Information Technology Innovations and Applied Communication
Vol. 4, No. 2, Summer, 2026, Serial No. 10,pp.37-49

An efficient method for sensor selection, considering communication overhead, based on semidefinite programming

Meysam R.Danaee*[1]

* Assistant Professor, of Imam Hossein University, Tehran, Iran.

(**Received:** 27 May 2026, **Revised:** 16 July 2026, **Accepted:** 09 August 2026, **Published:** 23 August 2026)

Abstract

In wireless sensor networks, sensors that do not provide valuable information about internal or external events in the network can be deactivated to optimize their limited energy consumption and that of the entire network. This study presents an innovative and efficient method for selecting sensors that provide informative data, considering both the total received information and communication overhead. To achieve this, we mathematically model energy depletion in sensors based on the number of transmitted bits from nodes and incorporate this model into the cost function, leading to the formulation of a novel optimization problem. By leveraging convex relaxation, this problem is transformed into a semidefinite optimization framework. To evaluate the proposed method, a combination of the extended Kalman filter and a sensor selection algorithm based on the generalized Fisher information matrix is employed for the trajectory estimation of a simulated nonlinear moving target. The obtained results demonstrate that the proposed algorithm significantly outperforms one of the most recent approaches in this domain, which does not consider communication overhead.

Keywords: Wireless Sensor Networks, Effective Sensor Selection, Semidefinite Programming, Energy Consumption Management, Communication Overhead, Convex Relaxation

* Corresponding Author E-mail: mraeesdanaee@ihu.ac.ir

مجله علمی - «نوآوری‌های فناوری اطلاعات و ارتباطات کاربردی»
سال چهارم، شماره 2، فصل تابستان 1405؛ ص 49-37.

روشی کارآمد برای انتخاب حس‌گر، با لحاظ‌کردن سربار ارتباطی، مبتنی بر بهینه‌سازی نیمه معین

میثم رئیس دانایی*[1]

1- استادیار، دانشگاه جامع امام حسین (ع)، تهران، ایران.

(دریافت: 06 خرداد 1405 بازنگری: 25 تیر 1405 پذیرش: 18 مرداد 1405 انتشار: 01 شهریور 1405)

چکیده:

در شبکه‌های حسگری، حسگرهایی که اطلاعاتی باارزش از رخدادهای داخلی یا خارجی شبکه ارائه نمی‌دهند، می‌توانند در حالت غیرفعال قرار گیرند تا مصرف انرژی محدود آن‌ها و کل شبکه بهینه شود. در این مقاله، یک روش نوآورانه و کارآمد برای انتخاب حسگرهای دارای اطلاعات مؤثر ارائه‌شده است که علاوه بر مجموع داده‌های دریافت شده، سربار ارتباطی را نیز لحاظ می‌کند. در این راستا، با مدل‌سازی ریاضی افت انرژی در حسگرها بر اساس میزان بیت‌های ارسالی از گره‌ها و ادغام این مدل در تابع هزینه، مسئله‌ای جدید در حوزه بهینه‌سازی مطرح‌شده است. سپس، با بهره‌گیری از آزادسازی محدب، این مسئله به یک مسئله بهینه‌سازی نیمه معین تبدیل‌شده است. برای ارزیابی روش پیشنهادی، از ترکیب فیلتر کالمن توسعه‌یافته و الگوریتم انتخاب حس‌گر مبتنی بر ماتریس اطلاعاتی فیشر تعمیم‌یافته جهت تخمین مسیر حرکت غیرخطی یک هدف شبیه‌سازی‌شده استفاده‌شده است. نتایج به‌دست‌آمده نشان می‌دهند که الگوریتم پیشنهادی، در مقایسه با یکی از جدیدترین رویکردهای موجود در این حوزه که سربار ارتباطی را در نظر نمی‌گیرد، عملکرد به‌مراتب بهتری ارائه می‌دهد.

کلیدواژه‌ها: شبکه‌های حسگری بی‌سیم، انتخاب حسگرهای مؤثر، بهینه‌سازی نیمه معین، مدیریت مصرف انرژی، سربار مخابراتی، رهاسازی محدب.

.

* رایانامه نویسنده مسئول: E-mail: mraeesdanaee@ihu.ac.ir

1. مقدمه

در یک شبکه حسگری بی‌سیم (WSN) معمولی، تعداد زیادی حسگر به‌صورت تصادفی در یک منطقه مستقر می‌شوند که هدف از آن پایش محیط، ردیابی یا تعیین موقعیت یک هدف واقع در داخل یا نزدیکی این محدوده است. شبکه‌های حسگری بی‌سیم در طیف گسترده‌ای از کاربردها مورداستفاده قرار می‌گیرند، از نظارت بر مرزها گرفته [1, 2] تا مانیتورینگ شهری و پزشکی [3]. حسگرها به طور معمول دارای منابع انرژی محدودی هستند که اغلب تجدیدپذیر نمی‌باشند؛ بنابراین، لازم است تدابیری اتخاذ شود تا این منابع انرژی به‌صورت بهینه مورداستفاده قرار گیرند و میزان اتلاف آن‌ها به حداقل برسد [4]. به‌عنوان‌مثال، در یک استقرار تصادفی حسگرها، ممکن است تعداد زیادی از آن‌ها داده‌های تکراری درباره‌ی یک رخداد ارائه دهند. در چنین شرایطی، فعال نگه‌داشتن تمامی حسگرها تأثیر چندانی در افزایش دقت تخمین موقعیت یا مسیر حرکت هدف ندارد، اما منجر به مصرف غیرضروری منابع انرژی محدود آن‌ها می‌شود.

بدین منظور، یکی از راهکارهای مؤثر برای کاهش مصرف انرژی، انتخاب حس‌گرهایی است که بیشترین اطلاعات را فراهم می‌کنند، درحالی‌که سایر حسگرهای شبکه WSN در حالت غیرفعال باقی می‌مانند. این روش می‌تواند بهره‌وری انرژی شبکه را بهبود بخشد و عملکرد آن را بهینه‌سازی کند.

مسئله‌ی انتخاب حسگر به‌عنوان یک مسئله‌ی بهینه‌سازی، در قالب توازن میان عملکرد تخمین (اعم از تعیین موقعیت یا مسیر حرکت) و میزان مصرف انرژی ناشی از فعال‌سازی حسگرهای منتخب مطرح می‌شود [5, 6, 7, 8, 9]. هدف اصلی در این زمینه، حداقل‌سازی خطای تخمین که از طریق سنجه‌ای مثل میانگین مربعات خطا (MSE[1])سنجیده می‌شود، در کنار کاهش مصرف انرژی حسگرها است، به‌گونه‌ای که بهینه‌ترین عملکرد در تخمین موقعیت یا مسیر حرکت حاصل گردد.

به‌کارگیری معیارهای سنجش میزان اطلاعات حسگرها نقش اساسی در فرایند انتخاب آن‌ها ایفا می‌کند و از اهمیت قابل‌توجهی در این حوزه برخوردار است. در [10]، یک معیار مبتنی بر واگرایی رِنی[2] در نظریه‌ی اطلاعات به‌عنوان تابع هدف برای مدیریت حسگر به‌کارگرفته‌شده است. همچنین، در [11, 12]، رویکردهای مبتنی بر اطلاعات برای همکاری حسگرها در شبکه‌های حسگری خودسازمانده ارائه‌شده‌اند. کران پایین کرامِر - رائو پسین (PCRLB[3]) به‌عنوان یک حد نظری برای میانگین مربعات خطا (MSE) در تخمین وضعیت هدف در تخمین‌گر بیزی مطرح می‌شود. این کران پایین متعارف (غیرشرطی[4]) به‌صورت آفلاین و بر اساس مدل دینامیکی وضعیت، مدل اندازه‌گیری، و دانش اولیه از وضعیت اولیه سامانه تعیین می‌شود. همچنین، ماتریس اطلاعات فیشر (FIM[5]) از طریق محاسبه‌ی امید ریاضی توزیع مشترک اندازه‌گیری‌ها و وضعیت‌های هدف تا زمان جاری استخراج می‌گردد؛ بنابراین، PCRLB عملکرد رهگیری هدف را به‌صورت میانگین بر تمامی تحقق‌های ممکن مسیر منعکس می‌کند.

در زمینه‌ی انتخاب حسگر به‌صورت آنلاین، تلاش‌هایی برای لحاظ‌کردن اطلاعات مرتبط با تحقق فعلی مسیر صورت‌گرفته است. این اطلاعات از طریق اندازه‌گیری‌های انباشته‌شده به‌دست‌آمده و در محاسبه‌ی PCRLB لحاظ گردیده‌اند. در [13] یک چارچوب کلی برای مدیریت نظام‌مند چندین حسگر در رهگیری اهداف در حضور اغتشاش معرفی‌شده است. این روش با استفاده از کران پایین کرامِر - رائو پسین (PCRLB) دقت تخمین وضعیت هدف را ارزیابی و کنترل می‌کند و همچنین، با درنظرگرفتن منابع محدود حسگرها و عدم قطعیت در منشأ اندازه‌گیری‌ها (شامل اندازه‌گیری‌های هدف زا و هشدارهای کاذب)، راهبُردهای بهینه‌ی استقرار حسگرها طراحی می‌شود و در [14]، مفهوم کران پایین کرامِر - رائو شرطی معرفی‌شده است و یک روش بازگشتی نظام‌مند برای ارزیابی آن توسعه‌یافته است.

مستقل از روش ارزش‌گذاری اطلاعات حسگرها، مسئله‌ی انتخاب حسگر یک مسئله‌ی برنامه‌ریزی عدد صحیح[6] با پیچیدگی ترکیباتی[7] است که برای شبکه‌های حسگری بزرگ‌مقیاس[8] حل ناپذیر محسوب می‌شود. به‌منظور کاهش پیچیدگی محاسباتی، اخیراً الگوریتم‌های بهینه‌سازی محدب و بهینه‌سازی مبتنی بر رهاسازی محدب[9] پیشنهادشده‌اند.

