نشریه علمی «راادار»

سال هفتم، شماره ۲، فصل پاییز و زمستان ۱۳۹۸؛ ص ۲۳-۱۵

انتخاب گره‌های مناسب شرکت در مکان‌یابی مشارکتی با هدف کاهش حجم محاسباتی در یک شبکه توزیع‌شده

نفیسه گلی حقیقی[۱] و مهرزاد بیغش*[۲]

۱- دانشجوی دکتری، ۲- استاد دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه شیراز، ایران

(دریافت ۱۳۹۸/۹/۲۰، پذیرش: ۱۳۹۹/۰۱/۰۷)

چکیده

در مکان‌یابی مشارکتی از اطلاعات تمامی گره‌های شبکه در تخمین مکان گره‌های مجهول استفاده می‌شود. بنابراین، در یک شبکه متراکم حجم اطلاعاتی که باید پردازش شود بسیار بالا خواهد بود. از این‌رو، در این مقاله الگوریتمی جهت انتخاب چند گره از بین تمامی گره‌های موجود برای مشارکت در تخمین مکان گره هدف ارائه شده است که این کار حجم محاسبات را بسیار کاهش می‌دهد. فرض بر این است که تخمین مکان گره هدف بر اساس اندازه‌گیری فاصله گره هدف تا سایر گره‌ها و با در اختیار داشتن اطلاعاتی که سایر گره‌ها از مکان خود به اشتراک می‌گذارند انجام می‌شود. بر این اساس معیاری که به منظور انتخاب گره‌های شرکت کننده در مکان‌یابی گره هدف در نظر گرفته می‌شود با توجه به کران کرامر رائو به‌دست‌آمده و دقت فاصله‌های اندازه‌گیری شده بین گره‌ها، موقعیت نسبی گره‌ها و نیز میزان عدم اطمینان در اطلاعاتی که گره‌ها از مکان خود در اختیار دارند را در نظر می‌گیرد و می‌توان آن را به سرعت محاسبه کرد. الگوریتمی که در این مقاله پیشنهاد شده است گرچه حجم محاسباتی را در یک شبکه با تراکم بالا بسیار کاهش می‌دهد ولی با توجه به نتایج شبیه‌سازی‌های انجام گرفته عملکرد آن نزدیک به حالتی است که از اطلاعات تمامی گره‌های همسایه در مکان‌یابی استفاده شود.

واژگان کلیدی

مکان‌یابی، مشارکتی، انتخاب گره، شبکه توزیع شده

۱. مقدمه

در اختیار داشتن تخمین دقیقی از موقعیت لحظه‌ای هر یک از منابع منتشر کننده امواج در یک منطقه و یا مکان آن‌ها نسبت به یک‌دیگر در کاربردهای متعددی همچون کاربردهای مختلف تجاری، نظامی و امنیت عمومی بسیار حائز اهمیت است. تاکنون روش‌های مختلفی به منظور تخمین مکان منابع منتشر کننده امواج ارائه شده است که هر یک به نوبه خود نقاط ضعف و قوتی دارند. از آن میان می‌توان به مکان‌یابی با استفاده از اندازه‌گیری زاویه ورود سیگنال در چند نقطه و پیدا کردن محل تقاطع خطوط زاویه و یا مکان‌یابی به کمک اندازه‌گیری اختلاف زمان ورود سیگنال اشاره کرد [۲-۱].

استفاده از GPS[۱] به دلیل فراوانی در بازارهای جهانی و در دسترس بودن تجهیزات مورد نیاز آن یکی از راه حل‌های رایج به منظور پیدا کردن موقعیت یک وسیله در بسیاری از کاربردها به شمار می‌رود. با این وجود، این سامانه‌ها به صورت پیوسته و در همه مکان‌ها در دسترس نیستند و نیز، دقت این سامانه‌ها نمی‌تواند نیاز بسیاری از کاربردها را تأمین نماید.

مطالعات بسیاری در جهت بهبود دقت مکان‌یابی و گسترش منطقه تحت پوشش صورت گرفته است. در مکان‌یابی مشارکتی[۲]، علاوه بر ارتباط گره‌های با مکان نامعلوم که اصطلاحاً گره "عامل[۳]" نامیده می‌شوند با گره‌های با مکان مشخص که گره "مرجع[۴]" نامیده می‌شوند، این گره‌ها با یک‌دیگر نیز در ارتباط هستند. اطلاعات به‌دست آمده از این طریق می‌تواند به بهبود دقت مکان‌یابی کمک کرده و امکان مکان‌یابی در منطقه‌ای وسیع‌تر را فراهم نماید.

یکی از چالش‌هایی که در مکان‌یابی مشارکتی با آن روبرو هستیم کاهش حجم محاسباتی الگوریتم‌های مکان‌یابی، با انتخاب مناسب‌ترین گره‌ها جهت مشارکت در مکان‌یابی است [۹-۳]. در مکان‌یابی مشارکتی، کاربرها می‌توانند در فرآیند مکان‌یابی خود از اطلاعات گره‌های همسایه استفاده کرده و تخمین خود را بهبود

*رایانامه نویسنده مسئول: biguesh@sharif.edu

[1] Global Positioning System

[2] Cooperative Positioning

[3] Agent

[4] Anchor

دهند. در شبکه‌های متراکم، تعداد گره‌های همسایه زیاد است و در نتیجه حجم بالایی از اطلاعات در دسترس است. استفاده از تمامی این گره‌ها سبب می‌شود حجم بالایی از اطلاعات برای پردازش و ارسال در دسترس باشد که این امر منجر به ترافیک بالای شبکه، تأخیر و کاهش عمر باتری می‌شود. به‌علاوه، با کاهش انتشار بسته‌های غیرضروری در شبکه می‌توان احتمال برخورد بسته‌های اطلاعاتی را کم کرد. این امر به‌خصوص در شبکه‌های متراکم بسیار اهمیت دارد.

بنا به دلایل گفته شده، لازم است تا در شبکه‌های پرتراکم میزان مشارکت گره‌ها محدود شود. این مسأله مشابه با انتخاب ماهواره GPS به منظور کاهش سخت‌افزار مورد نیاز در گیرنده است. یک پیشنهاد برای حل این مسأله انتخاب ماهواره‌ها با استفاده از معیار GDOP[1] است که می‌توان آن را نزدیک به CRLB[2] در مسأله مکان‌یابی دانست. باید توجه داشت که در مسأله انتخاب ماهواره‌ها، مکان ماهواره‌ها در محاسبه GDOP معلوم است، حال آنکه در محاسبه CRLB برای انتخاب گره‌های همسایه تنها مکان تقریبی گره‌ها در دسترس است و از این رو چنین روندی منجر به نتیجه زیر بهینه خواهد شد [۳]. معیاری که به این منظور در نظر گرفته می‌شود باید کیفیت اندازه‌گیری‌های انجام شده (مانند فاصله‌سنجی)، موقعیت نسبی گره‌ها و همسایگان آن‌ها و نیز عدم اطمینان در مکان تخمینی گره‌ها و همسایگان آن‌ها را در نظر بگیرد و بتوان آن را به سرعت محاسبه کرد.

در برخی از مقاله‌ها معیار انتخاب گره‌ها فاصله آن‌ها تا گره مورد نظر است. اما، باید توجه داشت که این احتمال وجود دارد که نزدیک‌ترین گره‌ها لزوماً بیشترین اطلاعات برای مکان‌یابی را نداشته باشند چراکه صرف‌نظر از کیفیت اطلاعات گره از مکان خود، موقعیت گره‌ها نسبت به یک‌دیگر نیز بر عملکرد مکان‌یابی اثرگذار است[۴]. در [۵]، انتخاب بهترین گره‌ها برای شرکت در مکان‌یابی با توجه به مقدار توان دریافتی از آن‌ها (RSS[3]) تعیین می‌شود. در [۶]، از روش فاصله‌سنجی RSS استفاده شده و بر این مبنا مدلی برای انتشار سیگنال بیان شده است. در یک محیط با تراکم بالا پیشنهاد شده گره‌هایی که سیگنال آن‌ها بهترین کیفیت اطلاعاتی را دارند انتخاب شوند. گفته شده که هر چه سیگنال دریافتی از یک گره تطابق بیشتری با این مدل داشته باشد کیفیت داده آن بهتر است.

