



خوشه بندی کارآمد انرژی در شبکه‌های چند گامی حسگر بی سیم با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات چندهدفه

محمد مهدی حسینی*، حامد زرگری

استادیار، دانشکده فنی و مهندسی، واحد شاهرود، دانشگاه آزاد اسلامی، شاهرود، ایران

چکیده

مقاله پژوهشی

تاریخ دریافت:

۱۴۰۳/۹/۲

تاریخ پذیرش:

۱۴۰۳/۱۱/۷

کلیدواژه‌ها:

خوشه‌بندی، مکان‌یابی، بهینه‌سازی ازدحام ذرات، شبکه‌های حسگر بی‌سیم، یکپارچه‌سازی داده‌ها

نویسنده مسئول:

Hosseini_mm@shahroodut.ac.ir

یکی از چالش‌های اصلی در شبکه‌های حسگر بی‌سیم (WSN)، طراحی روشی بهینه برای انتقال اطلاعات از گره‌های شبکه به ایستگاه پایه با مصرف انرژی کمتر است. به همین منظور در این مقاله یک روش خوشه‌بندی مبتنی بر بهینه‌سازی اجتماع ذرات چند هدفه (MOPSO) برای افزایش کارایی انرژی در این شبکه‌ها ارائه شده است. در روش پیشنهادی، از یک الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات دودویی برای مکان‌یابی گره توزیع شده در شبکه‌های حسگر بی‌سیم استفاده شده و یک مدل مسیریابی چند قیدی با تبدیل محدودیت‌ها به تابع پناستی، طراحی گردیده است. همچنین با الهام از ایده انتخاب طبیعی و جهش الگوریتم ژنتیک (GA)، تنوع ذرات در الگوریتم MOPSO افزایش داده شده است. نتایج شبیه‌سازی نشان می‌دهد که روش پیشنهادی در مقایسه با سایر روش‌ها، توانسته زمان محاسباتی را به اندازه ۵۹/۸ درصد کاهش دهد. همچنین، نرخ موفقیت مکان‌یابی، که به درصد گره‌هایی اشاره دارد که مکان آن‌ها به درستی تشخیص داده شده است، تا ۵۴ درصد افزایش یافته است. با این حال، میزان خطای مکان‌یابی، که نشان‌دهنده انحراف میان مکان تخمین زده شده و مکان واقعی گره‌ها است، به میزان ۳/۲ درصد بیشتر شده است. این بهبودها منجر به افزایش طول عمر شبکه و کارایی انرژی در شبکه‌های حسگر بی‌سیم، حتی با وجود افزایش جزئی در خطای مکان‌یابی شده است.

doi : 10.22034/ABMIR.2025.22425.1077





۱- مقدمه

دسته‌هایی تفکیک می‌شوند؛ سپس در هر دسته، یک گره به‌عنوان سرخوشه^۵ انتخاب می‌شود. گره‌های شبکه به‌جای ارسال مستقیم داده به ایستگاه مرکزی، ابتدا داده را به سرخوشه ارسال می‌کنند و سرخوشه پس از تجمیع داده، آن را به ایستگاه مرکزی ارسال می‌کند [۴]. لذا توزیع متعادل انرژی در بین گره‌های شبکه حسگر بیسیم باعث می‌شود که این گره‌ها از نظر سطح انرژی یکنواخت باشند و فاصله مرگ بین اولین و آخرین گره طولانی نباشد. مسئله مهم در شبکه‌های حسگر بیسیم، مدیریت انرژی است، که به طراحی توزیع شده، تغییرات توپولوژیک شبکه، محدودیت در پهنای باند، حافظه، منابع محاسباتی شبکه بستگی دارد. این نیاز با استفاده از پروتکل‌های مسیریابی کارآمد انرژی چندگامی می‌تواند تأمین شود؛ از سوی دیگر با توجه به انرژی محدود گره‌ها، هدف پروتکل‌های مسیریابی حفظ انرژی است [۵]. تکنیک‌های مسیریابی سنتی بدون توجه به انرژی محدود گره‌ها، نیاز به تلاش‌های محاسباتی بی‌شمار دارند. درحالی‌که، روش‌های بهینه مسیریابی با مصرف حافظه و منابع محاسباتی مناسب، زمان عملکرد شبکه را افزایش می‌دهند [۶]. هدف این پژوهش ارائه روشی بهینه برای بهبود بهره‌وری انرژی در شبکه‌های حسگر بیسیم با استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی است. در روش پیشنهادی، با به‌کارگیری الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات چندهدفه (MOPSO)، بخش‌بندی محیط و مکان‌یابی گره‌ها، تلاش شده است تا کارایی انرژی شبکه افزایش یابد. بنابراین، در این روش، بر روی مسئله انتخاب سرخوشه تمرکز کرده‌ایم و یک الگوریتم مبتنی بر MOPSO ارائه شد، به‌طوری‌که با کمترین گره‌ها، پوشش مناسب، قابلیت اتصال و کارایی انرژی فراهم شود. ساختار مقاله به شرح زیر تنظیم شده است: در بخش نخست، به مرور جامع مطالعات پیشین و کارهای انجام‌شده در این زمینه پرداخته شده است. در بخش دوم روش پیشنهادی همراه با الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات به‌تفصیل توضیح داده شده است. بخش سوم نتایج

پیشرفت‌های اخیر در زمینه الکترونیک و ارتباطات بی‌سیم، باعث توسعه ریزحسگرهای چندمنظوره و کم‌توان در محیط‌های خاص مانند شبکه‌های حسگر بیسیم^۱ (WSN) شده است. این ریزحسگرها که به‌صورت یکپارچه توانایی نظارت، حس محیط پیرامون خود و ارسال داده‌های حس شده به یک ایستگاه اصلی که به‌طور تصادفی در یک ناحیه پراکنده می‌شوند را دارند [۱]. گره‌های حسگر معمولاً دارای باتری‌هایی با انرژی محدود می‌باشند و پس از پایان یافتن انرژی حسگر، از کار می‌افتد. لذا، طول عمر منبع تغذیه سنسورها بسیار حیاتی است و محققان در سال‌های اخیر به دنبال ارائه راهکاری بهینه برای مصرف حداقلی انرژی در زمان کارکرد شبکه بوده‌اند [۲]. شبکه‌های حسگر بیسیم به دلیل محدودیت منابع انرژی، نیازمند راه‌حل‌های بهینه برای مصرف انرژی و افزایش طول عمر شبکه هستند. امروزه روش‌های مدیریت پویای توان که به کاهش مصرف انرژی شبکه‌های حسگر بعد از طراحی و استقرار آن‌ها می‌پردازند، از اهمیت بالایی برخوردار می‌باشند. تحقیق‌های اخیر نشان داده است که برای مدیریت پویای توان، توجه به ابزارهای هوشمند و هم‌زمان بهینه کردن چند تابع هدف از اهمیت بالایی برخوردار است. تغییر مناسب تابع هدف و معیار انتخاب گره اصلی در افزایش کیفیت کارا انرژی^۲ در شبکه حسگر بیسیم تأثیر مثبت دارد.

یکی از رویکردهای اصلی برای طراحی بهینه شبکه‌های حسگر، خوشه‌بندی^۳ و توزیع مناسب گره‌ها است [۳]. از این رو چیدمان هوشمند حسگرها جهت پایش و تلفیق اطلاعات^۴، از مباحث جدید این عرصه بوده و این امر در نهایت سبب کاهش زمان پردازش اطلاعات، بهینه‌سازی گره‌ها، افزایش دقت تلفیق اطلاعات و مسیریابی بهینه می‌گردد. خوشه‌بندی یک رویکرد مؤثر برای توزیع متعادل انرژی در بین گره‌های شبکه، طولانی کردن عمر شبکه و در نتیجه کارایی انرژی در شبکه‌های حسگر بیسیم است. در این روش‌ها، ابتدا همه گره‌های داخل شبکه بر اساس روش خاصی به