در [15]، نخستین تلاش قابل‌توجه در زمینه حل مسئله انتخاب حسگر (گره شبکه) با استفاده از بهینه‌سازی محدب ارائه‌شده است. روش پیشنهادی قادر است پاسخ بهینه سراسری را برای مسئله‌ای که تحت رهیافت رهاسازی قرار گرفته، ارائه دهد، بدون آنکه گرفتار جواب‌های محلی[10] شود. پیچیدگی محاسباتی این روش به‌صورت مکعبی نسبت به تعداد حسگرهای منتخب افزایش می‌یابد که به طور قابل‌توجهی کمتر از هزینه محاسباتی جستجو در مسئله اصلی است.

در [16]، رهیافت رهاسازی محدب به‌صورت تصادفی شتاب‌یافته معرفی شد، اما هزینه محاسباتی آن همچنان با

[1] Mean square error
[2] R´enyi divergence
[3] Posterior Cram´er-Rao Lower Bound
[4] Unconditional
[5] Fisher information matrix
[6] Integer programming problem
[7] Combinatorial complexity
[8] Large-scale sensor network
[9] Convex relaxation
[10] Local solutions

افزایش ابعاد حسگرها بالا باقی ماند. در این زمینه، ایده دیگری که برای کاهش تعداد گره‌های انتخابی مطرح‌شده، برجسته‌سازی تنکی بردار انتخاب گره‌های شبکه است. این مفهوم ابتدا توسط [17] و [18] ارائه شد و سپس در پژوهش [19] برای انتخاب گره‌ها در مدل هدف دینامیکی توسعه یافت.

در مقاله مهم [20] از همین ایده برجسته‌سازی تنکی بهره گرفته‌شده است تا روش‌هایی با بار محاسباتی سبک‌تری معرفی شوند که به‌عنوان تقریب‌هایی از روش رهاسازی محدب عمل می‌کنند. این روش‌ها با کاهش جزئی در عملکرد، منجر به افزایش سرعت پردازش می‌شوند.

در مقاله [21] یک الگوریتم مبتنی بر داده‌های اخیر برای انتخاب حسگرها ارائه‌شده است. بااین‌حال، محدودیت این روش آن است که مدل حالت هدف و مدل مشاهده باید خطی باشند.

در تازه‌ترین پژوهش، [22]، مسئله انتخاب گره به‌صورت یک مسئله محدبِ برنامه‌ریزی نیمه معین[1] مطرح‌شده است. در این روش، قیود مربعی مسئله بهینه‌سازی به نامعادلات ماتریسی خطی تبدیل می‌شوند تا حل آن‌ها با استفاده از جعبه‌ابزارهای موجود برای بهینه‌سازی محدب تسهیل گردد.

یکی از محدودیت‌های اساسی تمامی روش‌های مذکور، عدم لحاظ مستقیم سربار مخابراتی در تابع هزینه مسئله انتخاب گره‌های مناسب است. اگرچه در برخی پژوهش‌ها تلاش شده است با برجسته‌سازی تنکی بردار انتخاب گره، تعداد گره‌های منتخب کاهش یابد تا درنهایت سربار مخابراتی کمتر شود، اما کاهش تعداد حسگرها لزوماً به کاهش سربار مخابراتی منجر نمی‌شود. به‌عنوان نمونه، انتخاب چهار حسگر بافاصله زیاد از گره مرکزی ممکن است سربار مخابراتی بیشتری نسبت به انتخاب هشت حسگر نزدیک به آن ایجاد کند.

در این پژوهش، با بهره‌گیری از مدل ریاضی مصرف انرژی گره‌ها بر اساس فاصله آن‌ها از گره مرکزی و لحاظ این هزینه‌ها در تابع هزینه مسئله انتخاب گره، به رهیافت نوین و کارآمدی دست‌یافته‌ایم. این روش نسبت به الگوریتم‌های جدیدی که اخیراً در این حوزه مطرح‌شده‌اند، بهبود عملکرد قابل‌توجهی را نشان می‌دهد. تحلیل‌های انجام‌شده در سطوح مختلف نویز و تعداد حسگرهای منتخب، اثربخشی این رهیافت را در نتایج شبیه‌سازی‌ها تأیید می‌کند.

ادامه این مقاله به این صورت است: در بخش 2، به مدل‌سازی داده‌ها و معادله‌ی غیرخطی مربوط به دریافت مشاهدات پرداخته شده است. بخش 3 به تشریح نحوه‌ی به‌کارگیری فیلتر کالمن توسعه‌یافته (EKF) برای تخمین حالت دینامیکی هدف متحرک در شبکه حسگری بی‌سیم (WSN) اختصاص دارد؛ با این تفاوت که در این مرحله، تمامی گره‌های شبکه در فرایند تخمین مشارکت دارند و هنوز موضوع انتخاب مجموعه‌ای بهینه از حسگرها مطرح نشده است. در بخش 4، از کران پایین کرامر - رائو پسین (PCRLB) به‌منظور انتخاب حسگرهای مناسب برای استفاده در فیلتر توسعه‌یافته EKF جهت تخمین مسیر حرکت هدف در شبکه WSN بهره گرفته‌شده است. در همین بخش، مدل‌سازی ریاضی مصرف انرژی در شبکه‌های حسگر بی‌سیم صورت‌گرفته و این عامل به‌عنوان مؤلفه‌ای جدید به تابع هزینه‌ی مسئله‌ی بهینه‌سازی پیشنهادی افزوده‌شده است. بخش 5 به ارائه‌ی نتایج شبیه‌سازی در سناریوهای مختلف و مقایسه‌ی عملکرد الگوریتم پیشنهادی با الگوریتم معرفی‌شده در مرجع [22] می‌پردازد. درنهایت، بخش 6 به جمع‌بندی و نتیجه‌گیری از دستاوردهای تحقیق اختصاص‌یافته است.

2. مدل‌سازی داده

فرض کنید که یک هدف در حال عبور از میان N حسگر در یک شبکه حسگر بی‌سیم WSN است، به‌گونه‌ای که بردار موقعیت دوبعدی توسط بردار $[x_s, y_s]^T$ نشان داده می‌شود. هدف این است که حسگرهای شبکه با دریافت سیگنال ارسالی از هدف و انتقال مشاهدات خود، به تخمین بردار حالت هدف و ردیابی مسیر آن بپردازند. تمامی این مشاهدات به یک گره مرکزی ارسال می‌شوند که وظیفه پردازش داده‌های دریافت شده و محاسبه تخمین بردار حالت هدف را بر عهده دارد.

بردار حالت هدف در زمان k به‌صورت $\boldsymbol{x}(k)=[x_k, v_{x_k}, y_k, v_{y_k}]^{\mathrm{T}}$ تعریف می‌شود.

که در آن x_k و y_k موقعیت‌های هدف در راستای محورهای x- و y- هستند و v_{x_k} و v_{y_k} سرعت‌های هدف در راستای محورهای x- و y- هستند. در یک‌لحظه گسسته k ، بردار حالت هدف مطابق یک فرایند مارکوف مرتبه اول، مانند مدل سرعت ثابت[2] (CV)، تکامل می‌یابد:

$$\boldsymbol{x}(k+1) = \boldsymbol{F}\boldsymbol{x}(k) + \boldsymbol{G}\boldsymbol{w}(k) \quad (1)$$

که در آن، ماتریس انتقال $\boldsymbol{F}$ به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\boldsymbol{F} = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

در رابطه (2)، T فاصله زمانی میان دو نمونه‌گیری متوالی حسگرها را نشان می‌دهد و $\boldsymbol{w}(k)$ یک بردار نویز فرایند گاوسی سفید با میانگین صفر و ماتریس کوواریانس $\boldsymbol{Q}$ است. همچنین، ماتریس $\boldsymbol{G}$ به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\boldsymbol{G} = \begin{bmatrix} T^2/2 & 0 \\ T & 0 \\ 0 & T^2/2 \\ 0 & T \end{bmatrix}. \quad (3)$$

[1] Semidefinite programming

[2] Constant Velocity

برای حسگر sام که s در مجموعه $\{1,\cdots,S\}$ است، مقدار اندازه‌گیری $z^s(k)$ نشان‌دهنده قدرت سیگنال دریافت شده از هدف (RSS) است که برحسب واحد دسی‌بل (dB) بیان می‌شود. این مقدار به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\begin{aligned} &z^s(k) \\ &= K - 10\alpha \log_{10}\sqrt{(x_k - x_s)^2 + (y_k - y_s)^2}/d_{0,s} \\ &+ v^s(k), s = 1,\cdots,S \end{aligned} \quad (4)$$

دراین‌رابطه، $d_{0,s}$ فاصله‌ای است که در آن قدرت سیگنال دریافت شده از هدف در حسگر s برابر K است. همچنین، $v^s(k)$ نویز سایه‌زنی[1] در حسگر s بوده که یک نویز گاوسی سفید جمع‌شونده با میانگین صفر و واریانس σ_v^2 است. ضریب تضعیف مسیر α معمولاً مقداری بین ۲ تا ۵ دارد.

در بخش بعدی، نحوه استفاده از فیلتر کالمن توسعه‌یافته[2] (EKF) برای تخمین بردار حالت هدف $\boldsymbol{x}(k)$ که در رابطه (۱) تعریف‌شده است، در هر لحظه گسسته k بررسی خواهد شد.

3. تخمین حالت دینامیکی با استفاده از فیلتر کالمن توسعه‌یافته (EKF) و تمامی حسگرهای شبکه

هنگامی‌که تمامی حسگرها فعال بوده و اندازه‌گیری‌های مربوط به سیگنال ارسالی از هدف را دریافت می‌کنند، بدون نیاز به انتخاب حسگر می‌توان بردار حالت هدف $\boldsymbol{x}(k)$ را با استفاده از EKF تخمین زد. در این فرایند، تخمین حالت پیش‌بینی‌شده و تخمین حالت به‌طوری که در زمان گسسته k به ترتیب با $\hat{\boldsymbol{x}}(k|k-1)$ و $\hat{\boldsymbol{x}}(k|k)$ نشان داده می‌شوند. تخمین موقعیت پیش‌بینی‌شده هدف در راستای محورهای x- و y- به ترتیب با $\hat{x}_{k|k-1}$ و $\hat{y}_{k|k-1}$ نشان داده می‌شود. به طور مشابه، تخمین موقعیت به‌روز شده هدف در راستای محورهای x- و y- به ترتیب با $\hat{x}_{k|k}$ و $\hat{y}_{k|k}$ بیان می‌شود.

