Journal of Iranian Association of Electrical and Electronics Engineers
Vol. 22 No. 4, 2025
DOI: 10.61882/jiaeee.22.4.4

Improving Target Localization Using Linear Least Squares Method and Received Signal Strength Under Path Loss Exponent Uncertainty

Negin Mohammadalinia [1], Hadi Zayyani [2], Mehdi Bekrani [3]

[1] M. Sc. Student, Department of Electrical and Computer Engineering, Qom University of Technology, Qom, Iran
N_alinia@qut.ac.ir,
[2] Prof., Department of Electrical and Computer Engineering, Qom University of Technology, Qom, Iran
zayyrani@qut.ac.ir
[3] Associate. Prof., Department of Electrical and Computer Engineering, Qom University of Technology, Qom, Iran
bekrani@qut.ac.ir

Abstract:
This paper investigates target localization in wireless sensor networks (WSNs) using received signal strength (RSS) measurements under uncertainty in the path-loss exponent (PLE). Traditional RSS-based localization techniques suffer performance degradation when the PLE varies due to environmental conditions. To address this issue, the paper proposes a novel RSS-based localization algorithm that models PLE as a uniformly distributed random variable and formulates a cost function to jointly estimate source coordinates and the PLE. The steepest-descent optimization method is applied to minimize the error metric. Simulation results show that the proposed method achieves accurate localization with low computational complexity, outperforming conventional algorithms such as semidefinite programming (SDP).

Keywords: Wireless sensor network, Localization, Linear least squares, Maximum likelihood estimator.

Article Type: Research

Received: 08. 02. 2025

Revised: 06. 05. 2025

Accepted: 25.10. 2025

Corresponding author: M. Bekrani

Corresponding author's address: Khodakaram Blvd., Department of Electrical and Computer Engineering, Qom University of Technology, Qom, Iran

Copyright © 2025 The Authors. Published by Iranian Association of Electrical and Electronics Engineers.
This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International license (https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/). Non-commercial uses of the work are permitted, provided the original work is properly cited.

1. Motivation of the work

Accurate target localization is essential in WSN applications such as environmental monitoring, military surveillance, infrastructure health monitoring, and asset tracking [1-2]. RSS-based localization remains attractive because it does not require synchronous clocks or antenna arrays and is computationally lightweight. However, its performance strongly depends on the PLE, which varies across environments due to obstacles, shadowing, and multipath effects [3].

Most existing methods assume known PLE or require exhaustive search, high computational cost, or training data [4]. When both transmit power and PLE are unknown, localization becomes a nonlinear and non-convex problem, making optimal estimation challenging [5]. Therefore, it is necessary to develop an efficient and robust localization method capable of handling PLE uncertainty without significant computational burden.

2. Contributions

This work introduces an RSS-based localization method for wireless sensor networks operating under uncertain propagation environments. Unlike many conventional approaches that assume a fixed and known path-loss exponent, the proposed method models this parameter as a uniformly distributed random variable and estimates it iteratively. This enables the algorithm to account for realistic variations in signal attenuation caused by obstacles, multipath propagation, and changing environmental conditions, thereby improving robustness in practical scenarios.

The method combines logarithmic RSS modeling, reference-sensor normalization, and linear least-squares estimation to determine source coordinates, eliminating the need for prior knowledge of transmit power and reducing calibration effort. A gradient-based steepest-descent update is used to refine both the path-loss exponent and the target position without relying on exhaustive search or heavy optimization tools.

Furthermore, the algorithm's performance is evaluated through Monte-Carlo simulations across multiple sensor densities and a range of SNR values. The results indicate consistently improved localization accuracy and lower computational complexity compared with benchmark techniques such as semidefinite programming and multistep linearization [3, 6], particularly in moderate-to-high SNR conditions. These findings demonstrate the practical applicability of the proposed approach for low-power wireless sensor networks, where computational resources and communication overhead are typically limited.

3. Procedures

This study evaluates RSS-based localization using simulated wireless sensor networks. A single static target acts as the signal source, while sensor nodes—placed at known coordinates in 2-D space—serve as measurement points. Three deployment scenarios are examined, containing 4, 8, and 12 sensors arranged symmetrically around the target. The target transmits a signal following a log-normal path-loss model with additive Gaussian noise, and the path-loss exponent (PLE) is treated as an unknown uniformly distributed random parameter. To remove the unknown transmit power, RSS values are normalized using a reference sensor.

For each scenario, RSS samples are generated and converted into a linear estimation model. The proposed algorithm then iteratively estimates the PLE using steepest-descent optimization (fixed step size, 1000 iterations), and subsequently computes the target's position via linear least-squares estimation. This process is repeated over 1000 Monte-Carlo trials for each sensor configuration and multiple SNR levels.

Localization performance is quantified using root-mean-square error (RMSE). The proposed method is compared against established baselines, including semidefinite programming and multistep linearization approaches, to assess accuracy, robustness to PLE uncertainty, and computational efficiency.

4. Findings

The simulation results demonstrate that the proposed RSS-based localization method provides accurate and stable position estimates across different sensor deployment densities and SNR levels. When using four sensors, the method achieves acceptable accuracy at moderate-to-high SNR, though performance is naturally more sensitive to noise due to limited spatial information. As the number of sensors increases to eight and twelve, localization accuracy improves consistently, confirming that denser sensor layouts enhance geometric diversity and estimation reliability.

Across all scenarios, the algorithm exhibits favorable convergence behavior, attributable to the convex nature of the formulated cost function in practical conditions. The steepest-descent estimator successfully identifies the optimal path-loss exponent and position parameters without requiring exhaustive search or high computational resources. Results further reveal that performance significantly improves as SNR increases above 10 dB, establishing the method's robustness against moderate measurement noise.

A quantitative comparison indicates that, at 10 dB SNR and eight sensors, the proposed method achieves approximately 50% lower RMSE than the semidefinite programming (SDP) benchmark, demonstrating superior localization performance with notably reduced computational complexity. Additionally, when the number of sensors increases from eight to twelve, RMSE decreases from roughly 0.25 m to 0.20 m, representing an improvement of around 20%. Overall, the findings confirm that the proposed approach effectively handles uncertainty in the path-loss exponent while delivering enhanced accuracy, scalability, and efficiency relative to existing techniques.

5. Conclusion

This work introduced an RSS-based localization algorithm capable of operating under uncertainty in the path-loss exponent by modeling it as a uniformly

distributed variable and applying a steepest-descent optimization. The method jointly estimates the propagation exponent and target position without requiring transmit-power knowledge, leading to accurate and computationally efficient localization. Simulation results across multiple sensor deployments confirmed improved accuracy, stable convergence, and lower complexity compared to existing methods such as semidefinite programming and multistep linearization. Moreover, performance improved with increased sensor density and SNR, highlighting the algorithm's scalability and robustness. These findings demonstrate the suitability of the proposed approach for practical wireless sensor networks, with future improvements possible through learning-based models and faster optimization techniques.

نشریه مهندسی برق و الکترونیک ایران

نشریه مهندسی برق و الکترونیک ایران، سال بیست و دوم، شماره چهارم، زمستان ۱۴۰۴، صفحات ۴-۱۴

DOI: 10.61882/jiaeee.22.4.4

بهبود مکان‌یابی هدف با روش حداقل مربعات خطی و استفاده از توان سیگنال دریافتی در حالت عدم قطعیت ضریب اتلاف توان

نگین محمدعلی‌نیا [۱]، هادی زیانی [۲]، مهدی بکرانی [۳]

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد برق مخابرات - دانشگاه صنعتی قم - قم - ایران

n_alinia@qut.ac.ir

۲- استاد دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر- دانشگاه صنعتی قم - قم- ایران

zayyani@qut.ac.ir

۳- دانشیار دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر- دانشگاه صنعتی قم - قم- ایران

bekrani@qut.ac.ir

چکیده: شبکه‌های حسگری بی‌سیم شامل مجموعه‌ای از گره‌های حسگر هستند که از طریق امواج رادیویی با یکدیگر ارتباط برقرار می‌کنند. در بسیاری از کاربردها دریافت اطلاعات حسگرها برای تعیین موقعیت مکانی منبع هدف حائز اهمیت است. الگوریتم‌های مختلفی بر اساس ویژگی‌های سیگنال دریافتی برای مکان‌یابی هدف توسعه یافته‌اند. در این مقاله، یک الگوریتم مکان‌یابی مبتنی بر توان سیگنال دریافتی با مدل نرمال لگاریتمی پیشنهاد شده است. در این مدل، ضریب اتلاف توان به‌عنوان یک متغیر تصادفی با توزیع یکنواخت در نظر گرفته می‌شود. به‌منظور افزایش دقت مکان‌یابی، یک تابع هزینه تعریف شده و از روش تندترین شیب برای مینیمم کردن خطا استفاده می‌شود. این الگوریتم در سناریوهای مختلف با چهار، هشت و دوازده آنتن شبیه‌سازی شده است. نتایج نشان می‌دهد که روش پیشنهادی با دقت بالایی موقعیت منبع را تخمین می‌زند و درعین‌حال پیچیدگی محاسباتی کمی دارد. همچنین، افزایش تعداد آنتن‌ها موجب بهبود دقت مکان‌یابی می‌شود. به عنوان گزارشی کمی از بهبود حاصل از به‌کارگیری روش پیشنهادی، نتایج شبیه‌سازی‌ها نشان می‌دهد که در شرایط استفاده از ۸ حسگر و نسبت سیگنال به نویز برابر با ۱۰ دسی‌بل، مقدار خطای ریشه میانگین مربعات به میزان ۵۰ درصد نسبت به نزدیک‌ترین روش مقایسه‌شده، یعنی روش برنامه‌ریزی نیمه‌معین، کاهش یافته است. همچنین با افزایش تعداد حسگرها از ۸ به ۱۲ (با همان نسبت سیگنال به نویز)، مقدار خطای ریشه میانگین مربعات از ۰/۲۵ متر به ۰/۲۰ متر کاهش یافته که نشان‌دهنده بهبودی حدود ۲۰ درصد در دقت تخمین مکان می‌باشد.