^۵Cluster head

^۶Data Aggregation

^۷Multiple Objective Particle Swarm Optimization

^۱Wireless Sensor Network

^۲Energy Efficient

^۳Clustering

^۴Data Fusion



دادند. در [۱۴]، مؤلفین یک روش مکان‌یابی برای شبکه‌های حسگر بی‌سیم با گره‌های نامعلوم مبتنی بر اطلاعات پیشین راجع به مکان‌های گره‌های اتصال با استفاده از الگوریتم PSO پیشنهاد کردند. طرح پیشنهادی از PSO برای به حداقل رساندن خطای مکان‌یابی استفاده نمود. این شیوه یک معماری متمرکز برای شبکه‌های حسگر بی‌سیم به شمار می‌رود که نیازمند ارتباط زیادی است که منجر به ازدحام، تأخیر و همچنین تمام شدن (تخلیه) انرژی می‌گردد. رانی و همکارانش [۱۵]، روشی بهینه برای مکان‌یابی گره‌های هدف در شبکه‌های حسگر بی‌سیم دریایی با استفاده از الگوریتم‌های الهام‌گرفته از طبیعت مانند PSO و الگوریتم ازدحام زنبورها (ABC) ارائه دادند. آن‌ها با مدل‌سازی پویا، گره‌های هدف را با کمترین مصرف انرژی و بالاترین دقت شناسایی کردند. نتایج شبیه‌سازی نشان داد که این رویکرد به‌طور چشمگیری زمان مکان‌یابی را کاهش داده و عملکرد نجات دریایی را بهبود داده است. تن و کارا روش استفاده‌شده توسط ونگ و وانگ را بر مبنای ظرفیت چندان‌ه‌هاب و الگوریتم‌های فرا تکاملی با همان ترکیب ولی تغییر در توابع ارزیابی و تناسب در مدلی جدید بهبود دادند [۱۶]. چانلین و همکارانش PSO را در یک الگوریتم خوشه‌بندی به نام الگوریتم خوشه‌بندی وزن‌دار (WCA) اصلاح کردند [۱۷]. تانگ و همکارانش [۱۸] یک رویکرد ترکیبی برای مکان‌یابی در شبکه‌های حسگر بی‌سیم ارائه کرده‌اند که از PSO برای جستجوی اولیه و الگوریتم جستجوی ممنوع (Tabu Search) برای بهبود دقت در گام‌های بعدی استفاده می‌کند. این روش، با ترکیب نقاط قوت هر دو الگوریتم، قادر است دقت مکان‌یابی گره‌های نامشخص را افزایش دهد و درعین حال انرژی مصرفی را کاهش دهد. شبیه‌سازی‌ها نشان می‌دهد که این رویکرد نسبت به PSO استاندارد بهبود ۱۵ درصدی در دقت و کاهش قابل‌توجهی در انرژی مصرفی دارد. [۱۹] از تکنیک‌های هوش مصنوعی برای بهینه‌سازی مکان گره‌ها در شبکه‌های حسگر بی‌سیم سیار استفاده کرده است. روش پیشنهادی، با استفاده از مدل‌های یادگیری ماشین و تنظیم موقعیت گره‌ها بر اساس الگوهای حرکتی، پوشش شبکه و قابلیت اطمینان را افزایش می‌دهد. نتایج نشان داد

به‌دست‌آمده را نشان می‌دهد و در بخش آخر به نتیجه‌گیری و پیشنهادها برای پژوهش‌های آینده ارائه شده است.

۲- کارهای مرتبط

لگونتان و همکارانش [۷] یک الگوریتم خوشه‌بندی انرژی کارآمد مبتنی بر PSO برای شبکه‌های حسگر بی‌سیم ارائه کردند. هدف اصلی روش آن‌ها کاهش مصرف انرژی و بهبود توزیع بار بین گره‌ها با انتخاب بهینه سرخوشه‌ها است. نتایج نشان داد که الگوریتم پیشنهادی طول عمر شبکه را نسبت به روش‌های موجود به‌طور قابل‌توجهی افزایش داده است. رابرت و همکارانش [۸] یک پروتکل ترکیبی مسیریابی بهینه برای انتخاب سرخوشه در شبکه‌های حسگر بی‌سیم پیشنهاد دادند که از معیارهای انرژی باقی‌مانده و فاصله برای انتخاب بهره می‌گیرد. روش پیشنهادی با بهبود مصرف انرژی و کاهش اتلاف داده‌ها، عملکرد QoS شبکه را ارتقاء داده است. سینگ و همکارانش [۹] بهینه‌سازی چندهدفه در شبکه‌های حسگر بی‌سیم را بررسی کرده و چالش‌ها و فرصت‌های مرتبط را تحلیل کردند. روش پیشنهادی آن‌ها بر بهینه‌سازی هم‌زمان معیارهای انرژی، تأخیر و نرخ تحویل داده تمرکز دارد و مزایای استفاده از الگوریتم‌های چندهدفه را نشان داده است. پانادی و همکارانش [۱۰] در مقاله خود، یک رویکرد جدید ترکیبی مبتنی بر GA و PSO برای خوشه‌بندی و مسیریابی در شبکه‌های حسگر بی‌سیم ارائه دادند. در [۱۱] از ترکیب PSO کوانتومی و منطق فازی برای خوشه‌بندی و مسیریابی کارآمد انرژی در شبکه‌های حسگر بی‌سیم استفاده کردند. نتایج نشان داد که روش پیشنهادی نه تنها مصرف انرژی را کاهش داده، بلکه قابلیت اطمینان و دقت شبکه را بهبود بخشیده است. پروتکل ارائه‌شده در [۱۲] یک روش جمع‌آوری داده در شبکه‌های حسگر بی‌سیم بر اساس الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO) با ابعاد متغیر را معرفی می‌کند. روش پیشنهادی هم مصرف انرژی را بهینه‌سازی کرده و هم تضمین کیفیت خدمات (QoS) را در جمع‌آوری داده‌ها ارائه داده است. تانگ و همکارانش [۱۳] یک الگوریتم مسیریابی انرژی کارآمد و قابل‌اطمینان برای شبکه‌های حسگر بی‌سیم ارائه

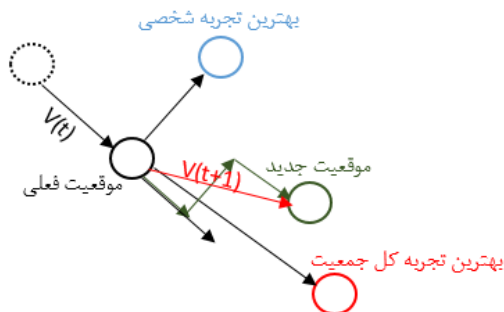
¹Weighted Clustering Algorithm

ژنتیک، PSO از رویکردی متمرکز بر تعامل دینامیک ذرات برای بهینه‌سازی استفاده می‌کند. منشأ حرکت اعضای جمعیت براساس سه عامل زیر است:

الف- رفتاری که در گذشته این ذرات از خود نشان داده‌اند (تلاش می‌کنند آخرین فعالیت خود را دوباره تکرار کنند).

ب- بهترین مکانی که در فضای جستجو تا به حال تجربه کرده‌اند.

پ- بهترین مکانی که توسط کل اعضای جمعیت تجربه شده است.



شکل (۱): تغییر موقعیت ذره در الگوریتم PSO

بهترین حرکت برآیندی از این سه موقعیت بیان شده است. شکل ۱ فرآیند تغییر موقعیت ذره در الگوریتم PSO را نشان می‌دهد. جریان الگوریتمی PSO با جمعیت ذراتی شروع می‌شود که موقعیت آن‌ها نشان‌دهنده راه‌حل‌های بالقوه برای مسئله مطالعه شده بوده و سرعت‌ها، به‌طور تصادفی در فضای جستجو مقاداردهی اولیه می‌شوند. جستجوی موقعیت بهینه با به‌روزرسانی سرعت‌های ذرات در هر تکرار به شیوه‌ای خاص اجرا می‌شود که در هر تکرار، برآزش موقعیت هر ذره برحسب معیارهای تعریف‌شده، تعیین و سرعت هر ذره با حفظ رد و اثر دو بهترین موقعیت، به‌روزرسانی می‌شود. موقعیت اول، بهترین موقعیت پیموده شده تاکنون از سوی ذره است، این مقدار، p_{best} نامیده می‌شود. بهترین مقدار دیگر، بهترین موقعیت پیموده شده توسط هر یک از همسایگان ذره است، این مقدار، بهترین گروه بوده و n_{best} نامیده می‌شود. زمانی که ذرات کل جمعیت را به‌عنوان همسایگی‌شان می‌پذیرند، آنگاه بهترین همسایگی، به بهترین کل تبدیل شده و g_{best} نامیده می‌شود.

۲-۳ الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات چندهدفه (MOPSO)

الگوریتم PSO براساس رفتار گروهی عوامل برای یافتن بهترین موقعیت عمل می‌کند. تفاوت اصلی در MOPSO با PSO در

که این روش می‌تواند مصرف انرژی را تا ۳۰ درصد کاهش داده و عملکرد شبکه را در محیط‌های پویا و متغیر بهبود بخشد.