برآورد حالت پیش‌بینی‌شده $\hat{\boldsymbol{x}}(k|k-1)$ و برآورد کوواریانس پیش‌بینی‌شده $\boldsymbol{P}(k|k-1)$ به‌صورت زیر تعریف می‌شوند:

$$\begin{aligned} \hat{\boldsymbol{x}}(k|k-1) &= \boldsymbol{F}\hat{\boldsymbol{x}}(k-1|k-1), \\ \boldsymbol{P}(k|k-1) &= \boldsymbol{F}\boldsymbol{P}(k-1|k-1)\boldsymbol{F}^T + \boldsymbol{G}\boldsymbol{Q}\boldsymbol{G}^T, \end{aligned} \quad (5)$$

برآورد حالت بروز شده $\hat{\boldsymbol{x}}(k|k)$ و برآورد کوواریانس بروز شده $\boldsymbol{P}(k|k)$ به‌صورت زیر تعریف می‌شوند:

$$\begin{aligned} \hat{\boldsymbol{x}}(k|k) &= \hat{\boldsymbol{x}}(k-1|k) + \boldsymbol{K}(k)\tilde{\boldsymbol{z}}(k), \\ \boldsymbol{P}(k|k) &= \big(\boldsymbol{I} - \boldsymbol{K}(k)\boldsymbol{H}(k)\big)\boldsymbol{P}(k|k-1.) \end{aligned} \quad (6)$$

بردار باقی‌مانده اندازه‌گیری $\tilde{\boldsymbol{z}}(k)$ یک بردار $S \times 1$ است که به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\tilde{\boldsymbol{z}}(k) = \begin{bmatrix} z^1(k) - K + 10\alpha \log_{10}\sqrt{(\hat{x}_{k|k-1} - x_1)^2 + (\hat{y}_{k|k-1} - y_1)^2}/d_0 \\ \vdots \\ z^S(k) - K + 10\alpha \log_{10}\sqrt{(\hat{x}_{k|k-1} - x_S)^2 + (\hat{y}_{k|k-1} - y_S)^2}/d_0 \end{bmatrix}. \quad (7)$$

ماتریس کوواریانس بردار باقی‌مانده اندازه‌گیری $\tilde{\boldsymbol{z}}(k)$ با $\boldsymbol{S}(k)$ نشان داده می‌شود. مجموعه تمامی اندازه‌گیری‌های شبکه در زمان k به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\boldsymbol{z}(k) = [z^1(k), z^2(k), \cdots, z^S(k)]^T \quad (8)$$

باتوجه‌به اینکه نویزهای $v^n(k)$ و $v^m(k)$ برای $n \neq m$ مستقل هستند، مقدار $\boldsymbol{S}(k)$ به‌صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$\boldsymbol{S}(k) = \boldsymbol{H}(k)\boldsymbol{P}(k|k-1)\boldsymbol{H}(k)^T + \sigma_v^2\boldsymbol{I}_S, \quad (9)$$

که در آن، $\boldsymbol{I}_S$ ماتریس همانی مرتبه S است. ماتریس مشاهده $\boldsymbol{H}(k)$ یک ماتریس $S \times 4$ است که با استفاده از ژاکوبین[3] تعریف‌شده در رابطه (۴) محاسبه‌شده و به‌صورت زیر بیان می‌شود:

$$\boldsymbol{H}(k) = \frac{-10\alpha}{\ln 10}\begin{bmatrix} \frac{(\hat{x}_{k|k-1} - x_1)}{(\hat{x}_{k|k-1} - x_1)^2 + (\hat{y}_{k|k-1} - y_1)^2}, 0, \frac{(\hat{y}_{k|k-1} - y_1)}{(\hat{x}_{k|k-1} - x_1)^2 + (\hat{y}_{k|k-1} - y_1)^2}, 0 \\ \vdots \\ \frac{(\hat{x}_{k|k-1} - x_S)}{(\hat{x}_{k|k-1} - x_S)^2 + (\hat{y}_{k|k-1} - y_S)^2}, 0, \frac{(\hat{y}_{k|k-1} - y_S)}{(\hat{x}_{k|k-1} - x_S)^2 + (\hat{y}_{k|k-1} - y_S)^2}, 0 \end{bmatrix} \quad (10)$$

ماتریس بهره کالمن $\boldsymbol{K}(k)$ به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\boldsymbol{K}(k) = \boldsymbol{P}(k|k-1)\boldsymbol{H}(k)^T\boldsymbol{S}(k)^{-1} \quad (11)$$

که در آن $\boldsymbol{S}(k)^{-1}$ وارون ماتریس کوواریانس باقی‌مانده اندازه‌گیری $\boldsymbol{S}(k)$ است.

4. تخمین حالت هدف با استفاده از EKF و انتخاب زیرمجموعه‌ای از حسگرها

ازآنجاکه هر اندازه‌گیری حسگر حاوی اطلاعاتی درباره هدف است، تمامی حسگرها داده‌های ارزشمندی ارائه می‌دهند. بااین‌حال، اگر بتوانیم تنها از تعداد محدودی حسگر که دارای بیشترین اطلاعات درباره حالت هدف هستند استفاده کنیم، به‌گونه‌ای که دقت تخمین از یک آستانه‌ی ازپیش‌تعیین‌شده پایین‌تر نرود، می‌توان حسگرهای دیگر را در حالت کم‌مصرف مانند حالت آماده‌به‌کار قرارداد. این کار موجب صرفه‌جویی در مصرف انرژی باتری حسگرها و افزایش طول عمر شبکه می‌شود.

برای بررسی اینکه کدام اندازه‌گیری‌ها اطلاعات بیشتری درباره حالت هدف‌دارند، باید به این پرسش پاسخ دهیم: چگونه می‌توان محتوای اطلاعاتی یک اندازه‌گیری دریافت شده از یک حسگر راکمی سازی و ارزیابی کرد؟

یکی از رایج‌ترین روش‌ها برای کمی‌سازی میزان اطلاعاتی که اندازه‌گیری حسگر $z^s(k)$ درباره بردار حالت $\boldsymbol{x}(k)$ ارائه می‌دهد، استفاده از ماتریس اطلاعات فیشر (FIM) است. فرض کنید بردار

[1] Shadowing noise
[2] Extended Kalman filter
[3] Jacobian

طولانی $\boldsymbol{x}(0:k)$ را ایجاد کنیم، به‌گونه‌ای که بردارهای $\boldsymbol{x}(0)$ (با توزیع اولیه‌ی شناخته‌شده $p(\boldsymbol{x}(0))$ تا $\boldsymbol{x}(k)$ به‌صورت پشته‌ای روی یکدیگر قرار گیرند.

$$\boldsymbol{x}(0:k) = [\boldsymbol{x}(0)^T, \cdots, \boldsymbol{x}(k)^T]^T, \quad (12)$$

بردار اندازه‌گیری‌ها از اولین زمان گسسته تا زمان $\boldsymbol{z}(1:k)$ به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\boldsymbol{z}(1:k) \triangleq \{\boldsymbol{z}(1), \cdots, \boldsymbol{z}(k)\}, \quad (13)$$

در حالتی که تنها یک گره ثابت در طول زمان مورداستفاده قرار گیرد، به‌عنوان‌مثال گره s، مقدار $\boldsymbol{z}(1:k)$ به $z^s(1:k)$ تغییر می‌یابد و به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$z^s(1:k) \triangleq \{z^s(1), \cdots, z^s(k)\}. \quad (14)$$

ازسوی‌دیگر، اگر اندازه‌گیری‌های تمامی حسگرها در هر زمان گسسته مورداستفاده قرار گیرند، مقدار $\boldsymbol{z}(n)$ برای $n \in \{1, \cdots, k\}$, به‌صورت بردار زیر نمایش داده می‌شود:

$$\boldsymbol{z}(n) \triangleq [z^1(n), \cdots, z^s(n), \cdots, z^S(n)]^T, n \in \{1, \cdots, k\}. \quad (15)$$

$\hat{\boldsymbol{x}}(0:k)$ بردار تخمین شده $\boldsymbol{x}(0:k)$ بر اساس مجموعه اندازه‌گیری‌های $\boldsymbol{z}(1:k)$ تعریف می‌شود. برای سامانه فضای حالت مشخص‌شده در روابط (۱) تا (۴)، ماتریس اطلاعات فیشر (FIM) تابع چگالی احتمال مشترک $\boldsymbol{x}(0:k)$ و $\boldsymbol{z}(1:k)$ با $\boldsymbol{J}(\boldsymbol{x}(0:k))$ نشان داده می‌شود و به‌عنوان وارون کران پایین کرامر - رائو پسین[1] (PCRLB) محاسبه می‌شود.

کران پایین کرامر - رائو پسین (PCRLB) به‌صورت حداقل مقدار ماتریس کوواریانس خطای زیر با ابعاد $(4k+4) \times (4k+4)$ تعریف می‌شود:

$$\mathbb{E}\{[\hat{\boldsymbol{x}}(0:k) - \boldsymbol{x}(0:k)][\hat{\boldsymbol{x}}(0:k) - \boldsymbol{x}(0:k)]^T\} \quad (16)$$

دراین‌رابطه، $\mathbb{E}\{\cdot\}$ نشان‌دهنده امید ریاضی تابع چگالی احتمال مشترک $\boldsymbol{x}(0:k)$ و $\boldsymbol{z}(1:k)$ است. سهم اطلاعات در آخرین زمان گسسته k از کل ماتریس اطلاعات فیشر $\boldsymbol{J}(\boldsymbol{x}(0:k))$ با $\boldsymbol{J}_k$ نشان داده می‌شود. این ماتریس یک زیر ماتریس 4×4 است که در بخش پایین - راست $\boldsymbol{J}(\boldsymbol{x}(0:k))$ قرار دارد.