در مکان‌یابی مشارکتی، علاوه بر خطای فاصله‌سنجی، خطای عدم اطمینان از مکان دقیق گره‌ها نیز باید در نظر گرفته شود. انتخاب گره‌هایی که در تخمین مکان مشارکت داده می‌شوند را می‌توان به صورت یک مسأله بهینه‌سازی در نظر گرفت که دقت را بیشینه می‌کند. انتخاب گره‌ها بر اساس باندهای نظری عملکرد الگوریتم‌های مکان‌یابی مانند CRLB که هم اطلاعات مکان نسبی گره‌ها و هم کیفیت تخمین فواصل را در بر دارد می‌تواند صورت گیرد. در [۷]، مکان‌یابی مشارکتی در شبکه‌ای از خودروها بررسی شده است. پیشنهاد شده است که انتخاب مناسب‌ترین پیوندها از طریق کمینه کردن CRLB صورت گیرد که چون برای این امر لازم است CRLB به ازای تمامی دسته‌های انتخابی ممکن از بین گره‌های همسایه خودروی مورد نظر محاسبه شود، در یک شبکه شلوغ چنین الگوریتمی بار محاسباتی بسیار زیادی خواهد داشت. به همین دلیل با توجه به مقدار خطای تخمین بیشتر گره‌های دورتر و تأثیر بیشتر گره‌های نزدیک‌تر بر روی نتیجه نهایی، پیشنهاد شده است تا انتخاب مناسب‌ترین گره‌ها از بین ۱۰ گرهی که کمترین فاصله را تا خودروی مورد نظر دارند انجام شود.

در [۸]، مسأله فعالیت گره‌ها با هدف انتخاب گرهی که می‌تواند در اندازه‌گیری فاصله تا گره هدف مشارکت داده شود تا دقت مکان‌یابی بهبود یافته و عمر شبکه افزایش یابد بررسی شده است. در این مقاله مسأله به صورت انتخاب تک گرهی که سبب بیشترین کاهش خطای مکان‌یابی براساس اندازه‌گیری فاصله بین گره‌ها می‌شود در نظر گرفته شده است. در [۹]، مسأله تعیین ترتیب شرکت دادن گره‌ها در اندازه‌گیری فاصله گره هدف تا سایر گره‌ها بررسی شده است. در این مقاله انتخاب هر گره به دو صورت انتخاب تصادفی و یا انتخاب گرهی که منجر به بیشترین کاهش خطا می‌شود در نظر گرفته شده است.

با توجه به روشی که در تخمین مکان به‌کار برده می‌شود الگوریتم‌های مکان‌یابی مشارکتی را می‌توان به دو دسته بیزین[4] و غیر بیزین تقسیم کرد. در روش‌های غیر بیزین مکان‌های نامعلوم به صورت متغیرهای معین[5] مدل شده و مقادیر تخمین زده شده مکان گره‌ها در شبکه مبادله می‌گردد. حال آن‌که در روش‌های بیزین مکان گره‌ها به صورت متغیرهای تصادفی مدل می‌شوند و اطلاعات کامل آماری بین گره‌ها مبادله می‌گردد [۱۰]. در مقاله پیش رو، با این فرض که تخمین مکان گره هدف بر اساس اندازه‌گیری فاصله گره هدف تا سایر گره‌ها و با در اختیار داشتن اطلاعاتی که سایر گره‌ها از مکان خود به اشتراک می‌گذارند انجام می‌شود، الگوریتمی جهت انتخاب گره‌های مناسب برای مشارکت در مکان‌یابی معرفی کرده‌ایم که بدون کاهش قابل توجه در عملکرد مکان‌یابی حجم محاسبات را بسیار کاهش می‌دهد.

[1] Geometric Dilution of Precision
[2] Cramer-Rao Lower Bound
[3] Received Signal Strength
[4] Bayesian
[5] Deterministic

ساختار مقاله به این صورت است که در بخش ۲ به بیان مسأله پرداخته شده، مدل سامانه بیان شده، مسأله انتخاب گره تشریح شده و به معرفی الگوریتم پیشنهاد شده در مقاله [۳] پرداخته شده است. در بخش ۳ کران پایین کرامر رائو به‌دست آورده شده و با توجه به آن الگوریتم سریعی به منظور انتخاب گره‌های مناسب جهت مشارکت در مکان‌یابی ارائه شده است. در بخش ۴ با استفاده از شبیه‌سازی‌های رایانه‌ای عملکرد الگوریتم ارائه شده با الگوریتم پیشنهاد شده در [۳] مقایسه شده است و در بخش ۵ به بیان نتیجه پرداخته شده است.

در ادامه، ماتریس‌ها و بردارها به ترتیب با حروف بزرگ توپر و حروف کوچک توپر نشان داده می‌شوند. $|.|$ نشان‌دهنده قدرمطلق و $\|.\|$ نرم ۲ ماتریس است. ترانهاده[۱] و هرمیشن[۲] ماتریس به ترتیب با بالانویس‌های T و H نشان داده می‌شوند. trace ماتریس با $\mathrm{tr}(.)$ و امید ریاضی[۳] روی متغیر تصادفی θ با $\mathrm{E}_{\theta}\{.\}$ نشان داده شده است. $\ln(.)$ و ∇ به ترتیب بیانگر لگاریتم طبیعی و گرادیان هستند. دترمینان ماتریس مربعی $\boldsymbol{F}$ با $\det(\boldsymbol{F})$ نشان داده می‌شود. المان سطر mام و ستون nام از ماتریس $\boldsymbol{F}$ با $[\boldsymbol{F}]_{m,n}$ نشان داده می‌شود. منظور از $\boldsymbol{\theta}_i$ المان iام از بردار $\boldsymbol{\theta}$ است. بردار $\boldsymbol{e}_i$ برداری است که تمام المان‌های آن صفر هستند به جز المان iام آن که برابر با یک است. در این مقاله منظور از j در اعداد مختلط $j=\sqrt{-1}$ است.

۲. بیان مسأله

۲-۱. مدل سامانه

این مقاله قصد دارد به بررسی مکان‌یابی مشارکتی توزیع‌شده[۴] در شبکه‌ای بپردازد که در آن گره هدف با کمک اطلاعاتی که از گره‌های همسایه خود دریافت می‌کند مکان خود را تخمین می‌زند. شبکه‌ای را در نظر بگیرید که در آن گره مورد نظر با N_t گره "عامل" و N_r گره "مرجع" در ارتباط است. تعداد کل گره‌هایی که در مکان‌یابی گره هدف که خود یک گره "عامل" است با آن مشارکت دارند با $N \triangleq N_r + N_t$ نشان داده می‌شود. مکان گره‌ها با $\boldsymbol{p}_i = [x_i\ , y_i]^T$ نشان داده شده است که $i=0$ گره هدف، $i=1,\dots,N_t$ گره‌های "عامل" و $i=N_t+1,\dots,N$ گره‌های "مرجع" را نشان می‌دهد. فرض شده است که مکان گره‌های "عامل" نامشخص است و گره‌های "مرجع" مکان خود را همراه با خطای کمی می‌دانند.