۳- روش پیشنهادی

یکی از چالش‌های اساسی در شبکه‌های حسگر بیسیم، مدیریت مصرف انرژی است به‌طوری‌که طول عمر شبکه و کیفیت خدمات (QoS) بهینه شوند. طول عمر شبکه بسیار به میزان باتری هر حسگر وابسته است. هم‌چنین، مصرف انرژی مهم‌ترین پارامتر برای طراحی پروتکل‌های شبکه حسگر بی‌سیم در نظر گرفته می‌شود. یکی از راه‌کارهای دستیابی به مدیریت مصرف انرژی، خوشه‌بندی است. که در مسائل عملی و واقعی در خوشه‌بندی، مسائل بهینه‌سازی چندهدفه بسیار مورد توجه محققان قرار گرفته است. برخلاف بهینه‌سازی تک‌هدفه، الگوریتم‌های بهینه‌سازی چندهدفه به‌طور هم‌زمان توابع مختلف و گاه متضاد را، بهینه می‌کنند. در واقع به‌جای یک پاسخ، مجموعه‌ای از پاسخ‌ها را می‌دهند. بر این اساس در روش پیشنهادی، یک الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات دودویی برای مکان‌یابی گره توزیع‌شده در شبکه‌های حسگر بی‌سیم پیشنهاد شد. برای اجرای بهینه‌سازی پاسخ از الگوریتم فراابتکاری MOPSO و سپس MOPSO/GA استفاده گردید. بدین صورت که هر گره ناشناخته تحت شرایط اندازه‌گیری فاصله از سه یا چند گره اتصال همسایه، مکان‌یابی را اجرا می‌کند. سپس از گره‌های مستقر شده به‌عنوان مرجع برای گره‌های باقی‌مانده استفاده می‌کند. فاصله از گره اتصال تا گره ناشناخته با استفاده از نشانگر قدرت سیگنال‌های دریافتی محاسبه می‌گردد.

۳-۱ الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات

الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات بر پایه اصول هوش ازدحامی عمل می‌کند، که در آن مجموعه‌ای از عوامل با همکاری و تعامل گروهی، مسائلی را حل می‌کنند که به‌تنهایی قادر به انجام آن نیستند. در این الگوریتم، هر پاسخ به‌جای کروموزوم، به‌عنوان یک "ذره" در نظر گرفته می‌شود. حرکت ذرات در فضای جستجو بر اساس قوانین تعریف‌شده صورت می‌گیرد، که این حرکت نه‌تنها به یافتن پاسخ‌های جدید منجر می‌شود، بلکه موجب تبادل اطلاعات و همگرایی میان اعضای جمعیت نیز می‌گردد. برخلاف الگوریتم



با در نظر گرفتن این الگوریتم به‌عنوان الگوریتم پایه، مسیریابی را به‌گونه‌ای انجام می‌دهیم که بهینه بوده و زودتر به مقصد رسیده باشد.

۳-۳-۱ مقیدسازی محدودیت‌ها

کارایی انرژی یکی از نیازهای اساسی در شبکه‌های حسگر بی‌سیم است. به‌منظور دستیابی به این هدف، کاهش مصرف انرژی باید به‌گونه‌ای انجام شود که تعادلی مناسب میان سایر معیارهای کلیدی مانند پهنای باند، تأخیر، لرزش تأخیر و نرخ اتلاف بسته برقرار گردد. روش‌های هوشمند توانایی بالایی در حل مسائل بهینه‌سازی چندهدفه و مقید در این حوزه دارند و عملکرد مؤثری از خود نشان می‌دهند. شبکه به‌عنوان گراف $G(V,E)$ در نظر گرفته می‌شود که V مجموعه گره و E مجموعه لینک را نشان می‌دهد، لینک e_{ij} بین گره i و گره j است، که روی آن پارامترهایی مثل پهنای باند B_{ij} ، تأخیر D_{ij} ، نرخ اتلاف بسته J_{ij} ، لرزش تأخیر J_{ij} و هزینه $cost(e_{ij})$ قرار دارند. هدف مسیریابی یافتن مسیر گره مبدأ تعیین شده s و گره مقصد d است که هر دو هزینه‌ها را به حداقل رسانده و محدودیت‌های متریک‌های مسیریابی را تأمین می‌کنند. تابع به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

که در رابطه (۱)، $f(x)$ تابع هدف است که به حداقل هزینه کل مسیر x نیاز دارد. رابطه (۲)، محدودیت‌های پهنای باند، (۳) محدودیت‌های تأخیر، (۴) محدودیت‌های نرخ اتلاف بسته و (۵) محدودیت‌های لرزش تأخیر را نشان می‌دهد. هزینه روی مسیر x شامل حق‌الزحمه‌های ناشی از حرکت گره، انرژی گره یا منابع دیگر روی مسیر x می‌شود. پارامترهایی مثل تأخیر و اتلاف بسته که مربوط به گره هستند، را می‌توان در لینک‌های متصل به این گره توزیع نمود، بنابراین این مدل، بیشتر پارامترهای محدودیت‌های لینک را بدون توجه به پارامترهای مختلف محدودیت‌های گره، در نظر می‌گیرد. یکی از روش‌های هوشمند برای حل مسئله بهینه‌سازی چند قیدی که یک مسئله NP-complete محسوب می‌شود، تابع جریمه^۲ است. در این روش از پیچیدگی فضای قید کم و به فضای هدف اضافه می‌کنیم تا بدین طریق مدل به یک مسئله بهینه‌سازی غیرمقید تبدیل شود. تابع پنالتی، میزان تخطی از

تعیین بهترین ذره در جمعیت و همچنین تعیین بهترین خاطره شخصی هر ذره است. در الگوریتم MOPSO یک مفهوم جدید به نام آرشیو^۱ نسبت به حالت تک هدفه ارائه شده است که در واقع محل نگهداری پاسخ‌های نامغلوب است. با تعریف آرشیو در این الگوریتم مفهوم بهترین ذره در جمعیت نیز تغییر پیدا کرده است. روند اجرای الگوریتم MOPSO به‌صورت ذیل است.

- ۱- ایجاد جمعیت اولیه
- ۲- پیدا کردن اعضای نامغلوب جمعیت و ذخیره کردن این ذرات در آرشیو
- ۳- جدول‌بندی فضای هدف کشف‌شده
- ۴- انتخاب رهبر از میان اعضای آرشیو برای هر یک از ذرات به‌طور تصادفی و حرکت به سمت آن
- ۵- به‌روزرسانی بهترین خاطره شخصی هرکدام از ذرات
- ۶- اضافه شدن اعضای نامغلوب جمعیت فعلی به آرشیو
- ۷- حذف اعضای مغلوب آرشیو
- ۸- حذف اعضای اضافه اگر تعداد اعضای آرشیو بیش از ظرفیت تعیین شده باشد.
- ۹- در صورتی که شرط خاتمه محقق نشد، به مرحله ۳ برگشته، در غیراینصورت الگوریتم پایان می‌یابد.
- ۱۰- مقایسه موقعیت جدید و بهترین خاطره
- ۱۰-۱ اگر موقعیت جدید بهترین خاطره را مغلوب کند آنگاه موقعیت جدید جای بهترین خاطره را می‌گیرد.
- ۱۰-۲ اگر موقعیت جدید توسط بهترین خاطره مغلوب شود هیچ کاری انجام نمی‌دهیم.
- ۱۰-۳ اگر هیچ‌کدام هم‌دیگر را مغلوب نکنند، به تصادف یکی را به‌عنوان بهترین خاطره در نظر می‌گیریم.

۳-۳ انتخاب مسیریابی پایه

مسئله مهم جهت بهینه‌سازی مصرف انرژی در شبکه‌های WSN، انتخاب روش مناسب انتقال داده‌ها بین حسگرها و ایستگاه پایه است که مسیریابی نامیده می‌شود. در این پژوهش، فرض بر این است که داده‌ها از حسگر به سرخوشه و از سرخوشه به سینک ارسال شود. الگوریتم LEACH نیز بر همین مبنا کار می‌کند، لذا

²Penalty Function

¹Archive

- ۱- تنظیم گره جاری $CN=s$.
- ۲- قرار دادن CN در مجموعه V که مجموعه گره‌های بازدید شده است.
- ۳- ایجاد صف $Q, Q=[Q1, Q2, \dots, QL]$ با مشخصات طول و گره اولیه: $L=length(Q), Q1 = CN$
- ۴- ایجاد FN که مجموعه گره همسایگی گره CN است.
 $FN = \{ \text{prior neighbor of } CN \}$
- ۵- اگر $FN \cap V \neq \Phi$ آنگاه به صورت تصادفی یک گره از FN $\cap V$ مانند CN انتخاب شده و در مجموعه‌های V و Q قرار می‌گیرد.
- ۶- اگر $FN \cap V = \Phi$ آنگاه به آخرین گره CN در مجموعه Q مراجعه خواهیم کرد.
- ۷- اگر $CN=d$ آنگاه به مرحله ۸ خواهیم رفت در غیر این صورت به مرحله ۴ بازمی‌گردیم.
- ۸- گره‌های تکراری در صف Q را حذف کنید و در نهایت $Psd = Q$ خواهد شد.