در [23]، یک رابطه بازگشتی برای محاسبه $\boldsymbol{J}_k$ در هر زمان گسسته k ارائه‌شده است.

$$\boldsymbol{J}_{k+1} = \boldsymbol{J}_{k+1}^{\boldsymbol{z}} + \boldsymbol{D}_k^{22} - \boldsymbol{D}_k^{21}(\boldsymbol{J}_k + \boldsymbol{D}_k^{11})^{-1}\boldsymbol{D}_k^{12} \quad (17)$$

مقدار $\boldsymbol{D}_k^{11}$ به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\boldsymbol{D}_k^{11} = -\mathbb{E}\left\{\triangle_{\boldsymbol{x}(k)}^{\boldsymbol{x}(k)} \log p(\boldsymbol{x}(k+1)|\boldsymbol{x}(k))\right\} \quad (18)$$

در رابطه (18)، $\triangle_{\boldsymbol{b}}^{\boldsymbol{a}} f(\cdot)$ نشان‌دهنده ماتریس هسین یک تابع اسکالر $f(\cdot)$ است که در آن، عنصر (i,j) به‌صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$\triangle_{\boldsymbol{b}}^{\boldsymbol{a}} f(\cdot)_{i,j} = \frac{\partial^2 f}{\partial \boldsymbol{a}_i \partial \boldsymbol{b}_j} \quad (19)$$

همچنین، مقادیر $\boldsymbol{D}_k^{12}$ و $\boldsymbol{D}_k^{22}$ به‌صورت زیر تعریف می‌شوند:

$$\boldsymbol{D}_k^{12} = \left(\boldsymbol{D}_k^{21}\right)^T = -\mathbb{E}\left\{\triangle_{\boldsymbol{x}(k)}^{\boldsymbol{x}(k+1)} \log p(\boldsymbol{x}(k+1)|\boldsymbol{x}(k))\right\} \quad (20)$$

$$\boldsymbol{D}_k^{22} = -\mathbb{E}\left\{\triangle_{\boldsymbol{x}(k+1)}^{\boldsymbol{x}(k+1)} \log p(\boldsymbol{x}(k+1)|\boldsymbol{x}(k))\right\},$$

ماتریس اطلاعات فیشر تعمیم‌یافته[2] $\boldsymbol{J}_{k+1}^{\boldsymbol{z}}$ به‌صورت زیر بیان می‌شود:

$$\boldsymbol{J}_{k+1}^{\boldsymbol{z}} = -\mathbb{E}\left\{\triangle_{\boldsymbol{x}(k+1)}^{\boldsymbol{x}(k+1)} \log p(\boldsymbol{z}(k+1)|\boldsymbol{x}(k+1))\right\}. \quad (21)$$

بر اساس روابط (۱) تا (۳)، مقادیر D_k^{11}، D_k^{12} و D_k^{22} به‌صورت زیر محاسبه می‌شوند:

$$\boldsymbol{D}_k^{11} = \boldsymbol{F}^T(\boldsymbol{G}\boldsymbol{Q}\boldsymbol{G}^T)^{-1}\boldsymbol{F}, \quad \boldsymbol{D}_k^{12} = -\boldsymbol{F}^T(\boldsymbol{G}\boldsymbol{Q}\boldsymbol{G}^T)^{-1}, \quad .\boldsymbol{D}_k^{22} = (\boldsymbol{G}\boldsymbol{Q}\boldsymbol{G}^T)^{-1} \quad (22)$$

برای ارزیابی ماتریس اطلاعات فیشر $\boldsymbol{J}_{k+1}^{\boldsymbol{z}}$ مطابق رابطه (۲۱)، نخستین گام تعیین نمایش آن در حالتی است که بردار مشاهده $\boldsymbol{z}(k+1)$ زیرمجموعه‌ای از اندازه‌گیری‌های موجود در شبکه باشد. فرض کنید مجموعه حسگرهای فعال در زمان گسسته $k+1$ با $\mathfrak{S}(k+1)$ نشان داده شود. در این حالت، بردار $\boldsymbol{z}(k+1)$ تنها شامل اندازه‌گیری‌های حسگرهایی است که شاخص آن‌ها در مجموعه $\mathfrak{S}(k+1)$ قرار دارد.

$$\boldsymbol{z}(k+1) = \left[\cdots, z^i(k+1), \cdots\right]^T, \ i \in \{\mathfrak{S}(k+1)\}. \quad (23)$$

در حالت‌های حدی، اگر تنها حسگر s فعال باشد، آنگاه مقدار $\boldsymbol{z}(k+1)$ برابر با $z^s(k+1)$ خواهد بود. در مقابل، اگر تمامی حسگرها فعال باشند، مقدار $\boldsymbol{z}(k+1)$ مطابق رابطه (15) تعیین می‌شود، با این تفاوت که مقدار n به $k+1$ تغییر می‌یابد.

نکته ۱: باتوجه‌به استقلال نویز مشاهده در میان حسگرها، تابع درست‌نمایی مشترک $p(\boldsymbol{z}(k+1)|\boldsymbol{x}(k+1))$ برای اندازه‌گیری‌های تمامی S حسگر، یعنی بردار $[z^1(k+1), \cdots, z^s(k+1), \cdots, z^S(k+1)]^T$ می‌تواند به‌صورت حاصل‌ضرب توابع درست‌نمایی مربوط به هر حسگر به‌صورت جداگانه همانند رابطه (24) بیان شود.

$$p(\boldsymbol{z}(k+1)|\boldsymbol{x}(k+1)) = \prod_{s=1}^{S} p(z^s(k+1)|\boldsymbol{x}(k+1)) \quad (24)$$

در محاسبه ماتریس اطلاعات فیشر، استفاده از تابع لگاریتم منجر به این نتیجه می‌شود که ماتریس اطلاعات فیشر

[1] Posterior Cramer-Rao lower bound

[2] Generalized Fisher Information Matrix

تعمیم‌یافته برای تمامی حسگرها برابر با مجموع ماتریس‌های اطلاعات فیشر مربوط به حسگرهای منفرد است:

$$\boldsymbol{J}_{k+1}^{\boldsymbol{z}} = \sum_{s=1}^{S} \boldsymbol{J}_{k+1}^{\boldsymbol{z}^s} \quad (25)$$

که در آن، برای هر $\boldsymbol{J}_{k+1}^{\boldsymbol{z}^i}$ فرض می‌شود که تنها یک حسگر (حسگر i) فعال (بیدار) است.

مطابق نکته ۱، برای محاسبه $\boldsymbol{J}_{k+1}^{\boldsymbol{z}^s}$، باید تنها حالتی را در نظر بگیریم که $\boldsymbol{z}(k+1) = z^s(k+1)$ باشد. در این شرایط، هنگامی‌که تنها حسگر i فعال است، تابع درست‌نمایی $p\big(\boldsymbol{z}(k+1)|\boldsymbol{x}(k+1)\big)$ مربوط به معادله مشاهده (۴) به‌صورت زیر بیان می‌شود:

$$\begin{aligned} &p\big(\boldsymbol{z}(k+1)|\boldsymbol{x}(k+1)\big) \\ &= \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_v^2}} \exp\Big\{-\frac{1}{2\sigma_v^2}\Big(z^s(k+1) - K \\ &+ 10\alpha \log_{10}\sqrt{(x_{k+1}-x_s)^2 + (y_{k+1}-y_s)^2}/d_0\Big)^2\Big\}, \end{aligned} \quad (26)$$

ماتریس $\boldsymbol{J}_{k+1}^{\boldsymbol{z}^s}$ توسط رابطه (27) قابل‌محاسبه است:

$$\boldsymbol{J}_{k+1}^{\boldsymbol{z}^s} = -\begin{bmatrix} \mathbb{E}\{h_1(x_{k+1}, y_{k+1})\} & 0 & \mathbb{E}\{h_3(x_{k+1}, y_{k+1})\} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ \mathbb{E}\{h_3(x_{k+1}, y_{k+1})\} & 0 & \mathbb{E}\{h_2(x_{k+1}, y_{k+1})\} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (27)$$

پیش از پرداختن به نحوه‌ی انتخاب الگوریتم مناسب برای تعیین حسگرهای دارای بیشترین اطلاعات، ابتدا لازم است مدل ریاضی مصرف انرژی را بر اساس تعداد بیت‌های ارسال‌شده ارائه کنیم.

4-1. مصرف انرژی ناشی از ارتباطات در شبکه‌های حسگر بی‌سیم

مصرف انرژی ارتباطی یک گره در شبکه حسگر بی‌سیم به عوامل متعددی وابسته است، ازجمله فاصله بین گره‌ها، نرخ انتقال داده، روش مدولاسیون، شرایط کانال، روش کدگذاری، پروتکل مسیریابی و فن تجمیع داده‌ها؛ بنابراین، رویکرد واحد و سرراستی برای کمی‌سازی مصرف انرژی ارتباطی یک گره در چنین شبکه‌ای وجود ندارد؛ بلکه مدل‌ها و روش‌های مختلفی برای تخمین آن در سناریوهای گوناگون ارائه‌شده‌اند.

