

Vol. 14/ No. 53/Autumn 2024

Research Article

Cooperative and Non-cooperative TDOA Based Source Localization with Copula Function Using Semidefinite Relaxation

Marjan Dadkhah Tehrani, MSc¹  | Hannan Lohrasbipeydeh, Assistant Professor^{2*} 

¹Department of Electrical Engineering, Shahed University, Tehran, Iran,
Marjan.dadkhah@shahed.ac.ir

²Department of Electrical Engineering, Shahed University, Tehran, Iran,
h.lohrasbi@shahed.ac.ir

Correspondence

Hannan Lohrasbipeydeh, Assistant Professor of Electrical Engineering, Shahed University, Tehran, Iran
Email: h.lohrasbi@shahed.ac.ir

Received: 8 June 2024

Revised: 21 June 2024

Accepted: 25 June 2024

Abstract

The time difference of arrival based approach to wireless localization is perhaps one of the most interesting research subjects over the past decade. A method using copula function is proposed for source localization using TDOA measurements for both noncooperative and cooperative scheme. The proposed method is started with noncooperative localization, and finally is extended to the cooperative localization problem. Because of unknown measurement noise covariance matrix, by using the theory of copulas with Sklar's theorem, the joint likelihood function of TDOA measurements is coupled to the corresponding univariate marginal likelihood functions. Then, an attractive alternative using method of inference functions for margings is applied to the maximum likelihood estimation. The procedure involving maximization of univariate marginal likelihood functions and then estimation of copula parameter. The maximization suffers from nonconvexity, so we apply semidefinite relaxation techniques to derive a convex estimator. Simulation results corroborate the performance of the proposed method as for sufficient signal to noise ratio, we observe one meter of improvement in source location accuracy.

Keywords: Time Difference of Arrival, Semidefinite Relaxation, Copula Functions, Source Localization, Correlated Noise.

Highlights

- A method using copula function is proposed for source localization using TDOA measurements for both noncooperative and cooperative scheme.
- The joint likelihood function is coupled to the corresponding univariate marginal likelihood functions with unknown measurement noise covariance matrix, by using the theory of copulas.
- An attractive alternative using method of inference functions for margings is applied to the maximum likelihood estimation.

Citation: M. Dadkhah Tehrani, and H. Lohrasbipeydeh, "Cooperative and Non-cooperative TDOA Based Source Localization with Copula Function Using Semidefinite Relaxation," *Journal of Southern Communication Engineering*, vol. 14, no. 53, pp. 91–105, 2024, doi:10.30495/jce.2023.1996352.1281, [in Persian].

مقاله پژوهشی

مکان‌یابی مشارکتی و غیرمشارکتی منبع مبتنی بر اختلاف زمان دریافت سیگنال با استفاده از تابع هم‌بند بر پایه رهاسازی نیمه‌معین

مرجان دادخواه تهرانی¹ | حنان لهراسبی پیده² * ID

چکیده:

یکی از جالب توجه‌ترین موضوعات تحقیقاتی دو دهه‌ی اخیر، مکان‌یابی بی‌سیم منبع با رویکرد مبتنی بر اختلاف زمان دریافت سیگنال (TDOA) می‌باشد. در این پژوهش روشی با بهره‌گیری از تابع هم‌بند برای مکان‌یابی منبع با استفاده از اندازه‌گیری‌های TDOA برای هر دو مدل مکان‌یابی غیرمشارکتی و مشارکتی در نظر گرفته شده است. در این روش ابتدا به حل مسئله‌ی مکان‌یابی در شرایط غیرمشارکتی پرداخته و سپس تکنیک‌های غیرمشارکتی را برای مسئله‌ی مکان‌یابی مشارکتی گسترش می‌دهیم. به دلیل نامعلوم بودن ماتریس کوواریانس نویز اندازه‌گیری، با به‌کارگیری تئوری توابع هم‌بند مبتنی بر قضیه‌ی اسکالر، تابع شبیه‌نمایی مشترک اندازه‌گیری‌های TDOA را به توابع شبیه‌نمایی حاشیه‌ای یک متغیره‌ی متناظر ارتباط می‌دهیم. سپس یک راه جایگزین برای تخمین شبیه‌نمایی بیشینه با استفاده از روش توابع منطقی برای حاشیه‌ها اعمال می‌نماییم. فرآیند این تخمین شامل بیشینه‌سازی توابع شبیه‌نمایی حاشیه‌ای یک متغیره و سپس تخمین پارامتر تابع هم‌بند است. از آن‌رو که این بیشینه‌سازی از مشکل نامحدب بودن رنج می‌برد، تکنیک‌های آزادسازی نیمه معین را اعمال نموده تا یک تخمین گر محدب حاصل گردد. نتایج شبیه‌سازی عملکرد روش پیشنهادی را تایید نموده به گونه‌ای که در سیگنال به نویز نسبتاً مناسب تا یک متر بهبود در خطای حاصل از مکان‌یابی حاصل گردیده است.

کلید واژه‌ها: اختلاف زمان دریافت، آزادسازی نیمه‌معین، توابع هم‌بند، مکان‌یابی منبع، نویز هم‌بسته.

¹ دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی برق، دانشکده فنی مهندسی، دانشگاه شاهد، تهران، ایران، marjan.dadkhan@shahed.ac.ir

² استادیار گروه مهندسی برق، دانشکده فنی مهندسی، دانشگاه شاهد، تهران، ایران، h.lohrasbi@shahed.ac.ir

نویسنده مسئول

^o حنان لهراسبی پیده، استادیار گروه مهندسی برق، دانشکده فنی مهندسی، دانشگاه شاهد، تهران، ایران، h.lohrasbi@shahed.ac.ir

تاریخ دریافت: ۱۹ خرداد ۱۴۰۳

تاریخ بازنگری: ۱ تیر ۱۴۰۳

تاریخ پذیرش: ۵ تیر ۱۴۰۳

<https://doi.org/10.30495/jce.2023.1996352.1281>

۱-مقدمه

امروزه مکان‌یابی منبع یکی از جالب توجه‌ترین موضوعات سال‌های اخیر بوده است. از حوزه‌های کاربرد مکان‌یابی می‌توان رادار، سونار، ناوبری، ارتباطات بی‌سیم و ارتباطات وسایل نقلیه را برشمرد. هم‌چنین این موضوع یک مسئله‌ی اساسی در شبکه‌های حسگر بی‌سیم است. در مکان‌یابی منبع، سیگنال دریافتی توسط حسگرها حامل اطلاعاتی مانند زمان دریافت¹ (TOA)، اختلاف زمان دریافت² (TDOA)، توان دریافت³ (RSS) و یا جهت دریافت⁴ (AOA) هستند [۲]-[۱]. روش‌های مختلف مکان‌یابی

¹ Time of Arrival² Time Difference of Arrival³ Received Signal Strength⁴ Angle of Arrival

می‌توانند از هریک از بسترهای ذکر شده برای دریافت اطلاعات استفاده نمایند. اساساً اندازه‌گیری‌های TOA، TDOA و RSS اطلاعات فاصله‌ی میان حسگرها و منبع را ارائه می‌کنند، درحالی‌که اندازه‌گیری‌های AOA شامل اطلاعاتی از زاویه و جهت منبع نسبت به حسگرها است. با این‌وجود یافتن مکان منبع کار ساده‌ای نیست، چراکه این اندازه‌گیری‌ها روابطی غیرخطی با منبع دارند. روش‌های مبتنی بر زمان از حیث دقت تخمین نسبت به روش‌های مبتنی بر انرژی از دقت بالاتری برخوردار هستند اما تا حدودی پیچیدگی محاسباتی بالاتری را نیز دارا هستند. یکی از معمول‌ترین بسترهای دریافت اطلاعات سیگنال، اندازه‌گیری‌های مبتنی بر اختلاف زمان دریافت سیگنال یعنی TDOA در تعدادی حسگر است [۳].

در مسائل مکان‌یابی بر پایه اختلاف زمان دریافت سیگنال، با فرض گاوسی بودن نویز اندازه‌گیری، می‌توان از روش بیشینه شبیه‌نمایی استفاده نمود. مسئله بیشینه شبیه‌نمایی ایجاد شده نسبت به پارامتر مجهول مسئله، غیرخطی و نامحدب است. الگوریتم‌های بسیاری برای حل این مسئله در شرایط ذکر شده در نظر گرفته شده است. مسئله فوق می‌تواند به کمک روش‌های تکرارپذیر مانند روش‌های مبتنی بر حداقل مربعات وزن‌دار مقید تکرارپذیر [۴] حل گردد که در آن تخمین نهایی جواب وابسته به انتخاب مناسب مقدار اولیه برای حل مسئله است. در ادامه برای حل مشکل مقداردهی اولیه در روش‌هایی تکرارپذیر، از تکنیک‌های فرم بسته استفاده گردید [۵]. نتایج حاصل از این فرم بسته با کمک روش مبتنی بر حداقل میانگین مربعات وزن‌دار دومرحله‌ای^۱ (TSWLS) در مرجع [۶] بهبود پیدا نمود. در مرجع [۷] روشی مبتنی بر نمایش قطبی ویرایش‌شده^۲ (MPR) در نظر گرفته شد که منجر به حل مسئله مکان‌یابی در شرایط فرم بسته گردید که نتایج حاصل از نمایش‌های قبل را تا حد قابل توجهی بهبود داد. مائو و سایر نویسندگان در مرجع [۸]، نتایج بدست‌آمده را با استفاده از درون‌یابی کروی وزن‌دار^۳ در شرایط حضور خطای حسگر با نویز گاوسی پایین بهبود بخشید.