گره هدف مکان خود را با اندازه‌گیری فاصله خود تا سایر گره‌ها تخمین می‌زند. فرض می‌شود فاصله اندازه‌گیری شده بین گره iام و گره هدف با $\hat{d}_i$ نشان داده شود:

$$\hat{d}_i = d_i + n_i \qquad (۱)$$

که در این رابطه، $d_i = \|\boldsymbol{p}_0 - \boldsymbol{p}_i\|$ فاصله بین گره هدف و گره iام را نشان می‌دهد و n_i نویز فاصله‌سنجی است که فرض شده توزیع آن گوسی با میانگین صفر و واریانس $\sigma_{n_i}^2$ است. مجموعه تمامی فاصله‌های اندازه‌گیری شده با بردار $\widehat{\boldsymbol{d}} = [\widehat{d_1}, \dots, \widehat{d_N}]^T$ نشان داده شده است.

در مقالات بسیاری به بررسی مسأله تخمین مکان در شبکه‌های مشارکتی پرداخته شده است[۱۳-۱۱]. در این مقاله، از الگوریتم SPBP[۵] [۱۳] جهت تخمین مکان گره‌ها استفاده شده است که روشی با حجم محاسباتی کم بوده و مستلزم برقراری تعداد ارتباطات کم است. با استفاده از چنین الگوریتم تکرار شونده‌ای گره هدف می‌تواند تقریبی از موقعیت خود به صورت تابع احتمال شرطی $p(\boldsymbol{p}_0|\widehat{\boldsymbol{d}})$ که belief نامیده می‌شود را با استفاده از belief سایر گره‌ها و نیز فاصله‌های اندازه‌گرفته شده در بردار $\widehat{\boldsymbol{d}}$ به‌دست آورد که این تقریب تخمین MMSE[۶] از مکان گره هدف را می‌دهد [۳].

۲-۲. بررسی مسأله انتخاب گره جهت مشارکت در مکان‌یابی و معرفی روش ارائه شده در [۳]

هدف این مقاله انتخاب گره‌های مناسب جهت مشارکت در تخمین مکان هر یک از گره‌های شبکه بر اساس معیار کران پایین کرامر رائو (CRLB) است. این کران حداقل مقدار واریانس یک تخمین‌گر بدون بایاس را نشان می‌دهد. زمانی که هدف تخمین یک بردار تصادفی باشد ماتریس CRLB تعریف می‌شود که معکوس ماتریس اطلاعات Fisher[۷] است. در تئوری تخمین گفته می‌شود که برای ماتریس کواریانس تخمین‌گر بدون بایاس بردار تصادفی $\boldsymbol{\theta}$ که با $\boldsymbol{R}_{\boldsymbol{\theta}}$ نشان داده می‌شود و ماتریس اطلاعات Fisher که با $\boldsymbol{F}(\boldsymbol{\theta})$ نشان داده می‌شود رابطه زیر برقرار است [۱۴]:

$$\boldsymbol{R}_{\boldsymbol{\theta}} \succcurlyeq \boldsymbol{F}(\boldsymbol{\theta})^{-1} \qquad (۲)$$

به این معنا که ماتریس $\boldsymbol{R}_{\boldsymbol{\theta}} - \boldsymbol{F}(\boldsymbol{\theta})^{-1}$ یک ماتریس نیمه معین مثبت[۸] است. نیمه معین مثبت بودن این ماتریس بدین

[1] Transpose
[2] Hermitian Transpose
[3] Expected Value
[4] Distributed
[5] Sigma Point Belief Propagation
[6] Minimum Mean Square Error
[7] Fisher Information Matrix
[8] Positive Semidefinite

معناست که برای هر بردار دلخواه $\boldsymbol{y}$ با طولی برابر با بردار $\boldsymbol{\theta}$ می‌توان نوشت: $\boldsymbol{y}^T(\boldsymbol{R}_{\boldsymbol{\theta}} - \boldsymbol{F}(\boldsymbol{\theta})^{-1})\boldsymbol{y} \geq \boldsymbol{0}$ و به این ترتیب با انتخاب $\boldsymbol{y} = \boldsymbol{e}_i$ می‌توان حد پایین واریانس تخمین $\boldsymbol{\theta}_i$ (یعنی $[\boldsymbol{R}_{\boldsymbol{\theta}}]_{ii}$) را برابر با $[\boldsymbol{F}(\boldsymbol{\theta})^{-1}]_{ii}$ دانست.

با توجه به این‌که در یک شبکه مشارکتی گره‌های شرکت کننده در مکان‌یابی مکان خود را با خطایی می‌دانند در [۳] کران پایین کرامر رائوی بیزین (BCRLB[1]) به‌دست آورده شده است که این ماتریس معکوس ماتریس اطلاعات بیزین Fisher[2] است. در صورتی که بردار مجهولات به صورت $\boldsymbol{\theta} = [\boldsymbol{p}_0^T, \boldsymbol{p}_1^T, \dots, \boldsymbol{p}_{N_t}^T]^T$ تعریف گردد، المان (i,j) ماتریس اطلاعات بیزین Fisher به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$[\boldsymbol{F}_{\boldsymbol{\theta}}]_{i,j} = \mathrm{E}_{\widehat{\boldsymbol{d}},\boldsymbol{\theta}}\left\{\nabla_{\boldsymbol{\theta}_i} \ln \mathrm{p}(\widehat{\boldsymbol{d}},\boldsymbol{\theta}) \times \nabla_{\boldsymbol{\theta}_j}^{\mathrm{T}} \ln \mathrm{p}(\widehat{\boldsymbol{d}},\boldsymbol{\theta})\right\} \qquad (۳)$$

که در این رابطه، $\mathrm{p}(\widehat{\boldsymbol{d}},\boldsymbol{\theta})$ تابع چگالی احتمال (pdf) توأم بردار اندازه‌گیری‌ها و بردار مجهولات است.

با توجه به این‌که، $\boldsymbol{p}_0$ اولین بلوک از بردار مجهولات است، می‌توان کران مورد نظر برای $\boldsymbol{p}_0$ را از طریق رابطه Schur به‌دست آورد [۳]:

$$\boldsymbol{F}_0^{-1} \triangleq [\boldsymbol{F}_{\boldsymbol{\theta}}^{-1}]_{11} \qquad (۴)$$

با این فرض که مکان تخمینی گره‌های "عامل" در هر بار تکرار الگوریتم توزیع گوسی با ماتریس کواریانس $\boldsymbol{R}_i$ (برای $i = 0, \cdots, N_t$) دارند می‌توان $\boldsymbol{F_0}$ را به‌صورت زیر نوشت [۳]:

$$\boldsymbol{F}_0 = \underbrace{\boldsymbol{R}_0^{-1}}_{prior} + \underbrace{\sum_{i=N_t+1}^{N} \boldsymbol{\psi}_i}_{anchors} + \underbrace{\sum_{i=1}^{N_t} \left(\boldsymbol{\psi}_i^{-1} + \boldsymbol{R}_i\right)^{-1}}_{neighboring\ users} \qquad (۵)$$

که در این رابطه $\boldsymbol{\psi}_i$ به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\boldsymbol{\psi}_i \triangleq \mathrm{E}_{\boldsymbol{p}_0,\boldsymbol{p}_i}\{\boldsymbol{H}(\boldsymbol{p}_0,\boldsymbol{p}_i)\} \qquad (۶)$$

$$\boldsymbol{H}(\boldsymbol{p}_0,\boldsymbol{p}_i) \triangleq \frac{1}{\sigma_{n_i}^2}\frac{(\boldsymbol{p}_0-\boldsymbol{p}_i)(\boldsymbol{p}_0-\boldsymbol{p}_i)^T}{\|\boldsymbol{p}_0-\boldsymbol{p}_i\|^2} \qquad (۷)$$

