه ماتریس اطلاعات فیلتر حسگرها بین پردازشگرهای مختلف، بار ارتباطی بیشتری در روش پیشنهادی در [۲۴] وجود دارد. این در حالی است که در روش پیشنهادی این مقاله، هر پردازشگر به صورت مستقل و بدون نیاز به ارتباط با سایر پردازشگرها و تنها با محاسبه و به روزرسانی ماتریس اطلاعات فیلتر حسگرهای انتخابی مجاور خود، به انتخاب حسگر می پردازد.

## ۵- شبیه سازی

به منظور ارزیابی روش های تخمین حالت و انتخاب حسگر توزیع یافته پیشنهادی، یک سناریوی ردیابی هدف، شبیه سازی شده است. مدل حرکت هدف و مدل مشاهدات توسط رابطه (۱) ارائه شده اند. واریانس نویز جمعی و ضربی مشاهدات به ترتیب برابر با  $R_{n,t}(k) = 0.5$  و  $R_{y,t}(k) = 0.03$  در نظر گرفته شده اند. همچنین شدت نویز فرآیند  $q = 0.5$  و زمان نمونه برداری  $T = 1s$  می باشد. تعداد ذرات در فیلتر ذره ای برابر با  $N_{PF} = 200$  قرار داده شده است. در الگوریتم اجماع، وزن های متروپولیس<sup>۷</sup> به کار گرفته شده اند. این وزن ها به صورت زیر محاسبه می شوند [۲۹]

$$\pi_{j,j'} = \begin{cases} \frac{1}{1 + \max\{|\mathcal{N}_j(k)|, |\mathcal{N}_{j'}(k)|\}}, & (j, j') \in \mathcal{I} \\ \frac{1}{1 - \sum_{l \in \mathcal{I} \setminus \{j\}} \pi_{j,l}}, & j = j' \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

که در آن،  $|\mathcal{N}_j(k)|$  برابر با تعداد اعضای مجموعه  $\mathcal{N}_j(k)$  می باشد. در الگوریتم انتخاب حسگر پیشنهادی، کران پایین مطلوب برای کواریانس تخمین گر برابر با  $G_0 = 10^{-3}I$  در نظر گرفته شده است. در این مقاله، با توجه به بسط سری تیلور تابع معکوس تانژانت تا مرتبه سه،  $R_a = 5$  و توابع  $\varphi_r(X(k))$  به صورت زیر انتخاب شده اند

<sup>۸</sup> Least Square

<sup>۹</sup> Root Mean Square Error

<sup>۷</sup> Metropolis weights

با توجه به شکل ۴ می توان دریافت که الگوریتم انتخاب حسگر منجر به کاهش قابل ملاحظه ای در میزان مصرف انرژی گشته است. در جدول ۲، میانگین خطای RMSE تمامی پردازشگرها برای تعداد گام های مختلف اجماع توسط اجرای ۱۰۰ شبیه سازی مونت-کارلو<sup>۱۱</sup>، محاسبه و ارائه شده است. چنانچه قابل مشاهده است، این خطا با افزایش تعداد گام های اجماع کاهش می یابد. همچنین در این جدول، خطای RMSE مربوط به تخمین گر و الگوریتم انتخاب حسگر پیشنهادی در حالت متمرکز ارائه شده است. مشاهده می شود که خطای تخمین گر متمرکز کوچکتر از خطای تخمین گر توزیع یافته می باشد. زیرا همانطور که ذکر شد، در تخمین گر توزیع یافته پیشنهادی، از تقریب تابع درست نمایی سراسری برای وزن دهی ذرات استفاده می شود. هرچند، با توجه به در نظر گرفتن مزیت های تخمین توزیع یافته، این میزان افزایش خطا در بسیاری از کاربردها قابل چشم پوشی است.