توابع هدف بسیاری در قالب یک مسئله TDOA برای یافتن پاسخ مسئله مکان‌یابی طرح گردیده که یکی از معروف‌ترین آن‌ها حل مسئله بر پایه فرمول‌بندی مسئله مکان‌یابی مبتنی بر مفهوم بیشینه شبیه‌نمایی^۴ (ML) است. علت شهرت تخمین به روش ML، آن است که این تخمین‌گرها می‌توانند به حد پایین CRLB^۵ دست پیدا نموده و لذا بهینه باشند [۹]. البته باید توجه داشت که توابع هدف بدست آمده بر پایه بیشینه شبیه‌نمایی اغلب غیرمحدب هستند و لذا بسیاری از ابزارهای بهینه‌سازی محدب استاندارد قابل استفاده نیستند. برای غلبه بر مسئله غیرمحدب بودن، می‌توان از روش‌های مبتنی بر راه‌سازی محدب^۶ (SDR) مانند روش‌های برنامه‌ریزی نیمه معین^۷ (SDP) [۱۱]-[۱۰] یا روش‌های ترکیبی استفاده نمود [۱۲]. نویسندگان در مرجع [۱۳] به حل مسئله مکان‌یابی مورد بحث با اعمال روش تصویرکردن به فضای پوچ پرداخته تا نمایشی از فرم بسته حل مسئله در شرایطی سرعت انتشار مجهول پرداختند. این مسئله در [۱۴] با کاهش تعداد متغیرهای وابسته به کمک تصویرسازی توسعه پیدا نمود که منجر به حل مسئله مکان‌یابی به صورت زیر بهینه گردید. در [۱۵] مسئله مذکور با توجه به ویژگی‌های نمایش MPR مجدد فرمول‌بندی شده و دو الگوریتم مبتنی بر تصویرسازی زیرفضاها حاصل گردید که ابتدا به تخمین جهت منبع و سپس فاصله و مکان آن می‌پردازد. در مرجع [۱۶] به حل مسئله مکان‌یابی مبتنی بر انرژی دریافتی توسط حسگرها پرداخته شده که در آن نویز حاصل از چند مسیره‌گی توسط میانگین‌گیری مکانی ابتدا حذف گردیده و در نهایت به کمک فیلترسازی و با استفاده از تابع همبند از نوع t-student به تخمین مکان منبع در شرایط غیرمشارکتی پرداخته شده است.

در یک شبکه حسگر مکان حسگرها از قبل مشخص است. در این مقاله، این حسگرها را می‌توان گره‌های لنگر نیز نامگذاری نمود. یک مسئله مکان‌یابی می‌تواند با توجه به ارتباط بین حسگرها و منابع در حالت کلی به یکی از دو دسته مکان‌یابی مشارکتی و غیرمشارکتی تقسیم بندی گردد [۱۷]. در شرایط مکان‌یابی مشارکتی، گره‌های منبع قادر به مکالمه با یکدیگر و نیز گره‌های لنگر یا همان حسگرها هستند. بنابراین، در شرایط مشارکتی اندازه‌گیری‌های بین منابع و نیز بین منبع و حسگرها برای استفاده

¹ Two stages weighted least squares

² Modified polar representation

³ Weighted spherical interpolation

⁴ Maximum likelihood

⁵ Cramer-Rao lower bound

⁶ Semidefinite Relaxation

⁷ Semidefinite Programming

در شرایط تخمین مکان موجود هستند. بعلاوه، در مکان‌یابی مشارکتی، گره‌های لنگر می‌توانند مکان تمامی گره‌های منبع را به‌طور هم‌زمان تخمین بزنند [۱۸].

در این مقاله مسئله مکان‌یابی در حضور نویز گاوسی با میانگین صفر و ماتریس کوواریانس مجهول در نظر گرفته شده است. در اینجا برای حذف پارامتر مجهول از مسئله بیشینه‌شبه‌نمایی، از تئوری مرکزی توابع همبند (کاپولا)^۱ [۱۹] استفاده گردیده است. کاپولاها اساساً توابع پارامتریکی هستند که توابع توزیع حاشیه‌ای تک‌متغیره را به تابع توزیع چندمتغیره معادل آن پیوند می‌زنند [۲۰]. توابع مورد نظر نقش کلیدی را در حوزه‌های مختلف از جمله اقتصاد، مالی و صنایع دیگر بازی می‌کنند. در اینجا با استفاده از توابع همبند مناسب در تخمین مسئله بهینه‌سازی مبتنی بر بیشینه‌شبه‌نمایی و سپس اعمال تکنیک برنامه‌ریزی نیمه‌معین، می‌توان تخمین مناسبی از مکان منبع را به دست آورد. نوآوری مطرح شده در این مقاله به شرح زیر خواهد بود. نخست، به بررسی دو مدل مسئله‌ی مکان‌یابی منبع در شرایط غیرمشارکتی و مشارکتی بر مبنای اندازه‌گیری‌های اختلاف زمان دریافت سیگنال پرداخته شده که در آن از روشی مبتنی بر یکی از مهم‌ترین قضایای تئوری همبندها با عنوان قضیه‌ی اسکالر استفاده گردیده است [۲۰]. با توجه به در نظر گرفتن داده اختلاف زمانی، نویز اندازه‌گیری حاصل همبسته بوده و لذا در محاسبه مسئله مکان‌یابی، می‌بایست ابتدا ماتریس کوواریانس نویز تخمین زده شده و سپس مسئله مکان‌یابی پیاده‌سازی گردد. در شرایطی که ماتریس کوواریانس نویز اندازه‌گیری مبهم و نامعلوم است، حل یک مسئله‌ی مکان‌یابی منبع بر پایه اندازه‌گیری‌های اختلاف زمان دریافت سیگنال، امری دشوار خواهد بود زیرا مشکل غیرخطی و نامحدب بودن نسبت به پارامتر مجهول یعنی مکان منبع مطرح است.

در قدم بعدی، به دلیل نامعلوم بودن ماتریس کوواریانس نویز اندازه‌گیری، با به‌کارگیری تئوری توابع همبند مبتنی بر قضیه‌ی اسکالر، تابع شبه‌نمایی مشترک اندازه‌گیری‌های TDOA را به توابع شبه‌نمایی حاشیه‌ای یک متغیره‌ی متناظر ارتباط می‌دهیم. سپس یک راه جایگزین برای تخمین شبه‌نمایی بیشینه با استفاده از روش توابع منطقی برای حاشیه‌ها^۲ (IFM) اعمال می‌نماییم. در این مرحله مشکل غیرخطی و نامحدب بودن نسبت به پارامتر مجهول با اعمال آزادسازی نیمه‌معین حل گردیده و در نهایت تخمین موقعیت منبع حاصل می‌گردد. نتایج حاصل از شبه‌سازی نشان می‌دهد که در بازه‌ی تغییرات واریانس نویز اندازه‌گیری از -60dB تا 20dB به میزان قابل توجهی بهبود عملکرد حاصل از مکان‌یابی روش فوق صورت گرفته که در میزان سیگنال به نویز نسبتاً مناسب تا یک متر اصلاح در خطای حاصل از مکان‌یابی حاصل گردیده است.

در ادامه بخش‌های مختلف مقاله به قرار زیر مرتب گردید است. بخش دوم مقاله به مدل‌سازی مسئله بر اساس مقادیر اندازه‌گیری شده اختلاف زمان دریافت سیگنال در شرایط نویز همبسته با ماتریس کوواریانس نامعلوم می‌پردازد. در ادامه در بخش سوم به پیاده‌سازی مسئله مکان‌یابی در شرایط غیرمشارکتی و مشارکتی پرداخته شد. نتایج حاصل از شبه‌سازی در بخش چهارم ارائه گردیده است. در نهایت نتیجه‌گیری مقاله در بخش پنجم ارائه گردید.

۲-مدل سیستم

این بخش به مدل‌سازی مسئله تخمین مکان منبع بر اساس مقادیر TDOA اندازه‌گیری شده همبسته در شرایط غیرمشارکتی می‌پردازد. در این مدل‌سازی، منبع مورد بررسی دارای مکانی ناشناخته بوده و هر یک از حسگرها دارای مکانی از پیش مشخص هستند. از این‌رو فرض نموده $\theta = [x, y]^T$ مکان منبع ناشناخته بوده که قرار است در یک فضای دو بعدی تخمین زده شود و $s_i = [x_i, y_i]^T$ برای $i = 1, 2, \dots, N$ نیز مختصات مکان از پیش تعیین شده حسگرها بوده که در آن $(\cdot)^T$ بیانگر ترانپوز و N تعداد حسگرها را نمایش می‌دهد. مجموعه مقادیر TDOA بین اولین و i امین حسگر یعنی t_{i1} ، در حضور نویز اندازه‌گیری گاوسی همبسته با میانگین صفر به‌صورت زیر قابل بیان است

$$t_{i1} = t_{i1}^0 + \Delta t_{i1}, \quad i = 2, \dots, N \quad (1)$$

که در آن t_{i1}^0 بیانگر مقادیر بدون نویز و صحیح اندازه‌گیری TDOA است. با ضرب طرفین رابطه (۱) در سرعت انتشار سیگنال می‌توان رابطه اندازه‌گیری‌های مربوط به اختلاف فاصله را به‌صورت زیر بازنویسی نمود