به منظور انتخاب گره‌های مناسب جهت مشارکت در مکان‌یابی می‌توان m گرهی را انتخاب کرد که بتوانند BCRLB را کمینه کنند. برای این کار لازم است $\mathrm{tr}(\boldsymbol{F}_0^{-1})$ برای تمامی دسته‌های mتایی ممکن محاسبه شده و دسته‌ای انتخاب شود که به ازای آن $\mathrm{tr}(\boldsymbol{F}_0^{-1})$ کمترین مقدار را دارد. به عبارتی، در صورتی که ماتریس اطلاعات Fisher به ازای m گره را با $\overline{\boldsymbol{F}}_0$ نشان دهیم و A_k نشان دهنده هر یک از $\binom{N}{m} = \frac{N!}{m!(N-m)!}$ دسته ممکن متشکل از m گره باشد $(k = 1, \dots, \binom{N}{m})$، در این صورت مسأله انتخاب بهینه دسته mتایی گره را می‌توان به صورت زیر نوشت:

$$\arg\min_{A_k} \mathrm{tr}((\overline{\boldsymbol{F}}_0)^{-1}) \qquad (۸)$$

حل چنین مسأله‌ای در حالت کلی می‌تواند بسیار پیچیده باشد. یک روش برای حل این مسأله به این صورت است که باید $\mathrm{tr}(\boldsymbol{F}_0^{-1})$ به ازای تمامی $\binom{N}{m}$ دسته ممکن محاسبه گردد. اما چنین روشی در یک شبکه متراکم می‌تواند بسیار زمان‌بر باشد.

روشی که در [۳]، به منظور کاهش حجم محاسباتی الگوریتم پیشنهاد شده است الگوریتمی تکرار شونده است که از یک دسته تهی شروع کرده، در هر مرحله گرهی انتخاب می‌شود که به همراه گره‌های موجود در دسته گره‌های انتخاب شده تا آن مرحله یعنی گره‌های موجود در دسته C، منجر به کمترین مقدار کران گردد. این گره به دسته C اضافه می‌گردد.

$$i^{(n)} = \arg\min_{\substack{i \leq N \\ i \notin C}} \mathrm{tr}\left(\left(\boldsymbol{F}_0^{(n-1)} + \widetilde{\boldsymbol{F}}_i\right)^{-1}\right) \qquad (۹)$$

$$\boldsymbol{F}_0^{(n)} \triangleq \boldsymbol{F}_0^{(n-1)} + \widetilde{\boldsymbol{F}}_{i^{(n)}} \qquad (۱۰)$$

در رابطه بالا، $\widetilde{\boldsymbol{F}}_i$ مربوط به گره انتخاب شده است که اگر گره "مرجع" باشد $\widetilde{\boldsymbol{F}}_i = \boldsymbol{\psi}_i$ و چنانچه گره "عامل" باشد $\boldsymbol{F}_0^{(0)} = \boldsymbol{R}_0$ خواهد بود. شروع الگوریتم با $\widetilde{\boldsymbol{F}}_i = \left(\boldsymbol{\psi}_i^{-1} + \boldsymbol{R}_i\right)^{-1}$ است و پس از m مرحله تکرار خاتمه می‌یابد. چنین روندی نیاز دارد تا $\sum_{i=1}^{m}(N+1-i) = m(N-(m-1)/2)$ بار کران محاسبه گردد که در یک شبکه متراکم این مقدار بسیار کمتر از $\binom{N}{m}$ است. البته، باید توجه داشت که محاسبه این کران مستلزم محاسبه $\boldsymbol{\psi}_i$ به ازای تمامی گره‌هاست که با توجه به رابطه (۶) کار بسیار پیچیده‌ای است و به پیشنهاد [۳] این ماتریس‌ها با استفاده از یک الگوریتم تکرار شونده محاسبه می‌شوند. این مسأله حجم محاسبات را بسیار زیاد خواهد کرد. بنابراین، چنین روشی گرچه حجم محاسباتی را نسبت به الگوریتم اول کاهش می‌دهد اما همچنان بار محاسباتی بسیار زیادی دارد.

۳. الگوریتم پیشنهادی

با در نظر گرفتن $\mathrm{tr}(\boldsymbol{F}_0^{-1})$ به عنوان معیاری به منظور انتخاب گره‌های شرکت‌کننده در تخمین مکان گره هدف دقت فاصله‌سنجی گره هدف تا هر گره، موقعیت گره‌ها نسبت به گره هدف و نیز میزان اطلاعات گره‌ها از مکان خود در نظر گرفته می‌شود. با این دید مسأله انتخاب m گره مناسب جهت مشارکت در تخمین مکان گره هدف که با رابطه (۸) نشان داده شد را می‌توان یک مسأله بهینه‌سازی پیچیده با ۳ پارامتر دانست. به

[1] Bayesian CRLB
[2] Bayesian Fisher Information Matrix

منظور ساده‌سازی، مسأله به دو بخش مجزا تقسیم شده است. در گام اول، دقت فاصله‌سنجی گره هدف تا هر یک از گره‌ها و موقعیت گره‌ها نسبت به گره هدف در نظر گرفته می‌شود. به این منظور، کران پایین کرامر رائو با فرض معین بودن مکان گره‌های اطراف گره هدف به‌دست آورده می‌شود تا به عنوان معیاری به منظور انتخاب گره‌ها براساس هندسه قرارگیری گره‌ها نسبت به گره هدف در نظر گرفته شود. در گام دوم، با استفاده از دسته‌بندی اولیه در گام اول و با توجه به میزان اطلاعات گره‌ها از مکان خود m گره مناسب مشارکت در مکان‌یابی گره هدف انتخاب می‌گردد.

۳-۱. محاسبه کران کرامر رائو

در اینجا ابتدا به محاسبه کران پایین کرامر رائو با فرض معین بودن مکان گره‌های اطراف گره هدف پرداخته می‌شود. همان‌طور که پیش از این بیان شد کران پایین کرامر رائو معکوس ماتریس اطلاعات Fisher است که در این مسأله این ماتریس برابر است با:

$$\boldsymbol{F}(\boldsymbol{p}_0) = \mathrm{E}_{\widehat{\boldsymbol{d}}_\mathrm{C}}\{\nabla_{\boldsymbol{p}_0} \ln \mathrm{p}(\widehat{\boldsymbol{d}}_\mathrm{C};\boldsymbol{p}_0) \times \nabla_{\boldsymbol{p}_0}^\mathrm{T} \ln \mathrm{p}(\widehat{\boldsymbol{d}}_\mathrm{C};\boldsymbol{p}_0)\} \quad (۱۱)$$

در این رابطه المان‌های بردار $\widehat{\boldsymbol{d}}_\mathrm{C}$ فاصله‌های اندازه‌گیری شده از گره هدف تا هر یک از m گره شرکت کننده در تخمین مکان گره هدف را نشان می‌دهد. بدین معنا که در صورتی که C مجموعه‌ای شامل اندیس m گره مورد نظر باشد، آنگاه:

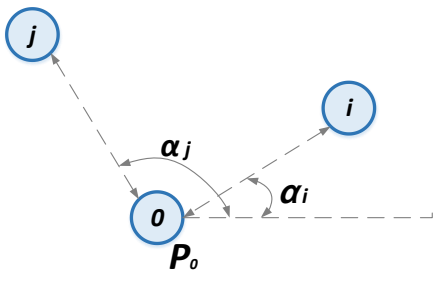
$$\left[\widehat{\boldsymbol{d}}_\mathrm{C}\right]_i = \hat{d}_i \quad \text{for } i \in \mathrm{C} \quad (۱۲)$$

که با در نظر گرفتن توزیع گوسی نویز فاصله‌سنجی می‌توان ماتریس $\boldsymbol{F}(\boldsymbol{p}_0)$ را به‌صورت زیر به‌دست آورد.