کلمات کلیدی: شبکه حسگری بیسیم، مکان‌یابی، ضریب اتلاف توان، کمینه مربعات خطی، تخمین‌گر بیشینه درستنمایی

نوع مقاله: پژوهشی

دریافت : ۱۴۰۳/۱۱/۲۰

بازنگری: ۱۴۰۴/۰۲/۱۶

پذیرش: ۱۴۰۴/۰۸/۰۳

نام نویسنده‌ی مسئول: دکتر مهدی بکرانی

نشانی نویسنده‌ی مسئول: ایران – قم – بلوار شهید خداکرم– دانشگاه صنعتی قم – دانشکده‌ی مهندسی برق و کامپیوتر

حق انتشار این مستند، متعلق به نویسندگان آن است. ۱۴۰۴ ©. ناشر این مقاله، انجمن مهندسین برق و الکترونیک ایران است.

این مقاله تحت گواهی زیر منتشرشده و هر نوع استفاده غیرتجاری از آن مشروط بر استناد صحیح به مقاله و با رعایت شرایط مندرج در آدرس زیر مجاز است.

Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International license
(https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/)

۱- مقدمه

مکان‌یابی در شبکه‌های حسگری بی‌سیم به فرآیندی اطلاق می‌شود که در آن موقعیت دقیق گره‌های حسگر مشخص می‌شود. این قابلیت در کاربردهای متعددی مانند پایش محیطی، ردیابی اهداف و بهینه‌سازی مصرف منابع نقش حیاتی دارد. مکان‌یابی در شبکه‌های حسگری بی‌سیم کاربردهای گسترده‌ای دارد که در حوزه‌های مختلف علمی و صنعتی از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. یکی از کاربردهای کلیدی آن، ردیابی اهداف متحرک مانند وسایل نقلیه، افراد و حیوانات وحشی است که به‌ویژه در زمینه‌های نظامی، مدیریت شهری و حفاظت از محیط‌زیست اهمیت دارد. علاوه بر این، اطلاعات مکان‌یابی به بهبود پروتکل‌های مسیریابی جغرافیایی کمک می‌کند، زیرا با استفاده از موقعیت گره‌ها، مسیرهای بهینه برای انتقال داده‌ها تعیین می‌شود و در نتیجه مصرف انرژی کاهش می‌یابد. همچنین، مکان‌یابی در پایش شرایط محیطی مانند نظارت بر دما، رطوبت و آلودگی، نقشی کلیدی ایفا می‌کند و در حوزه‌هایی مانند کشاورزی و مدیریت منابع آبی بسیار مفید است. از سوی دیگر، این فناوری در نظارت بر سلامت سازه‌ها نیز به کار می‌رود و با پایش وضعیت پل‌ها و ساختمان‌ها، به شناسایی نقاط ضعف و افزایش ایمنی کمک می‌کند. یکی دیگر از کاربردهای مهم، تشخیص و پیشگیری از آتش‌سوزی‌های جنگلی است که از طریق تعیین دقیق محل آتش، امکان واکنش سریع‌تر و کاهش خسارات را فراهم می‌کند.

۱-۱- روش‌های مکان‌یابی در شبکه‌های حسگری بی‌سیم

روش‌های متعددی برای تعیین موقعیت منابع سیگنال با استفاده از شبکه‌های بی‌سیم توسعه یافته‌اند که هر یک دارای مزایا و چالش‌های خاص خود هستند. در یک تقسیم بندی می‌توان انواع روش‌های مکان‌یابی در شبکه‌های حسگری بیسیم را به صورت زیر دسته بندی کرد:

الف) زمان رسیدن سیگنال[۱]: در این روش، مدت‌زمانی که سیگنال از فرستنده به گیرنده می‌رسد اندازه‌گیری شده و بر اساس آن فاصله بین آن‌ها تخمین زده می‌شود. از این دسته روش بیشتر در رادارها استفاده می شود [۱].

ب) زاویه ورود سیگنال[۲]: این روش بر اساس تعیین زاویه ورود سیگنال به مجموعه‌ای از آنتن‌ها کار می‌کند و از اختلاف فاز یا تأخیر سیگنال بین آنتن‌های مختلف برای محاسبه موقعیت استفاده می‌کند.

ج) اختلاف زمان رسیدن سیگنال[۳]: در این روش، اختلاف زمانی رسیدن سیگنال به چندین گیرنده اندازه‌گیری شده و از آن برای تخمین موقعیت منبع سیگنال استفاده می‌شود.

د) توان سیگنال دریافتی[۴]: در این روش، میزان کاهش قدرت سیگنال بر اساس فاصله فرستنده و گیرنده تحلیل شده و برای تخمین موقعیت گره استفاده می‌شود. بااین‌حال، این روش به دلیل تأثیرگذاری عوامل محیطی و موانع فیزیکی با چالش‌هایی همراه است. یکی از چالش‌های استفاده از توان سیگنال دریافتی برای مکان‌یابی، عدم قطعیت در ضریب تضعیف مسیر و توان ارسال است. این عدم قطعیت‌ها می‌توانند به دلیل تغییرات محیطی، موانع فیزیکی و شرایط مختلف شبکه ایجاد شوند.

البته تعدادی از روشها از جمله در [۲]، از ترکیب روشها استفاده می‌کنند. هر یک از این روش‌ها بسته به شرایط محیطی و نیازهای کاربردی می‌توانند مورد استفاده قرار گیرند. انتخاب روش مناسب نقش مهمی در دقت و کارایی مکان‌یابی در شبکه‌های حسگری بی‌سیم دارد.

۱-۲- مروری بر پژوهشهای مکان‌یابی در شبکه‌های حسگری بی‌سیم

در [۳]، روش‌های جدیدی برای بهبود دقت مکان‌یابی حسگرها با استفاده از توان سیگنال دریافتی ارائه شده است. این روش‌ها به‌ویژه برای شرایطی که توان ارسال ناشناخته است و ضریب تضعیف مسیر دارای عدم قطعیت می‌باشد، توسعه یافته‌اند. یکی از این رویکردها بهره‌گیری از مدل‌های آماری و استنتاج بیزی برای تخمین موقعیت حسگرها است. در این روش، توان ارسال و ضریب تضعیف مسیر به‌عنوان متغیرهای تصادفی مدل‌سازی شده و توزیع‌های پیشین برای آن‌ها در نظر گرفته می‌شود. سپس، با استفاده از داده‌های توان سیگنال دریافتی، تخمین‌های بیزی به‌روزرسانی شده و مکان حسگرها با دقت بیشتری محاسبه می‌شود.

علاوه بر این، از الگوریتم‌های یادگیری ماشین، مانند شبکه‌های عصبی و روش‌های یادگیری عمیق، برای تخمین موقعیت حسگرها بهره برده است. این الگوریتم‌ها قادرند با استفاده از داده‌های آموزشی، الگوهای پیچیده میان توان سیگنال دریافتی و موقعیت حسگرها را یاد بگیرند و در مواجهه با عدم قطعیت، عملکرد قابل قبولی داشته باشند. همچنین، از فیلترهای کالمن و کالمن توسعه‌یافته برای ترکیب داده‌های توان سیگنال دریافتی و پیش‌بینی موقعیت حسگرها استفاده شده است. این فیلترها با ترکیب مداوم داده‌های جدید و پیش‌بینی‌های قبلی، تخمین‌های دقیق‌تری ارائه می‌دهند و می‌توانند دقت مکان‌یابی را در شرایط عدم قطعیت به‌طور چشمگیری افزایش دهند.

از آنجا که توان ارسال و ضریب اتلاف مسیر[۵] دو عامل کلیدی در روش‌های مکان‌یابی مبتنی بر توان سیگنال دریافتی محسوب می‌شوند، بسیاری از روش‌های موجود که این دو پارامتر را مجهول در نظر می‌گیرند، نیازمند فرآیند جستجو بوده و قادر به ارائه یک راه‌حل بسته برای مکان‌یابی حسگرها نیستند. در این مقاله، یک روش نوین مکان‌یابی مبتنی بر توان سیگنال دریافتی معرفی شده است که یک راه‌حل بسته بر اساس تخمین‌گر کمترین مربعات وزنی دو مرحله‌ای ارائه می‌دهد. این روش برای شرایطی با توان ارسال نامشخص و عدم قطعیت در ضریب تضعیف مسیر طراحی شده و قادر است به حد پایین کرامر-رائو[۶] دست یابد، که این موضوع از طریق تجزیه‌وتحلیل نظری و شبیه‌سازی‌ها تأیید شده است. در مجموع، روش پیشنهادی با حذف نیاز به اطلاعات دقیق توان ارسال و ضریب اتلاف مسیر، کاهش زمان اجرا، افزایش دقت در

شرایط عدم قطعیت، و بهبود مقیاس‌پذیری، عملکرد بهتری نسبت به روش‌های مکان‌یابی موجود ارائه می‌دهد [۴].

در [۵] یک روش سریع برای مکان‌یابی در شبکه‌های بی‌سیم، در شرایطی که توان ارسال و ضریب اتلاف توان نامعلوم هستند، ارائه شده است. در این روش، ابتدا یک تخمین اولیه از پارامترهای نامشخص با استفاده از اندازه‌گیری توان سیگنال دریافتی از چندین گره مرجع با موقعیت معلوم انجام می‌شود. این تخمین اولیه مبنایی برای اجرای یک الگوریتم تکراری جهت بهبود دقت موقعیت‌یابی حسگرها قرار می‌گیرد. روش‌های رایج تکراری شامل بیشینه‌سازی امیدریاضی[۷] و برآورد بیشینه درستنمایی[۸] هستند.