¹ Copula

² Inference Functions for Margins

$$r_{i1} = r_{i1}^o + n_{i1}, \quad i = 2, \dots, N \quad (2)$$

که در آن n_{i1} تفاضل نویز اندازه‌گیری با انحراف معیار σ_{i1} در حسگر i ام است. تخمین‌گر بیشینه شبیه‌نمایی یک روش بهینه و کارآمد مجانبی برای تعیین مکان منبع است. فرض کنید $\Gamma = [\Gamma_{21}, \dots, \Gamma_{N1}]^T$ بردار اندازه‌گیری‌های اختلاف فاصله‌ها است. از این‌رو، تخمین‌گر ML حاصل از مدل اندازه‌گیری مقادیر TDOA بیان شده در رابطه ۲، می‌تواند به کمک مسئله بهینه‌سازی غیر محدب زیر حاصل گردد [۲۳]

$$K = \{\hat{\theta}, \hat{\Psi}\} = \arg \max_{\theta^o, \Psi} f(r | \theta^o, \Psi) \quad (3)$$

که در آن $f(\cdot)$ بیانگر تابع چگالی احتمال مشترک^۱ (PDF) و Ψ نیز ماتریس کواریانس مجهول از توزیع گاوسی با درایه‌های Ψ_{ij} بوده که می‌تواند به صورت زیر نمایش داده شود:

$$\Psi_{ij} = \begin{cases} \beta_{ij} \sigma_{i1} \sigma_{j1} & j \neq i \\ \sigma_i^2 + \sigma_1^2 & j = i \end{cases}, \quad i, j = 2, \dots, N \quad (4)$$

که در آن β_{ij} ضریب همبستگی بین n_{j1} و n_{i1} است. باید توجه داشت که رابطه ۳ به تابع شبیه‌نمایی مشترک نیاز داشته تا بتواند پاسخ دقیق مکان منبع بر پایه تخمین‌گر ML را به دست آورد. از تئوری مرکزی کاپولا در توزیع‌های پیوسته، که از آن با عنوان قضیه اسکالر یاد می‌شود [۲۰]، برای مدل‌سازی همبستگی بیان شده در مسئله بالا می‌توان استفاده نمود. از این‌رو تابع چگالی احتمال چند متغیره مشترک $f(r)$ را می‌توان بر حسب توزیع‌های حاشیه‌ای $f(r_{i1})$ به صورت زیر فرمول‌بندی و بازنویسی نمود

$$f(r) = \left[\prod_{i=2}^N f(r_{i1}) \right] c(F_2(r_{21}), \dots, F_N(r_{N1})) \quad (5)$$

که در آن F_i بیانگر تابع توزیع تجمعی^۲ (CDF) معادل c تابع چگالی همبند بوده که می‌تواند با مشتق‌گیری از تابع همبند یعنی C نسبت به آرگومان‌های متناظرش به صورت زیر محاسبه گردد [۱۹]:

$$c(\mathbf{F}) = \frac{\partial^{N-1} C(F_2(r_{21}), \dots, F_N(r_{N1}))}{\partial F_2(r_{21}), \dots, \partial F_N(r_{N1})} \quad (6)$$

که در آن $\mathbf{F} = [F_2(r_{21}), \dots, F_N(r_{N1})]$ است. توابع همبند بسیاری از خانواده‌های مختلف مانند همبندهای گاوسی، بیضوی، ارشمیدسی و غیره تاکنون در نظر گرفته شده‌اند که عمده تفاوت آن‌ها در نمایش میزان وابستگی آن‌ها است. تابع همبند گاوسی، به دلیل سادگی در پیاده‌سازی و نیز ساختار ساده و مناسب آن در نمایش همبستگی، یکی از توابع همبند مطلوب در کاربردهای عملی بوده که می‌تواند رابطه وابستگی خطی بین مقادیر اندازه‌گیری‌های TDOA همبسته را بر اساس ضرایب همبستگی، به نمایش گذارد. بنابراین به کمک تابع همبند گاوسی و قضیه اسکالر بیان شده در رابطه ۵ می‌توان مسئله بیشینه‌نمایی مطرح‌شده در رابطه ۳ را به صورت زیر بازنویسی نمود

$$K = \arg \max_{\theta^o, \Psi^o} \left[\sum_{i=2}^N \log f(r_{i1} | \theta^o) + \log c(F_2(r_{21} | \theta^o), \dots, F_N(r_{N1} | \theta^o)) | \Psi^o \right] \quad (7)$$

که در آن Ψ^o پارامترهای تابع همبند بوده که به ماتریس کواریانس مجهول مرتبط است. مسئله ML بیان شده در رابطه ۷، شامل بیشینه‌سازی هم‌زمان روی پارامترهای همبند و نیز پارامترهای حاشیه‌ای است. در مرجع [۱۹]-[۱۸] نشان داده شده که پارامترهای حاشیه‌ای θ^o می‌توانند به صورت مجزا از ماتریس همبستگی Ψ^o تخمین زده شوند. این امر توسط روش توابع منطقی برای حاشیه‌ها صورت می‌پذیرد [۲۱] که به طور مجانبی معادل بیشینه‌نمایی است. بنابراین در مسئله فوق می‌توان ابتدا به تخمین پارامترهای حاشیه‌ای پرداخته و سپس به کمک پارامترهای تخمین‌زده حاصل به یافتن تابع همبند متناظر و در نهایت به تخمین ماتریس کواریانس مجهول پرداخت. این رویکرد منجر به یافتن ابرپارامتر K به صورت بهینه در مسئله بیشینه‌سازی غیرمحدب در رابطه ۷ می‌گردد.

¹ Probability Density Function

² Cumulative Distribution Function

۳- مکان‌یابی TDOA مبتنی بر توابع همبند

مکان‌یابی منبع مبتنی بر اختلاف زمان دریافت سیگنال در شرایط نویز همبسته، می‌تواند در دو وضعیت مشارکتی و غیرمشارکتی مورد بررسی قرار گیرد. در مکان‌یابی غیرمشارکتی، تنها اندازه‌گیری‌های میان یک منبع و چندین حسگر در نظر گرفته می‌شود. به بیانی دیگر در مکان‌یابی غیرمشارکتی، یک یا چند منبع تنها با حسگرها می‌تواند ارتباط برقرار کنند. حسگرهای نصب شده از موقعیت خود، آگاهی دارند و موقعیت منبع نامعلوم است. یکی از علت‌های مهم پیدایش مکان‌یابی مشارکتی، مشکل نبود حسگرهای در دسترس و نیز ارتباطات محدود میان حسگرها و منبع، بوده است. در مکان‌یابی مشارکتی، یک یا چند منبع قادر به ایجاد ارتباط با حسگرها و منابع دیگر هستند. از این‌رو نه‌تنها اندازه‌گیری‌های TDOA میان منبع‌ها و حسگرها اندازه‌گیری می‌گردد، بلکه اندازه‌گیری‌های TDOA میان گره‌های منبع نیز در حل مسئله مشارکت دارند و موقعیت تمامی گره‌های منبع به‌طور هم‌زمان تخمین زده می‌شود. عملکرد و استواری این مدل از مکان‌یابی را می‌توان نسبت به مکان‌یابی غیرمشارکتی بهبود یافته دانست.

۳-۱- مکان‌یابی غیرمشارکتی مبتنی بر IFM

روش تخمین IFM در مکان‌یابی غیرمشارکتی بر مبنای رابطه ۵ در دو مرحله آغاز می‌گردد. ابتدا پارامتر حاشیه‌ای مجهول θ بر پایه مجموع توابع لگاریتم شبیه‌نمایی حاشیه‌ای، به‌صورت زیر تخمین زده می‌شود

$$\hat{\theta} = \arg \max_{\theta^o} \sum_{i=2}^N \log f(r_{i1} | \theta^o) = \arg \min_{\theta^o} \sum_{i=2}^N (r_{i1} - \|\theta^o - s_i\| + \|\theta^o - s_1\|)^2 \quad (8)$$

در ادامه متغیرهای کمکی زیر

$$y = \theta^{oT} \theta^o, \quad G = gg^T, \quad g = [\|\theta^o - s_2\| \quad \dots \quad \|\theta^o - s_N\| \quad \|\theta^o - s_1\|]^T \quad (9)$$

تعریف می‌نماییم. به کمک این متغیرها می‌توان تابع هدف غیرمحدب داده‌شده در رابطه ۸ را به‌صورت زیر فرمول‌بندی نمود

$$\hat{\theta} = \arg \min_{\theta^o} \text{Tr}(r^T r - 2Ag^T + AGA^T) \quad (10)$$

که در این رابطه مقادیر A و $[G]_{ii}$ برابر است با:

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \dots & 0 & -1 \\ 0 & 1 & \dots & 0 & -1 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 1 & -1 \end{bmatrix}_{(N-1) \times N}, \quad [G]_{ii} = \begin{cases} s_{i+1}^T s_{i+1} - 2s_{i+1}^T \theta^o + y & 1 \leq i \leq N-1 \\ s_1^T s_1 - 2s_1 \theta^o + y & i = N \end{cases} \quad (11)$$

و $\text{Tr}(\cdot)$ بیانگر ترانهاده ماتریس است. مسئله بهینه‌سازی بیان شده در رابطه ۶ می‌تواند با استفاده از رابطه ۷ و نیز متغیرهای کمکی y و G به‌صورت زیر بازنویسی گردد

$$\begin{aligned} & \min_{\theta^o, g, G, y} \text{Tr}(AGA^T - 2Ag^T) \\ & \text{subject to } G = gg^T, \quad y = \theta^{oT} \theta^o, \\ & [g]_i \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots, N \end{aligned} \quad (12)$$