$$\boldsymbol{F}(\boldsymbol{p}_0) = \sum_{i\in\mathrm{C}} \frac{1}{\sigma_{n_i}^2}\left(\frac{(\boldsymbol{p}_0-\boldsymbol{p}_i)(\boldsymbol{p}_0-\boldsymbol{p}_i)^T}{\|\boldsymbol{p}_0-\boldsymbol{p}_i\|^2}\right) \quad (۱۳)$$

در صورتی که زاویه‌ای که گره iام و گره هدف با زاویه افق می‌سازند را مطابق با شکل (۱) α_i بنامیم، می‌توان نوشت:

$$\boldsymbol{F}(\boldsymbol{p}_0) = \begin{bmatrix} \sum_{i\in\mathrm{C}} \frac{1}{\sigma_{n_i}^2}\cos^2\alpha_i & \sum_{i\in\mathrm{C}} \frac{1}{\sigma_{n_i}^2}\cos\alpha_i \sin\alpha_i \\ \sum_{i\in\mathrm{C}} \frac{1}{\sigma_{n_i}^2}\cos\alpha_i \sin\alpha_i & \sum_{i\in\mathrm{C}} \frac{1}{\sigma_{n_i}^2}\sin^2\alpha_i \end{bmatrix} \quad (۱۴)$$



شکل (۱): زاویه گره‌های شبکه نسبت به گره هدف

در صورتی که میانگین توان دوم فاصله اقلیدسی مکان گره هدف (یعنی $\boldsymbol{p}_0$) با مکان تخمین زده شده برای این گره (یعنی $\widehat{\boldsymbol{p}_0}$) ملاک ارزیابی دقت تخمین در نظر گرفته شود می‌توان نوشت:

$$\mathrm{E}\{\|\boldsymbol{p}_0 - \widehat{\boldsymbol{p}_0}\|^2\} = \mathrm{E}\{(x_0 - \widehat{x_0})^2 + (y_0 - \widehat{y_0})^2\} \quad (۱۵)$$

با این فرض که تخمین‌گر بدون بایاس باشد (یعنی $\mathrm{E}\{\widehat{\boldsymbol{p}_0}\} = \mathrm{E}\{\boldsymbol{p}_0\}$)، رابطه (۱۵) معادل است با مجموع واریانس تخمین در راستای محورهای x و y بدین ترتیب داریم:

$$\mathrm{E}\{\|\boldsymbol{p}_0 - \widehat{\boldsymbol{p}_0}\|^2\} = var(\widehat{x_0}) + var(\widehat{y_0}) \quad (۱۶)$$

از طرفی با توجه به رابطه (۲) می‌توان نوشت:

$$var(\widehat{x_0}) + var(\widehat{y_0}) \geq \mathrm{tr}\big(\mathrm{CRLB}(\boldsymbol{p}_0)\big) \quad (۱۷)$$

با توجه به رابطه (۱۴) داریم:

$$\mathrm{tr}\big(\mathrm{CRLB}(\boldsymbol{p}_0)\big) = \frac{1}{\det(\boldsymbol{F}(\boldsymbol{p}_0))} \sum_{i\in\mathrm{C}} \frac{1}{\sigma_{n_i}^2} \quad (۱۸)$$

دترمینان ماتریس اطلاعات Fisher برابر است با:

$$\det\big(\boldsymbol{F}(\boldsymbol{p}_0)\big) = \frac{1}{2}\sum_{i\in\mathrm{C}}\sum_{j\in\mathrm{C}} \frac{1}{\sigma_{n_i}^2}\frac{1}{\sigma_{n_j}^2}\sin^2(\alpha_i - \alpha_j) \quad (۱۹)$$

که زاویه $(\alpha_i - \alpha_j)$، زاویه بین گره iام، گره هدف و گره jام است.

این رابطه را می‌توان به صورت زیر بازنویسی کرد:

$$\det\left(\boldsymbol{F}(\boldsymbol{p}_0)\right) = \frac{1}{4}\left(\sum_{i\in\mathrm{C}} \frac{1}{\sigma_{n_i}^2}\right)^2 - \frac{1}{4}\left|\sum_{i\in\mathrm{C}} \frac{1}{\sigma_{n_i}^2} e^{j2\alpha_i}\right|^2 \quad (۲۰)$$

به این ترتیب رابطه (۱۸) را می‌توان به‌صورت زیر نوشت:

$$\mathrm{tr}\big(\mathrm{CRLB}(\boldsymbol{p}_0)\big) = \frac{4\sum_{i\in\mathrm{C}} \frac{1}{\sigma_{n_i}^2}}{\left(\sum_{i\in\mathrm{C}} \frac{1}{\sigma_{n_i}^2}\right)^2 - \left|\sum_{i\in\mathrm{C}} \frac{1}{\sigma_{n_i}^2} e^{j2\alpha_i}\right|^2} \quad (۲۱)$$

۳-۲. الگوریتم انتخاب گره‌های مناسب برای مشارکت در مکان‌یابی

همان‌طور که پیش از این توضیح داده شد به‌منظور ساده‌سازی مسأله انتخاب m گره مناسب جهت مشارکت در تخمین مکان گره هدف به دو بخش تقسیم می‌گردد. ابتدا از کران پایین کرامر رائو کمک گرفته می‌شود تا با در نظر گرفتن هندسه قرارگیری گره‌ها نسبت به گره هدف، گره‌ها به m دسته تقسیم گردند. بر اساس $\mathrm{tr}(\mathrm{CRLB})$ به‌دست آمده در رابطه (۲۱) بدترین حالت انتخاب گره‌ها حالتی است که تمامی m گره انتخابی در یک راستا قرار داشته باشند (یعنی تمام α_iها برابر مقدار α و یا $\alpha + \pi$ باشند). چراکه در این صورت داریم:

$$\left|\sum_{i\in C}\frac{1}{\sigma_{n_i}^2}e^{j2\alpha_i}\right|^2=\left(\sum_{i\in C}\frac{1}{\sigma_{n_i}^2}\right)^2 \qquad (۲۲)$$

و در نتیجه tr(CRLB) بیشترین مقدار ممکن را خواهد داشت، یعنی:

$$\lim_{\substack{\alpha_i\to\alpha \text{ or } \alpha+\pi \\ \text{for } i\in C}} \operatorname{tr}\big(\mathrm{CRLB}(\boldsymbol{p}_0)\big)=\infty \qquad (۲۳)$$

همچنین بهترین حالت انتخاب گره‌ها حالتی خواهد بود که کمترین مقدار tr(CRLB) را نتیجه دهد. با توجه به رابطه (۲۱) کمترین مقدار tr(CRLB) زمانی حاصل می‌گردد که مخرج بیشینه گردد که با توجه به نامنفی بودن tr(CRLB) در رابطه (۲۱) می‌توان مسأله را معادل با کمینه کردن $\left|\sum_{i\in C}e^{j2\alpha_i}\right|^2$ دانست:

$$\min_C \operatorname{tr}\big(\mathrm{CRLB}(\boldsymbol{p}_0)\big)\equiv\min_C\left|\sum_{i\in C}e^{j2\alpha_i}\right|^2 \qquad (۲۴)$$

به عبارتی بهترین حالت انتخاب گره‌ها براساس زاویه قرار گرفتن گره‌ها نسبت به گره هدف زمانی به‌دست می‌آید که $\left|\sum_{i\in C}e^{j2\alpha_i}\right|^2$ کمترین مقدار خود را داشته باشد. با این فرض که کیفیت فاصله‌سنجی گره هدف تا تمامی گره‌ها یکسان باشد (یعنی $\sigma_{n_i}^2=\sigma_n^2$) زمانی که گره‌ها به نحوی قرار گرفته باشند که

$$\alpha_i=\frac{\pi}{m}k \quad \text{for } k=0,\dots,m-1 \qquad (۲۵)$$

کمترین مقدار $\left|\sum_{i\in C}\frac{1}{\sigma_{n_i}^2}e^{j2\alpha_i}\right|$ که صفر است را خواهیم داشت.