برای کاهش اثر خطاهای تخمین اولیه، فرآیند کالیبراسیون توان سیگنال دریافتی انجام می‌شود که از سه روش بهینه‌سازی شامل تکامل تفاضلی، یادگیری مبتنی بر مقابله و بازآدرس‌دهی تطبیقی بهره می‌برد. تکامل تفاضلی[۹] یک الگوریتم مبتنی بر جمعیت است که برای بهینه‌سازی مسائل غیرخطی و چندمتغیره استفاده می‌شود و در یافتن مقادیر بهینه برای تخمین موقعیت و پارامترهای سیستم مؤثر است. یادگیری مبتنی بر مقابله[۱۰] با بررسی هم‌زمان نقاط انتخاب‌شده و نقاط مقابل آن‌ها، روند جستجو را بهینه کرده و سرعت همگرایی را افزایش می‌دهد. بازآدرس‌دهی تطبیقی[۱۱] نیز با هدایت بهینه جستجو در فضای پارامترها، سرعت همگرایی و دقت تخمین را بهبود می‌بخشد.

با ترکیب این روش ها، الگوریتم فوق به‌دلیل استفاده از روش‌های هوشمند، قادر است موقعیت گره‌ها را با دقت بیشتری حتی در شرایطی که قدرت ارسال و توان تضعیف مسیر به صورت دقیق مشخص نیست، تخمین بزند. همچنین، نسبت به الگوریتم‌های سنتی، علاوه بر دقت بالاتر، زمان محاسباتی کمتری نیاز دارد که برای شبکه‌های حسگر بی‌سیم با منابع محدود، مزیت مهمی محسوب می‌شود. به‌ویژه در کاربردهای حساس مانند نظارت پزشکی یا تشخیص رخدادهای اضطراری، افزایش دقت مکان‌یابی می‌تواند تأثیر مستقیمی بر عملکرد سیستم داشته باشد [۶].

در سال‌های اخیر، الگوریتم‌های متعددی برای حل مسئله مکان‌یابی بر اساس اندازه‌گیری توان سیگنال دریافتی ارائه شده‌اند. برآورد بیشینه‌ی درستنمایی در این مسئله ذاتاً غیرخطی و غیرمحدب است [۷]. برای رفع پیچیدگی‌های حل برآورد بیشینه درستنمایی، روش‌های تخمین‌گری غیر بهینه مختلفی پیشنهاد شده‌اند، از جمله الگوریتم‌های مبتنی بر برنامه ریزی نیمه معین[۱۲] [۸،۹] ، کمترین مربعات[۱۳] [۱۰،۱۱]، کمترین مربعات خطی محدود [۱۲]، و تصویرسازی بر مجموعه‌های محدب [۱۳،۱۴].

در [۱۵]، مکان‌یابی مبتنی بر توان سیگنال دریافتی در شرایطی که پارامترهایی مانند توان فرستنده یا ضریب اتلاف توان نامشخص هستند، بررسی شده است. چالش اصلی این تحقیق، غیرمحدب بودن تخمین‌گر بیشینه‌ی درستنمایی است که در چنین شرایطی رخ می‌دهد. برای رفع این مشکل، نویسندگان از تقریب‌های مناسب استفاده کرده‌اند تا در عین کاهش پیچیدگی محاسباتی، دقت تخمین نیز حفظ شود. مسئله مکان‌یابی به‌عنوان یک زیرمسئله در چارچوب "منطقه اعتماد"[۱۴] بازفرموله شده است. این رویکرد، مسئله را به دو بخش "کاوش" و "بهره‌برداری" تقسیم می‌کند تا تخمین بهینه‌ی پارامترها حاصل شود.

در بهینه‌سازی، به ویژه زمانی که مسئله اصلی به صورت غیرمحدب یا پیچیده است، روش منطقه اعتماد می‌تواند بکار رود که شامل تعیین یک ناحیه مشخص در فضای پارامترها (معمولاً یک مجموعه محدود) است که در آن مسئله بهینه‌سازی قابل مدیریت و قابل حل است. این روش دو مزیت کلیدی دارد: ۱) کاهش فضای جستجو و در نتیجه بهبود سرعت و کاهش هزینه محاسباتی، و ۲) ایجاد تعادل بین اکتشاف و بهره‌برداری، که باعث افزایش احتمال یافتن پاسخ بهینه می‌شود. نتایج شبیه‌سازی نشان داده است که این روش نسبت به الگوریتم‌های سنتی عملکرد بهتری دارد و پیچیدگی محاسباتی آن نیز کمتر است، که این امر در کاربردهای عملی اهمیت زیادی دارد [۱۶].

در [۱۷]، از روش برنامه ریزی نیمه معین [۱۸] برای حل مسائل بهینه‌سازی غیرمحدب و تخمین پارامترهای نامعلوم استفاده شده است. همچنین، در [۱۹] یک روش خطی‌سازی چندمرحله‌ای[۱۵] برای حل مسئله مکان‌یابی با استفاده از توان سیگنال دریافتی در حضور ضریب اتلاف مسیر نامشخص پیشنهاد شده است. این روش، مسئله مکان‌یابی را به چندین مرحله خطی تقسیم می‌کند. در هر مرحله، ابتدا یک تقریب اولیه از پارامترهای نامشخص (مثل ضریب تلفات مسیر) انجام می‌شود، سپس این مقادیر به‌روزرسانی شده و معادلات خطی حاصل حل می‌شوند. این فرایند به‌صورت تکراری ادامه می‌یابد تا همگرایی مطلوب حاصل شود. در نهایت، تخمین‌های نهایی موقعیت و نمای تلفات مسیر با ترکیب نتایج تمامی مراحل به دست می‌آیند.

این روش دارای مزایایی از جمله دقت بالاتر در تخمین موقعیت با در نظر گرفتن تغییرات محیطی و پارامترهای نامشخص، پایداری بیشتر در مکان‌یابی به دلیل استفاده از تخمین‌های تکراری و به‌روزرسانی شده، و امکان تطبیق در محیط‌های مختلف با شرایط متفاوت است [۲۰].

۲- روش مکان‌یابی مبتنی بر توان سیگنال دریافتی با ضریب اتلاف توان معلوم

در یک شبکه حسگر بی‌سیم، در صورتی که حداقل سه حسگر با موقعیت‌های مشخص وجود داشته باشند، می‌توان مکان یک منبع ناشناخته را تخمین زد. برای این منظور، از تخمین‌گر بهینه خطی نااریب[۱۶] استفاده می‌شود تا خطای مکان‌یابی به حداقل برسد. این تخمین‌گر مختصات منبع را به گونه‌ای برآورد می‌کند که کمترین انحراف نسبت به فاصله‌های اندازه‌گیری‌شده را داشته باشد.

رابطه ریاضی بین توان دریافتی و فاصله‌ها به صورت زیر بیان می‌شود:

$$A\theta = b \qquad (۱)$$

که در آن، A ماتریسی است که شامل مختصات حسگرها می‌شود و b برداری است که مقادیر توان سیگنال دریافتی را در بر دارد. اگر مختصات

مکان منبع را بصورت $X = [x, y]^T$ و مکان حسگر n ام را بصورت $X_n = (x_n , y_n)$ در نظر بگیریم که در آن $N \geq 3$ تعداد حسگرها در شبکه باشد، با کمک رابطه زیر می‌توان مکان منبع، یعنی (x , y) را بدست آورد:

$$d_n = \sqrt{(x - x_n)^2 + (y - y_n)^2}, n = 1, \dots, N \quad (۲)$$

که در آن d_n فاصله حسگر n ام از منبع است. برای تبدیل مشاهدات به مدل خطی، متغیر R را به صورت $R = x^2 + y^2$ تعریف می‌کنیم. با مربع کردن رابطه (۲) خواهیم داشت:

$$-2x_n x - 2y_n y + R = d_n^2 - x_n^2 - y_n^2, \quad n = 1, \dots, N \quad (۳)$$

اگر مطابق رابطه (۱)، آن را بصورت ماتریسی $A\theta = b$ باز نویسی کنیم، داریم:

$$A = \begin{bmatrix} -2x_1 & -2y_1 & 1 \\ -2x_2 & -2y_2 & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ -2x_N & -2y_N & 1 \end{bmatrix}, \quad b = \begin{bmatrix} d_1^2 - x_1^2 - y_1^2 \\ d_2^2 - x_2^2 - y_2^2 \\ \vdots \\ d_N^2 - x_N^2 - y_N^2 \end{bmatrix},$$
$$\theta = [x, y, R]^T \quad (۴)$$

که در آن θ برداری است که باید تخمین زده شود، و b بردار مشاهدات است و در عمل با مقدار تخمینی آن، $\hat{b}$ ، جایگزین می‌شود. برای حل معادله $A\theta = \hat{b}$ به تخمین فاصله و ماتریس کواریانس مشاهدات نیاز داریم. با محاسبه ماتریس کواریانس مشاهدات C، به عنوان وزن تابع هزینه داریم:

$$J(\theta) = \left(A\theta - \hat{B}\right)^T C^{-1}\left(A\theta - \hat{B}\right) \quad (۵)$$

با حل معادله بالا مکان منبع با رابطه زیر تخمین زده می‌شود:

$$\hat{\theta} = (A^T C^{-1} A)^{-1} A^T C^{-1} \hat{B} \quad (۶)$$

که در آن مختصات تخمین زده شده، درایه اول و دوم بردار $\hat{\theta}$ است.

بطور خلاصه حل مسئله، شامل دو مرحله است که در مرحله اول فاصله تقریبی هر حسگر از منبع تخمین زده می‌شود و سپس با استفاده از روشهای آماری مانند تخمین‌گر بهینه خطی نااریب یا کمینه مربعات خطی[۱۷] ، مختصات منبع به دست می‌آید [۲۵، ۱۷].