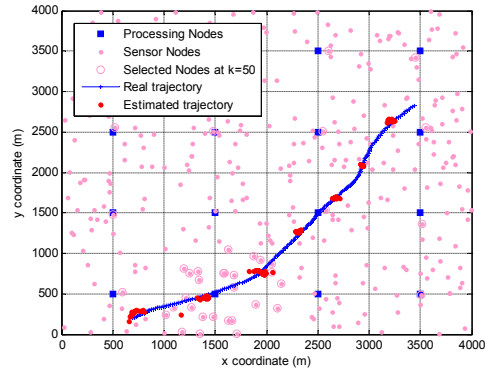
جدول ۲: دقت ردیابی با اجرای ۱۰۰ شبیه سازی مونت-کارلو

تخمین گر و انتخاب حسگر	$L = 7$	$L = 6$	$L = 5$	$L = 4$	$L = 3$
توزیع یافته	۲۶/۹	۲۹/۱۹	۳۲/۹۶	۳۵/۹۳	۵۷/۱۹
تخمین گر و انتخاب حسگر متمرکز پیشنهادی			۲۱/۹		

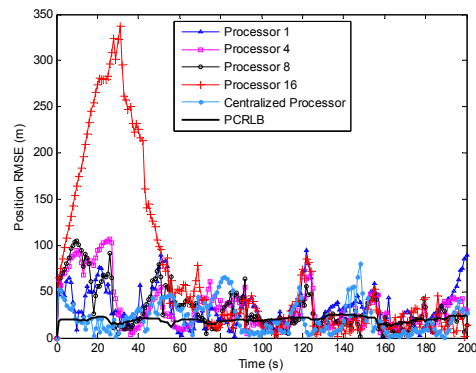
جدول ۳: انرژی مصرفی تخمین گر توزیع یافته پیشنهادی با و بدون انتخاب حسگر با اجرای ۱۰۰ شبیه سازی مونت-کارلو

تخمین گر توزیع یافته	انرژی کل مصرفی (میلی ژول)	خطای RMSE موقعیت برای $L = 4$ (متر)
پیشنهادی با انتخاب حسگر	۴۰۴۴۳۴/۰۰۶۷	۳۵/۹۳
تخمین گر توزیع یافته بدون انتخاب حسگر	۵۲۹۹۲۵/۵۲۱۱	۳۴/۳۸

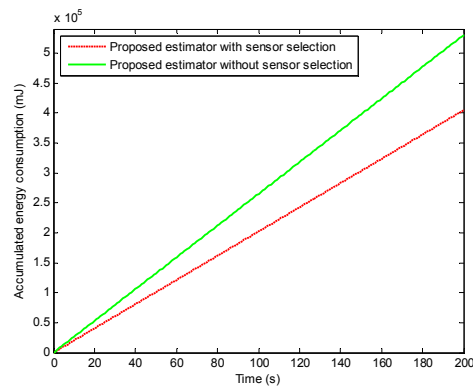
زام و  $b = 1024$  تعداد بیت های ارسالی در هر انتقال اطلاعات می باشد. در این مدل،  $\alpha = 2$  با توجه به مشخصات پیوند بی سیم و  $e_t = 23 \times 10^{-5}$  و  $10^{-8}$  با توجه به مشخصات فرستنده-گیرنده بی سیم به کاررفته در گر ها تعیین می شوند [۳۰].



شکل ۲: مسیر واقعی و تخمین زده شده هدف به همراه حسگرهای انتخابی در لحظه  $k = 50$



شکل ۳: مقایسه خطای RMSE پردازشگرهای مختلف با کران PCRLB و خطای RMSE تخمین گر متمرکز



شکل ۴: مقایسه بین مصرف انرژی انباشته شده تخمین گر توزیع یافته با و بدون انتخاب حسگر