۳-۳-۳ ساده‌سازی رابطه

الگوریتم PSO یک ابزار قدرتمند برای حل مسئله بهینه‌سازی پیوسته است. حل مسائل بهینه‌سازی گسسته، نیاز به بهبود PSO دارد. برای این کار رابطه زیر را در نظر گرفته شد:

$$X_i(t+1) = X_i(t) \oplus d_1 P_i(t) \oplus d_2 G_i(t) \quad (8)$$

در این رابطه $X_i(t)$ مسیری است که بیانگر ذره است، $P_i(t)$ بهترین $P_i(t)$ و $G_i(t)$ بهترین است، اپراتور \oplus بسط جمع را نشان داده و به فرآیند یادگیری ذرات نائل می‌گردد؛ d_1, d_2 توسعه پارامترهای متناظر در رابطه تکراری اصلی PSO را نشان می‌دهند. تعریف عملیات $P_A \oplus dP_B$ به این صورت است که برای مسیر مشخص شده P_A و P_B ، ابتدا بخشی از مسیر P_B را به صورت تصادفی انتخاب کنید. برای این منظور، طول زیرمسیر $[d \times length(P_B)]$ (که d به معنای گرد کردن، بوده و $length(P_B)$ ، طول توالی P_B را نشان می‌دهد) تعیین شده و زیرمسیر $PB\text{-sub}$ به دست می‌آید. سپس زیرمسیر $PB\text{-sub}$ را با استفاده از الگوریتم توضیح داده شده در ادامه، در مسیر P_A درج

محدودیت‌ها را محاسبه می‌کند. تابع پنالیتی و آیت‌های تابع هدف، تابع مقدار برازش را تشکیل می‌دهند، که به واسطه آن بهترین مسیر انتخاب می‌شود. تابع پنالیتی $P(x)$ به صورت رابطه (۶) تعریف شده است.

$$p(x) = \alpha * \max \left\{ B_{req} - \min_{e_{ij} \in x} \{ B_{ij} \}, 0 \right\} + \beta * \max \left\{ \sum_{e_{ij} \in x} D_{ij} - D_{req}, 0 \right\} + \gamma * \max \left\{ 1 - \prod_{e_{ij} \in x} (1 - l_{ij}) - L_{req}, 0 \right\} + \eta * \max \left\{ \sum_{e_{ij} \in x} J_{ij} - J_{req}, 0 \right\} \quad (6)$$

در این رابطه $Breq, Dreq, Lreq$ و $Jreq$ مقادیر محدودیت‌های پهنای باند، تأخیر، اتلاف بسته و لرزش تأخیر را نشان می‌دهند، $\alpha, \beta, \gamma, \eta$ ضرایب پنالیتی برای آیت‌های متناظر می‌باشند که تعیین می‌کند به ازای هر واحد تخطی چه جریمه‌ای باید پرداخت شود. با توجه به محدودیت‌های مسیریابی، اوزان مختلف برای ضریب پنالیتی تعیین می‌شود.

تابع هدف $f(x) = \sum_{e_{ij} \in x} cost(e_{ij})$ است، $cost(e_{ij})$ هزینه‌های روی لینک e_{ij} را بیان می‌کند. تابع برازش $F(x)$ به صورت جمع تابع هدف و تابع پنالیتی طراحی شده است:

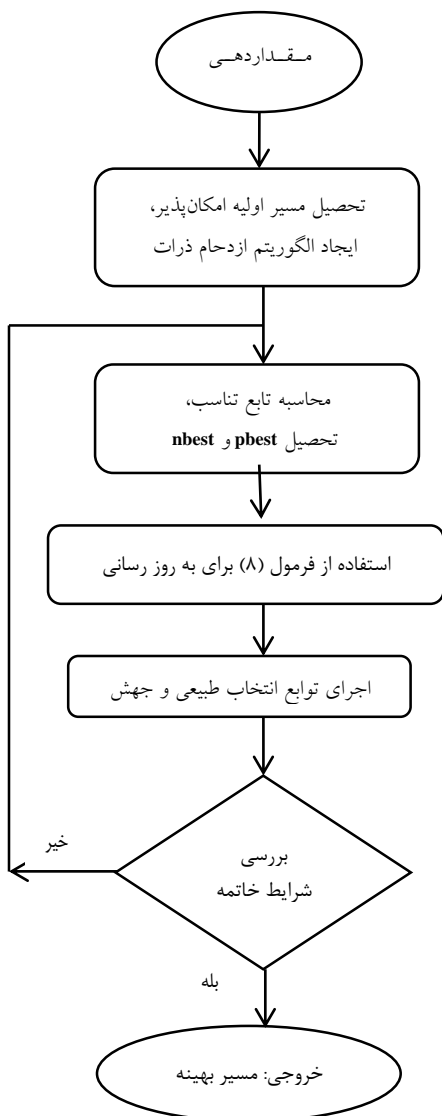
$$F(x) = f(x) + r * p(x) \quad (7)$$

در این رابطه r ضریب تنظیم برای متعادل ساختن مقدار $f(x)$ و $p(x)$ است.

۳-۳-۲ تولید ذرات اولیه

هر ذره x در مسیر ممکن حرکت کرده، و ذرات با توالی گره رمزگذاری می‌شوند، بنابراین ذرات به صورت توالی بیان می‌شوند: $Psd = [p1, p2, \dots, pL]$ که P_i گره‌هایی را نشان می‌دهد که مسیر از آن‌ها عبور کرده است، $P1=s$ گره مبدأ، $PL=d$ گره مقصد و L طول توالی است. مقداردهی اولیه ذرات، باعث تولید تصادفی توالی‌های گره با استفاده از الگوریتم جستجوی اول عمق می‌شود. الگوریتم نحوه تولید یک ذره و در نتیجه یک مسیر ممکن به صورت زیر است.

مکانیزم جهش: از الگوریتم جستجوی اول عمق برای تولید تصادفی ذرات جدید به جای حذف ذرات با انتخاب طبیعی استفاده می‌شود. روش جدید، با مورد حذف شده تفاوت دارد، بنابراین راه‌حل بهینه پیشینه و راه‌حل بهینه همسایه حفظ می‌شوند. الگوریتم نهایی پیشنهادی به صورت گام‌های زیر است (شکل ۲ را ملاحظه نمایید):



شکل (۲): فلوجارت روش پیشنهادی

می‌شود. بدین طریق می‌توانیم نتیجه $P_A \oplus dP_B$ را به دست بیاورید.

۱- اگر $s \in P_A$ آنگاه توالی $s' \sim s$ را به PA منتقل کنید و آن را به‌عنوان $PA-sub1$ نام‌گذاری کنید. در این حالت گره 'منبع PB -sub است و گره s منبع PA است.

۲- اگر $s' \notin P_A$ آنگاه مسیر با کمترین هزینه از s به PA را به دست آورید، مسیر معکوس آن را به‌عنوان $Pnew1$ قرار داده و بعد $s \sim s'$ در PA جستجو کنید و آن را $PA-new1$ نام‌گذاری کنید.

۳- اگر $t' \in P_A$ آنگاه $t' \sim t$ را در PA جستجو کنید و آن را $PA-new2$ نام‌گذاری کنید. به‌طوری‌که t' گره مقصد PB بوده و t گره مقصد PA خواهد بود.

۴- اگر $t' \notin P_A$ آنگاه مسیر با کمترین هزینه از t' به PA را به دست آورید، مسیر معکوس آن را به‌عنوان $Pnew2$ قرار داده و بعد $t \sim t'$ در PA جستجو کنید و آن را $PA-sub2$ نام‌گذاری کنید.

۵- برای دستیابی به مسیر جدید PA' به اتصال $PA-new1$, $PA-sub1$, $Pnew2$, $PA-sub2$ به‌صورت انتها به انتها خواهیم پرداخت.

۶- برای ثبت نتیجه نهایی گره‌های تکراری در صف PA' را حذف کنید.

۳-۳-۴ مکانیزم انتخاب طبیعی و جهش

برای جلوگیری از همگرایی زودرس و افزایش تنوع ذرات، مکانیزم‌های انتخاب طبیعی و جهش به الگوریتم MOPSO اضافه شده‌اند. به دلیل اینکه PSO می‌تواند در بهینه محلی جای بگیرد، ایده‌های انتخاب طبیعی و جهش GA معرفی شد تا بتواند تنوع ازدحام یا گروه ذرات را حفظ کرده و به راه‌حل اجازه خارج شدن از حیطه بهینه محلی و رسیدن به راه‌حلی بهتر را دهند. عملیات انتخاب طبیعی و جهش بعد از هر دور به‌روزرسانی در الگوریتم PSO به‌صورت زیر اجرا می‌شوند.

مکانیزم انتخاب طبیعی: مقادیر برازش یا برازندگی ذرات، قدرت انطباق و سازگاری ذرات را اندازه‌گیری می‌کنند، طبق مقادیر برازش، ذرات را مرتب کرده و با احتمال حذف، ذرات ضعیف‌تر حذف شد.