۳- روش مکان‌یابی مبتنی بر توان سیگنال دریافتی با ضریب اتلاف توان نامعلوم

در این روش، یک تابع هزینه برای مسئله مکان‌یابی تعریف می‌شود که با کمینه‌سازی آن، به‌طور همزمان مختصات منبع و ضریب اتلاف توان تخمین زده می‌شوند [۲۶، ۲۷]. یکی از چالش‌های اصلی در این الگوریتم، نامعلوم بودن توان فرستنده است. برای رفع این مشکل، یک حسگر مرجع انتخاب شده و تمامی اندازه‌گیری‌ها با مقدار اندازه‌گیری‌شده توسط این حسگر مرجع نرمال‌سازی می‌شوند. این روش موجب حذف توان فرستنده از معادلات و ساده‌سازی محاسبات می‌شود. تنها فرضی که در این مدل در نظر گرفته شده، گوسی بودن نویز افزوده شده در اندازه‌گیری‌ها است، که این فرض موجب دقت بالاتر در تخمین موقعیت می‌شود.

مدل نرمال لگاریتمی برای انتشار سیگنال در محیط با رابطه زیر بیان می‌شود [۱۷]:

$$\ln s_n = \ln A - \beta \ln d_n + \omega_n \quad (۷)$$

که در آن s_n توان سیگنال دریافتی در حسگر n ام، A توان فرستنده در فاصله یک متری از آن، β ضریب اتلاف توان در مسیر انتشار و $\omega_n \sim \mathcal{N}(0 , \sigma_n^2)$ نویز گوسی سفید با میانگین صفر و واریانس σ_n^2 است. در [۱۷]، جزئیات روش تخمین ضریب اتلاف توان و مکان هدف آمده است که با تعریف متغیر جدید $S = x^2 + y^2$ منجر به رابطه ماتریسی $A\theta = b$، برای تخمین مکان هدف می شود که در آن:

$$A = \begin{bmatrix} 2\left(P_2^{\frac{2}{\beta}} x_2 - P_1^{\frac{2}{\beta}} x_1\right) & 2\left(P_2^{\frac{2}{\beta}} y_2 - P_1^{\frac{2}{\beta}} y_1\right) & P_1^{\frac{2}{\beta}} - P_2^{\frac{2}{\beta}} \\ 2\left(P_3^{\frac{2}{\beta}} x_3 - P_1^{\frac{2}{\beta}} x_1\right) & 2\left(P_3^{\frac{2}{\beta}} y_3 - P_1^{\frac{2}{\beta}} y_1\right) & P_1^{\frac{2}{\beta}} - P_3^{\frac{2}{\beta}} \\ \cdots & & \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ 2\left(P_N^{\frac{2}{\beta}} x_N - P_1^{\frac{2}{\beta}} x_1\right) & 2\left(P_N^{\frac{2}{\beta}} y_N - P_1^{\frac{2}{\beta}} y_1\right) & P_1^{\frac{2}{\beta}} - P_N^{\frac{2}{\beta}} \end{bmatrix}$$

$$b = \begin{bmatrix} P_2^{\frac{2}{\beta}}(x_2^2 + y_2^2) - P_1^{\frac{2}{\beta}}(x_1^2 + y_1^2) \\ P_3^{\frac{2}{\beta}}(x_3^2 + y_3^2) - P_1^{\frac{2}{\beta}}(x_1^2 + y_1^2) \\ \vdots \\ P_N^{\frac{2}{\beta}}(x_N^2 + y_N^2) - P_1^{\frac{2}{\beta}}(x_1^2 + y_1^2) \end{bmatrix}, \quad \theta = \begin{bmatrix} x \\ y \\ S \end{bmatrix} \quad (۸)$$

شکل خطی معادلات ماتریسی فوق با استفاده از روش کمینه مربعات خطی قابل حل است. پس از محاسبه ماتریسهای مربوطه، بردار θ که شامل مختصات منبع است، بدست می‌آید. در این معادلات توان فرستنده، R_0، به کمک اندازه گیری در حسگر مرجع و تقسیم همه اندازه‌گیری‌ها بر مقدار آن حذف شده است. اما هنوز ضریب اتلاف توان β نامعلوم است که این باعث عدم امکان محاسبه مقادیر A و b می‌شود. بنابراین بدون تعیین مقدار مناسب برای β نمی‌توان مکان منبع را تخمین زد.

برای رفع این مشکل یک روش جستجو برای مقدار بهینه ضریب اتلاف توان پیشنهاد شده است. می‌دانیم که β در محیط های مختلف عدد ثابتی نیست اما اندازه‌گیری‌ها نشان می‌دهد که این پارامتر به طور معمول در یک بازه مشخص قرار دارد. به طور معمول برای محیط های مختلف این بازه بین ۲ و ۴ قرار دارد. الگوریتم پیشنهادی جستجو برای انتخاب ضریب اتلاف توان بهینه، ابتدا مقادیر نسبت فاصله‌ها برای یک ضریب اتلاف توان نوعی ،β_j در بازه ذکر شده محاسبه می‌کند. سپس با همان ضریب اتلاف توان یعنی β_j، مقادیر ماتریس‌های A و B را محاسبه

کرده و با استفاده از روش کمینه مربعات خطی مطابق رابطه زیر، مکان منبع را تخمین می‌زند:

$$\hat{\theta}_{\beta_j} = (A_{\beta_j}^T A_{\beta_j})^{-1} A_{\beta_j}^T b_{\beta_j} \quad (۹)$$

همچنین با استفاده از مختصات تخمین زده شده $(\hat{x}_{\beta_j}, \hat{y}_{\beta_j})$ و مختصات حسگرها، (x_n, y_n) فاصله بین هر حسگر و منبع با رابطه زیر محاسبه می‌شود:

$$d_{n,\beta_j} = \sqrt{(\hat{x}_{\beta_j} - x_n)^2 + (\hat{y}_{\beta_j} - y_n)^2} \quad (۱۰)$$

با محاسبه این فاصله‌ها برای هر حسگر می‌توان نسبت فاصله را بدست آورد. بهترین مقدار ضریب اتلاف توان به نحوی انتخاب می‌شود که بیشترین تطابق بین این دو نسبت حاصل شود.

به طور خلاصه این الگوریتم دو نسبت فاصله را با یکدیگر مقایسه می‌کند و مقدار β را طوری تعیین می‌کند که بیشترین تطابق ایجاد شود. به عبارت دیگر، ضریب اتلاف توان بهینه در صورتی حاصل می‌شود که تابع هزینه زیر کمینه گردد:

$$\beta_{\text{opt}} = \underset{\beta_{min} \le \beta_j \le \beta_{max}}{\text{argmin}} \sum_{n=2}^{N} \left[\frac{d_{1,\beta_j}}{d_{n,\beta_j}} - \left(\frac{P_n}{P_1}\right)^{\frac{1}{\beta_j}} \right]^2 \quad (۱۱)$$

پس از یافتن مقدار بهینه ضریب اتلاف توان، تخمین‌گر کمینه مربعات خطی مقدار $\hat{\theta}_{\beta_{opt}}$ را با رابطه (۹) محاسبه کرده و در نتیجه مختصات مکان منبع را تخمین می‌زند [۲۷].

مرجع [۲۶] نیز به بررسی مکان‌یابی بر اساس توان سیگنال دریافتی در شرایطی می‌پردازد که هم توان ارسال و هم ضریب اتلاف توان نامعلوم هستند. در این روش، ضریب اتلاف توان به صورت یک متغیر تصادفی با توزیع نرمال مدل‌سازی شده است. برای جبران نامعلوم بودن توان ارسالی، از تفاضل توان سیگنال دریافتی[۱۸] نسبت به یک گره مرجع استفاده می‌شود و با استفاده از نسبت فاصله‌ها، مکان‌یابی انجام می‌گیرد. ابتدا، یک روش تخمین بیشینه درست‌نمایی پیشنهاد می‌شود تا نسبت فواصل را به‌صورت بسته به دست آورد. سپس، برای تعیین موقعیت منبع از تخمین‌های نسبت فواصل، یک برآوردگر حداقل مربعات خطی دو مرحله‌ای[۱۹] پیشنهاد می‌شود که از رابطه شناخته‌شده بین مختصات منبع و متغیر فاصله استفاده می‌کند. در نهایت، یک تخمین‌گر بیشینه احتمال پسین[۲۰] ارائه می‌شود که موقعیت منبع و ضریب اتلاف توان را به‌طور همزمان با بیشینه‌سازی درست‌نمایی پسین مقادیر تفاضل توان سیگنال دریافتی، با توجه به توزیع ضریب اتلاف توان، تخمین می‌زند.

۴- روش پیشنهادی مکان‌یابی مبتنی بر توان سیگنال دریافتی

فرض می‌شود یک شبکه بی سیم متشکل از N حسگر در نقاط با مختصات $[x_n, y_n]$ برای $1 \le n \le N$ و یک منبع ارسال کننده سیگنال در موقعیت [x , y] قرار دارند. مطابق رابطه (۷)، انتشار سیگنال در محیط مطابق با مدل انتشار نرمال لگاریتمی بیان می‌شود که در آن پارامتر β ضریب اتلاف توان در محیط انتشار است که به عنوان یک متغیر تصادفی در نظر گرفته می‌شود و A توان منبع ارسال کننده سیگنال است که آن را نامعلوم فرض می‌کنیم. همچنین ω_n یک نویز گوسی ناهمبسته با میانگین صفر و انحراف معیار معلوم σ_n است که به مشاهدات هر حسگر اضافه می‌شود.

هدف این مطالعه، طراحی یک تخمین‌گر بیشینه درست‌نمایی برای تعیین فاصله هر حسگر با فرض مدل انتشار فوق است. دقت الگوریتم مکان‌یابی به ضریب تلفات توان بستگی دارد، که این ضریب تحت تأثیر ویژگی‌های محیط انتشار بوده و می‌توان آن را به‌صورت یک متغیر تصادفی مدل‌سازی کرد [۲۱].