یکی از مدل‌های رایج برای برآورد مصرف انرژی ارتباطی در شبکه‌های حسگر بی‌سیم، مدل رادیویی مرتبه اول است [24] که فرض می‌کند انرژی مصرف‌شده توسط یک گره برای ارسال یا دریافت یک بیت داده متناسب بافاصله بین آن گره و همسایه‌اش است. بر اساس این مدل، انرژی موردنیاز برای ارسال یک بسته‌ی n-بیتی در فاصله‌ی d به‌صورت زیر بیان می‌شود:

$$E_{tx}(n,d) = nE_{elec} + nd^{\alpha}\epsilon_{amp}. \quad (28)$$

که در آن:

E_{elec} انرژی مصرف‌شده برای پردازش هر بیت در مدار فرستنده یا گیرنده است، ϵ_{amp} انرژی مصرف‌شده در تقویت‌کننده‌ی فرستنده به‌ازای هر بیت و α توان افت مسیر انتقال است.

$$E_{rx}(n,d) = nE_{elec} \quad (29)$$

معمولاً مقدار E_{elec} سه مرتبه‌ی بزرگی بیشتر از ϵ_{amp} است؛ برای مثال، در شبیه‌سازی‌های مقاله حاضر از مقادیر استاندارد $E_{elec} = 50 \times 10^{-9}$ - ژول بر بیت- و همچنین $\epsilon_{amp} = 100 \times 10^{-12}$ - ژول بر بیت بر مترمربع - استفاده‌شده است.

در این مقاله، گره‌ها تنها داده‌های حس شده را اندازه‌گیری کرده و سپس آن‌ها را به یک گره مرکزی ارسال می‌کنند. به همین دلیل، هنگام استفاده از اصطلاح مصرف انرژی ارتباطی، منظور ما انرژی مصرف‌شده توسط یک گره برای ارسال یک بسته‌ی n- بیتی طبق رابطه‌ی (29) است.

فرض کنیم که مجموعه‌ای شامل m حسگر که شاخص‌های آن‌ها در مجموعه $\Theta(k)$ قرار دارند، از میان تمامی حسگرها در گام زمانی k انتخاب‌شده‌اند. تنها داده‌های مشاهده‌شده توسط این حسگرها به گره مرکزی ارسال‌شده و برای به‌روزرسانی فیلتر EKF مورداستفاده قرار می‌گیرند.

در این شرایط، تابع هزینه‌ی ناشی از مصرف انرژی مخابراتی که با $C_k^{\boldsymbol{z}}$ نمایش داده می‌شود، به‌صورت زیر تعریف می‌گردد:

$$C_k^{\boldsymbol{z}} = \sum_{i\in\{\Theta(k)\}} E_{tx}(n_i, d_i) \quad (30)$$

4-2. انتخاب حسگر بر اساس اطلاعات فیشر و مصرف انرژی

اگر مجموعه‌ای از m حسگر را تنها بر اساس بیشترین میزان اطلاعات تولیدی انتخاب کنیم، ممکن است مصرف انرژی و سربار مخابراتی آن به‌مراتب بیشتر از مجموعه‌ی دیگری از m حسگر باشد که به‌کارگیری آن، افت دقت تخمین را تنها در حدی جزئی و قابل‌قبول ایجاد کند. در چنین شرایطی، پذیرش این افت عملکرد جزئی منطقی خواهد بود، زیرا در مقابل، مصرف انرژی کمتری به شبکه تحمیل می‌شود.

در این روش، فرایند مرتب‌سازی[1] بر مبنای بیشینه‌سازی مقدار $\boldsymbol{J}_k^{\boldsymbol{z}}$ آغاز می‌شود. ابتدا مجموعه‌ی m حسگر با بیشترین میزان اطلاعات انتخاب می‌شود، اما درصورتی‌که مصرف انرژی آن از حد طراحی‌شده بیشتر باشد، کنار گذاشته شده و مجموعه‌ی بعدی مورد بررسی قرار می‌گیرد. این مجموعه‌ی جدید به‌طورقطع اطلاعات کمتری خواهد داشت، اما ممکن است مصرف انرژی آن کمتر از آستانه‌ی تعیین‌شده باشد.

[1] Sort

این فرایند جستجو تا زمانی ادامه می‌یابد که مجموعه‌ای از m حسگر، با مصرف انرژی کمتر از مقدار معین، پیدا شود.

در طراحی‌های معمول، اغلب محدودیتی برای مصرف انرژی یا سربار مخابراتی تعیین نمی‌شود؛ بنابراین، می‌توان مسئله را از زاویه‌ای دیگر مورد بررسی قرارداد.

ازآنجاکه افزایش مقدار اطلاعات فیشر J_k معادل کاهش حد پایین ماتریس کوواریانس خطای تخمین‌گر PCRLB است، می‌توان مجموعه‌ای از حسگرهای - m تایی را انتخاب کرد که اطلاعات مشاهده‌شده توسط آن‌ها بیش از معکوس یک ماتریس خطای حداکثری مانند $\mathbf{T}$ باشد - ماتریسی که معمولاً در مسائل طراحی تخمین توسط طراح تعیین می‌شود.

در این حالت، مجموعه‌ی m حسگری که حداقل مصرف انرژی مخابراتی را داشته باشد، یعنی $C_k^{\boldsymbol{z}}$ مطابق رابطه (۳0)، به‌عنوان مجموعه‌ی بهینه انتخاب خواهد شد.

به‌طورکلی، ایده‌ی انتخاب حسگرها بر اساس کمترین میزان مصرف انرژی درازای سطح اطلاعاتی قابل‌قبول را می‌توان به‌صورت مسئله‌ی بهینه‌سازی زیر بیان کرد:

$$\begin{gathered}\mathfrak{S}^*(k)=\arg\min_{\mathfrak{S}(k)} C_k^{\boldsymbol{z}}\\ \text{subject to: } \boldsymbol{z}(k)=\left[\cdots,z^i(k),\cdots\right]^T,\\ i\in\{\mathfrak{S}(k)\}\ \&\ \mathrm{card}(\mathfrak{S})=m\ \&\\ \boldsymbol{J}_k^{\boldsymbol{z}}+\boldsymbol{D}_{k-1}^{22}-\boldsymbol{D}_{k-1}^{21}(\boldsymbol{J}_{k-1}+\boldsymbol{D}_{k-1}^{11})^{-1}\boldsymbol{D}_{k-1}^{12}\succcurlyeq\mathbf{T}^{-1}.\end{gathered}\tag{31}$$

برای حل مسئله‌ی بهینه‌سازی مطرح‌شده در رابطه (۳1)، ابتدا تمامی مجموعه‌های m-تایی از حسگرها که مقدار $\boldsymbol{J}_k$ آن‌ها بزرگ‌تر از $\mathbf{T}^{-1}$ است، شناسایی می‌شوند. سپس، در میان این مجموعه‌های m-تایی، به دنبال مجموعه‌ای خواهیم بود که مقدار $C_k^{\boldsymbol{z}}$ (مصرف انرژی مخابراتی) در آن حداقل باشد.

توجه شود که $\mathbf{A}\succcurlyeq\mathbf{0}$ به این معناست که ماتریس $\mathbf{A}$ مثبت معین[1] است، یعنی تمام مقادیر ویژه‌ی آن بزرگ‌تر از صفر هستند. این رابطه را می‌توان به شکل دیگری که کاملاً معادل آن است نیز بیان کرد. فرض کنیم که $w_i=1$ برای $i=1,\cdots,S$ نشان‌دهنده‌ی آن باشد که حسگر i در مجموعه‌های m-تایی $\mathfrak{S}(k)$ انتخاب‌شده است. $w_i=0$ نشان‌دهنده‌ی آن باشد که حسگر موردنظر انتخاب‌نشده است. با درنظرگرفتن بردارهای $\boldsymbol{w}=[w_1,\cdots,w_S]^T$ و $\boldsymbol{e}_{tx}=[E_{tx}(n_1,d_1),\cdots,E_{tx}(n_S,d_S)]^{\mathrm{T}}$ می‌توان رابطه‌ی (۳1) را به شکل معادل دیگری یعنی رابطه (32) نمایش داد.

$$\begin{gathered}\min_{\boldsymbol{w}}\boldsymbol{e}_{tx}^T\boldsymbol{w}\\ \text{subject to:}\\ \sum_{i=1}^{S}w_i\boldsymbol{J}_k^{z^i}+\boldsymbol{D}_{k-1}^{22}\\ -\boldsymbol{D}_{k-1}^{21}(\boldsymbol{J}_{k-1}+\boldsymbol{D}_{k-1}^{11})^{-1}\boldsymbol{D}_{k-1}^{12}\\ \succcurlyeq\mathbf{T}^{-1}\\ \|\boldsymbol{w}\|_0=m,\boldsymbol{w}\in\{0,1\}^S.\end{gathered}\tag{32}$$

در اینجا، $\boldsymbol{J}_k^{z^i}$ بیانگر سهم اطلاعات فیشری است که توسط حسگر i ارائه‌شده و مطابق با رابطه‌ی (۲5) تعریف می‌شود.

مسئله رابطه (32) در دسته‌ی مسائل NP-سخت قرار می‌گیرد. این امر به این معناست که هیچ الگوریتم شناخته‌شده‌ای وجود ندارد که بتواند آن را در زمان چندجمله‌ای حل کرده یا صحت راه‌حل آن را به طور کارآمد بررسی کند.

برای مواجهه با مسئله‌ی فرموله شده در رابطه‌ی (32)، از روش رهایی (آزادسازی) محدب[2] استفاده می‌کنیم. این روش امکان دستیابی به یک راه‌حل قابل‌قبول در یک بازه‌ی زمانی محاسباتی معقول را فراهم می‌کند، زیرا از حل‌کننده‌های بهینه‌سازی محدب که در دسترس هستند، بهره می‌برد.

در این فن، محدودیت‌ها از یک بردار دودویی به یک بردار با قیود جعبه‌ای[3] تغییر می‌کنند. به‌عبارت‌دیگر، اجزای بردار w_i برای $i=1,\cdots,S$ می‌توانند مقادیر بین صفر و یک را اتخاذ کنند، یعنی $w_i\in[0,1]$.