تابع هدف داده شده در مسئله بهینه‌سازی رابطه ۸ یک تابع خطی نسبت به متغیر مجهول g است و لذا تابعی محدب است اما قیدهای تساوی مسئله کمینه‌سازی فوق همچنان نامحدب هستند. این قیدهای تساوی می‌توانند به کمک آزادسازی نیمه معین به نامعادلات ماتریسی خطی (LMI) با استفاده از لم متمم شور^۲ تبدیل گردند [۲۲] که در نتیجه آن مسئله بهینه‌سازی نامحدب بیان‌شده در رابطه ۱۲ بصورت یک مسئله کمینه‌سازی محدب به شکل زیر تبدیل می‌گردد

$$G = gg^T \rightarrow \begin{bmatrix} G & g \\ g^T & 1 \end{bmatrix} \geq \mathbf{0}_{N \times 1} \quad (13)$$

¹ Linear Matrix Inequalities

² Schur's Complement

$$y = \theta^{oT} \theta^o \rightarrow \begin{bmatrix} \mathbf{I} & \theta^o \\ \theta^{oT} & y \end{bmatrix} \geq \mathbf{0}_3 \quad (14)$$

بنابراین مسئله بهینه‌سازی IFM داده شده در رابطه ۸ در نخستین قدم می‌تواند با استفاده از نامعادلات ماتریس خطی داده شده در روابط ۱۳ و ۱۴، به صورت یک مسئله برنامه‌ریزی نیمه‌معین بصورت زیر بازنویسی شود

$$\begin{aligned} \min_{\theta^o, g, G, y} \quad & \text{Tr}(\mathbf{A}G\mathbf{A}^T - 2\mathbf{A}g\mathbf{r}^T) \\ \text{subject to} \quad & [g]_i \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots, N, \\ & \begin{bmatrix} \mathbf{G} & \mathbf{g} \\ \mathbf{g}^T & 1 \end{bmatrix} \geq \mathbf{0}, \quad \begin{bmatrix} \mathbf{I} & \theta^o \\ \theta^{oT} & y \end{bmatrix} \geq \mathbf{0}. \end{aligned} \quad (15)$$

بنابراین، مسئله بهینه‌سازی IFM در رابطه ۵ در نخستین گام به کمک برنامه‌ریزی نیمه معین [۲۲] به یک مسئله کمینه‌سازی محدب تبدیل می‌گردد. این امر منجر به یافتن جواب بهینه سراسری توسط الگوریتم‌های حل برنامه‌ریزی نیمه‌معین مانند SDPT3 و SeDuMi می‌شود که از روش نقطه داخلی^۱ برای به دست آوردن جواب بهینه استفاده می‌نمایند [۲۴]. با استفاده از پارامتر تخمین زده شده در قدم اول و جایگزینی آن در رابطه ۶ می‌توان گام دوم را برای حل مسئله کمینه‌سازی داده شده در رابطه ۷ را آغاز نمود.

هدف گام دوم یافتن پارامتر تابع همبند و به عبارتی ماتریس کوواریانس مجهول است. باید توجه داشت که تخمین بیشینه شبیه‌نمایی و نیز فرآیند IFM در برخی حالات خاص از توابع توزیع گاوسی چندمتغیره که دارای توابع همبند گاوسی چند متغیره و توابع حاشیه‌ای گاوسی تک متغیره هستند، می‌تواند با هم برابر باشند [۲۰]. تابع چگالی همبند گاوسی را می‌توان به کمک توزیع نرمال چندمتغیره که در رابطه ۵ مطرح شد به صورت زیر نمایش داد:

$$c(u_2, \dots, u_N | \Psi^o) = \frac{1}{|\Psi^o|^{\frac{1}{2}}} \exp \left[\frac{z^T (\mathbf{I} - \Psi^{o-1}) z}{2} \right] \quad (16)$$

که در آن $z = [z_2, \dots, z_N]^T$ و $z_i = p^{-1}(u_i)$ است بطوریکه p توزیع تجمعی گاوسی استاندارد، \mathbf{I} ماتریس یکه، $u_i = F_i(r_{i1})$ برای مقادیر $i = 2, \dots, N$ و Ψ^o نیز ماتریس همبستگی از بردار تصادفی z با درایه‌های $[\Psi^o]_{ij} = 1$ برای $i = j$ و $[\Psi^o]_{ij} = \beta_{ij}$ برای $i \neq j$ است.

۳-۲- توسعه مکان‌یابی در شرایط مشارکتی

در این بخش مکان‌یابی منبع بر پایه اختلاف زمان دریافت سیگنال در شرایط مشارکتی در نظر گرفته شده است که در آن بیشتر از دو منبع با مختصات نامشخص در فضای دوبعدی قرار گرفته که در آن منابع می‌توانند با یکدیگر و نیز با حسگرهای ارتباط داشته باشند. در این حالت یک شبکه از N حسگر به همراه M منبع در نظر گرفته شده است. مکان حسگرها و منابع به ترتیب با $\theta = [x_j, y_j]^T$ و $s_i = [x_i, y_i]^T$ برای $i = 1, \dots, N$ و $j = 1, \dots, M$ نشان داده شده‌اند. در مکان‌یابی مشارکتی، دو مجموعه از اندازه‌گیری‌های TDOA را در اختیار داریم. فرض کنید t_{ji}^A بیانگر اندازه‌گیری‌های اختلاف زمان دریافت سیگنال بین i امین منبع و j امین حسگر نسبت به اختلاف زمان بین i امین منبع و حسگر مرجع باشد و نیز t_{ki}^B بیانگر اندازه‌گیری‌های اختلاف زمان دریافت سیگنال بین k امین منبع و i امین منبع نسبت به اختلاف زمان بین k امین منبع و منبع مرجع باشد که به صورت زیر قابل بیان است

$$t_{ji}^A = \frac{1}{v} \left(\|\theta_j^o - s_i\| - \|\theta_j^o - s_1\| \right) + \Delta t_{ji}^A \quad (17)$$

$$t_{ki}^B = \frac{1}{v} \left(\|\theta_k^o - \theta_i^o\| - \|\theta_k^o - \theta_1^o\| \right) + \Delta t_{ki}^B \quad (18)$$

¹ Interior Point

که در آن v سرعت انتشار سیگنال، Δt_{ji}^B و Δt_{ji}^A نیز نوین اندازه گیری TDOA برای $i, k = 2, \dots, N$ با $i \neq k$ و $j = 1, \dots, M$ هستند. با ضرب طرفین رابطه ۱۷ و ۱۸ در v ، مجموعه اندازه گیری های اختلاف فاصله به صورت زیر به دست می آید

$$r_c = \begin{bmatrix} r^{A^T} & r^{B^T} \end{bmatrix}^T \quad (19)$$

که در رابطه فوق درایه های بردار عبارت اند از:

$$r^A = \begin{bmatrix} r_{21}^A, \dots, r_{N1}^A, r_{22}^A, \dots, r_{N2}^A, \dots, r_{NM}^A \end{bmatrix}^T \quad (20)$$

$$r^B = \begin{bmatrix} r_{32}^B, \dots, r_{M2}^B, r_{23}^B, \dots, r_{M3}^B, \dots, r_{(M-1)M}^B \end{bmatrix}^T \quad (21)$$

با در نظر گرفتن رابطه ۲۰، مسئله کمینه سازی بیان شده در رابطه ۳ را می توان به کمک تئوری اسکالر برای مکان یابی منبع مبتنی بر اختلاف زمان دریافت سیگنال در شرایط مشارکتی، به صورت زیر فرمول بندی نمود

$$\max_{\theta_1^o, \theta_2^o, \dots, \theta_M^o, \Psi_c} \left[\sum_{i=1}^L \log f(r_{c_i} | \theta_1^o, \theta_2^o, \dots, \theta_M^o) + \log c \left(F_1(r_{c_1} | \theta_1^o, \dots, \theta_M^o), \dots, F_L(r_{c_L} | \theta_1^o, \dots, \theta_M^o) | \Psi_c \right) \right] \quad (22)$$

که در آن r_{c_i} مؤلفه i ام بردار r_c و Ψ_c پارامتر همبند مکان یابی منبع در شرایط TDOA برای حالت مشارکتی است. تابع هدف مسئله کمینه سازی داده شده در رابطه ۱۹ یک تابع غیرخطی بر حسب متغیرهای مجهول مکان منبع است. متغیر کمکی G_c را به صورت زیر تعریف می نمایم

$$G_c = g_c g_c^T \quad (23)$$

و در آن بردار g_c به صورت زیر تشکیل می گردد:

$$g_c = \begin{bmatrix} g_1^A, g_2^A, \dots, g_M^A, g_1^B, g_2^B, \dots, g_{M-1}^B \end{bmatrix}^T \quad (24)$$

که درایه های بردار g_c به صورت زیر قابل محاسبه است:

$$g_i^A = \begin{bmatrix} \|\theta_i^o - s_2\|, \dots, \|\theta_i^o - s_N\|, \|\theta_i^o - s_1\| \end{bmatrix}^T \quad (25)$$

$$g_{j-1}^B = \begin{bmatrix} \|\theta_j^o - \theta_p^o\|, \dots, \|\theta_j^o - \theta_M^o\|, \|\theta_j^o - \theta_1^o\| \end{bmatrix}^T$$