باید توجه داشت که چون قرارگیری گره‌ها در اطراف گره هدف تصادفی است لزوماً نمی‌توان مجموعه mتایی از گره‌ها با زوایای دلخواه انتخاب نمود. اما با توجه به مطالب بیان شده می‌توان چنین نتیجه گرفت که برای انتخاب راستای گره‌های شرکت‌کننده در تخمین مکان گره هدف بهتر است راستای گره‌های انتخابی به نحوی باشد که بیشترین فاصله زاویه‌ای ممکن را نسبت به یک‌دیگر داشته باشند.

به این ترتیب، روشی که در اینجا به منظور کاهش حجم محاسبات برای انتخاب گره‌های مناسب جهت مشارکت در مکان‌یابی گره هدف پیشنهاد می‌شود، به این صورت است که در گام اول از یک الگوریتم خوشه‌بندی جهت دسته‌بندی گره‌های همسایه بر اساس زاویه آن‌ها نسبت به گره هدف استفاده شود. در گام دوم با توجه به کیفیت اطلاعاتی که گره‌های هر دسته از مکان خود در اختیار دارند تنها یک گره به عنوان مناسب‌ترین گره انتخاب گردد.

در این مقاله از الگوریتم خوشه‌بندی k-means برای دسته‌بندی گره‌ها به m دسته استفاده شده است [۱۹-۱۵]. نام‌گذاری این روش به این دلیل است که هر یک از k خوشه بوسیله میانگین اعضای آن خوشه نشان داده می‌شود. هدف خوشه‌بندی به روش k-means، دسته‌بندی n تا مشاهده به k دسته است به نحوی که هر یک از مشاهدات به خوشه‌ای که به میانگین آن نزدیک‌تر است تعلق گیرد. این مسأله از نظر محاسباتی پیچیده است اما الگوریتم‌های ابتکاری وجود دارد که سریعاً به نقطه بهینه محلی هم‌گرا می‌شوند [۱۶]. دسته مشاهدات $(\boldsymbol{x}_1,\boldsymbol{x}_2,\dots,\boldsymbol{x}_n)$ را که هر یک از آن‌ها یک بردار حقیقی d-بعدی است در نظر بگیرید. هدف خوشه‌بندی به روش k-means این است که n تا مشاهده را به k دسته متمایز $S=\{S_1,S_2,\dots,S_k\}$ تقسیم‌بندی کند به نحوی که [۱۶]:

$$\arg\min_S \sum_{i=1}^{k}\sum_{\boldsymbol{x}\in S_i}\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{\mu}_i\|^2 \qquad (۲۶)$$

در این رابطه، $\boldsymbol{\mu}_i$ میانگین نقاط موجود در خوشه S_i است. رابطه (۲۶) معادل است با کمینه کردن مربع انحراف دو به دوی نقاطی که در یک خوشه قرار دارند. رایج‌ترین الگوریتم به این منظور از تکنیک اصلاح تکرار شونده استفاده می‌کند. به این ترتیب که الگوریتم بین دو گام در تناوب است [۱۶]. در مرحله اول، هر یک از مشاهدات به خوشه‌ای که میانگین آن منجر به دست‌یابی به کمترین مجموع مربعات درون خوشه‌ای شود نسبت داده می‌شود. در مرحله دوم، میانگین جدید هر خوشه محاسبه می‌شود تا به عنوان مرکز مشاهدات موجود در خوشه جدید در نظر گرفته شود. زمانی الگوریتم هم‌گرا می‌شود که گره‌های نسبت داده شده به خوشه‌ها دیگر تغییر نکنند. روش‌های مختلفی جهت انتخاب نقاط اولیه وجود دارد. یک روش این است که به صورت تصادفی k تا از مشاهدات انتخاب شده و به عنوان میانگین‌های اولیه استفاده شوند. روش دیگر به این صورت است که ابتدا به‌صورت تصادفی مشاهدات به k خوشه دسته‌بندی شده و میانگین دسته‌ها به‌عنوان نقاط اولیه استفاده گردد [۱۶-۱۵]. روشی که در برنامه متلب به صورت پیش فرض برای انتخاب نقاط اولیه الگوریتم k-means استفاده می‌شود به این صورت است که مرکز اولیه دسته اول به‌صورت تصادفی از مجموعه داده‌ها انتخاب شده و سپس مراکز سایر دسته‌ها با توجه به احتمالی که خود تابعی از فاصله داده‌ها تا مراکز دسته‌هاست انتخاب می‌گردد. این روش سرعت و دقت الگوریتم را بهبود می‌دهد [۱۹].

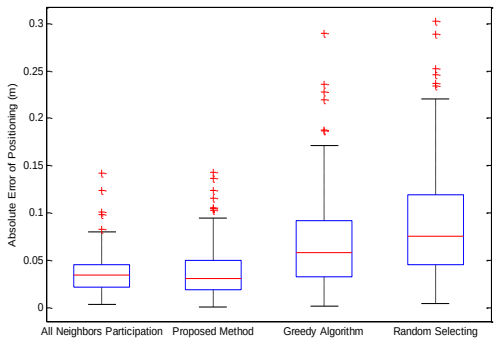
پس از خوشه‌بندی گره‌ها براساس زاویه‌ای که با گره هدف

می‌سازند از هر دسته یک گره به عنوان نماینده گره‌های آن راستا برای شرکت در مکان‌یابی انتخاب می‌گردد. گرهی به عنوان نماینده دسته انتخاب می‌شود که مکان خود را با بیشترین دقت بداند. به این ترتیب، کیفیت اطلاعات گره‌ها از مکان خود نیز در انتخاب m گره مورد نظر در نظر گرفته شده است.

۴. بررسی و مقایسه عملکرد الگوریتم پیشنهادی با استفاده از شبیه‌سازی‌های رایانه‌ای

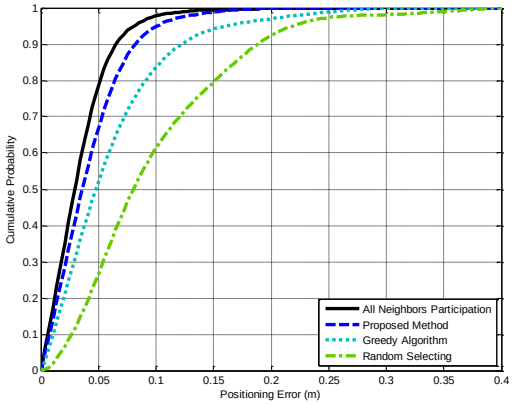
در این بخش، شبیه‌سازی‌ها با در نظر گرفتن شبکه‌ای با ۱۰ گره "مرجع" و ۲۰۰ گره "عامل" انجام شده است. در شبیه‌سازی‌ها انحراف معیار استاندارد خطای فاصله‌سنجی ۰/۲۵ m و برد مخابراتی گره‌ها ۲۰ m در نظر گرفته شده است. انحراف معیار استاندارد برای گره‌های "عامل" برابر ۳ m و گره‌های "مرجع" برابر ۰/۱ m در نظر گرفته شده است. الگوریتم مکان‌یابی که در شبیه‌سازی‌ها استفاده شده روش SPBP است [۱۳]. تعداد تکرارهای الگوریتم SPBP با N_p نشان داده می شود.

به منظور ارزیابی روش پیشنهاد شده برای انتخاب گره‌های مناسب، نتایج حاصل از روش ارائه شده در مقاله [۳] نیز با نام "Greedy Algorithm" آورده شده است. به‌علاوه، نتایج با این فرض که گره‌ها به صورت تصادفی انتخاب گردند با نام "Random Selecting" نشان داده شده است. در این شبیه‌سازی‌ها "All Neighbors Participation" حالتی را نشان می‌دهد که از تمامی گره‌های همسایه گره موردنظر در مکان‌یابی استفاده شود.