درنتیجه، محدودیتی که تنها m عنصر از S را به مقدار غیرصفر مجبور می‌کرد، دیگر معتبر نخواهد بود؛ بنابراین، مسئله‌ی مطرح‌شده در رابطه‌ی (۳2) را می‌توان به‌صورت یک مسئله‌ی بهینه‌سازی برنامه‌ریزی نیمه معین[4] (SDP) فرموله کرد که دارای یک تابع هدف خطی، دو قیود نامساوی و یک قید نامساوی ماتریسی خطی[5] (LMI) است، به‌گونه‌ای که در رابطه (33) بیان‌شده است:

$$\begin{gathered}\min_{\boldsymbol{w}\in\mathbb{R}^S}\boldsymbol{e}_{tx}^T\boldsymbol{w}\\ \text{subject to:}\\ w_1\boldsymbol{J}_k^{z^1}+w_2\boldsymbol{J}_k^{z^2}+\cdots+w_S\boldsymbol{J}_k^{z^S}\succcurlyeq\mathfrak{G}\\ \boldsymbol{w}\preccurlyeq\mathbf{1}^{S\times1},\boldsymbol{w}\succcurlyeq\mathbf{0}^{S\times1},\end{gathered}\tag{33}$$

که در آن، $\mathfrak{G}$ برابر است با:

$$\mathbf{T}^{-1}-\boldsymbol{D}_{k-1}^{22}+\boldsymbol{D}_{k-1}^{21}(\boldsymbol{J}_{k-1}+\boldsymbol{D}_{k-1}^{11})^{-1}\boldsymbol{D}_{k-1}^{12}.$$

4-3. پیچیدگی محاسباتی الگوریتم پیشنهادی

پیچیدگی محاسباتی جهت به‌دست‌آوردن $\boldsymbol{e}_{tx}^T$ برای تمامی S حس‌گر $\mathcal{O}(S)$ است. ساختن ماتریس فیشر $\boldsymbol{J}_k^{z^s},s=1,\ldots,S$ نیز از مرتبه $\mathcal{O}(S)$ است. حل مسئله SDP نیز دارای پیچیدگی محاسباتی برابر با $\mathcal{O}(S^{3.5})$ است. به‌روزرسانی فیلتر EKF نیز برای حالت فعلی مقاله که $S\ll m$ از مرتبه $\mathcal{O}(m^3)$ است. درنتیجه پیچیدگی محاسباتی در هر time-step توسط SDP تعیین می‌شود که $\mathcal{O}(S^{3.5})$ است.

در انتهای این بخش شبه- کد الگوریتم پیشنهادی در الگوریتم 1 به‌نمایش‌درآمده است:

[1] Positive definite

[2] Convex relaxation
[3] Box-Constrained vector
[4] Semidefinite programming
[5] Linear matrix inequality

الگوریتم 1. شبه - کد الگوریتم پیشنهادی انتخاب حس‌گر، با لحاظ‌کردن سربار ارتباطی، مبتنی بر بهینه‌سازی نیمه معین:

ورودی الگوریتم:

$$S, n, d, \epsilon_{amp}, E_{elec}, \alpha, \mathrm{T}, D_{k-1}^{22}, D_{k-1}^{21}, D_{k-1}^{11}, z(k)$$

گام نخست: برای تک‌تک حس‌گرها هزینه مصرف مخابراتی یعنی C_k^z محاسبه شود.

گام دوم: ماتریس $\mathfrak{G}$ طبق رابطه (33) محاسبه گردد.

گام سوم: ماتریس اطلاعات فیشر $J_k^{z^s}, s = 1, \dots, S$ طبق رابطه (27) برای تک‌تک حس‌گرها محاسبه شود.

گام چهارم: مسئله SDP مطرح‌شده در رابطه (33) توسط CVX حل گردد.

گام پنجم: m وزن با بیشترین مقدار برابر با یک گردند و بقیه وزن‌ها صفر شوند. حس‌گرهای متناظر با وزن‌های برابر با یک انتخاب می‌شوند.

گام ششم: مقادیر $\hat{x}(k|k)$ و $P(k|k)$ طبق رابطه (6) تنها با مشاهدات m حس‌گر انتخابی در گام پنجم بروز رسانی گردند.

5. نتایج شبیه‌سازی

در این بخش، عملکرد الگوریتم‌های انتخاب حسگر پیشنهادی با استفاده از سناریوهای شبیه‌سازی مورد بررسی قرار می‌گیرد. سناریوی ارائه‌شده در شکل (۱) در نظر گرفته‌شده است که در آن S حسگر به‌صورت یکنواخت در گستره ناحیه موردنظر مستقرشده‌اند؛ این ناحیه یک فضای $[0,250] \times [-250,50]$ مترمربع را شامل می‌شود.

حرکت هدف توسط رابطه (1) و (2) توصیف می‌شود که بر اساس مدل دینامیکی خطی زمان گسسته است که سرعت ثابت نامیده می‌شود. همچنین، معادله مشاهده دارای ماهیتی غیرخطی بوده و مطابق با رابطه (۴) توصیف می‌شود.

اندازه‌گیری مشاهدات در فواصل زمانی منظم، با دوره‌ی $T = 1$ ثانیه، انجام می‌شوند و فرایند تخمین مسیر هدف با انتخاب حسگرهای مناسب طی 51 گام زمانی (تعداد دفعات دریافت مشاهده در طول یک مسیر حرکت) در هر آزمایش مونت‌کارلو صورت می‌گیرد. تعداد اجرای مستقل آزمایش مونت‌کارلو برابر با 250 است؛ به این معنا که هر نتیجه حاصل از میانگین‌گیری بر روی 250 اجرای مستقل از یکدیگر به‌دست‌آمده است. در ادامه، مسئله‌ی انتخاب حسگر باتوجه‌به دو روش ارزیابی مورد بررسی قرار می‌گیرد:

۱. استفاده از تخمین‌گر پیشنهادی مبتنی بر بهینه‌سازی برنامه‌ریزی نیمه معین (SDP)، همراه با دو قید نامساوی و یک قید نامساوی ماتریسی خطی مطابق رابطه‌ی (۳۳).

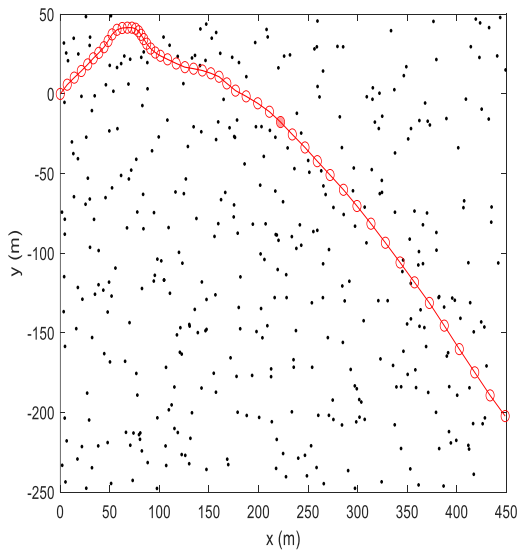
عامل‌های مورداستفاده در الگوریتم بهینه‌سازی پیشنهادی برای شبیه‌سازی‌ها در جدول (۱) ارائه‌شده‌اند:

جدول (1). عامل‌های مورداستفاده در الگوریتم بهینه‌سازی پیشنهادی

عامل‌ها	مقادیر
m	مقداری از مجموعه $\{4, 40, 400\}$ ولی در اکثر شبیه‌سازی‌ها مقدار 40
S	400
$\mathbf{T} = \mathrm{diag}(a, \ a/10, \ a, \ a/10)$	$a = 2$

۲. الگوریتم انتخاب حسگر معرفی‌شده در مرجع [22] که با نام IteRew-CA شناخته می‌شود. این الگوریتم به‌جای درنظرگرفتن مستقیم سربار مخابراتی، بر برجسته‌سازی تنکی بردار انتخاب گره‌های شبکه تمرکز دارد. عامل‌های مورداستفاده در الگوریتم IteRew-CA عبارت‌اند از:

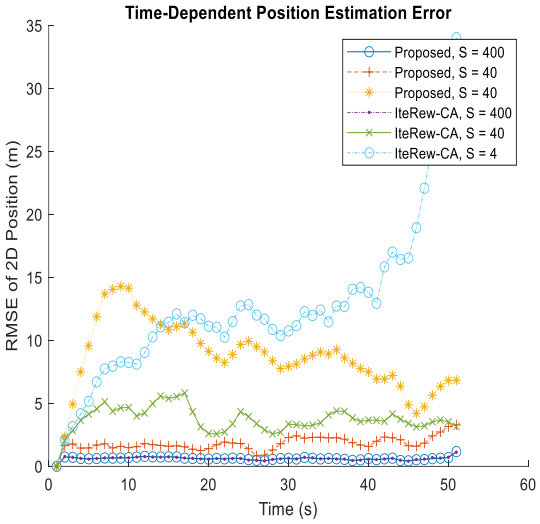
$P_e = 0.9$،



شکل (1). چیدمان حسگرها (گره‌های شبکه که با نقاط سیاه‌رنگ نمایش‌داده‌شده‌اند) و مسیر حرکت اصلی هدف که با خط قرمز همراه با دوایر قرمز توخالی مشخص‌شده است، ارائه‌شده‌اند.

$R_e = 15$ که درنتیجه مقدار λ_{Eig} برابر با 0.0889 خواهد بود.

با استناد به منبع [22]، پیچیدگی محاسباتی الگوریتم IteRew-CA برابر با $\mathcal{NO}\left(S^{3.5}\right)$ گزارش‌شده است که برابر با تعداد نقاط grid بندی ابداعی الگوریتم IteRew-CA است.



شکل (2). نمودار خطای RMSE در تخمین موقعیت مسیر هدف، برحسب زمان دریافت مشاهدات، برای الگوریتم پیشنهادی و الگوریتم IteRew-CA، در سه حالت با تعداد حس‌گرهای انتخاب‌شده: ۴۰۰، ۴۰ و ۴.

در ادامه، مقدار ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE)، میزان انرژی مصرف‌شده ناشی از سربار مخابراتی الگوریتم‌ها، و مدت‌زمان موردنیاز برای اجرای یک سیکل از الگوریتم‌ها، برحسب تعداد حسگرهای انتخاب‌شده در هر گام زمانی، مورد بررسی و مقایسه قرار می‌گیرند. این مقایسه بر اساس میانگین‌گیری از نتایج حاصل از ۲۵۰ اجرای مستقل روش مونت‌کارلو انجام‌شده است.