اکنون فرض کرده ماتریس Y یک ماتریس کمکی از مرتبه $M \times M$ با درایه j, k ام به صورت زیر باشد:

$$Y(j, k) = \theta_j^{oT} \theta_k^o, \quad j, k = 1, \dots, M \quad (26)$$

بنابراین درایه های قطر اصلی ماتریس G_c در رابطه ۲۳ بصورت زیر به دست می آید:

$$[G_c]_{ii} = \begin{cases} s_{i+1}^T s_{i+1} - 2s_{i+1}^T \theta_\omega^o + Y(1, \omega) & i \in \Omega_1 \\ s_1^T s_{i+1} - 2s_1^T \theta_{\omega-1}^o + Y(1, \omega-1) & i \in \Omega_2 \\ Y(j, j) - 2Y(j, k) + Y(k, k) & i \in \Omega_3 \end{cases} \quad (27)$$

که در آن $\omega = [i/N]$ و Ω_i بیانگر مجموعه اندیس هایی است که به صورت زیر بیان می گردد:

$$\Omega_1 = \{1, \dots, N-1, N+1, \dots, M \times (N-1)\}$$

$$\Omega_2 = \{N, 2N, \dots, M \times N\}$$

$$\Omega_3 = \{M \times (N+1), \dots, (M-1) \times (M-1)\}$$

(28)

بنابراین، تابع هدف داده شده در رابطه ۲۲ می تواند با جایگزینی رابطه ۲۳ به صورت زیر فرمول بندی گردد:

$$\min_{\theta_1^o, \theta_2^o, \dots, \theta_M^o, g_c, G_c} \text{Tr}(r_c^T r_c - 2A_c g_c r_c^T + A_c G_c A_c^T)$$

(29)

subject to $Y(j, k) - \theta_j^{oT} \theta_k^o = 0$

$G_c - g_c g_c^T = 0 \quad [g_c]_i \geq 0.$

که در آن:

$$A_c = \begin{bmatrix} A_1 & O_{(MN-M) \times (M-1)^2} \\ O_{(M^2-3M+2) \times MN} & A_2 \end{bmatrix} \quad (30)$$

و مقادیر A_1 و A_2 ماتریس‌های قطری بلوکی با درایه‌های قطری بلوکی $[A_1]_i = A_{(N-1) \times N}$ برای $1 \leq i \leq M$ و $[A_2]_i = A_{(M-2) \times (M-1)}$ برای $1 \leq i \leq M-1$ هستند. تابع هدف مسئله بهینه‌سازی بیان شده در رابطه ۲۹ نسبت به پارامتر مجهول g_c و G_c خطی هستند و لذا یک تابع محدب است، اما قیدهای مسئله همچنان غیرخطی و نامحدب است. این قیدها می‌توانند توسط آزادسازی نیمه‌معین به یک دسته نامعادلات ماتریس خطی به کمک مل متمم شور به صورت زیر تبدیل گردد

$$G_c = g_c g_c^T \rightarrow \begin{bmatrix} G_c & g_c \\ g_c^T & 1 \end{bmatrix} \geq 0 \quad (31)$$

$$Y(j, k) = \theta_j^o \theta_k^o \rightarrow \begin{bmatrix} \mathbf{I} & \theta_k^o \\ \theta_j^{oT} & Y(j, k) \end{bmatrix} \geq 0 \quad (32)$$

که در آن $k, j = 1, \dots, M$ است. فرض نموده $\Omega = \Omega_1 \cup \Omega_2 \cup \Omega_3$ است. بنابراین، به کمک نامعادلات ماتریس خطی حاصل شده در روابط ۳۱ و ۳۲، می‌توان مسئله کمینه‌سازی بیان شده در رابطه ۲۹ را به شکل یک مسئله SDP به صورت زیر بازنویسی نمود

$$\begin{aligned} \min_{\theta_1^o, \theta_2^o, \dots, \theta_M^o, g_c, G_c, Y(j, k)} & \text{Tr}(A_c G_c A_c^T - 2A_c g_c g_c^T) \\ \text{subject to} & [g_c]_i \geq 0, \quad i \in \bar{\Omega} \\ & \begin{bmatrix} G_c & g_c \\ g_c^T & 1 \end{bmatrix} \geq 0, \quad \begin{bmatrix} \mathbf{I} & \theta_k^o \\ \theta_k^{oT} & Y(j, k) \end{bmatrix} \geq 0 \end{aligned} \quad (33)$$

مسئله بهینه‌سازی فوق یک مسئله محدب از گام اول IFM برای یافتن پاسخ بهینه مکان‌یابی در شرایط مشارکتی به کمک حل‌کننده‌هایی برنامه‌ریزی نیمه‌معین است. با استفاده از تخمین به دست آمده در گام اول و جایگزینی آن در رابطه ۲۲، می‌توان پارامتر تابع همبند را مانند شرایط غیرمشارکتی به دست آورد.

۴- نتایج شبیه‌سازی

در این بخش نتایج حاصل از شبیه‌سازی برای ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی تابع همبند مبتنی بر برنامه‌ریزی نیمه‌معین برای هر دو شرایط مشارکتی و غیرمشارکتی ارائه گردیده است. معیار ارزیابی نتایج ریشه‌ی میانگین مربعات خطا^۱ (RMSE) و نیز میزان اریبی^۲ (Bias) در نظر گرفته شده است که به صورت زیر تعریف می‌گردد

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{l=1}^L \|\hat{\theta}_l - \theta^o\|^2}{L}} \quad (34)$$

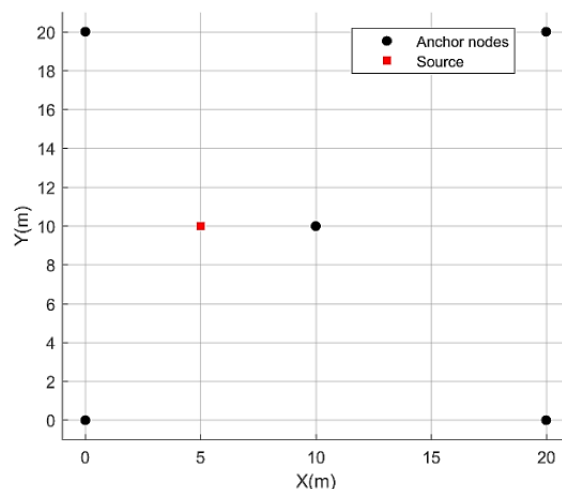
$$\text{Bias} = \left\| \frac{\sum_{l=1}^L \hat{\theta}_l}{L} - \theta^o \right\| \quad (35)$$

بطوری که در این روابط L بیانگر دفعاتی است که الگوریتم اجرا شده است. در ادامه، ابتدا نتایج شبیه‌سازی مکان‌یابی غیرمشارکتی و سپس نتایج مکان‌یابی مشارکتی ارائه گردیده است. در این بخش ابتدا عملکرد مسئله‌ی غیرمشارکتی را با اعمال سناریوهای مختلف در موارد تخمین پارامتر همبند، مقایسه با دیگر روش‌های مکان‌یابی غیرمشارکتی، مقایسه با کران پایین کران‌رئو تحت ارزیابی قرار داده‌ایم. شکل ۱ و شکل ۲ دو وضعیت مختلف مکان‌یابی قرارگیری حسگرها و منبع مورد تخمین را نشان می‌دهند. همان‌طور که در بخش ۳ بیان شد در مرحله‌ی دوم از روش IFM پارامتر مجهول همبند از جایگزینی مکان تخمین زده شده حاصل در مرحله‌ی اول، می‌تواند به دست آید. بدین منظور پارامتر تخمین زده شده از θ در توابع توزیع جمع‌ی، که آرگومان‌های تابع همبند هستند، جایگزین θ^o می‌شود. در مسئله‌ی غیرمشارکتی، با این جایگزینی مقادیر $F(\hat{\tau}_{i1}|\theta^o)$ برای $i = 2, \dots, N$ حاصل می‌شوند. تابع copulafit در نرم‌افزار Matlab با دریافت این مقادیر به عنوان ورودی و نیز انتخاب نوع همبند، می‌تواند به تخمین

¹ Root Mean Squared Error

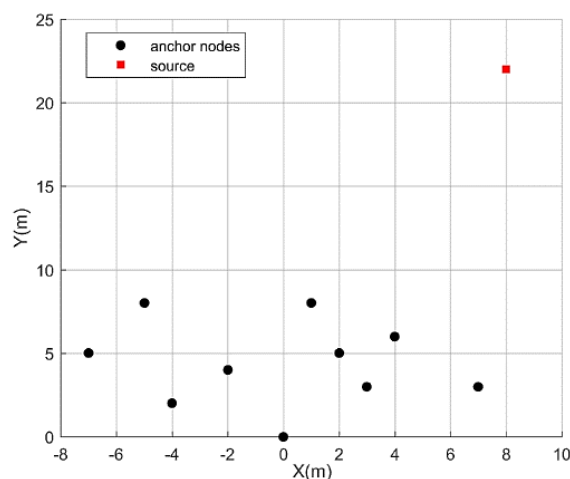
² Bias

پارامتر مجهول هم‌بند موردنظر پردازد. ماتریس کوواریانس برای تابع توزیع تجمعی مشترک گوسی همان ماتریس هم‌بستگی برای هم‌بند گوسی متناظر آن تابع توزیع است.