(۱۹) فاصله اقلیدوسی بین دو گره است. طبق رابطه، (x, y) مکان و موقعیت گره‌های ناشناخته و (x_i, y_i) مکان اتصالات i ام است که مبنای شناسایی گره‌های ناشناس هستند. PSO/GA و PSO هر دو نتیجه می‌دهند که مختصات (x, y) تابع هزینه $f(x, y)$ یا همان خطای مکان‌یابی را زمانی به حداقل می‌رسانند که معرف دو گره نزدیک در شبکه باشند. این رابطه در رابطه (۱۰) نشان داده شده است.

$$d_i = \sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2} \quad (9)$$

$$f(x, y) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \left(\sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2} - \hat{d}_i \right)^2 \quad (10)$$

فاصله بین دو گره موردنظر (ناشناخته و اتصال) با استفاده از قدرت سیگنال‌های دریافتی (RSSI)^۲ و رابطه (۱۱) محاسبه می‌شود. در این رابطه، P قدرت دریافتی در فاصله مرجع D_0 ، n شاخص اتلاف مسیر، D فاصله گره‌ها و X_δ پارامتر نویز با متغیر تصادفی گاوسی با میانگین صفر است.

$$RSSI = P - 10n \times \left(\frac{\log D}{D_0} \right) + X_\delta \quad (11)$$

۳-۴ پارامترهای شبیه‌سازی

پارامترهای شبیه‌سازی در جدول (۱) ارائه شده‌اند. از این پارامترها، برای ارزیابی خطای مکان‌یابی و زمان محاسبه بهره گرفته خواهد شد. در آزمایش انجام شده موقعیت گره‌ها و اتصالات و مختصات گره‌های تخمین زده شده با PSO و PSO/GA بررسی و مشخص شد.

جدول (۱): متغیرهای شبیه‌سازی

ارزش	پارامتر
$[m^2] 100 \times 100$	محدوده پراکندگی
۱۰	گره‌های شناخته شده (M)
۵	گره‌های ناشناخته (N)
$[m] 25$	شعاع پوششی هر گره (انتقال) (R)

^۲Received Signal Strength Indicator

- ۱- مقداری اولیه. تعداد گره‌های شبکه n ، توپولوژی شبکه NET، ماتریس پارامترهای پیوند، تعداد ذرات الگوریتم N ، حداکثر تکرار M ، احتمال حذف PC انتخاب طبیعی و مقادیر مربوط به محدودیت‌ها: J-req, L-req, D-req, B-req
- ۲- تولید ذرات اولیه $N \times x_i$ ($i = 1$) ... 2 با استفاده از الگوریتم تولید تصادفی ذره، درحالی‌که گره منبع s و گره مقصد d است.
- ۳- محاسبه مقدار تابع تناسب $F(x_i)$ هر ذره با رابطه (۷-۱)، تعیین ذرات بهینه مطلوب $G(t)$ و مقادیر بهینه $P_i(t)$.
- ۴- به‌روزرسانی هر ذره توسط رابطه (۸-۱).
- ۵- اعمال انتخاب طبیعی و عملیات جهش.
- ۶- بررسی شرایط خاتمه، اگر برقرار باشد، پس به مرحله (۷) برو، اگر نه به مرحله (۳) خواهیم رفت.
- ۷- محاسبه و خروجی مطلوب نهایی، یعنی مسیر مطلوب.

۴- نتایج شبیه‌سازی

برای اجرای بهینه‌سازی پیشنهادی ابتدا از الگوریتم فرا ابتکاری MOPSO و بعد MOPSO/GA استفاده شد. برخلاف استفاده از حالت پیوسته در PSO، در الگوریتم PSO/GA جستجو در دامنه فضای گسسته دودویی صورت گرفته است.

۴-۱ مجموعه داده

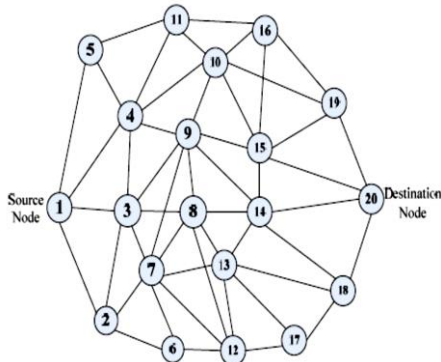
مجموعه داده مورد استفاده، مجموعه داده‌های CAB^۱ است که توسط اوکلی معرفی شده است. این مجموعه جریان مسافری تاکسی‌رانی ایالت سانفرانسیسکو و بین ۲۰ شهر بود. در این مجموعه داده‌ها، هزینه مجموع (جمع‌آوری) واحد (یعنی X) و هزینه توزیع واحد (یعنی S) هر دو مساوی با ۱ هستند و جریان متقارن است.

۴-۲ ارزیابی

هدف این پژوهش مکان‌یابی گره‌ها یا به معنای دیگر تعیین موقعیت حسگرها در محیط است. هر گره برای تعیین موقعیت خود در شبکه جهت بهینه‌سازی میزان فاصله‌اش از مرکز را به‌وسیله همسایگان خود تخمین می‌زند. این فاصله حقیقی، d_i در رابطه

^۱This Dataset Contains Mobility Traces of Taxi Cabs in San Francisco, USA

از مقدار دودویی قبلی بوده و تنها با بردار سرعت به‌روز رسانده می‌شود.



شکل (۳): توپولوژی شبیه‌سازی شبکه

البته زمان محاسبه کمتر می‌شود، زیرا فضای جستجو گسسته و دودویی است. توپولوژی شبکه در شکل ۳ نشان داده شده است که دارای ۲۰ گره بوده و گره شماره ۱، گره مبدأ و گره شماره ۲۰ گره مقصد است. طبق توپولوژی شبکه، می‌توان ماتریس اتصال NET را به دست آورد که ماتریس 1×20 است. اگر گره i و j مستقیماً به هم متصل شده باشند، آنگاه عنصر ij ام، NET، یک است و اگر گره i و j مستقیماً به هم وصل نشده باشند، آنگاه عنصر ij ام NET، صفر است. عناصر قطری صفر تعریف شده‌اند. مقادیر پارامترهای لینک را می‌توان مستقیماً از شبکه به دست آورد یا از لایه‌های دیگر شبکه پیش‌بینی نمود. در آزمایش، آن‌ها را از طریق ماتریس تصادفی در محدوده به دست آورده شد. به‌طور مثال، ماتریس پهنای باند B ، یک ماتریس $n \times n$ است، $B(i,j)$ به این معناست که پارامترهای پهنای باند روی لینک $e(i,j)$ قرار دارند، محدوده یا دامنه مقادیر تصادفی پارامترهای B در داخل $[0, 60]$ قرار دارد. بدین طریق، محدوده ماتریس تأخیر D را به صورت $[0.5, 1, 5]$ ، ماتریس نرخ اتلاف بسته L را به صورت $[0.002, 0.008]$ ، ماتریس لرزش تأخیر J را به صورت $[0.5, 1, 5]$ ، ماتریس هزینه C را به صورت $[2, 8]$ تعیین می‌کنند. جدول ۳ پارامترهای در نظر گرفته شده برای الگوریتم پیشنهادی را نشان می‌دهد. در این آزمایش، دو رویکرد انتخاب همسایگی را تعریف شد، رویکرد اول کلیه ذرات در گروه را به‌عنوان همسایگان یکدیگر در نظر می‌گیرد، به همین خاطر $nbest$ به‌عنوان $gbest$ تعریف شده‌اند.

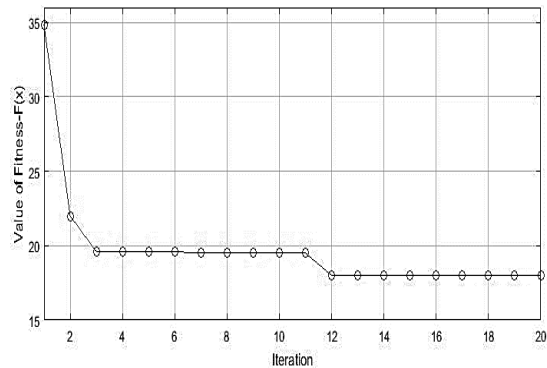
مقایسه دو الگوریتم از لحاظ خطای مکان‌یابی نشان می‌دهد، صحت PSO/GA کمتر است که این اختلاف خطا بین PSO و PSO/GA به‌طور متوسط در حدود ۳/۲ درصد است.