در شکل (۲)، نمودار خطای ریشه میانگین مربعات (RMSE) در تخمین موقعیت مسیر حرکت دوبعدی هدف (برحسب متر) بر اساس زمان دریافت مشاهدات (برحسب ثانیه) در طول مسیر حرکتی نمایش‌داده‌شده است. این نمودار، نتایج مربوط به سه حالت مختلف با تعداد حسگرهای انتخاب‌شده ۴۰۰، ۴۰ و ۴ را برای الگوریتم پیشنهادی و الگوریتم IteRew-CA مقایسه می‌کند.

توجه شود که تعداد کل حسگرهای توزیع‌شده در محیط برابر با ۴۰۰ عدد است؛ بنابراین، در حالت اول، هیچ انتخاب حسگری صورت نمی‌گیرد و تمامی حسگرها در فرایند تخمین موقعیت مشارکت دارند.

بر اساس داده‌های ارائه‌شده در شکل (۲)، مشاهده می‌شود که عملکرد هر دو الگوریتم، یعنی الگوریتم پیشنهادی و الگوریتم IteRew-CA، با افزایش تعداد حسگرهای انتخاب‌شده بهبود می‌یابد و مقدار خطای ریشه میانگین مربعات (RMSE) کاهش پیدا می‌کند.

کمترین میزان خطای RMSE زمانی به دست می‌آید که هر دو الگوریتم تمامی ۴۰۰ حسگر موجود را مورداستفاده قرار دهند، به‌گونه‌ای که هیچ‌گونه انتخاب حسگری انجام‌نشده و تمامی حسگرها در فرایند تخمین مشارکت دارند. در این حالت، مقدار خطابه کمتر از یک متر می‌رسد.

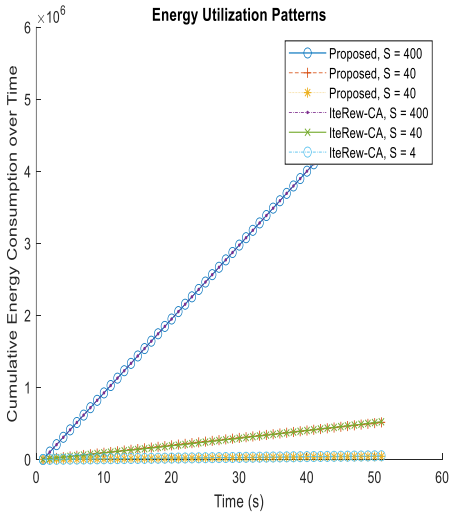
به‌طورکلی، با کاهش تعداد حسگرهای انتخاب‌شده، مقدار خطای RMSE افزایش می‌یابد. اما نکته قابل‌توجه این است که الگوریتم پیشنهادی، در شرایط کاهش تعداد حسگرها، عملکرد بهتری نسبت به الگوریتم IteRew-CA دارد. به‌عنوان‌مثال، در حالتی که تنها ۴ حسگر انتخاب‌شده‌اند، الگوریتم IteRew-CA در نیمه دوم مسیر حرکتی هدف، یعنی پس از دریافت نمونه‌های 30 به بعد، دچار واگرایی شده و خطای آن در برخی نقاط به بیش از ۱۵ متر و حتی ۳۰ متر می‌رسد. این امر نشان‌دهنده کاهش دقت تخمین موقعیت هدف در الگوریتم IteRew-CA است.

در مقابل، الگوریتم پیشنهادی در همین شرایط، رفتار همگرا از خود نشان داده و در طول کل مسیر، خطای تخمین را در سطح قابل‌قبولی حفظ کرده است. بررسی نتایج حاصل از ۲۵۰ اجرای مستقل روش مونت‌کارلو نیز این روند را تأیید می‌کند که بیانگر برتری الگوریتم پیشنهادی در مواجهه با کاهش تعداد حسگرهای انتخابی است.

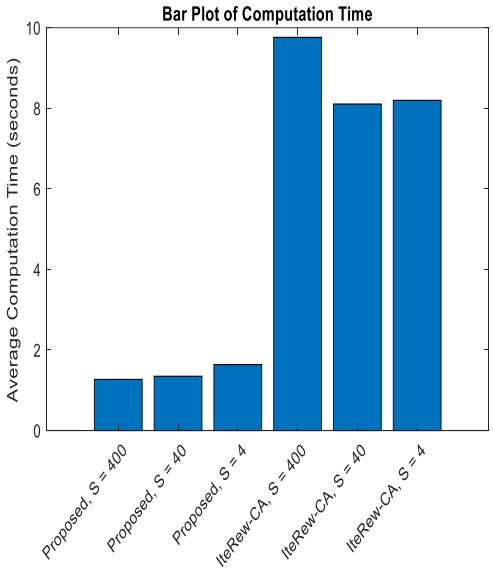
در شکل (۳)، مصرف تجمیعی انرژی در کل شبکه، برحسب زمان دریافت مشاهدات، برای هر الگوریتم و در سه حالت با تعداد حسگرهای انتخاب‌شده ۴۰۰، ۴۰ و ۴ نمایش‌داده‌شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، میزان انرژی مصرف‌شده توسط شبکه با افزایش تعداد حسگرهای انتخابی افزایش می‌یابد.

در شبیه‌سازی بعدی که به‌عنوان مرحله نهایی آزمایش در نظر گرفته‌شده است، اثر سطوح مختلف SNR بر دقت تخمین موقعیت هدف بررسی می‌شود. برای این منظور، میزان توان نویز اضافه‌شده به سیگنال مشاهده تغییر دیده‌شده و محدوده آن از ۰،۰۱ تا ۱۰ تنظیم می‌شود.

در شکل (۴)، میزان حجم محاسبات موردنیاز برای اجرای یک سیکل از دو الگوریتم، یعنی الگوریتم پیشنهادی و الگوریتم IteRew-CA، به‌صورت نمودار Bar Plot نمایش‌داده‌شده است. این نمودار، سه حالت مختلف با تعداد حسگرهای انتخاب‌شده ۴۰۰، ۴۰ و ۴ را مورد بررسی قرار می‌دهد.



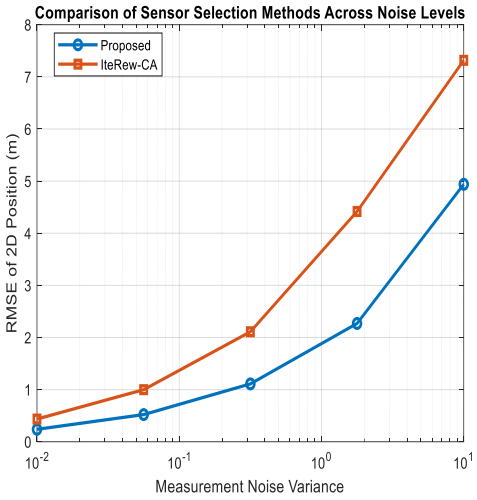
شکل (3). نمودار میزان مصرف تجمیعی انرژی شبکه، برحسب زمان دریافت مشاهدات، برای الگوریتم پیشنهادی و الگوریتم IteRew-CA، در سه حالت با تعداد حس‌گرهای انتخاب‌شده: ۴۰۰، ۴۰ و ۴.



شکل (4). نمودار بار میزان حجم محاسباتی برای اجرای یک سیکل، برای الگوریتم پیشنهادی و الگوریتم IteRew-CA، در سه حالت با تعداد حس‌گرهای انتخاب‌شده: ۴۰۰، ۴۰ و ۴.

نکته قابل‌توجه آن است که حجم محاسباتی موردنیاز در الگوریتم پیشنهادی، برای هر تعداد حسگر، به طور میانگین تقریباً یک‌چهارم حجم محاسباتی الگوریتم IteRew-CA است. این نتیجه، نشان‌دهنده برتری الگوریتم پیشنهادی ازنظر کاهش حجم محاسبات و امکان اجرای سریع‌تر در شرایط زمان واقعی[1] است.

در شکل (5)، تأثیر سطوح مختلف نویز بر مقدار خطای RMSE تخمین موقعیت هدف، در فرایند انتخاب حسگرها توسط الگوریتم پیشنهادی و الگوریتم IteRew-CA، مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. تعداد حسگرهای انتخاب‌شده در هر گام برابر با ۴۰ عدد و ثابت در نظر گرفته‌شده است، درحالی‌که حسگرهای پراکنده‌شده در محیط مجموعاً ۴۰۰ عدد هستند.



شکل (5). نمودار خطای ریشه میانگین مربعات (RMSE)، میانگین‌گیری شده بر اساس زمان، در تخمین موقعیت مسیر حرکت هدف، برحسب شدت نویز موجود در مشاهدات، برای الگوریتم پیشنهادی و الگوریتم IteRew-CA، در شرایطی که تعداد حسگرهای انتخاب‌شده برابر با ۴۰ عدد باشد.

سایر عامل‌های مورداستفاده نیز مطابق مقادیر ذکرشده در جدول (۱) تنظیم‌شده و بررسی‌های لازم انجام می‌شود. در شکل (۵)، میزان خطای ریشه میانگین مربعات (RMSE) در تخمین موقعیت هدف برحسب سطح توان نویز مشاهدات مورد بررسی قرار گرفته است. شایان‌ذکر است که مقادیر RMSE ارائه‌شده در این نمودار، میانگین بر اساس کل زمان‌های دریافت مشاهدات هستند؛ بنابراین، معیار ارزیابی در این شکل با معیار استفاده‌شده در شکل (۲) متفاوت است.

همان‌گونه که مشاهده می‌شود، الگوریتم پیشنهادی به‌طورکلی عملکرد بهتری نسبت به الگوریتم IteRew-CA دارد. اگرچه در سطوح بالای نسبت سیگنال به نویز (SNR)، برتری الگوریتم پیشنهادی نسبتاً اندک است، اما با افزایش سطح نویز (کاهش SNR)، اختلاف عملکرد بین دو الگوریتم به طور محسوسی افزایش می‌یابد. به‌عبارت‌دیگر، هرچه توان نویز مشاهدات بیشتر شود، شکاف عملکردی میان دو الگوریتم نیز مشخص‌تر می‌گردد.