شکل ۱: حالت الف - مکان قرارگیری حسگرها (گره‌های لنگر) و منبع - وضعیت اول

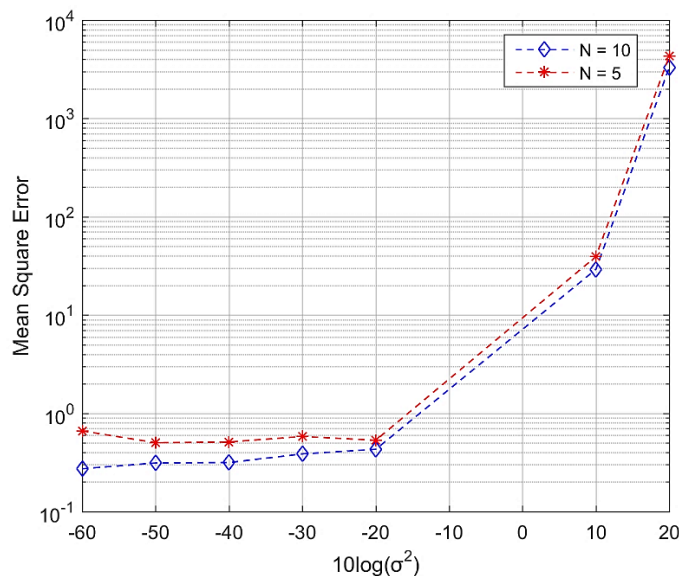
Figure 1. Source and sensors (Anchor nodes) location - State (1)



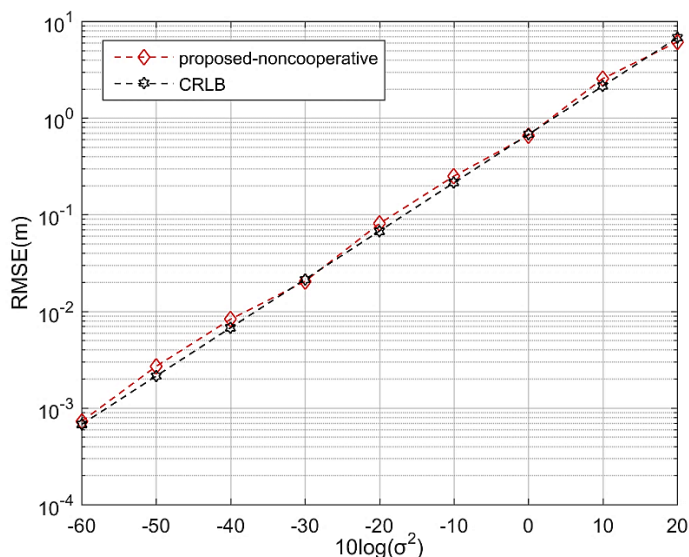
شکل ۲: مکان قرارگیری حسگرها (گره‌های لنگر) و منبع - وضعیت دوم

Figure 2. Source and sensors (Anchor nodes) location - State (2)

شکل ۳ با در نظر گرفتن دو وضعیت از چیدمان حسگرها و منبع، در مسئله‌ی غیرمشارکتی به مقایسه‌ی این دو وضعیت با استفاده از معیار میانگین مربعات خطا پرداخته است. در چیدمان شکل ۱ تعداد ۵ حسگر و در چیدمان شکل ۲ تعداد ۱۰ حسگر وجود دارند. از شکل ۳ مشخص است که افزایش تعداد حسگرها در کاهش خطای ناشی از تخمین به‌طور قابل توجهی مؤثر است. در ادامه با در نظر گرفتن تغییر مقدار واریانس نویز اندازه‌گیری در بازه‌ی -60dB تا 20dB ، مقایسه‌ی میان کران پایین کرامر رانو و RMSE روش پیشنهادی غیرمشارکتی در هر دو وضعیت هندسه قرارگیری صورت گرفت. شکل ۴ نشان‌دهنده‌ی این مقایسه به ازای مقادیر مختلف انحراف معیار نویز اندازه‌گیری است. از شکل ۴ مشهود است که روش پیشنهادی به‌خوبی به کران پایین کرامر رانو نزدیک شده است. هم‌چنین با افزایش مقدار انحراف معیار نویز، RMSE نیز افزایش می‌یابد. پیش از این، تأثیر افزایش تعداد حسگرها در شبیه‌سازی شکل ۳، که میانگین مربعات خطای تخمین ماتریس هم‌بستگی تابع هم‌بند را ارائه می‌کرد، بررسی شد. تعداد حسگرها در شبکه از جمله مواردی است که می‌تواند بر عملکرد الگوریتم‌های مکان‌یابی مبتنی بر TDOA تأثیر داشته باشد.



شکل ۳: مقایسه میانگین مربعات خطای تخمین ماتریس همبستگی تابع همبند برحسب واریانس نویز اندازه با ۵ و ۱۰ حسگر
 Figure 3. Comparison of RMSE of correlation matrix of Copula function versus noise variance for N=5 and N = 10 sensors

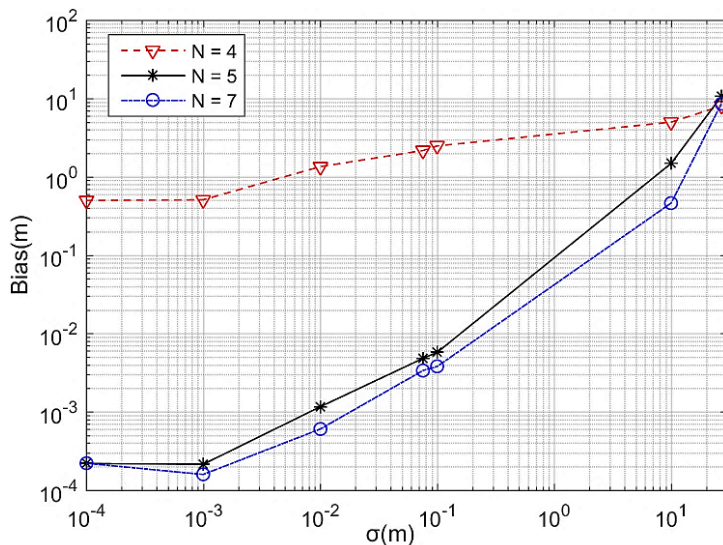


شکل ۴: مقایسه RMSE مکان یابی غیرمشارکتی با CRLB، به ازای مقادیر مختلف واریانس نویز اندازه گیری
 Figure 4. Comparison of RMSE of non-cooperative localization with CRLB versus noise variance

نخست برای وضعیت مکان حسگرها در شکل ۱ آزمایشی بر پایه‌ی معیار اریبی انجام گرفت. سپس حسگر با موقعیت مکانی $[10,10]^T$ از میان حسگرهای موجود در سناریوی شکل ۱ حذف گردید و نتایج آزمایش مجدد ثبت شد. مقایسه‌ای میان دو حالت مسئله با وجود ۴ و ۵ حسگر با استفاده از معیار اریبی صورت گرفت. در نهایت مشاهده گردید که اریبی تخمین بهبود چشمگیری یافته است. سپس دو گره‌ی دیگر با موقعیت‌های $[15,15]^T$ و $[15,10]^T$ به ۵ گره‌ی موجود افزوده شد. نتایج این مقایسه به ازای مقادیر مختلف واریانس نویز در شکل ۵ به نمایش درآمده است.

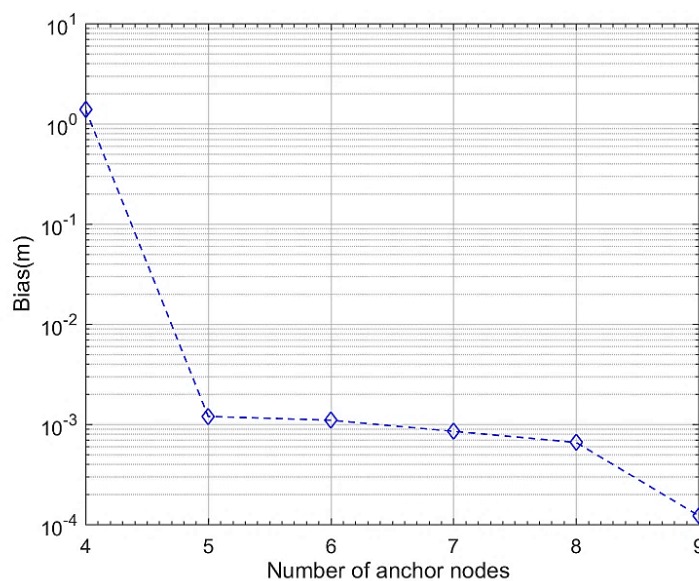
شکل ۵ علاوه بر نمایش تأثیر مثبت افزایش تعداد حسگرها، بیانگر افزایش معیار اریبی تخمین هم‌زمان با افزایش انحراف معیار نویز اندازه‌گیری نیز است. علت افزایش میزان اریبی به دلیل تقریب ناشی از آزادسازی محدب در حل مسئله بهینه‌سازی و تخمین مسئله در شرایط زیر بهینه است. لازم به ذکر است که این نتیجه با ۱۰۰ مرتبه تکرار الگوریتم به‌دست‌آمده است ($L = 100$). در بررسی دیگری از تأثیر افزایش حسگرها بر عملکرد روش پیشنهادی، در مقدار ثابت $\sigma = 10^{-2}$ ، اریبی تخمین به ازای

تعداد ۴، ۵، ۶، ۷، ۸ و ۹ حسگر تحت آزمایش قرار گرفت. شکل ۶ نتیجه این آزمایش را نشان می‌دهد. مطابق آزمایش پیشین، مشهود است که با افزایش تعداد حسگرها اریبی کاهش می‌یابد.