در نظر بگیریم که توان فرستنده یک پارامتر نامعلوم در مدل انتشار سیگنال است. به‌منظور حذف این پارامتر، حسگر اول به‌عنوان حسگر مرجع انتخاب شده و اختلاف توان اندازه‌گیری‌شده در سایر حسگرها نسبت به این حسگر محاسبه می‌شود. با استفاده از مدل انتشار سیگنال در معادله (۷)، می‌توان رابطه زیر را بیان کرد:

$$\ln s_n - \ln s_1 = -\beta \ln\left(\frac{d_n}{d_1}\right) + \omega_n - \omega_1 \quad (۱۲)$$

برای ساده‌سازی، متغیرهای جدید به‌صورت زیر تعریف می‌شوند:

$$y_n = \ln s_n - \ln s_1, \quad g_n = \frac{d_{nl}}{d_1}, \quad v_n = \omega_n - \omega_1 \quad (۱۳)$$

که در آن، v_n یک نویز گوسی ناهمبسته با میانگین صفر و واریانس $\sigma_{v,n}^2 = \sigma_n^2 + \sigma_1^2$ است. بنابراین معادله توان دریافتی سیگنال به صورت زیر خواهد بود:

$$y_n = -\beta \ln g_n + v_n, \quad n = 2, \dots, N \quad (۱۴)$$

در این رابطه g_n فاصله نرمالیزه شده بین هر حسگر تا منبع است که یک پارامتر نامعلوم و غیرآماری محسوب می‌شود. پارامتر β که ضریب اتلاف توان است، به عنوان یک متغیر تصادفی در نظر گرفته شده است. همچنین $v_n \sim \mathcal{N}(0, \sigma_{v,n}^2)$ نویز گوسی افزوده شده با میانگین صفر است [۲۲].

به منظور تعریف ماتریسهای مدل، ماتریس مشاهدات b بصورت زیر تعریف شده و در عمل با مقدار تخمینی آن $(\hat{b})$ جایگزین می‌شود. بنابراین A و b به صورت رابطه (۴) تعریف شده و $\hat{b}$ را نیز به صورت زیر تعریف می‌کنیم:

$$\hat{b} = \begin{bmatrix} \hat{d}_1^2 - x_1^2 - y_1^2 \\ \hat{d}_2^2 - x_2^2 - y_2^2 \\ \vdots \\ \hat{d}_N^2 - x_N^2 - y_N^2 \end{bmatrix}_{N \times 1} \quad (۱۵)$$

و برای $\hat{d}_n^2$ داریم:

$$\hat{d}_n^2 = e^{\frac{-2R_0}{\hat{\beta}} - \frac{-2\sigma_{v,n}^2}{\hat{\beta}^2}} \quad (۱۶)$$

که در آن $\hat{\beta}$ تخمینی از β است. از آنجا که رابطه $A\theta = b$ برقرار است، می‌توان تخمین پارامتر θ را به صورت رابطه زیر نوشت:

$$\hat{\theta} = A^{\dagger} \hat{b} \quad (۱۷)$$

برای بررسی خطای تخمین، پارامتر خطای err بصورت زیر تعریف می‌شود:

$$err_{3\times1} = e(\hat{\beta}) = \mathrm{A}^{\dagger}\hat{b} - \mathrm{A}^{\dagger} b = \mathrm{A}^{\dagger}(\hat{b} - b) \quad (۱۸)$$

اندازه بردار $err_{3\times1}$ نیز به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$err_{1\times1} = \left\|e(\hat{\beta})\right\|^2 \quad (۱۹)$$

با جایگذاری رابطه بالا در معادله خطا، خواهیم داشت:

$$err_{1\times1} = \left\|\mathrm{A}^{\dagger}(\hat{b} - b)\right\|^2 = \left[\mathrm{A}^{\dagger}(\hat{b} - b)\right]^T \left[\mathrm{A}^{\dagger}(\hat{b} - b)\right] = (\hat{b} - b)^T_{1\times N} A^{\dagger^T}_{N\times3} \mathrm{A}^{\dagger}_{3\times N} (\hat{b} - b)_{N\times1} \quad (۲۰)$$

برای ساده‌سازی، ماتریس زیر را تعریف می‌کنیم:

$$A^{\dagger^T}_{N\times3} \mathrm{A}^{\dagger}_{3\times N} = A_{1_{N\times N}} \quad (۲۱)$$

با جایگذاری این مقدار، رابطه خطا به شکل زیر تغییر می‌کند:

$$err_{1\times1} = (\hat{b}^T - b^T)_{1\times N} A_{1_{N\times N}} (\hat{b} - b)_{N\times1} \quad (۲۲)$$

با تعریف $\hat{b} - b = \Delta b$ ، داریم:

$$err_{1\times1} = (\Delta b)^T_{1\times N} A_{1_{N\times N}} (\Delta b)_{N\times1} \quad (۲۳)$$

عبارت بالا را به صورت تابع $\mathrm{F}(\Delta b)$ تعریف می‌کنیم، بنابراین:

$$err_{1\times1} = F(\Delta b) = (\Delta b)^T_{1\times N} A_{1_{N\times N}} (\Delta b)_{N\times1} \quad (۲۴)$$

با فرض اینکه حاصلضرب $A_{1_{N\times N}}\Delta b$ به صورت زیر باشد:

$$A_{1_{N\times N}}\Delta b = \begin{bmatrix} a_{11}\Delta b_1 + a_{12}\Delta b_2 + \cdots + a_{1N}\Delta b_L \\ a_{21}\Delta b_1 + a_{22}\Delta b_2 + \cdots + a_{2N}\Delta b_L \\ \vdots \\ a_{N1}\Delta b_1 + a_{N1}\Delta b_L + \cdots + a_{NN}\Delta b_N \end{bmatrix} \quad (۲۵)$$

با جایگذاری این رابطه $A_{1_{N\times N}}\Delta b$ در تابع خطا $err_{1\times1}$ ، به رابطه زیر می‌رسیم:

$$\begin{aligned} err_{1\times1} &= F(\Delta b) \\ &= (\Delta b)^T_{1\times L} \begin{bmatrix} a_{11}\Delta b_1 + a_{12}\Delta b_2 + \cdots + a_{1L}\Delta b_N \\ a_{21}\Delta b_1 + a_{22}\Delta b_2 + \cdots + a_{2L}\Delta b_N \\ \vdots \\ a_{N1}\Delta b_1 + a_{N1}\Delta b_2 + \cdots + a_{NN}\Delta b_N \end{bmatrix}_{N\times1} \\ &= \sum_{i=1}^{N} \Delta b_i \left(\sum_{i=1}^{N} a_{ij}\Delta b_j\right) = \sum_{i}^{N}\sum_{j}^{N} a_{ij}\,\Delta b_i\,\Delta b_j \end{aligned} \quad (۲۶)$$

در این رابطه، مقادیر Δb_i و Δb_j به صورت زیر تعریف می‌شوند:

$$\Delta b_i = e^{\frac{-2R_i}{\hat{\beta}} - \frac{2\sigma^2_{v,i}}{\hat{\beta}^2}} - d_i^2 \quad (۲۷)$$

$$\Delta b_j = e^{\frac{-2R_j}{\hat{\beta}} - \frac{2\sigma^2_{v,j}}{\hat{\beta}^2}} - d_j^2$$

با فرض اینکه $\frac{2\sigma^2_{v,i}}{\hat{\beta}^2}$ مقدار بسیار کوچکتری در مقایسه با $\frac{-2R_i}{\hat{\beta}}$ باشد، می‌توان از تقریب زیر استفاده کرد:

$$e^{-\frac{2\sigma^2_{v,i}}{\hat{\beta}^2}} \approx 0 \quad , \quad e^{-\frac{2\sigma^2_{v,j}}{\hat{\beta}^2}} \approx 0 \quad (۲۸)$$

بنابراین روابط (۲۷) به صورت زیر ساده می‌شوند:

$$\Delta b_i = e^{\frac{-2R_i}{\hat{\beta}}} - d_i^2 \quad (۲۹)$$

$$\Delta b_j = e^{\frac{-2R_j}{\hat{\beta}}} - d_j^2$$

هدف ما کمینه‌سازی مقدار err است که قبلا تعریف شده است. به این منظور، از مشتق گیری استفاده می‌کنیم:

$$\frac{\partial err}{\partial \hat{\beta}} = \sum_{i}^{N}\sum_{j}^{N} \alpha_{ij} \frac{\partial}{\partial \hat{\beta}} \left(\Delta b_i\, \Delta b_j\right) \quad (۳۰)$$

با توجه به روابط (۲۹) برای Δb_i و Δb_j و با جایگذاری در معادله بالا داریم:

$$\sum_{\mathrm{i}}^{N}\sum_{\mathrm{j}}^{N} \alpha_{\mathrm{ij}} \frac{\partial}{\partial \hat{\beta}} \left(\left(e^{\frac{-2R_i}{\hat{\beta}}} - d_i^2\right)\left(e^{\frac{-2R_j}{\hat{\beta}}} - d_j^2\right)\right) \quad (۳۱)$$

$$= \sum_{i}^{N}\sum_{j}^{N} \alpha_{ij} \frac{\partial}{\partial \hat{\beta}} \left(e^{\frac{-2R_i-2R_j}{\hat{\beta}}} - d_i^2\, e^{\frac{-2R_j}{\hat{\beta}}} - d_j^2\, e^{\frac{-2R_i}{\hat{\beta}}}\right)$$

عبارت داخل پرانتز را مشتق گیری می‌کنیم:

$$\frac{\partial}{\partial \hat{\beta}} \left(e^{\frac{-2R_i-2R_j}{\hat{\beta}}} - d_i^2\, e^{\frac{-2R_j}{\hat{\beta}}} - d_j^2\, e^{\frac{-2R_i}{\hat{\beta}}}\right) \quad (۳۲)$$

$$= \frac{2R_i + 2R_j}{\hat{\beta}^2}\, e^{\frac{-2R_i-2R_j}{\hat{\beta}}} - d_i^2 \left(\frac{2R_j}{\hat{\beta}^2}\right) e^{\frac{-2R_j}{\hat{\beta}}} - d_j^2 \left(\frac{2R_i}{\hat{\beta}^2}\right) e^{\frac{-2R_i}{\hat{\beta}}}$$

