ITRC
ICT Research Institute
(Iran Telecommunication Research Center)

Journal of Information and Communication Technology

Iranian Society of Information and Communication Technology

Volume 17, Issue 63-64, Spring and Summer 2025, pp. 67-78

Reducing Energy Consumption in Tracking the Red Palm Weevil Using Wireless Sensor Networks and Nature-Inspired Evolutionary Algorithms (Fruit Fly Optimization Algorithm and Lion Swarm Optimization Algorithm)

Shayesteh Tabatabaei[1], Hassan Nosrati Nahook[2*]

[1]Department of Computer Engineering, University of Saravan, Saravan, Iran
[2]Department of Computer Engineering, University of Saravan, Saravan, Iran

Received: 29 February 2024, Revised: 13 December 2024, Accepted: 15 December 2024
Paper type: Research

Abstract

The red palm weevil is one of the most serious pests threatening date palm groves worldwide, causing significant damage and even the destruction of palm trees. Early detection and tracking of this pest are critical to preventing its spread and minimizing the associated damage. Wireless Sensor Networks (WSNs) have emerged as a promising technology for monitoring and identifying this pest in date palm plantations. However, WSNs face various challenges, including limited energy, bandwidth, and computational resources. Therefore, efficient and intelligent methods are required to optimize WSN performance in detecting and tracking this pest. This paper proposes a novel approach that combines two intelligent algorithms—namely, the Fruit Fly Optimization Algorithm (FOA) and the Lion Swarm Optimization (LSO) algorithm—for node clustering in WSNs. The proposed method enhances energy efficiency by reducing the battery consumption of sensor nodes. Simulation results demonstrate that, compared to the LPOBC protocol, the proposed protocol outperforms in terms of energy consumption, end-to-end delay, and throughput. Specifically, end-to-end delay is reduced by 28.286%, throughput is improved by 13.80%, and average battery energy consumption is decreased by 11.86%.

Keywords: Clustering, Wireless Sensor Networks, Red Palm Weevil, Target Tracking, Fruit Fly Optimization Algorithm, Lion Swarm Optimization Algorithm.

* Corresponding Author's email: hsn.nosrati@gmail.com

دوفصلنامه
فناوری اطلاعات و ارتباطات ایران

سال هفدهم، شماره‌های ۶۳ و ۶۴ ، بهار و تابستان ۱۴۰۴، صفحه ۶۷ الی ۷۸

کاهش مصرف انرژی در ردیابی سوسک حنایی خرما با شبکه‌های حسگر بی‌سیم با استفاده از الگوریتم‌های تکاملی مبتنی بر طبیعت (الگوریتم مگس میوه و الگوریتم بهینه‌سازی گله شیرها)

شایسته طباطبایی[۱]، حسن نصرتی ناهوک[۲*]

[۱]دانشکده فنی مهندسی، دانشگاه سراوان، سراوان، ایران
[۲]دانشکده فنی مهندسی، دانشگاه سراوان، سراوان، ایران

تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۱۲/۱۰ تاریخ بازبینی: ۱۴۰۳/۰۹/۲۳ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۰۹/۲۵
نوع مقاله: پژوهشی

چکیده

سوسک سرخرطومی خرما یکی از آفات جدی نخلستان‌ها است که به درختان خرما در سراسر جهان حمله کرده و موجب نابودی آن‌ها می‌شود. تشخیص و ردیابی اولیه این آفت برای جلوگیری از گسترش و کاهش آسیب‌های ناشی از آن بسیار حیاتی است. شبکه‌های حسگر بی‌سیم (WSN) به عنوان فناوری نویدبخش برای نظارت و شناسایی این آفت در مزارع خرما مطرح هستند. با این حال، WSNها با چالش‌های مختلفی از جمله محدودیت‌های انرژی، پهنای باند و منابع محاسباتی روبرو هستند. از این رو، نیاز به روش‌های کارآمد و هوشمند برای بهینه‌سازی عملکرد WSN در تشخیص و ردیابی این آفت احساس می‌شود. در این مقاله، روشی نوین برای ردیابی این آفت در شبکه‌های حسگر ارائه شده است که با ترکیب دو الگوریتم هوشمند، شامل الگوریتم مگس میوه و الگوریتم بهینه‌سازی گله شیرها، به خوشه‌بندی گره‌ها می‌پردازد و بدین ترتیب در مصرف انرژی باتری گره‌ها صرفه‌جویی می‌کند. نتایج شبیه‌سازی این روش نشان می‌دهد که در مقایسه با پروتکلLPOBC ، پروتکل پیشنهادی عملکرد بهتری از نظر مصرف انرژی، تأخیر انتها به انتها و نرخ گذردهی دارد. به طور خاص، تأخیر انتها به انتها به میزان ۲۸,۲۸۶ درصد، نرخ گذردهی به میزان ۱۳,۸۰ درصد و میانگین انرژی مصرفی باتری به میزان ۱۱,۸۶ درصد بهبود یافته است.