شکل ۵: تأثیر افزایش تعداد حسگرها بر اریبی تخمین به ازای مقادیر مختلف واریانس نویز اندازه‌گیری

Figure 5. Effect of sensors increments on Bias of non-cooperative localization with CRLB versus noise variance

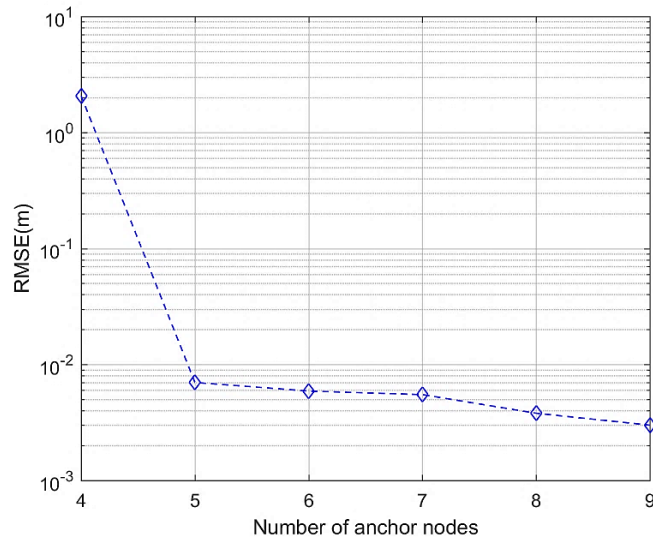


شکل ۶: مقایسه مقدار اریبی تخمین بر حسب تعداد حسگرها (گره‌های لنگر) در مکان‌یابی غیرمشارکتی

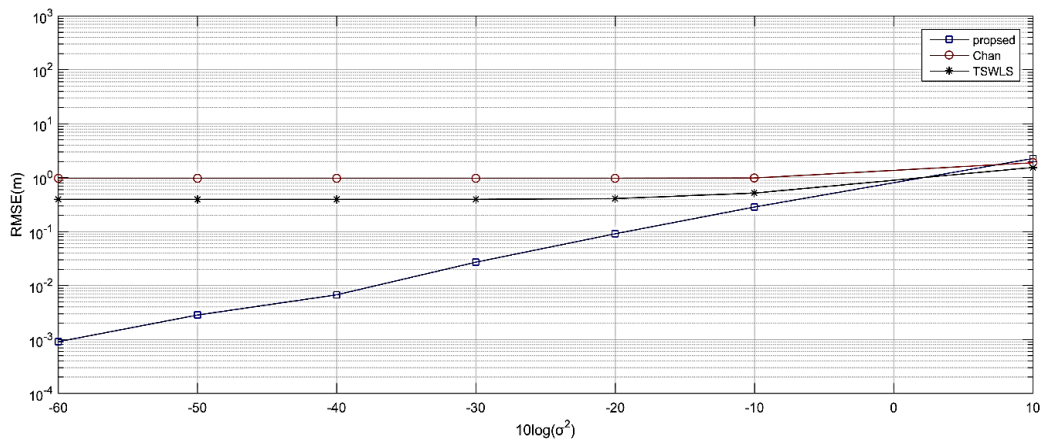
Figure 6. Comparison of Bias versus sensor numbers (Anchor Nodes) for non-cooperative localization

در ادامه، طبق شرایط در نظر گرفته شده برای محاسبه اریبی یعنی مقدار ثابت $\sigma = 10^{-2}$ ، مقدار RMSE تخمین نیز به ازای تعداد ۴، ۵، ۶، ۷، ۸ و ۹ حسگر تحت آزمایش قرار گرفت. شکل ۷ نتیجه‌ی این شبیه‌سازی را نشان می‌دهد. مشهود است که با افزایش تعداد حسگرها مقدار RMSE تخمین کاهش می‌یابد. در اینجا با توجه به افزایش تعداد حسگرها میزان داده دریافتی توسط حسگرها افزایش یافته و در نتیجه در شرایط تقریب محذب حاصل از مسئله بهینه‌سازی می‌توان نتایج مطلوب‌تری را به دست آورد زیرا پارامتر تعداد سنسورها در مخرج ظاهر گردیده و با افزایش آن میزان مجذور خطا کاهش می‌یابد. در ادامه روش پیشنهادی غیرمشارکتی با روش‌های TSWLS [۶] و Chan [۱۲] از منظر دو معیار RMSE و Bias مقایسه شده است. نتایج شبیه‌سازی در شکل ۸ و شکل ۹ متناظراً نشان داده شده است. نتایج شبیه‌سازی‌های شکل ۸ و شکل ۹ در شرایطی به دست آمده که سناریوی شکل ۱ برای قرارگیری حسگرها (گره‌های لنگر) و منبع حاکم بوده است. جهت حصول نتایج، روش‌های Chan، TSWLS و روش پیشنهادی غیرمشارکتی در این آزمایش به ترتیب 5000 مرتبه تکرار شده‌اند. هم‌چنین بازه‌ی تغییرات

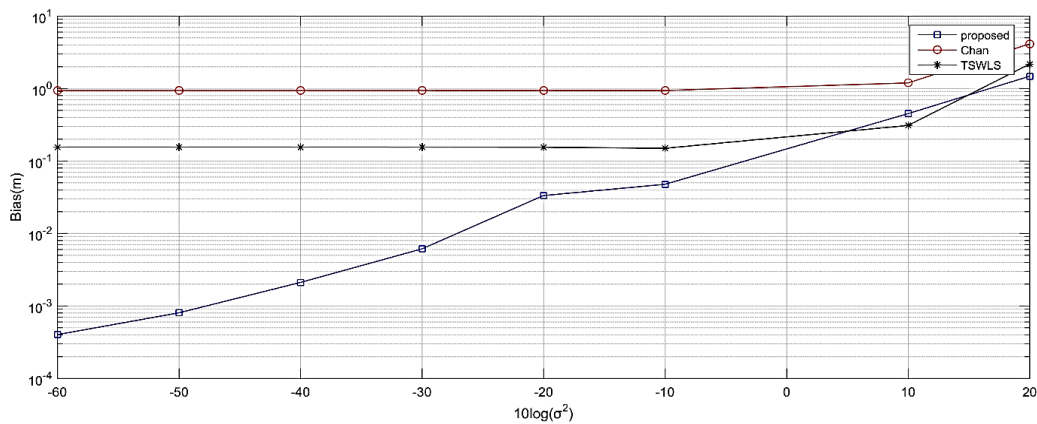
واریانس نویز اندازه‌گیری از -60dB تا 20dB در نظر گرفته شده‌است. همان‌طور که در نتایج شبیه‌سازی مشاهده می‌شود، روش پیشنهادی غیرمشارکتی از دو روش مذکور عملکرد بهتری را از خود نشان می‌دهد و در واریانس‌های یکسان از نویز اندازه‌گیری، RMSE و Bias کمتری نسبت به دو روش دیگر دارد.



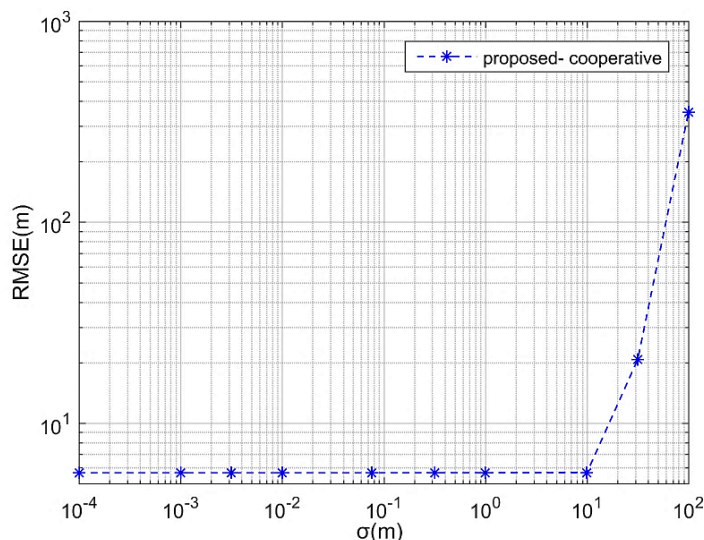
شکل ۷: مقایسه مقدار RMSE تخمین بر حسب تعداد حسگرها (گره‌های لنگر) در مکان‌یابی غیرمشارکتی
 Figure 7. Comparison of RMSE versus sensor numbers (Anchor Nodes) for non-cooperative localization



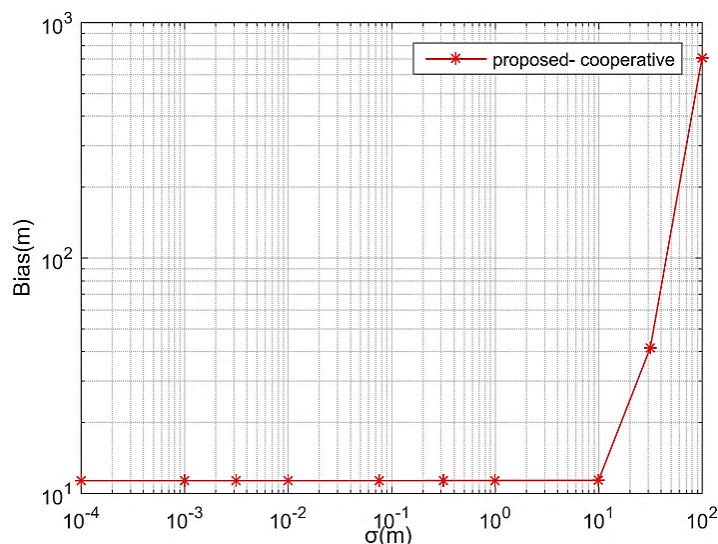
شکل ۸: مقایسه مقدار RMSE تخمین در مکان‌یابی غیرمشارکتی با واریانس نویز اندازه‌گیری
 Figure 8. comparison of RMSE versus variance of noise for non-cooperative localization