با جایگذاری این نتیجه در (۳۰) خواهیم داشت:

$$\frac{\partial err}{\partial \hat{\beta}} = \sum_{i}^{N}\sum_{j}^{N} \alpha_{ij} \left[\frac{2R_i + 2R_j}{\hat{\beta}^2}\, e^{\frac{-2R_i-2R_j}{\hat{\beta}}} - d_i^2 \left(\frac{2R_j}{\hat{\beta}^2}\right) e^{\frac{-2R_j}{\hat{\beta}}} - d_j^2 \left(\frac{2R_i}{\hat{\beta}^2}\right) e^{\frac{-2R_i}{\hat{\beta}}}\right] \quad (۳۳)$$

برای یافتن مقدار بهینه $\hat{\beta}$، شرط ایستایی را اعمال می‌کنیم:

$$\frac{\partial err}{\partial \hat{\beta}} = 0$$

بنابراین:

$$\sum_{i}^{N}\sum_{j}^{N} \alpha_{ij} \left[\frac{2R_i + 2R_j}{\hat{\beta}^2}\, e^{\frac{-2R_i-2R_j}{\hat{\beta}}} - d_i^2 \left(\frac{2P_j}{\hat{\beta}^2}\right) e^{\frac{-2R_j}{\hat{\beta}}} - d_j^2 \left(\frac{2R_i}{\hat{\beta}^2}\right) e^{\frac{-2R_i}{\hat{\beta}}}\right] = 0$$

تابع فوق برای کمینه‌سازی بصورت زیر تعریف می‌شود:

$$F(\hat{\beta}) = \sum_{i}^{L}\sum_{j}^{L} \alpha_{ij} \left[e^{\frac{-2R_i}{\hat{\beta}}} - d_i^2\right]\left[e^{\frac{-2R_j}{\hat{\beta}}} - d_j^2\right] \quad (۳۴)$$

برای کمینه‌سازی $\mathrm{F}(\hat{\beta})$ از روش تندترین شیب[۲۱] استفاده می‌کنیم. روش تندترین شیب یک الگوریتم تکراری برای کمینه‌سازی

توابع چند متغیره است که در هر گام، مقدار تابع را در جهت مخالف گرادیان کاهش می‌دهد. در این روش، ابتدا از یک مقدار اولیه برای $\hat{\beta}$ شروع کرده و در هر مرحله گرادیان تابع را محاسبه می‌کنیم. سپس مقدار $\hat{\beta}$ را در جهت مخالف گرادیان به روز می‌کنیم. این فرایند تا رسیدن به نقطه بهینه تکرار می‌شود.

برای پیاده‌سازی روش تندترین شیب، یک پارامتر همگرایی μ با مقدار ۰.۶۵ در نظر گرفته شده است و تعداد تکرارهای روش تندترین شیب برابر با ۱۰۰۰ تعیین شده است. بروز رسانی مقدار $\hat{\beta}$ در هر مرحله از طریق رابطه زیر انجام می‌شود:

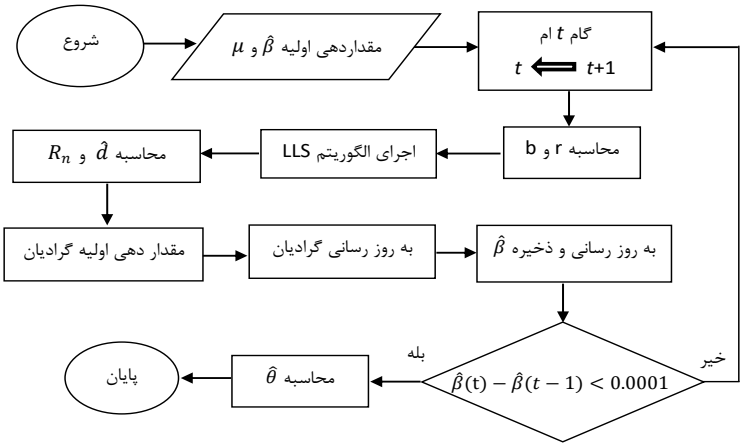
$$\hat{\beta} \leftarrow \hat{\beta} - \mu \frac{\partial F(\hat{\beta})}{\partial \hat{\beta}} \qquad (۳۵)$$

در نهایت با رابطه (۱۷) مکان منبع حاصل می‌شود. فلوچارت الگوریتم پیشنهادی مکان‌یابی به صورت شکل (۱) می‌باشد.

۵- نتایج شبیه‌سازی

در این بخش، روش پیشنهادی را با استفاده از شبیه‌سازی در نرم‌افزار متلب و با در نظر گرفتن چهار حسگر مورد بررسی قرار می‌دهیم. در این شبیه‌سازی، مختصات منبع (2,8) در نظر گرفته شده و شبکه‌ی بی‌سیم شامل چهار حسگر است که در نقاط (5- , 5-)، (0 , 10)، (10 , 0) و (10 , 10) قرار دارند.

نتایج شبیه‌سازی بر اساس میانگین‌گیری از $M = 1000$ بار اجرای برنامه به دست آمده است. ضریب اتلاف توان در محیط انتشار برابر با ۲ در نظر گرفته شده است. همچنین فرض می‌کنیم که انحراف معیار نویز برای تمامی حسگرها مقدار ثابتی بوده و به‌صورت پارامتری معلوم است (σ^2). نسبت سیگنال به نویز [22] به‌صورت میانگین مشاهدات تمامی حسگرها تقسیم بر σ^2 تعریف می‌شود. معیار ارزیابی و مقایسه، ریشه میانگین مربع خطا[۲۳] است که بر اساس فرمول زیر محاسبه می‌شود:



شکل (۱): فلوچارت مکان‌یابی

$$\mathrm{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{M}\sum_{K=1}^{M}(X - \hat{X}_K)^2 + (Y - \hat{Y}_K)^2} \qquad (۳۶)$$

که در آن، $\hat{X}_K$ و $\hat{Y}_K$ مختصات تخمین زده شده منبع در تکرار K ام هستند.

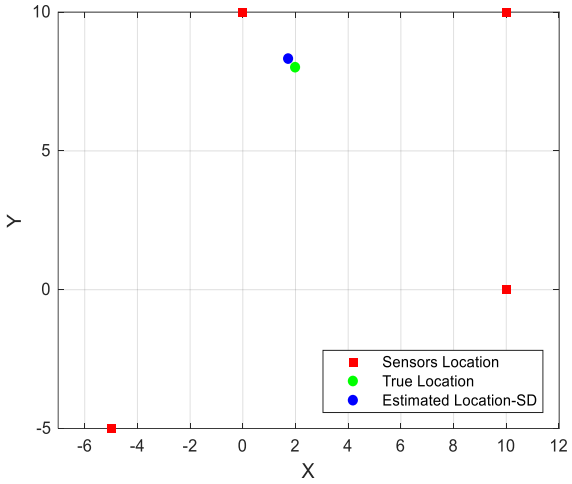
شکل (۲) مختصات مکان منبع برای چهار حسگر را نشان می‌دهد. برای ارزیابی کارایی روش پیشنهادی، نتایج پنج الگوریتم مختلف مورد بررسی قرار گرفته است:

الگوریتم اول: روش پیشنهادی ارائه‌شده در مرجع [۲۱] که در سال ۲۰۲۲ ارائه شده است و از جمله به‌روزترین مقالات در زمینه مکان یابی با استفاده از توانهای دریافتی است، ضریب اتلاف توان دارای توزیع یکنواخت در بازه [۲،۴] در نظر گرفته شده است. در این روش، ابتدا فاصله‌ی حسگرها تا منبع با استفاده از یک تخمین‌گر خاص برآورد می‌شود. سپس با به‌کارگیری ماتریس‌ها و روش کمینه مربعات خطی، اصطلاحا روش خطی سازی چند مرحله ای، مختصات منبع تخمین زده می‌شود.

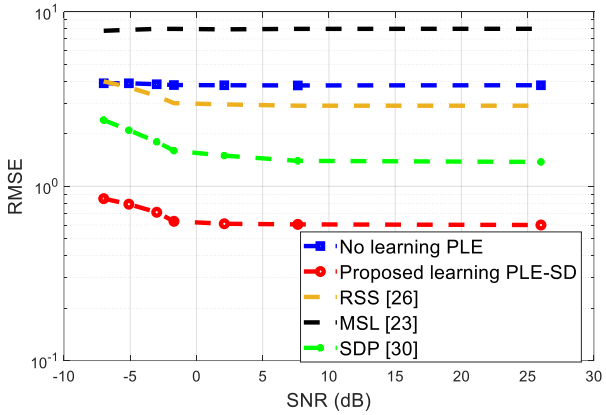
الگوریتم دوم: روش پیشنهادی ارائه‌شده در مرجع [۲۵] که در آن، ضریب اتلاف توان دارای توزیع یکنواخت در بازه‌ی [۲،۸] در نظر گرفته شده است. این روش برای تخمین موقعیت منبع از برآورد بیشینه درستنمایی استفاده می‌کند. بااین‌حال، به دلیل نامحدب بودن رابطه‌ی حاصل و پیچیدگی محاسباتی آن، یک طرح جایگزین پیشنهاد شده است که با استفاده از بسط مرتبه اول تیلور و چند فرضیه‌ی ساده‌ساز، معادله‌ی مکان‌یابی را خطی‌سازی کرده و مختصات منبع را تخمین می‌زند.

الگوریتم سوم: روش پیشنهادی ما که در آن، اندازه‌ی گام برای یافتن بهترین مقدار ضریب اتلاف توان برابر با ۰.۰۷ انتخاب شده است. نتایج شبیه‌سازی نشان می‌دهد که در نسبت سیگنال به نویز پایین

(SNR < 10 dB)، عملکرد روش پیشنهادی چندان مطلوب نیست، زیرا هم ضریب اتلاف توان نامعلوم است و هم نویز وجود دارد. اما در نسبت سیگنال به نویز بالا (SNR > 10 dB)، این روش دقت بهتری نسبت به سایر روش‌ها ارائه می‌دهد. از نظر پیچیدگی محاسباتی و زمان اجرای شبیه‌سازی، روش پیشنهادی کارآمدتر از سایر روش‌ها بوده و علاوه بر این، محدب بودن آن نیز در نتایج شبیه‌سازی تأیید شده است.