برای نمونه، در سطح نویز معادل ۱۰ دسی‌بل، الگوریتم پیشنهادی دقتی بیش از دو متر بهتر از الگوریتم IteRew-CA در تخمین موقعیت هدف ارائه می‌دهد که این امر برتری آن را در شرایط نویزی آشکارتر می‌سازد.

[1] Real time

6. نتیجه‌گیری

در این مقاله، یک روش نوآورانه برای انتخاب بهینه‌ی حسگرها در شبکه‌های حسگری بی‌سیم ارائه شد که به‌صورت هم‌زمان دو عامل کلیدی یعنی میزان اطلاعات ارائه‌شده توسط حسگرها و سربار ارتباطی ناشی از ارسال داده‌ها را در نظر می‌گیرد. برخلاف رویکردهای پیشین که تنها بر معیارهای اطلاعاتی مانند ماتریس فیشر یا تنکی بردار انتخاب حسگر تمرکز داشتند، در این پژوهش تابع هزینه‌ای طراحی گردید که مصرف انرژی ناشی از ارسال داده‌ها به گره مرکزی نیز در آن لحاظ شده است. به‌منظور حل مسئله انتخاب حسگر با چنین تابع هزینه‌ای، از فن بهینه‌سازی برنامه‌ریزی نیمه معین (SDP) بهره گرفته شد که با استفاده از رهاسازی محدب، امکان دستیابی به پاسخ‌های کارآمد را فراهم می‌کند. نتایج شبیه‌سازی‌ها در سناریوهای مختلف، شامل تغییر تعداد حسگرهای انتخاب‌شده، سطوح مختلف نویز و ارزیابی عملکرد محاسباتی، نشان دادند که الگوریتم پیشنهادی علاوه بر حفظ دقت تخمین قابل‌قبول در مقایسه با روش‌های مرسوم مانند IteRew-CA، توانسته است حجم محاسباتی کمتری را تحمیل کند و از پایداری بالاتری برخوردار باشد. این مزیت‌ها به‌ویژه در شرایطی که تنها تعداد محدودی حسگر فعال هستند یا شبکه با منابع انرژی محدود روبروست، برجسته‌تر می‌شود. درنهایت، می‌توان نتیجه گرفت که لحاظ‌کردن صریح مصرف انرژی ارتباطی در فرایند انتخاب حسگرها نه‌تنها موجب افزایش طول عمر شبکه و کاهش هزینه‌های عملیاتی می‌شود، بلکه می‌تواند بدون افت محسوس در دقت تخمین، عملکرد کلی شبکه را بهینه‌سازی نماید. این رویکرد می‌تواند مبنایی برای طراحی الگوریتم‌های انتخاب حسگر در کاربردهای زمان واقعی و شبکه‌های حسگری با مقیاس بزرگ باشد.

درنهایت لازم به ذکر است که مراجع زیر نیز در موارد مشابه ممکن است سودمند واقع شوند [25, 26, 27].

7. مراجع

[1] A. O. Hero and D. Cochran, "Sensor management: Past, present, and future," IEEE Sensors Journal, vol. 11, no. 12, pp. 3064–3075, Dec. 2011. DOI: 10.1109/JSEN.2011.2167964.Arizona State University

[2] V. Gupta, T. H. Chung, B. Hassibi, and R. M. Murray, "On a stochastic sensor selection algorithm with applications in sensor scheduling and sensor coverage," Automatica, vol. 42, no. 2, pp. 251–260, Feb. 2006. DOI: 10.1016/j.automatica.2005.10.018.

[3] B. Amirshahi, "The Presentation of a Method for Reducing Energy Consumption in the Body Area Network Using the Biogeography Based Optimization Algorithm," Innovations of Applied Information and Communication Technologies, vol. 1, no. 3, pp. 13–30, 2021.

[4] V. C. Gungor and G. P. Hancke, "Industrial wireless sensor networks: Challenges, design principles, and technical approaches," IEEE Communications Surveys & Tutorials, vol. 12, no. 2, pp. 425–445, Second Quarter 2010. DOI: 10.1109/COMST.2010.020710.00079.

[5] H. Jamali-Rad, A. Simonetto, and G. Leus, "Sparsity-aware sensor selection: Centralized and distributed algorithms," IEEE Signal Processing Letters, vol. 21, no. 2, pp. 217–220, Feb. 2014. DOI: 10.1109/LSP.2013.2293732.

[6] S. Joshi and S. Boyd, "Sensor selection via convex optimization," IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 57, no. 2, pp. 451–462, Feb. 2009. DOI: 10.1109/TSP.2008.2007095.

[7] H. Rowaihy, S. Eswaran, M. Johnson, and T. F. Abdelzaher, "A survey of sensor selection schemes in wireless sensor networks," in Proc. SPIE 6562, Unattended Ground, Sea, and Air Sensor Technologies and Applications IX, 2007, pp. 65620H. DOI: 10.1117/12.723514.Penn State

[8] M. Owais, "Deep learning for integrated origin–destination estimation and traffic sensor location problems," IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, vol. 25, no. 7, pp. 6501–6513, Jul. 2024. DOI: 10.1109/TITS.2023.3344533.ResearchGate+1ACM Digital Library+1

[9] E. C. Kaya, M. Hibbard, T. Tanaka, U. Topcu, and A. Hashemi, "Randomized greedy methods for weak submodular sensor selection with robustness considerations," Automatica, vol. 171, p. 111984, Jan. 2025. DOI: 10.1016/j.automatica.2024.111984.arXiv

[10] C. Kreucher, A. Hero, K. Kastella, and M. Morelande, "An information-based approach to sensor management in large dynamic networks," Proceedings of the IEEE, vol. 95, pp. 978–999, May 2007. DOI: 10.1109/JPROC.2007.893247.

[11] G. Hoffmann and C. Tomlin, “Mobile sensor network control using mutual information methods and particle filters,” IEEE Transactions on Automatic Control, vol. 55, pp. 32–47, Jan. 2010. DOI: 10.1109/TAC.2009.2034206.

[12] W. Zhou, A. Borjigin, and C. He, “Behavioral Universe Network (BUN): A Behavioral Information-Based Framework for Complex Systems,” arXiv preprint, arXiv:2504.15146, Apr. 2025. DOI: 10.48550/arXiv.2504.15146.

[13] M. L. 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, Apr. 2004. DOI: 10.1109/TAES.2004.1310453.

[14] P. Tichavsky, C. Muravchik, and A. Nehorai, “Posterior Cram´er-Rao bounds for discrete-time nonlinear filtering,” IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 46, pp. 1386–1396, May 1998. DOI: 10.1109/78.668800

[15] S. Joshi and S. Boyd, “Sensor selection via convex optimization,” IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 57, no. 2, pp. 451–462, 2009. DOI: 10.1109/TSP.2008.2007095

[16] T. Nonomura, S. Ono, K. Nakai, and Y. Saito, “Randomized subspace Newton convex method applied to data-driven sensor selection problem,” IEEE Signal Processing Letters, vol. 28, pp. 284–288, Jan. 2021. DOI: 10.1109/LSP.2021.3050708.ResearchGate

[17] M. Fardad, F. Lin, and M. R. Jovanović, “Sparsity-promoting optimal control for a class of distributed systems,” in Proc. 2011 American Control Conference, San Francisco, CA, USA, 2011, pp. 2050–2055. DOI: 10.1109/ACC.2011.5991053.

[18] F. Lin, M. Fardad, and M. R. Jovanović, “Design of optimal sparse feedback gains via the alternating direction method of multipliers,” IEEE Transactions on Automatic Control, vol. 58, no. 9, pp. 2426–2431, Sep. 2013. DOI: 10.1109/TAC.2013.2257618.

[19] S. Chepuri and G. Leus, “Sparsity-promoting sensor selection for nonlinear measurement models,” IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 63, pp. 684–698, Feb. 2015. DOI: 10.1109/TSP.2014.2379662

[20] X. Yang and R. Niu, “Adaptive sensor selection for nonlinear tracking via sparsity-promoting approaches,” IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, vol. 54, no. 4, pp. 1966–1982, Aug. 2018. DOI: 10.1109/TAES.2017.2771278.

[21] T. Nagata, Y. Watanabe, T. Ogawa, and S. Ono, “Data-driven sensor selection method based on proximal optimization for high-dimensional data with correlated measurement noise,” IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 70, pp. 5251–5264, 2022. DOI: 10.1109/TSP.2022.3205060.

[22] W. Ma, Y. Wang, Y. Wang, and Y. Zhang, “Sensor selection based on sparse sensing in the presence of sensor position error,” IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, vol. 59, no. 6, pp. 8915–8930, Dec. 2023. DOI: 10.1109/TAES.2023.3276824.

[23] P. Tichavský, 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, May 1998. DOI: 10.1109/78.668573.

[24] M. Abbas and N. Otayf, “A novel methodology for optimum energy consumption in wireless sensor networks,” Frontiers in Engineering and Built Environment, vol. 1, no. 1, pp. 25–31, 2021.

[25] Parsa, Saeed, Salehi, Hamidreza, Alaian, Mohammad Hadi, “Blur the code to prevent symbolic execution”, Electronic and Cyber Defense, 6 (1), 1-16, 2018, (In Persian).

[26] Gholamnezhad, Pezhman, “A Model-Based Evolutionary Algorithm using FCM-clustering and PCA”, Innovations of Applied Information and Communication Technologies , 2 (1), 1-12, 2021, (In Persian).

[27] Kheirandish , Sajedeh and Shahzadeh Fazeli, Seyed Abolfazl and Sadeghian, Azam, “Image compression based on the desired error by using singular value decomposition to the blocked image”, Innovations of Applied Information and Communication Technologies , 3 (3), 1-12, 2024, (InPersian).