جدول (۲): مقایسه الگوریتم‌ها

الگوریتم	میانگین خطای مکان‌یابی [m]	زمان محاسبه شده [s]	نرخ موفقیت (%)
PSO	۰/۰۸۲۳	۳۷۲/۷۲۱۵	۲۰
PSO/GA	۰/۱۱۴۳	۲۲۳/۱۸۵۱	۵۴
LEACH	۰/۱۴۵۷	۱۹۰/۴۳	۴۰
GA+Tabu	۰/۰۹۲۱	۳۲۰/۰۱۶	۳۲
EE-RRA [13]	۰/۰۷۵	۲۷۰/۱۵	۵۱
IPSO [17]	۰/۰۸۰	۲۳۴/۱۰	۵۷

خطای متوسط مکان‌یابی به‌صورت خطای کل بین مکان و موفقیت گره‌ها و مکان تخمین زده شده با استفاده از الگوریتم‌ها تقسیم‌بندی تعداد کل گره‌های ناشناخته، N تعریف می‌شود. در جدول ۲، مقایسه خطای مکان‌یابی میان روش‌های مختلف آورده شده است. اگرچه خطای مکان‌یابی در روش MOPSO/GA حدود ۳/۲٪ بیشتر از PSO استاندارد است، اما نرخ موفقیت الگوریتم پیشنهادی به‌طور میانگین ۵۴٪ بالاتر بوده است. همچنین، اگرچه میانگین خطای مکان‌یابی در روش پیشنهادی کمی بیشتر از الگوریتم‌های جدیدتر است (۳/۲٪ بیشتر از PSO استاندارد و حدود ۴/۴٪ بیشتر از روش [۱۳] است) اما کاهش زمان محاسبات و بهبود نرخ موفقیت قابل توجه است. دلیل این امر کاهش زمان محاسبات و استفاده بهینه از فضای جستجو است. اگرچه روش [۱۳] در کاهش خطای مکان‌یابی بهتر عمل کرد، اما زمان محاسبه شده آن‌ها هنوز کمی بیشتر از روش پیشنهادی است.

در روش استفاده شده [۱۷]، که ترکیبی از PSO و بهینه‌سازی‌های بیشتر است، بهترین نرخ موفقیت (۵۷٪) را ارائه می‌دهد اما زمان محاسبه‌ای بیشتری از روش پیشنهادی دارد. دلیل این امر این است که در PSO/GA، مقدار دودویی تولید شده در نسل جدید مستقل

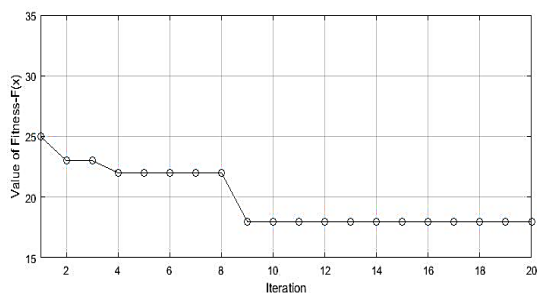


شکل (۵): مقدار برازش و تغییر فرایند با PSO/GA(50)

جدول (۴): روش همگرایی PSO/GA(50)

F(x)	مسیر	تعداد تکرار
۳۴/۵۱۴۷	-۷-۱۲-۱۷-۱۸-۲۰ ۱-۴-۳	۱
۲۲	۱-۴-۹-۱۴-۲۰	۲
۱۹/۷۱۸۳	۱-۳-۹-۱۴-۲۰	۳-۱۱
۱۸	۱-۳-۸-۱۴-۲۰	۱۲-۲۰

بنابراین الگوریتم نقش مؤثری در حل مسئله مسیریابی مقید ایفا می‌کند. روش همگرایی مسیر یافت شده با PSO(50) در جدول ۴ نشان داده شده است. شکل ۶ پیشرفت الگوریتم PSO/GA(3) و یافتن مسیر بهینه طبق شبکه در نظر گرفته شده را نشان داده و رابطه بین مقدار برازش و تعداد تکرارها را به تصویر می‌کشد.



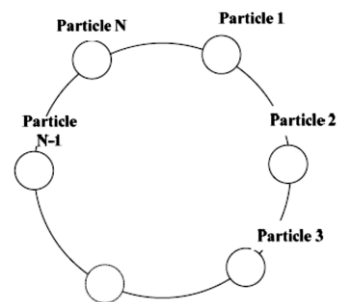
شکل (۶): مقدار برازش و تغییر فرایند با PSO/GA(3)

جدول ۵ نیز مسیرهای همگرایی و مقادیر برازش (برازندگی) آن‌ها را نشان می‌دهد. همان‌طور که در دو شکل ۵ و ۶ مشاهده گردید الگوریتم‌های PSO/GA(50) و PSO/GA(3) هر دو به مسیری دست یافتند که مقدار برازش آن ۱۸ است، که مسیر بهینه کل محسوب می‌شود. آن‌ها برای حل مسئله مسیریابی مقید مؤثر عمل

جدول (۳): پارامترهای الگوریتم

ارزش	پارامتر
N=۵۰	تعداد ذرات
۵	D_req
۵	J_req
۴۵	B_req
۰/۰۲	L_req
۵۰۰	γ
۱	$\alpha = \beta = \eta$
P _C =۰/۴	احتمال حذف
M=۲۰	حداکثر تعداد تکرارها

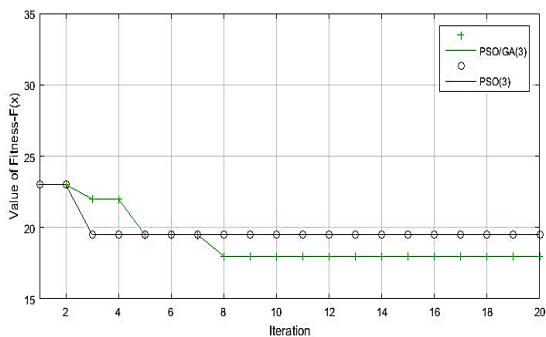
رویکرد دوم ذرات ۱ و ۵۰ را به هم وصل کرده و بدین طریق یک دایره تشکیل می‌دهد، هر ذره همسایه ذره دیگر است به شرطی که تعداد ذرات نزدیک به هم باشد، مانند شکل ۴. سپس مکانیزم انتخاب طبیعی و جهش الگوریتم PSO/GA را طبق تعریف دو رویکرد همسایگی، با الگوریتم PSO اصلی مقایسه کرده و ثبت گردید. شکل ۵ ارتباط بین مقدار تابع برازش و تعداد تکرارها را نشان می‌دهد. شکل ۵ پیشرفت الگوریتم PSO/GA(50) و یافتن مسیر بهینه طبق توپولوژی شبکه نشان داده شده در شکل ۳ نشان داده می‌شود.



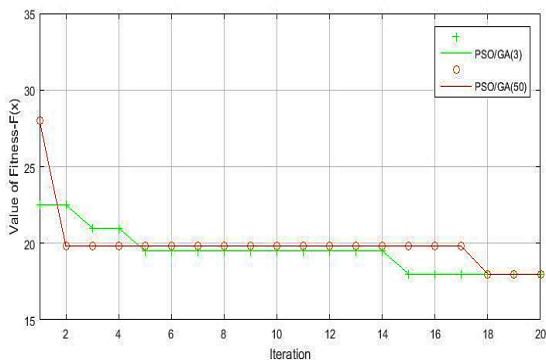
شکل (۴): رویکرد انتخاب همسایگی ذره دوم

همان‌طور که در شکل ۵ نشان داده شده است در تکرار یازدهم اول، الگوریتم قادر به یافتن مسیر بهینه نیست، اما در تکرار دوازدهم، مسیری را می‌یابد که مقدار برازشش ۱۸ است، این مسیر، مسیر بهینه کل است.

را نشان می‌دهد که هر دو ایده‌های مکانیزم انتخاب طبیعی و جهش GA را جذب می‌کنند. اختلاف در تعریف رویکرد انتخاب همسایگی است.



شکل (۸): مقایسه PSO(3) و PSO/GA(3)



شکل (۹): مقایسه PSO/GA(3) و PSO/GA(50)

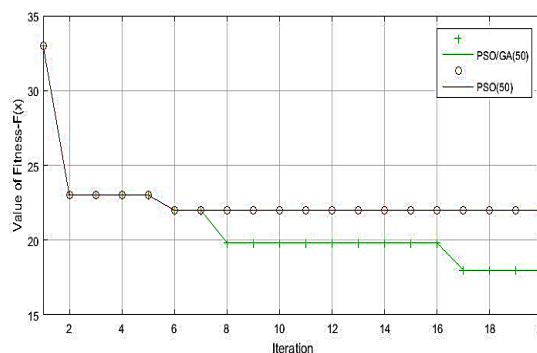
رویکرد سه همسایه، محدوده کوچک‌تری برای یک‌ذره جستجو می‌کند، اما برای کل گروه (ازدحام)، آن‌ها حامل اطلاعات بیشتری بوده و محدوده بزرگ‌تری را جستجو می‌کنند. طبق شکل ۹، هر دو الگوریتم به سمت راه‌حل بهینه کلی همگرا می‌شوند، اما PSO/GA(3) سریع‌تر به سمت راه‌حل بهینه کلی همگرا می‌شود؛ از آنجایی که PSO/GA(50) مستقیماً راه‌حل بهینه گروهی را به دست می‌آورد، در نتیجه در مقایسه با PSO/GA(3) در شروع جستجو، راه‌حل زیر بهینه را می‌تواند سریع‌تر به دست آورد.