<sup>۱۱</sup> Monte-Carlo

- [6] Dong H., Wang Z., Alsaadi F.E., Ahmad B., 2015, "Event-triggered robust distributed state estimation for sensor networks with state-dependent noises", *International Journal of General Systems*, 44 (2), pp.254-266.
- [7] Read J., Achutegui K., Míguez J., 2014, "A distributed particle filter for nonlinear tracking in wireless sensor networks", *Signal Processing*, 98, pp. 121-134.
- [8] Yu C.H., Choi J.W., 2014, "Interacting multiple model filter-based distributed target tracking algorithm in underwater wireless sensor networks", *International Journal of Control, Automation, and Systems*, 12, pp. 618-627.
- [9] Chen Cailian, Zhu Shanying, Guan Xinping, Shen Xuemin, *Wireless sensor networks: distributed consensus estimation*, first, ed., Springer, 2014.
- [10] Mohammadi A., Asif A., 2015, "Distributed consensus + innovation particle filtering for bearing/range tracking with communication constraints", *IEEE Transactions on Signal Processing*, 63 (3), pp. 620-635.
- [11] Li W., Jia Y., 2012, "Consensus-based distributed multiple model UKF for jump Markov nonlinear systems", *IEEE Transactions on Automatic Control*, 57 (1), pp. 227-233.
- [12] Açikmeşe B., Mandić M., Speyer J.L., 2014, "Decentralized observers with consensus filters for distributed discrete-time linear systems", *Automatica*, 50 (4), pp. 1037-1052.
- [13] Hlinka O., Slučiak O., Hlawatsch F., Djurić P.M., Rupp M., 2012, "Likelihood consensus and its application to distributed particle filtering", *IEEE Transactions on Signal Processing*, 60 (8), pp. 4334-4349.
- [14] Battistelli G., Chisci L., 2014, "Kullback-Leibler average, consensus on probability densities, and distributed state estimation with guaranteed stability", *Automatica*, 50 (3), pp. 707-718.
- [15] Battistelli G., Chisci L., Mugnai G., Farina A., Graziano A., 2015, "Consensus-based linear and nonlinear filtering", *IEEE Transactions on Automatic Control*, 60 (5), pp. 1410-1415.
- [16] Olfati-Saber R., Murray R.M., 2004, "Consensus problems in networks of agents with switching topology and time-delays", *IEEE Transactions on Automatic Control*, 49 (9), pp. 1520-1533.
- [17] Hu X., Bao M., Zhang X.P., Guan L., Hu Y.H., 2015, "Generalized iterated Kalman filter and its performance evaluation", *IEEE Transactions on Signal Processing*, 63 (12), pp. 3204-3217.
- [18] Harlim J., Mahdi A., Majda A.J., 2014, "An ensemble Kalman filter for statistical estimation of physics constrained nonlinear regression models", *Journal of Computational Physics*, 25, pp. 782-812.
- [19] Zhen Y., Harlim J., 2015, "Adaptive error covariances estimation methods for ensemble Kalman filters", *Journal of Computational Physics*, 294, pp. 619-638.

در جدول ۳، انرژی کل مصرفی تخمین گر توزیع یافته پیشنهادی در طول زمان با و بدون انتخاب حسگر برای  $L = 4$  مقایسه شده است. همچنین در این جدول مقدار میانگین خطای RMSE برای  $L = 4$  ارائه شده است. با توجه به نتایج ارائه شده در این جدول می توان نتیجه گرفت که الگوریتم انتخاب حسگر منجر به کاهش قابل ملاحظه ای در میزان مصرف انرژی می گردد، در حالی که مقدار خطا افزایش ناچیزی یافته است.