شکل (۲): مقایسه خطای تخمین برای روش‌های مختلف انتخاب گره‌های شرکت‌کننده در مکان‌یابی با فرض $N_p = 3$ و $m = 4$

در شکل (۲)، خطای تخمین با در نظر گرفتن روش‌های مختلف انتخاب گره‌های شرکت‌کننده در مکان‌یابی رسم شده است. در این شبیه‌سازی حداکثر تعداد تکرارهای الگوریتم (N_p) برابر ۳ و حداکثر تعداد گره‌هایی که انتخاب می‌شوند تا در مکان‌یابی مشارکت نمایند (m) برابر با ۴ در نظر گرفته شده است. در چنین شرایطی همان‌طور که انتظار می‌رود بهترین عملکرد مربوط به زمانی است که از اطلاعات تمامی گره‌هایی که در همسایگی گره هدف قرار دارند در تخمین مکان آن استفاده شود. از نتایج مشاهده می‌شود که عملکرد روش پیشنهاد شده در این مقاله به عملکرد "All Neighbors Participation" بسیار نزدیک است. به این معنا که علیرغم کاهش حجم محاسباتی با استفاده از الگوریتم پیشنهاد شده در مقاله جهت انتخاب گره‌های شرکت کننده در مکان‌یابی دقت مکان‌یابی گره‌ها کاهش چندانی نداشته است. بهتر بودن دقت مکان‌یابی گره‌ها با استفاده از الگوریتم پیشنهادی نسبت به روش ارائه شده در [۳] انتخاب مناسب گره‌ها را در این روش نشان می‌دهد. به‌علاوه، مشاهده می‌شود که اگر ۴ گرهی که در مکان‌یابی مشارکت دارند به صورت تصادفی انتخاب شوند، دقت مکان‌یابی گره‌ها نسبت به "All Neighbors Participation" افت زیادی خواهد داشت. در شکل (۳)، منحنی CDF[1] برحسب خطای تخمین مکان‌یابی و با فرض $N_p = 3$ و $m = 4$ رسم شده است.

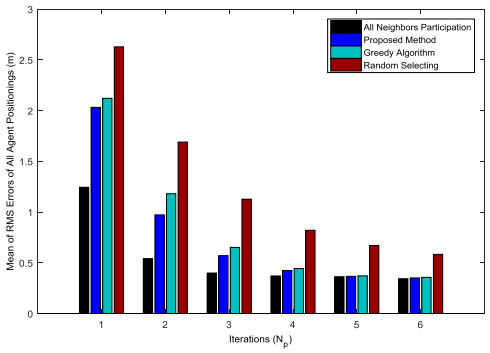


شکل (۳): منحنی CDF بر حسب خطای تخمین برای روش‌های مختلف انتخاب گره‌های شرکت‌کننده در مکان‌یابی با فرض $N_p = 3$ و $m = 4$

منحنی CDF به ازای مقدار خطای مکان‌یابی مشخص نسبت گره‌هایی با خطای تخمین کمتر از این مقدار به تعداد کل گره‌های شبکه را پس از اجرای الگوریتم SPBP در کل شبکه نشان می‌دهد. همان‌طور که مشاهده می‌شود ۹۸٪ گره‌های "عامل" در روش "All Neighbors Participation" مکان خود را با خطایی کمتر از ۰٫۱m تخمین زده‌اند. با استفاده از الگوریتم پیشنهادی درصد گره‌هایی که مکان خود را با دقتی بهتر از ۰/۱ m تخمین

[1] Cumulative Distribution Function

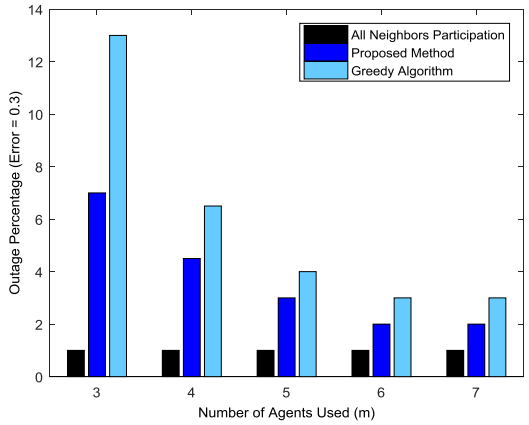
زده‌اند ٪۹۵ است. این درصد در روش "Greedy Algorithm" برابر با ٪۸۵ و در روش "Random Selecting" تنها ٪۶۱ است. بنابراین همان‌طور که مشاهده می‌شود زمانی که از الگوریتم ارائه شده در این مقاله جهت انتخاب گره‌های مناسب برای شرکت در مکان‌یابی گره هدف استفاده شود دقت تخمین مکان گره‌های شبکه بسیار نزدیک به حالتی است که تمامی گره‌های ممکن در مکان‌یابی گره هدف مشارکت داده شوند.



شکل (۴): میانگین RMSE مکان‌یابی گره‌های "عامل" موجود در شبکه بر حسب تعداد تکرارهای الگوریتم SPBP

در شکل (۴)، میانگین RMSE[1] مکان‌یابی گره‌های "عامل" موجود در شبکه بر حسب تعداد تکرارهای الگوریتم SPBP رسم شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود در "All Neighbors Participation" با در نظر گرفتن N_p برابر ۴ و بزرگ‌تر از آن میانگین RMSE تقریباً ثابت می‌ماند. به این معنا که از تکرار چهارم به بعد الگوریتم هم‌گرا شده و بهبود قابل‌توجهی در عملکرد الگوریتم تخمین مکان دیده نمی‌شود. به‌علاوه، با در نظر گرفتن N_p برابر۵ میانگین RMSE با استفاده از الگوریتم پیشنهادی و نیز الگوریتم ارائه شده در [۳] به ترتیب برابر با ۰/۳۶۶ m و ۰/۳۷۱ m است که بسیار نزدیک به میانگین RMSE در روش "All Neighbors Participation" که برابر با ۰/۳۶۲ m است می‌باشد. بنابراین، برای N_p برابر ۵ و بزرگ‌تر از آن تخمین مکان با استفاده از الگوریتم پیشنهادی و الگوریتم ارائه شده در [۳] عملکردی تقریباً مشابه با "All Neighbors Participation" دارند.

نکته‌ای که باید در نظر گرفته شود این است که با توجه به حجم محاسباتی قابل توجه الگوریتم SPBP و نیز تراکم بالای شبکه‌های مورد نظر این تحقیق، هر تکرار اضافه می‌تواند بار محاسباتی را زیاد کرده و زمان اجرای الگوریتم را به میزان قابل توجهی بیشتر نماید. بنابراین، با توجه به این‌که نتایج الگوریتم "All Neighbors Participation" به ازای $N_p = 3$ نیز به نتایج با فرض N_p های بیشتر بسیار نزدیک است، در شبیه‌سازی‌ها $N_p = 3$ در نظر گرفته شده است.