می‌کنند. در ادامه الگوریتم پیشنهادی با ایده‌های مکانیزم انتخاب طبیعی و جهش و الگوریتم PSO اصلی مقایسه شده است.

جدول (۵): روش همگرایی PSO/GA(50)

F(x)	مسیر	تعداد تکرار
۴۳/۱۸۲۴	۱-۲-۳-۸-۱۳-۱۷-۱۸-۲۰	۱
۲۵	۱-۴-۱۰-۱۹-۲۰	۲-۳
۲۲	۱-۴-۹-۱۴-۲۰	۴-۸
۱۸	۱-۳-۸-۱۴-۲۰	۹-۲۰

طبق شکل ۷، الگوریتم PSO(50) در بهینه محلی جای دارد، که بعد از دستیابی به مقدار برازش ۲۳ تغییر نمی‌کند. اما PSO/GA(50) از محدوده بهینه محلی خارج شده و به راه‌حل بهینه کل با مقدار ۱۸ می‌رسد. علت این امر آن است که الگوریتم PSO/GA(50) مکانیزم‌های انتخاب طبیعی و جهش را اضافه کرده است که ازدحام ذرات را متنوع ساخته و ذرات جدید، اطلاعات جدید را در فرایند جستجوی راه‌حل بهتر، افزایش می‌دهند. بنابراین الگوریتم PSO/GA(50) احتمال دستیابی به راه‌حل بهینه کل را افزایش می‌دهد. این نتیجه بیانگر کاهش پیچیدگی محاسباتی در روش پیشنهادی است.



شکل (۷): مقایسه PSO(50) و PSO/GA(50)

شکل ۸ مقایسه الگوریتم PSO(3) و PSO/GA(30) را نشان می‌دهد. الگوریتم PSO(3) به راه‌حل بهتری با مقدار برازش تقریباً ۱۹ در تکرار سوم دست می‌یابد، اما آن راه‌حل بهینه محلی است. الگوریتم PSO/GA(3) سه بار از راه‌حل بهینه محلی خارج شده و در تکرار هشتم، بالاخره به راه‌حل بهینه کلی با مقدار برازش ۱۸ می‌رسد. شکل ۹ مقایسه الگوریتم PSO/GA(3) و PSO/GA(50)

اما PSO/GA(50) عملکرد بسیار بهتری نسبت به PSO(50) دارد. نرخ موفقیت بعد از ۱۰۰ آزمایش، ۷۴ درصد بوده و PSO/GA(3) حتی بهتر عمل کرده و نرخ موفقیتش به ۸۵ درصد می‌رسد.

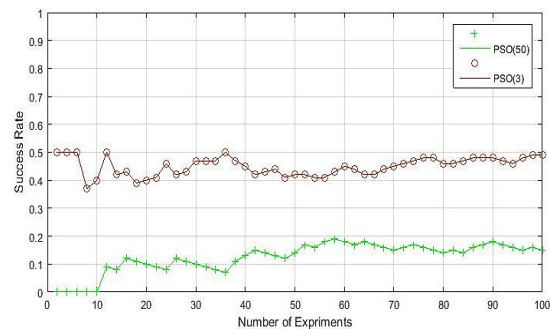
جدول (۶): مقایسه نرخ موفقیت جستجو

نرخ موفقیت	تعداد آزمایش‌ها				
	۱۰۰	۸۰	۶۰	۴۰	۲۰
PSO(50)	٪۲۰	٪۱۸	٪۲۰	٪۱۵	٪۱۵
PSO(3)	٪۴۹	٪۴۹	٪۴۵	٪۴۵	٪۴۰
PSO/GA(50)	٪۷۴	٪۷۵	٪۷۰	٪۷۶	٪۶۵
PSO/GA(3)	٪۸۵	٪۸۱	٪۸۲	٪۸۰	٪۸۰

علت این امر آن است که الگوریتم‌های PSO/GA ایده‌های مکانیزم‌های انتخاب طبیعی و جهش GA را جذب کرده و ازدحام ذرات متنوع می‌شود. در جریان جستجوی راه‌حل بهینه، الگوریتم‌های PSO/GA احتمال خارج شده از راه‌حل بهینه محلی را افزایش داده و راه‌حل بهینه کلی به دست می‌آورند.

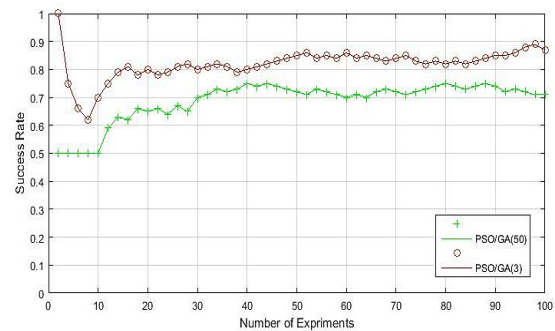
۵- نتیجه‌گیری

در این مقاله، یک روش خوشه‌بندی و مسیریابی چندمحدودی مبتنی بر الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات چندهدفه ارائه شد که با ترکیب ایده‌های جهش و انتخاب طبیعی الگوریتم ژنتیک (GA)، به بهبود تنوع ذرات و جلوگیری از همگرایی زودرس منجر شده است. روش پیشنهادی با کاهش زمان محاسبه و افزایش نرخ موفقیت، توانسته است مصرف انرژی را بهینه کند و طول عمر شبکه‌های حسگر بی‌سیم را افزایش دهد. نتایج شبیه‌سازی نشان داد که روش پیشنهادی نسبت به الگوریتم‌های مقایسه‌شده، مصرف انرژی را به میزان ۲۲٪ کاهش داده و نرخ موفقیت مسیریابی را تا ۵۴٪ بهبود بخشیده است. با این حال، خطای مکان‌یابی در این روش ۳٫۲٪ بیشتر از PSO استاندارد بود که ناشی از کاهش تعداد تکرارها و استفاده از رویکردهای تقریبی در محاسبات است. این افزایش خطا در مقابل کاهش قابل توجه زمان محاسبات و مصرف انرژی، قابل چشم‌پوشی است. یکی از مهم‌ترین دستاوردهای این پژوهش،



شکل (۱۰): نرخ موفقیت PSO(3) و PSO(50)

برای اینکه الگوریتم‌های بهینه‌سازی شانس حضور در راه‌حل بهینه محلی و دستیابی به راه‌حل زیر بهینه را داشته باشند، و برای توصیف اثر الگوریتم‌ها، نرخ موفقیت جستجو بایستی تعریف شود. نرخ موفقیت جستجو به صورت تعداد آزمایش‌هایی تعریف شد که راه‌حل بهینه کل تقسیم بر تعداد کل آزمایش‌ها به دست آید. شکل ۱۰ مقایسه نرخ موفقیت PSO(3) و PSO(50) برحسب دفعات آزمایش را نشان می‌دهد، شکل ۱۱ مقایسه نرخ موفقیت PSO/GA(50) و PSO/GA(3) برحسب دفعات آزمایش را نشان می‌دهد. جدول ۶ مقادیر نرخ موفقیت جستجوی الگوریتم‌ها در هر چهار آزمایش انجام شده را نشان می‌دهد. طبق این اشکال و جدول، می‌توان به این نتیجه رسید که در ۲۰ آزمایش اول PSO(50)، نرخ موفقیت تنها ۱۵ درصد است، بعد از ۱۰۰ آزمایش نرخ موفقیت به ۲۰ درصد می‌رسد، PSO(3) کمی بهتر از PSO(50) عمل می‌کند، اما به ۵۰ درصد نمی‌رسد، یعنی الگوریتم PSO اصلی به راحتی می‌تواند در راه‌حل بهینه محلی جای بگیرد و یافتن مسیر بهینه در مدل مسیریابی چند قیدی، سخت و دشوار است.



شکل (۱۱): نرخ موفقیت جستجوی PSO/GA(50) و PSO/GA(3)

(۲) رابطه تکراری PSO بهبود یافت، به‌گونه‌ای که در مسئله مسیریابی که فضای جستجوی ناپیوسته است، قابل استفاده است. در نهایت، این پژوهش به‌عنوان گامی مؤثر در بهینه‌سازی مسیریابی و مصرف انرژی در شبکه‌های حسگر بی‌سیم، راهکارهایی برای چالش‌های فعلی این حوزه ارائه داده و زمینه را برای تحقیق‌های آینده فراهم کرده است.