## ۶- نتیجه گیری

در این مقاله، یک روش تخمین حالت توزیع یافته بر اساس اجماع بر روی توابع درست نمایی و در حضور نویز وابسته به حالت حسگرهای زاویه ارائه شد. همچنین، کران PCRLB به صورت توزیع یافته و با در نظر گرفتن نویز وابسته به حالت استخراج شده و با تعریف یک کران پایین مطلوب برای کواریانس تخمین گر، در هر مرحله از تخمین حالت، حسگرهایی که میزان اطلاعات مطلوب را فراهم می کنند برای شرکت در تخمین حالت مرحله بعد فعال شدند. نتایج شبیه سازی نشان دهنده این است که مصرف انرژی با اجرای الگوریتم انتخاب حسگر به طرز محسوسی کاهش می یابد در حالی که خطای ردیابی افزایش ناچیزی داشته است. همچنین خطای ردیابی تخمین گر توزیع یافته پیشنهادی با خطای تخمین گر متمرکز مقایسه شد. این مقایسه نشان دهنده افزایش خطا در حالت توزیع یافته بود. علت این افزایش خطا استفاده از تقریب تابع درست نمایی سراسری برای وزندهی ذرات در تخمین گر توزیع یافته پیشنهادی می باشد. هرچند، با توجه به در نظر گرفتن مزیت های تخمین توزیع یافته، استفاده از روش پیشنهادی با تعداد گام های مناسب اجماع، در بسیاری از کاربردها ترجیح داده می شود.

## مراجع

- [1] Chen J., Zhang D., Yu L., 2015, "Distributed non-fragile filtering for sensor networks with randomly occurring filter gain variations", *International Journal of General Systems*, 44 (7-8), pp. 778-790.
- [2] Yick J., Mukherjee B., Ghosal D., 2008, "Wireless sensor network survey", *Computer Networks*, 52, pp. 2292-2330.
- [3] Othman M.F., Shazali K., 2012, "Wireless sensor network applications: a study in environment monitoring system", *Procedia Engineering*, 41, pp. 1204-1210.
- [4] Fayyaz M., 2011, "Classification of object tracking techniques in wireless sensor networks", *Wireless Sensor Network*, 3, pp. 121-124.
- [5] Ramya K., Praveen Kumar K., Srinivas Rao V., 2012, "A survey on target tracking techniques in wireless sensor networks", *International Journal of Computer Science & Engineering Survey*, 3 (4), pp. 93-108.

- [25] Liu Z., Wang J., Zue Y., 2013, "PCRLB-based sensor selection for maneuvering target tracking in range-based sensor networks", *Future Generation Computer Systems*, 29, pp. 1751-1757.
- [26] Arulampalam M.S., Maskell S., Gordo, N., Clapp, T., 2002, "A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking", *IEEE Transactions on Signal Processing*, 50, (2), pp. 174-188.
- [27] Fu X., Jia Y., 2010, "An Improvement on Resampling Algorithm of Particle Filters", *IEEE Transactions on Signal Processing*, 58 (10), pp. 5414-5420.
- [28] Steven Kay M., *Fundamentals of statistical signal processing: estimation theory*, Prentice-Hall, (1993).
- [29] Calafiore G.C., Abrate F., 2009, "Distributed linear estimation over sensor networks", *International Journal of Control*, 82 (5), pp. 868-882.
- [30] Zhang S., Xiao W., Ang V.M.H., Tham C.K., 2007, "IMM filter based sensor scheduling for maneuvering target tracking in wireless sensor networks", *International Conference on Intelligent Sensors, Sensor Networks and Information*, pp. 287 – 292.
- [21] Hu X., Hu Y., Xu B., 2014, "Generalized Kalman filter tracking with multiplicative measurement noise in a wireless sensor network", *IET Signal Processing*, 8 (5), pp. 467-474.
- [22] Keshavarz-Mohammadiyan A., Khaloozadeh H., 2016, "Interacting multiple model and sensor selection algorithms for maneuvering target tracking in wireless sensor networks with multiplicative noise", *International journal of systems science*, doi 10.1080/00207721.2016.1177128.
- [23] Zhang Q., Zhang C., Liua M., Zhang S., 2014, "Local node selection for target tracking based on underwater wireless sensor networks", *International Journal of Systems Science*, 46 (16), pp. 2918-2927.
- [24] Mohammadi A., Asif A., 2015, "Consensus-based distributed dynamic sensor selection in decentralized sensor networks using the posterior Cramér–Rao lower bound", *Signal Processing*, 108, pp. 558-575.