شکل (۵): درصد گره‌هایی که در پایان مکان‌یابی خطای آن‌ها بیش از ۰/۳ m است بر حسب تعداد گره‌های انتخاب شده برای مشارکت در تخمین مکان هر گره

در شکل (۵)، درصد گره‌هایی که در پایان مکان‌یابی خطای آن‌ها بیش از ۰/۳ m است بر حسب تعداد گره‌های انتخاب شده برای مشارکت در تخمین مکان هر گره رسم شده است. در شکل، حالتی که از اطلاعات تمامی گره‌های ممکن استفاده می‌شود به عنوان مرجع نشان داده شده است که در این حالت تنها ٪۱ از کل گره‌های "عامل" خطایی بیش از ۰/۳ m داشته‌اند. حال آنکه زمانی که با استفاده از الگوریتم پیشنهادی و یا الگوریتم ارائه شده در [۳] تنها ۳ گره برای مشارکت در مکان‌یابی گره هدف انتخاب شوند درصد گره‌های با خطای تخمین بیش از ۰/۳ m به‌ترتیب برابر با ٪۷ و ٪۱۳ خواهد بود. با افزایش تعداد گره‌های شرکت کننده در مکان‌یابی به ۴ گره این درصد به ترتیب به ۴ و ۶,۵ کاهش می‌یابد. بنابراین، همان‌طور که انتظار می‌رود با افزایش تعداد گره‌های شرکت‌کننده در مکان‌یابی عملکرد بهتر شده و نتایج به حالت مرجع نزدیک می‌شود. به‌علاوه، دیده می‌شود که با انتخاب گره‌ها با استفاده از الگوریتم پیشنهادی درصد گره‌هایی با خطای بیش از ۰/۳ m کمتر از الگوریتم ارائه‌شده در [۳] بوده و به حالت مرجع نزدیک‌تر است.

۵. نتیجه‌گیری

در این مقاله روشی جهت انتخاب گره‌های مناسب برای مشارکت در تخمین مکان گره هدف معرفی شد. از آن‌جا که صرف‌نظر از کیفیت اطلاعات گره‌های همسایه از مکان خود، چگونگی قرار گرفتن این گره‌ها نسبت به یک‌دیگر در نتیجه تخمین مکان گره هدف بسیار مؤثر است و نیز به منظور کاهش حجم محاسبات، از این واقعیت که گره‌هایی که نسبت به گره هدف در یک راستا قرار

[1] Root Mean Square Error

دارند نمی‌توانند چندان اطلاعات مفیدی را در اختیار گره هدف قرار دهند، استفاده شده و از بین گره‌هایی که تقریباً در یک راستا نسبت به گره هدف قرار می‌گیرند، تنها یک گره به‌عنوان نماینده گره‌ها در آن راستا انتخاب می‌گردد. چنین الگوریتمی گرچه حجم محاسباتی را بسیار کاهش می‌دهد ولی نشان داده شد که عملکرد آن نزدیک به حالتی است که از اطلاعات تمامی گره‌های همسایه در مکان‌یابی استفاده شود.

۶. مراجع

[1] S. V. Shojadini, R. Kabiri, A. Kermani, and M. Fereydooni, "A New Method for Minimization of the Effect of Noise in Measuring Delays Between Receiver Sites in Geolocation Based on TDOA of Signals," Journal of "Radar", vol. 3, no. 3, pp. 55-63, 2015. (In Persian)

[2] A. Gholipour, B Zakeri, and Kh. Mafinejad, "Near-Field Source Localizationin Non-homogeneus Environments," Journal of "Radar", vol. 4, no. 1, pp. 49-56, 2016. (In Persian)

[3] S. V. d. Velde, G. T. F. de Abreu, and H. Steendam, "Improved Censoring and NLOS Avoidance for Wireless Localization in Dense Networks," IEEE Journal on Selected Areas in Communications, vol. 33, pp. 2302-2312, 2015.

[4] Z. Zhao, R. Zhang, X. Cheng, L. Yang, and B. Jiao, "Network Formation Games for the Link Selection of Cooperative Localization in Wireless Networks," in Proc. 2014 IEEE International Conference on Communications (ICC), pp. 4577 – 4582, 2014.

[5] M. Youssef, A. Agrawal, and A. U. Shankar, "WLAN Location Determination Via Clustering and Probability Distributions," in Proc. The First IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications (PerCom), pp. 143 – 150, March 2003.

[6] G. Chandrasekaran, M. A. Ergin, J. Yang, S. Liu, Y. Chen, M. Gruteser, and R. P. Martin , "Empirical Evaluation of the Limits on Localization Using Signal Strength," in Proc. 6th Annual IEEE Communications Society Conference on Sensor, Mesh and Ad Hoc Communications and Networks, pp. 1-9, 2009.

[7] G.M. Hoang, B. Denis, J. H¨arri, and D. T.M. Slock, "Select Thy Neighbors: Low Complexity Link Selection for High Precision Cooperative Vehicular Localization," in Proc. IEEE Vehicular Networking Conference (VNC), pp. 36-43, 2015.

[8] M. Z. Win, W. Dai, Y. Shen, G. Chrisikos, and H. V. Poor, "Network Operation Strategies for Efficient Localization and Navigation," Proceedings of the IEEE, vol. 106, pp. 1224-1254, July 2018.

[9] T. Wang, A. Conti, and M. Z. Win, "Network Navigation with Scheduling: Distributed Algorithms," IEEE/ACM Transactions on Networking, vol. 27, pp. 1319-1329, August 2019.

[10] M. Angjelichinoski, D. Denkovski, V. Atanasovski, and L. Gavrilovska, "Cramer Rao Lower Bounds of RSS-Based Localization with Anchor Position Uncertainty," IEEE Transactions on Information Theory, vol. 61, no. 5, May 2015.

[11] A. F. García-Fernández , L. Svensson, and S. Särkkä, "Cooperative Localisation Using Posterior Linearization Belief Propagation," IEEE Transactions on Vehicular Technology, vol. 67, pp. 832-836, 2018.

[12] H. Naseri, and V. Koivunen, "A Bayesian Algorithm for Distributed Network Localization Using Distance and Direction Data," IEEE Transactions on Signal and Information Processing over Networks, vol. 5, pp. 290-304, June 2019.

[13] F. Meyer, O. Hlinka, and F. Hlawatsch, "Sigma Point Belief Propagation," IEEE Signal Processing Letters, vol. 21, no. 2, pp. 145-149, February 2014.

[14] S. M. Kay, Fundamentals of Statistical Signal Processing: Estimation Theory, Prentice Hall, p. 47, 1993.

[15] S. Firdaus, and Md. A. Uddin, "A Survey on Clustering Algorithms and Complexity Analysis," IJCSI International Journal of Computer Science Issues, vol. 12, pp. 62-85, March 2015.

[16] "K-means Clustering," https://en.wikipedia.org/wiki.

[17] J. B. MacQueen, "Some Methods for Classification and Analysis of Multivariate Observations," in Proc. 5th Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability, pp. 281–297, 1967.

[18] T. Kanungo, D. M. Mount, N. S. Netanyahu, C. D. Piatko, R. Silverman, and A. Y. Wu, "An Efficient K-Means Clustering Algorithm: Analysis And Implementation," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 24, no. 7, pp. 881-892, July 2002.

[19] D. Arthur and S. Vassilvitskii, "K-Means++: the Advantages of Careful Seeding," in Proc. Eighteenth Annual ACM-SIAM Symposium on Discrete Algorithms, pp. 1027–1035, 2007.

Journal of "Radar"
Vol. 7, No. 2, 2020 (Serial No. 22)

Node Selection in a Cooperating Position Finding Distributed System Concerning the Computational Complexity Reduction

N. Golihaghighi and M. Biguesh*

*Shiraz University, Shiraz, Iran

(Received: 11/12/2019, Accepted: 26/03/2020)

Abstract

Cooperative positioning utilizes information received from all the nodes in a network to estimate the position of a target node. This requires high amount of data exchange and data processing in high density networks. This paper proposes a low computational complexity algorithm to select a number of nodes among all possible nodes to cooperate in position finding. Position of nodes are estimated using both the distances between the target node and its cooperated nodes and also the information shared by these nodes. The nodes selection algorithm is proposed according to the Cramer-Rao Lower Bound, which considers the precision of distance measurements, the geometry of nodes and the uncertainty in the information shared by nodes. This fast computing algorithm reduces required computations without significantly decreasing the position estimation performance.

Keywords: Position Finding, Cooperative, Node Selection, Distributed Networks

* Corresponding author E-mail: biguesh@sharif.edu