جدول (۷): نتایج الگوریتم‌ها

الگوریتم	میانگین خطای مکان‌یابی [m]	زمان محاسبه شده [s]	میانگین خطای زمان ×
PSO	۰/۰۸۲۳	۳۷۲/۷۲۱۵	۳۰/۶۷۴۹
PSO/GA	۰/۱۱۴۳	۲۲۳/۱۸۵۱	۲۵/۵۱۰۰

ترکیب الگوریتم‌های الهام‌گرفته از طبیعت MOPSO و GA با مدل‌های مسیریابی چندمحدودی بود که امکان بهینه‌سازی هم‌زمان معیارهایی مانند تأخیر، پهنای باند و نرخ اتلاف بسته را فراهم کرد. این رویکرد نشان داد که استفاده از مکانیزم‌های ترکیبی می‌تواند برای حل مسائل پیچیده در شبکه‌های حسگر بی‌سیم بسیار کارآمد باشد. نتایج شبیه‌سازی مطابق جدول ۷ نشان می‌دهد PSO مختصات گره را درست‌تر تعیین می‌کند، اما PSO/GA این کار را سریع‌تر انجام می‌دهد. اما در مجموع PSO/GA بهتر است. برای تأمین نیازهای گوناگون کاربران در رابطه با QoS شبکه، روش پیشنهادی، راهی برای حل مسئله ارائه می‌کند که:

(۱) مدل مسیریابی چند قیدی (چند محدودیتی) QoS راه‌اندازی شده و تابع برازش با تبدیل محدودیت‌های QoS به تابع پناستی، ساخته می‌شود.

References

- [1] S. Maqbool, N. Chandra, S. Dagadi, "ERPWS: An Energy Efficient Routing Protocol for Conductive Sensor based Water Level Monitoring and Control System using Zigbee and 74HC14 Inverter," International Journal of Modern Education and Computer Science, vol. 5, no. 6, pp. 38–45, June 2013.
- [2] A. A. Abbasi, M. Younis, "A Survey on Clustering Algorithms for Wireless Sensor Networks," Computer Communications, vol. 30, no. 14–15, pp. 2826–2841, Oct. 2007.
- [3] R. M. Zuhairy, M. G. H. Al Zamil, "Energy-efficient load balancing in wireless sensor network: An application of multinomial regression analysis," International Journal of Distributed Sensor Networks, vol. 14, no. 3, pp. 1–11, Mar. 2018.
- [4] S. Ying, P. B. Kantor, E. L. Morse, "Using cross-evaluation to evaluate interactive QA systems," Journal of the Association for Information Science and Technology, vol. 62, no. 9, pp. 1653–1665, Sept. 2011.
- [5] S. Rani, S. H. Ahmed, "Multi-hop Energy Efficient Routing," in Multi-hop Routing in Wireless Sensor Networks, Springer, pp. 978–981, 2016.
- [6] Q. Ding, R. Zhu, H. Liu, M. Ma, "An overview of machine learning-based energy-efficient routing algorithms in wireless sensor networks," Electronics, vol. 10, no. 13, p. 1539, July 2021.
- [7] S. Loganathan, J. Arumugam, "Energy efficient clustering algorithm based on particle swarm optimization technique for wireless sensor networks," Wireless Personal Communications, vol. 119, no. 1, pp. 815–843, Jan. 2021.
- [8] M. K. Roberts, P. Ramasamy, "Optimized hybrid routing protocol for energy-aware cluster head selection in wireless sensor networks," Digital Signal Processing, vol. 130, p. 103737, Jan. 2022.
- [9] O. Singh, V. Rishiwal, R. Chaudhry, M. Yadav, "Multi-objective optimization in WSN: Opportunities and challenges," Wireless Personal Communications, vol. 121, no. 1, pp. 127–152, Jan. 2021.
- [10] V. Anand, S. Pandey, "New approach of GA-PSO-based clustering and routing in wireless sensor networks," International Journal of Communication Systems, vol. 33, no. 16, p. e4571, Nov. 2020.
- [11] H. Hu, X. Fan, C. Wang, "Energy efficient clustering and routing protocol based on quantum particle swarm optimization and fuzzy logic for wireless sensor networks," Scientific Reports, vol. 14, no. 1, p. 18595, Jan. 2024.
- [12] S. Roy, N. Mazumdar, R. Pamula, "An energy optimized and QoS concerned data gathering protocol for wireless sensor network using variable dimensional PSO," Ad Hoc Networks, vol. 123, p. 102669, May 2021.
- [13] L. Tang, Z. Lu, B. Fan, "Energy efficient and reliable routing algorithm for wireless sensors



- networks," *Applied Sciences*, vol. 10, no. 5, p. 1885, Mar. 2020.
- [14] F. Pasandideh, F. Rodriguez Cesen, P. Henrique Morgan Pereira, C. Esteve Rothenberg, E. Pignaton de Freitas, "An improved particle swarm optimization algorithm for UAV base station placement," *Wireless Personal Communications*, vol. 130, no. 2, pp. 1343–1370, Feb. 2023.
- [15] S. Rani, H. Babbar, P. Kaur, M. D. Alshehri, S. H. Shah, "An optimized approach of dynamic target nodes in wireless sensor network using bio inspired algorithms for maritime rescue," *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 24, no. 2, pp. 2548–2555, Feb. 2022.
- [16] H. Obeidat, W. Shuaieb, O. Obeidat, R. Abd-Alhameed, "A review of indoor localization techniques and wireless technologies," *Wireless Personal Communications*, vol. 119, pp. 289–327, Jan. 2021.
- [17] Q. Yang, "A new localization method based on improved particle swarm optimization for wireless sensor networks," *IET Software*, vol. 16, no. 3, pp. 251–258, May. 2022.
- [18] E. Tagne Fute, D. K. Nyabeye Pangop, and E. Tonye, "A new hybrid localization approach in wireless sensor networks based on particle swarm optimization and tabu search," *Applied Intelligence*, vol. 53, no. 7, pp. 7546–7561, 2023.
- [19] M. Alrizq, S. Stalin, S. Alyami, V. Roy, A. Mishra, A. K. Chandanan, N. A. Awad, and P. Venkatesh, "Optimization of sensor node location utilizing artificial intelligence for mobile wireless sensor network," *Wireless Networks*, pp. 1–13, 2023.
- [20] H. AL-Husseini, M. M. Hosseini, A. Yousofi, and M. A. Alazzawi, "Whale Optimization Algorithm-Enhanced Long Short-Term Memory Classifier with Novel Wrapped Feature Selection for Intrusion Detection," *Journal of Sensor and Actuator Networks*, vol. 13, no. 6, p. 73, 2024.
- [21] I. Daanoue, B. Abdennaceur, and A. Ballouk, "A comprehensive survey on LEACH-based clustering routing protocols in Wireless Sensor Networks," *Ad Hoc Networks*, vol. 114, p. 102409, 2021.
- [22] Y. He, X. Cheng, W. Peng, and G. L. Stuber, "A survey of energy harvesting communications: Models and offline optimal policies," *IEEE Communications Magazine*, vol. 53, no. 6, pp. 79–85, June 2015.
- [23] P. C. S. Rao, P. K. Jana, and H. Banka, "A particle swarm optimization-based energy efficient cluster head selection algorithm for wireless sensor networks," *Wireless Networks*, Springer, doi: 10.1007/s11276-016-1270-7, 2016.

An Energy Efficient Clustering in multi-hop WSN Using a Swarm Optimization Algorithm

Mohammad Mehdi Hosseini*, Hamed Zargari

Assistant Professor, Department of Engineering, Shahrood Branch, Islamic Azad University, Shahrood, Iran

Article Information

Original Research Paper

Received:

2024 November 22

Accepted:

2025 January 26

Keywords:

Clustering, Data Integration, Localization, Particle Swarm Optimization, Wireless Sensor Networks

Corresponding Author*:

Hosseini_mm@shahroodut.ac.ir

Abstract

One of the major challenges in wireless sensor networks is how to transfer information from nodes within the network to the base station and choose the best possible route to transmit this information. Choosing the best route can be affected based on various factors such as energy consumption, response speed and latency, data transfer accuracy, and so on. Our goal is to choose the best route in terms of energy consumption. In this paper, an optimal method using tools such as multi-objective particle swarm optimization algorithm, environment segmentation, and node location search is presented to increase energy efficiency. In the proposed method, a binary particle swarm optimization algorithm is used to locate the nodes distributed in the wireless sensor networks and uses the positioning error and computation time during the simulations as a performance criterion. In the proposed method to meet the different needs of the users regarding the QoS network, a multi-constrained QoS routing model is launched and the fit function is constructed by converting the QoS constraints to the penalty function. We also introduced the ideas of natural selection and GA mutation for PSO to improve the performance of the PSO algorithm, which led to a greater variety of particles. The results show that the proposed method can solve the CAB examples very effectively and efficiently and provide better computational results than the PSO. The simulation results showed that in the proposed method the computational time required for locating decreased by 59.8% and the locating error increased by 3.2%. By reducing the computational time for locating, the energy saving and lifetime of the wireless sensor network could be increased. It should be noted, however, that the success rate of the algorithm also increased by about 36% to 54% in algorithms with similar structures.

 : 10.22034/ABMIR.2025.22425.1077

E-ISSN: [2821-2037](https://doi.org/10.22034/ABMIR.2025.22425.1077)

/The Author 2024. Published by Yazd University This is an open access article under the CC BY 4.0 License (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).