شکل (۲): مختصات مکان منبع برای چهار حسگر



شکل (۳): نمودار SNR روش پیشنهادی با چهار حسگر

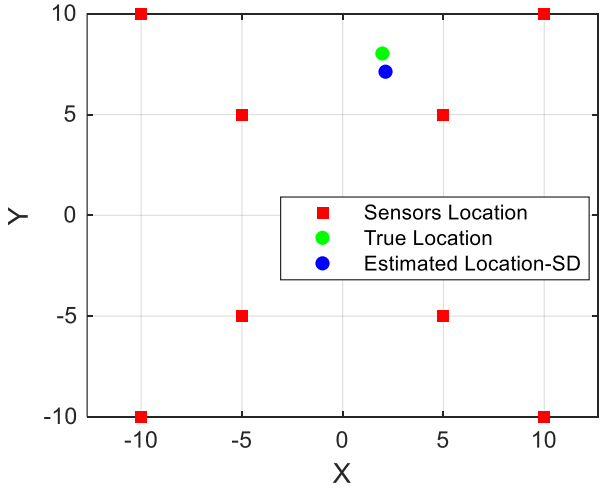
در این بخش، عملکرد روش پیشنهادی با استفاده از نرم‌افزار متلب و با هشت حسگر مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. در این شبیه‌سازی، شبکه بی‌سیم شامل هشت حسگر بوده که در مختصات (-10, -10)، (-10, 10)، (10, -10)، (10, 10)، (-5, -5)، (-5, 5)، (5, -5)و (5, 5) قرار دارند. مشابه بخش قبل، ۱۰۰۰ شبیه‌سازی مستقل انجام شده و میانگین نتایج محاسبه شده است. ریشه میانگین مربعات خطا به عنوان معیار ارزیابی در نظر گرفته شده و ضریب اتلاف توان محیط برابر با ۲ فرض شده است. علاوه بر این، الگوریتم‌های مقایسه‌ای و مقدار اندازه گام (۰.۰۷) مشابه بخش قبل در نظر گرفته شده‌اند تا تابع هزینه معرفی‌شده کمینه شود. نتایج شبیه‌سازی در شکل‌های (۴) و (۵) نشان

الگوریتم چهارم: این روش مشابه الگوریتم سوم است، با این تفاوت که دارای فرم بسته است و در آن، مقدار $\hat{\beta}$ با روش یادگیری تعیین نمی‌شود. در واقع، این روش فرم اصلاح‌شده‌ی روش کمینه مربعات خطی محسوب می‌شود.

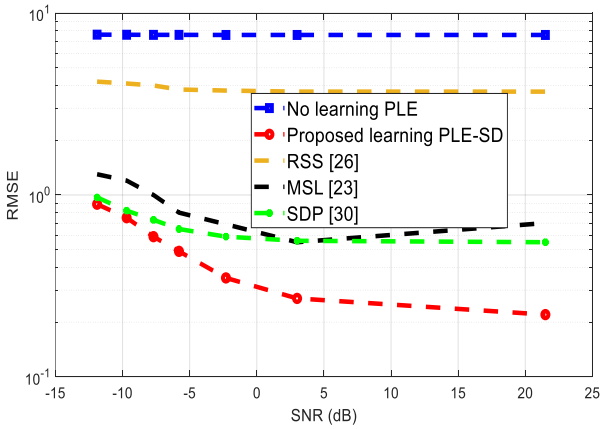
الگوریتم پنجم: این روش که در مرجع [۲۸] و در سال ۲۰۲۲ ارائه شده است و از جمله مقالات جدید در زمینه موضوع این مقاله است، از برنامه ریزی نیمه معین برای مکان یابی مشارکتی در حالت وجود توانهای دریافتی اریب، استفاده شده است.

می‌دهند که در نسبت سیگنال به نویزهای بالا (SNR > 10 dB) ، دقت روش پیشنهادی مطلوب و عملکرد آن قابل قبول است.

به عنوان گزارشی کمی از نتایج در حالت استفاده از ۸ حسگر، مشاهده می‌شود که در نسبت سیگنال به نویز برابر با ۱۰ دسی‌بل، مقدار ریشه میانگین مربعات خطا برای روش پیشنهادی حدود ۰/۲۵ متر است. در حالی‌که این مقدار برای روش برنامه‌ریزی نیمه‌معین [۲۸] -که نزدیک‌ترین عملکرد را نسبت به روش پیشنهادی دارد- حدود ۰/۵ متر گزارش شده است. بنابراین، روش پیشنهادی نشان‌دهنده بهبودی معادل ۵۰ درصد در مقدار ریشه میانگین مربعات خطا نسبت به روش مقایسه‌شده می‌باشد.



شکل (۴): مختصات مکان منبع برای هشت حسگر



شکل (۵): نمودار SNR روش پیشنهادی با هشت حسگر

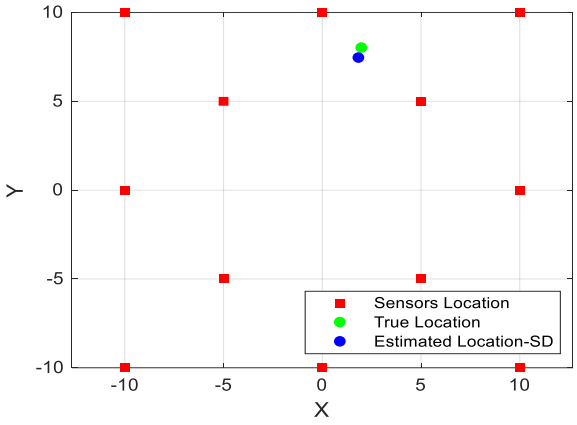
در این بخش، عملکرد روش پیشنهادی با دوازده حسگر مورد بررسی قرار می‌گیرد. در این شبیه‌سازی، شبکه بی‌سیم شامل ۱۲ حسگر بوده که در مختصات (10- ,10-)، (10 ,10-)، (10- ,10)، (10 ,10)، (5- ,5-)، (5 ,5-)، (5- ,5)، (5 ,5)، (0 ,10)، (0 ,10-)، (10- ,0) و (10- ,0) قرار دارند. مشابه بخش‌های قبل، ۱۰۰۰ شبیه‌سازی مستقل انجام شده و میانگین نتایج استخراج شده است. ضریب اتلاف توان محیط برابر با ۲ و مقدار لندازه گام ۰.۰۷ مشابه بخش‌های قبل در نظر گرفته شده‌اند. نتایج شبیه‌سازی در شکل‌های (۶) و (۷) ارائه شده است.

به عنوان گزارشی کمی از نتایج در حالت استفاده از ۱۲ حسگر، مشاهده می‌شود که در نسبت سیگنال به نویز برابر با ۱۰ دسی‌بل، مقدار ریشه میانگین مربعات خطا برای روش پیشنهادی به حدود ۰.۵ متر می‌رسد. در حالی‌که این مقدار برای روش [۲۸] حدود ۰/۵ متر گزارش شده است. بنابراین، روش پیشنهادی نشان‌دهنده بهبودی معادل ۶۰ درصد در مقدار ریشه میانگین مربعات خطا نسبت به روش مقایسه‌شده می‌باشد.

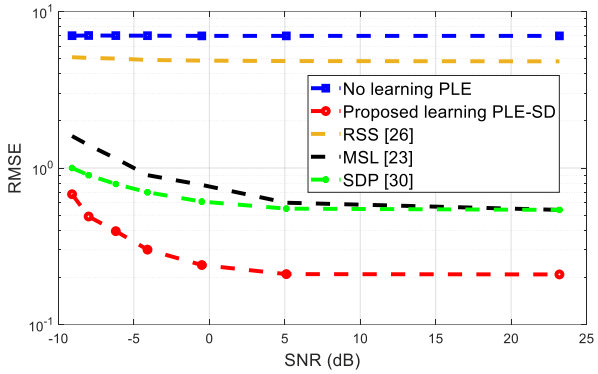
همچنین مشاهده می‌شود که با افزایش تعداد حسگرها و نسبت سیگنال به نویز، دقت تخمین بهبود یافته و میزان خطا کاهش می‌یابد.

به عنوان نمونه، با افزایش تعداد حسگرها از ۸ به ۱۲ عدد و در شرایطی که نسبت سیگنال به نویز برابر با ۱۰ دسی‌بل است، مقدار ریشه میانگین مربعات خطا از حدود ۰/۲۵ متر به ۰/۲۰ متر کاهش می‌یابد که نشان‌دهنده بهبودی معادل ۲۰ درصد است. همچنین، با افزایش نسبت سیگنال به نویز از ۱۰ دسی‌بل به ۲۰ دسی‌بل در حالت استفاده از ۸ حسگر، مقدار ریشه میانگین مربعات خطا از حدود ۰/۲۵ متر به ۰/۲۱ متر کاهش یافته که بیانگر بهبودی در حدود ۱۶ درصد می‌باشد.

برای جمع‌بندی و مقایسه عملکرد روش‌ها، جدول ۱ نتایج مربوط به ریشه میانگین مربعات خطا برای روش‌های مختلف را در نسبت سیگنال به نویز برابر با ۱۰ دسی‌بل ارائه می‌دهد.