شکل ۹: مقایسه مقدار Bias تخمین در مکان‌یابی غیرمشارکتی با واریانس نویز اندازه‌گیری
 Figure 9. Comparison of Bias versus variance of noise for non-cooperative localization



شکل ۱۰: مقایسه مقدار RMSE تخمین بر حسب واریانس نویز اندازه‌گیری در مکان‌یابی مشارکتی
Figure 10. Comparison of RMSE versus variance of noise for cooperative localization



شکل ۱۱: مقایسه مقدار Bias تخمین بر حسب واریانس نویز اندازه‌گیری در مکان‌یابی مشارکتی
Figure 11. Comparison of RMSE versus variance of noise for cooperative localization

شایان ذکر است بر اساس شبیه‌سازی‌های صورت گرفته، روش پیشنهادی غیرمشارکتی با وجود تعداد ۴ حسگر برای رسیدن به تخمین نهایی موقعیت منبع میانگین زمانی 0.2979 ثانیه را نیاز دارد. در توجیه بحث خطای حاصل در نتایج باید توجه داشت که انتخاب توابع همبند در شرایط مختلف و نیز تقریب حاصل از ماتریس کوواریانس نویز با توجه به میزان همبسته بودن خطا، در نتایج حاصل می‌تواند اثرگذار باشد. در ضمن با توجه به آزادسازی محدب صورت گرفته به واسطه قیدهای تساوی، می‌توان انتظار ظاهر شدن بخشی از خطای مذکور را انتظار داشت.

جهت پیاده‌سازی روش پیشنهادی مشارکتی از چیدمان گره‌های لنگر در شکل ۱ استفاده شده‌است. تعداد گره‌ی منبع به صورت یکنواخت در فضایی مربع‌گونه با ابعاد 10×10 توزیع شده‌اند. در واقع طول و عرض این گره‌ها توزیع $U(0,10)$ را دارا هستند. شکل ۱۰ و شکل ۱۱ به ترتیب با معیارهای RMSE و اریبی عملکرد روش پیشنهادی مشارکتی را به نمایش گذاشته‌اند. آنچه از این دو شکل مشهود است، افزایش RMSE و اریبی همزمان با افزایش انحراف معیار نویز صورت می‌گیرد.

۵- نتیجه‌گیری

در این مقاله، برای دو مدل مسئله‌ی مکان‌یابی غیرمشارکتی و مشارکتی بر مبنای اندازه‌گیری‌های TDOA روشی بر پایه‌ی قضیه‌ی اسکالر که از مهم‌ترین قضایای تئوری هم‌بندها به شمار می‌رود، ارائه گردید. در شرایطی که ماتریس کوواریانس نویز اندازه‌گیری مبهم و نامعلوم بود، حلّ یک مسئله‌ی مکان‌یابی مبتنی بر اندازه‌گیری‌های TDOA، که همواره از مشکل غیرخطی و نامحدّب بودن نسبت به پارامتر مجهول مکان منبع رنج می‌برد، امری دشوار می‌نمود. قضیه‌ی اسکالر به کمک آمد و با به‌کارگیری یک هم‌بند گوسی مسئله از حالتی که مشروط به دانستن ماتریس کوواریانس نویز اندازه‌گیری است، بیرون آمد. سپس با اعمال روش IFM مرحله‌ی دیگری از حلّ مسئله پدید آمد. در این مرحله مشکل غیرخطی و نامحدّب بودن نسبت به پارامتر مجهول مکان منبع سر برآورد. از این رو با چندین عملیات جبری و سرانجام با اعمال آزادسازی نیمه معین، تخمینی از موقعیت منبع حاصل شد.

مراجع

- [1] A. Forster, Introduction to wireless sensor networks. John Wiley & Sons, 2016.
- [2] L. Huang *et al.*, "Robust TDOA-Based Indoor Localization Using Improved Clock-Sync-Scheme and Multilevel Constrained ARPF," in *IEEE Sensors Journal*, vol. 23, no. 10, pp. 10633-10643, 15 May 15, 2023, doi: 10.1109/JSEN.2023.3259540.
- [3] Y. Sun, K. C. Ho, Y. Yang and L. Chen, "An Asymptotically Optimal Estimator for Source Location and Propagation Speed by TDOA," in *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 30, pp. 1037-1041, 2023, doi: 10.1109/LSP.2023.3302229.
- [4] X. Qu, L. Xie and W. Tan, "Iterative Constrained Weighted Least Squares Source Localization Using TDOA and FDOA Measurements," in *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 65, no. 15, pp. 3990-4003, 1 Aug. 1, 2017, doi: 10.1109/TSP.2017.2703667.
- [5] K. C. Ho, X. Lu and L. Kovavisaruch, "Source Localization Using TDOA and FDOA Measurements in the Presence of Receiver Location Errors: Analysis and Solution," in *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 55, no. 2, pp. 684-696, Feb. 2007, doi: 10.1109/TSP.2006.885744.
- [6] A. Noroozi, A. H. Oveis, S. M. Hosseini and M. A. Sebt, "Improved Algebraic Solution for Source Localization From TDOA and FDOA Measurements," in *IEEE Wireless Communications Letters*, vol. 7, no. 3, pp. 352-355, June 2018, doi: 10.1109/LWC.2017.2777995.
- [7] Y. Sun, K. C. Ho and Q. Wan, "Solution and Analysis of TDOA Localization of a Near or Distant Source in Closed Form," in *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 67, no. 2, pp. 320-335, 15 Jan. 15, 2019, doi: 10.1109/TSP.2018.2879622.
- [8] Z. Mao, H. Su, B. He and X. Jing, "Moving Source Localization in Passive Sensor Network With Location Uncertainty," in *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 28, pp. 823-827, 2021, doi: 10.1109/LSP.2021.3074034.
- [9] N. Vankayalapati, S. Kay and Q. Ding, "TDOA based direct positioning maximum likelihood estimator and the cramer-rao bound," in *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 50, no. 3, pp. 1616-1635, July 2014, doi: 10.1109/TAES.2013.110499.
- [10] Y. Zou and H. Liu, "Semidefinite Programming Methods for Alleviating Clock Synchronization Bias and Sensor Position Errors in TDOA Localization," in *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 27, pp. 241-245, 2020, doi: 10.1109/LSP.2020.2965822.
- [11] X. Ma, T. Ballal, H. Chen, O. Aldayel and T. Y. Al-Naffouri, "A Maximum-Likelihood TDOA Localization Algorithm Using Difference-of-Convex Programming," in *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 28, pp. 309-313, 2021, doi: 10.1109/LSP.2021.3051836.

- [12] H. Chen, T. Ballal, N. Saeed, M. -S. Alouini and T. Y. Al-Naffouri, "A Joint TDOA-PDOA Localization Approach Using Particle Swarm Optimization," in *IEEE Wireless Communications Letters*, vol. 9, no. 8, pp. 1240-1244, Aug. 2020, doi: 10.1109/LWC.2020.2986756.
- [13] Y. Sun, K. C. Ho, Y. Yang and L. Chen, "An Asymptotically Optimal Estimator for Source Location and Propagation Speed by TDOA," in *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 30, pp. 1037-1041, 2023, doi: 10.1109/LSP.2023.3302229.
- [14] W. Xiong, C. Schindelbauer and H. C. So, "Globally Optimized TDOA High-Frequency Source Localization Based on Quasi-Parabolic Ionosphere Modeling and Collaborative Gradient Projection," in *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 59, no. 1, pp. 580-590, Feb. 2023, doi: 10.1109/TAES.2022.3185971.
- [15] Y. Sun, K. C. Ho, T. Xing, Y. Yang and L. Chen, "Projection-Based Algorithm and Performance Analysis for TDOA Localization in MPR," in *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 72, pp. 896-911, 2024, doi: 10.1109/TSP.2024.3352923.
- [16] M. R. Basheer and S. Jagannathan, "Localization of Objects Using Cross-Correlation of Shadow Fading Noise and Copulas," *IEEE Global Telecommunications Conference - GLOBECOM*, Houston, TX, USA, 2011, pp. 1-5, doi: 10.1109/GLOCOM.2011.6134101.
- [17] N. Patwari, J. N. Ash, S. Kyperountas, A. O. Hero, R. L. Moses and N. S. Correal, "Locating the nodes: cooperative localization in wireless sensor networks," in *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 22, no. 4, pp. 54-69, July 2005, doi: 10.1109/MSP.2005.1458287.
- [18] R. M. Vaghefi, M. R. Gholami, R. M. Buehrer and E. G. Strom, "Cooperative Received Signal Strength-Based Sensor Localization With Unknown Transmit Powers," in *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 61, no. 6, pp. 1389-1403, March 15, 2013, doi: 10.1109/TSP.2012.2232664.
- [19] R. B. Nelsen, *An introduction to copulas*. Springer Science & Business Media, 2007.
- [20] H. Joe, *Multivariate models and multivariate dependence concepts*. CRC press, 1997.
- [21] H. Joe and J. J. Xu, "The estimation method of inference functions for margins for multivariate models," 1996.
- [22] S. Boyd, S. P. Boyd, and L. Vandenberghe, *Convex optimization*. Cambridge university press, 2004.
- [23] S. M. Kay, *Fundamentals of statistical signal processing: estimation theory*. Prentice-Hall, Inc., 1993.
- [24] M. Grant and S. Boyd, "CVX: Matlab software for disciplined convex programming, version 2.1," ed, 2014.

COPYRIGHTS

©2024 by the authors. Published by the Islamic Azad University Bushehr Branch. This article is an open-access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0) <https://creativecommons.org/licenses/by/4.0>