شکل (۶): مختصات مکان منبع با دوازده حسگر



شکل (۷): نمودار SNR روش پیشنهادی با دوازده حسگر

جدول (۱): نتایج روش پیشنهادی در مقایسه با سایر روشها در نسبت سیگنال به نویز برابر ۱۰ دسی‌بل و تعداد حسگر برابر ۸

روش مکانیابی	No learning PLE	RSS [25]	MSL [23]	SDP [28]	Proposed method
RMSE	8	4	0.6	0.55	0.25

۶- نتیجه‌گیری

در این مقاله، روشی برای بهبود مکان‌یابی با استفاده از توان سیگنال دریافتی در حالت عدم قطعیت ضریب اتلاف توان معرفی شد که در آن توان سیگنال دریافتی با مدل نرمال لگاریتمی توصیف گردید. در این روش، ضریب اتلاف توان به‌عنوان یک پارامتر مهم که مقدار آن در محیط‌های مختلف متفاوت است، به‌صورت یک متغیر تصادفی با توزیع یکنواخت فرض شد. در ادامه، الگوریتم پیشنهادی با استفاده از روش مینیمم‌سازی به روش تندترین شیب مورد تحلیل قرار گرفت. نتایج شبیه‌سازی برای ۴، ۸ و ۱۲ حسگر نشان داد که روش پیشنهادی از دقت بالاتر و خاصیت محدب بودن برخوردار است. همچنین، به‌طور کلی در بخش نتایج شبیه سازی مشاهده شد که با افزایش تعداد آنتن‌ها (یا حسگرها) و نسبت سیگنال به نویز، دقت تخمین بهبود یافته و خطای تخمین کاهش می‌یابد.

برای توسعه این پژوهش لازم است به این نکته توجه شود که در این مقاله از مدل نرمال لگاریتمی برای مدل‌سازی انتشار سیگنال در محیط استفاده شد که تنها به فاصله فرستنده و گیرنده بستگی دارد و ویژگی‌های اجسام موجود در محیط را در نظر نمی‌گیرد. برای بهبود دقت مکان‌یابی، روش‌های یادگیری ماشین می‌توانند جایگزین‌های مناسبی باشند که با استفاده از اندازه‌گیری‌های توان سیگنال دریافتی، می‌توانند بازده الگوریتم‌های مکان‌یابی را بهبود بخشند. علاوه بر این، یادگیری عمیق با استفاده از شبکه‌های عصبی در مکان‌یابی منابع به کار گرفته شده است که می‌تواند دقت و کارآمدی بالایی ارائه دهد. همچنین، استفاده از روش‌های با سرعت همگرایی بیشتر در فرایند مینیمم کردن خطا، مانند الگوریتم‌های پیشرفته‌تر، می‌تولند عملکرد الگوریتم‌های مکان‌یابی را بهبود بخشد.

مراجع

[1] A. Noroozi, M. A. Sebt, A. H. Oveis, R. Amiri, M. M. Nayebi, “Improved Algebraic Solution for Elliptic Localization in Distributed MIMO Radar”, Journal of Iranian Association of Electrical and Electronics Engineers, Vol. 17, No. 4, pp. 37–44, 2020.

[2] K. Mohamedpour, S. F. Talari, “Passive Source Localization Using Joint TDOA, GROA, and AOA Measurements”, Journal of Iranian Association of Electrical and Electronics Engineers, Vol. 17, No. 1, pp. 155–162, 2020.

[3] S. Khernane, S. Bouam, C. Arar, “Renewable Energy Harvesting for Wireless Sensor Networks in Precision Agriculture”, Int. J. Networked Distrib. Comput., Vol. 12, No. 1, pp. 8–16, 2024.

[4] K. Maraiya, K. Kant, N. Gupta, “Application Based Study on Wireless Sensor Network”, Int. J. Comput. Appl., Vol. 21, No. 8, pp. 9–15, 2011.

[5] J. Yick, B. Mukherjee, D. Ghosal, “Wireless Sensor Network Survey”, Comput. networks, Vol. 52, No. 12, pp. 2292–2330, 2008.

[6] M. N. Hussain, M. A. Halim, M. Y. A. Khan, S. Ibrahim, A. Haque, “A Comprehensive Review on Techniques and Challenges of Energy Harvesting from Distributed Renewable Energy Sources for Wireless Sensor Networks”, Control Syst. Optim. Lett., Vol. 2, No. 1, p. 2024, 2024.

[7] Y. Li, B. Mukhopadhyay, J. Xu, M.-S. Alouini, “Experimental Validation of Cooperative RSS-Based Localization with Unknown Transmit Power, Path Loss Exponent, and Precise Anchor Location”, IEEE Trans. Wireless Commun., Vol. 23, No. 11, pp. 16482-16497, Nov. 2024.

[8] R. Kashyap, Applications of Wireless Sensor Networks in Healthcare, IoT and WSN applications for modern agricultural advancements: Emerging research and opportunities, 2020.

[9] G. Chen, W. Shi, L. Yu, J. Huang, J. Wei, J. Wang, “Wireless Sensor Placement Optimization for Bridge Health Monitoring: A Critical Review”, Buildings, Vol. 14, No. 3, 2024.

[10] D. Puccinelli, M. Haenggi, “Wireless Sensor Networks: Applications and Challenges of Ubiquitous Sensing”, IEEE Circuits Syst. Mag., Vol. 5, No. 3, pp. 19–31, 2005.

[11] J. Huang, P. Liu, W. Lin, G. Gui, “RSS-based Method for Sensor Localization with Unknown Transmit Power and Uncertainty in Path Loss Exponent”, Sensors, Vol. 16, No. 9, 2016.

[12] L. A. C. Najarro, I. Song, S. Tomic, K. Kim, “Fast Localization with Unknown Transmit Power and Path-Loss Exponent in WSNs Based on RSS Measurements”, IEEE Commun. Lett., Vol. 24, No. 12, pp. 2756–2760, 2020.

[13] M. R. Gholami, “Positioning Algorithms for Wireless Sensor Networks”, Technical Report, Chalmers publication library, 2011.

[14] C. Meng, Z. Ding, S. Dasgupta, “A Semidefinite Programming Approach to Source Localization in Wireless Sensor Networks”, IEEE Signal Process. Lett., Vol. 15, pp. 253–256, 2008.

[15] G. Wang, K. Yang, “A New Approach to Sensor Node Localization Using RSS Measurements in Wireless Sensor Networks”, IEEE Trans. Wirel. Commun., Vol. 10, No. 5, pp. 1389–1395, 2011.

[16] C. Meesookho, U. Mitra, S. Narayanan, “On Energy-Based Acoustic Source Localization for Sensor Networks”, IEEE Trans. Signal Process., Vol. 56, No. 1, pp. 365–377, 2008.

[17] H. C. So, L. Lin, “Linear Least Squares Approach for Accurate Received Signal Strength Based Source Localization”, IEEE Trans. Signal Process., Vol. 59, No. 8, pp. 4035–4040, 2011.

[18] K. W. Cheung, H. C. So, W.-K. Ma, Y. T. Chan, “Least Squares Algorithms for Time-of Arrival-Based Mobile Location”, IEEE Trans. Signal Process., Vol. 52, No. 4, pp. 1121-1130, Apr. 2004.

[19] D. Blatt, A. O. Hero, "Energy-Based Sensor Network Source Localization via Projection onto Convex Sets”, IEEE Trans. Signal Process., Vol. 54, No. 9, pp. 3614-3619, Sept. 2006.

[20] M. R. Gholami, H. Wymeersch, E. G. Ström, M. Rydström, “Wireless Network Positioning as a Convex Feasibility Problem”, J. Wireless Com. Network, 161, 2011.

[21] M. R. Gholami, R. M. Vaghefi, E. G. Strom, “RSS-Based Sensor Localization in the Presence of Unknown Channel Parameters”, IEEE Trans. Signal Process., Vol. 61, No. 15, pp. 3752–3759, 2013.

[22] Y. Zou, H. Liu, “RSS-Based Target Localization with Unknown Model Parameters and Sensor Position Errors”, IEEE Trans. Veh. Technol., Vol. 70, No. 7, pp. 6969–6982, 2021.

[23] X. Mei, Y. Chen, X. Xu, H. Wu, “RSS Localization Using Multistep Linearization in the Presence of Unknown Path Loss Exponent”, IEEE Sensors Lett., Vol. 6, No. 8, 2022.

[24] I. Guvenc, C.-C. Chong, “A Survey on TOA Based Wireless Localization and NLOS Mitigation Techniques”, IEEE Commun. Surv. Tutorials, Vol. 11, No. 3, pp. 107–124, 2009.

[25] R. Sari, H. Zayyani, “RSS Localization Using Unknown Statistical Path Loss Exponent Model”, IEEE Commun. Lett., Vol. 22, No. 9, pp. 1830–1833, 2018.

[26] K. N. R. S. V. Prasad, V. K. Bhargava, “RSS Localization Under Gaussian Distributed Path Loss Exponent Model”, IEEE Wireless Commun. Lett., Vol. 10, No. 1, pp. 111-115, Jan. 2021.

[27] R. Sari, Localization Using Received Signal Strength in Wireless Sensor Networks with Unknown Path Loss Exponent, M.Sc. thesis, Qom University of Technology, Qom, Iran, Sep. 2018.

[28] Q. Wang, Z. Duan, F. Li, “Semidefinite Programming for Wireless Cooperating Localization Using Biased RSS Measurements”, IEEE Communication Letters, Vol. 26, No. 6, 2022.

زیرنویس‌ها

[1] Time of Arrival
[2] Angle of Arrival
[3] Time Difference of Arrival
[4] Received signal strength
[5] Path loss exponent
[6] Cramer Rao lower bound
[7] Expectation maximization
[8] Maximum likelihood estimation
[9] Differential Evolution
[10] Opposition-Based Learning
[11] Adaptive Redirection
[12] Semidefinite Programming (SDP)
[13] Least Squares (LS)
[14] Trust Region Subproblem
[15] Multistep Linearization (MSL)
[16] Best Linear Unbiased Estimator (BLUE)
[17] Linear Least Squares (LLS)
[18] Difference of received signal strength (DRSS)
[19] Two step linear least squares
[20] Maximum A Posteriori (MAP)
[21] Steepest Descent (SD)
[22] Signal to Noise Ratio (SNR)
[23] Root Mean Square Error (RMSE)