کلیدواژگان: خوشه‌بندی، شبکه‌های حسگر بی‌سیم، سوسک سرخرطومی، ردیابی هدف، الگوریتم مگس میوه، الگوریتم گله شیرها.

* رایانامهٔ نویسنده مسؤول: hsn.nosrati@gmail.com

۱- مقدمه

سوسک سرخرطومی خرما یک آفت مخرب است که درختان خرما را در بسیاری از نقاط جهان آلوده و نابود می‌کند. این آفت به خانواده Curculionidaeتعلق دارد که بزرگ‌ترین گروه سوسک‌ها با بیش از ۶۰،۰۰۰ گونه را تشکیل می‌دهد. سوسک سرخرطومی خرما بومی مناطق گرمسیری آسیا است و به خاورمیانه، آفریقا، منطقه مدیترانه، آمریکای شمالی و استرالیا نفوذ کرده است[۱]. این آفت می‌تواند به گونه‌های مختلف نخل، از جمله نخل نارگیل، نخل روغنی، نخل خرما و نخل ساگو حمله کند. لاروهای سوسک سرخرطومی به بافت‌های نرم نخل نفوذ کرده و آسیب‌های شدیدی به گیاه میزبان وارد می‌کنند که در نهایت منجر به مرگ آن می‌شود [۲].تشخیص و ردیابی اولیه این آفت برای جلوگیری از گسترش آن و کاهش آثار مخرب بر نخل و محیط زیست ضروری است. WSN فناوری نوظهوری هستند که می‌توانند برای نظارت و شناسایی سوسک سرخرطومی در نخلستان‌ها استفاده شوند. WSN شامل تعداد زیادی دستگاه کوچک، کم‌هزینه و کم‌مصرف است که قادرند داده‌ها را به صورت بی‌سیم حس، پردازش کرده و با یکدیگر ارتباط برقرار کنند. این شبکه‌ها اطلاعات لحظه‌ای و دقیقی درباره وضعیت نخل‌ها، از جمله دما، رطوبت، سیگنال‌های صوتی، اندازه درخت و آلودگی ناشی از آفت را ارائه می‌دهند. با این حال، WSNها با چالش‌هایی نظیر محدودیت انرژی، پهنای باند و منابع محاسباتی روبرو هستند. بنابراین، نیاز به روش‌های مؤثر و هوشمند برای بهینه‌سازی عملکرد WSNها در تشخیص و ردیابی سوسک سرخرطومی احساس می‌شود.

در نخلستان‌های متراکم، گره‌های حسگر به دلیل شرایط محیطی به راحتی در دسترس نیستند و بنابراین نمی‌توانند به آسانی شارژ شوند. به همین دلیل، حفاظت از انرژی در گره‌های حسگر اهمیت بالایی دارد و به حداکثر رساندن طول عمر شبکه یکی از چالش‌های اصلی در شبکه‌های حسگر بی‌سیم محسوب می‌شود [۳].

ردیابی هدف یکی از کاربردهای مهم WSN است که شامل تعداد زیادی دستگاه کوچک، کم‌هزینه و کم‌مصرف است که قادر به حس، پردازش و ارتباط داده‌ها به‌صورت بی‌سیم هستند. هدف ردیابی، نظارت و تعیین موقعیت و حرکت یک شیء مانند وسیله نقلیه، حیوان یا انسان با استفاده از داده‌های جمع‌آوری‌شده توسط WSN است. این فناوری کاربردهای بالقوه فراوانی در زمینه‌های مختلف مانند نظارت نظامی، مشاهده حیات وحش، مدیریت ترافیک و مراقبت‌های بهداشتی دارد. با این حال، ردیابی هدف در شبکه‌های بی‌سیم با چالش‌های متعددی مواجه است، از جمله محدودیت‌های انرژی، پهنای باند و منابع محاسباتی گره‌های حسگر، ماهیت غیرقابل پیش‌بینی هدف، وجود نویز و توپولوژی پیچیده و پویا شبکه. بنابراین، نیاز به روش‌های مؤثر و هوشمند برای بهینه‌سازی عملکرد WSNها در ردیابی هدف احساس می‌شود. این روش‌ها باید به دقت بالا، تأخیر کم، مصرف انرژی پایین، مقیاس‌پذیری بالا و استحکام در ردیابی هدف دست یابند.

یکی از چالش‌های اصلی در زمینه ردیابی هدف، بهینه‌سازی مصرف انرژی است. خوشه‌بندی به عنوان یک روش مؤثر برای مدیریت و کاهش مصرف انرژی در WSN شناخته می‌شود. در این رویکرد، گره‌های حسگر به گروه‌های کوچک‌تر و قابل مدیریت تقسیم می‌شوند که به آن‌ها خوشه یا کلاستر گفته می‌شود. هر خوشه شامل یک گره مرکزی (معروف به گره مرکز خوشه یا سرخوشه) و تعدادی گره عضو (که به آن‌ها گره‌های فرعی یا حسگرهای فرعی می‌گویند) است. استفاده از خوشه‌بندی در WSN به کاهش مصرف انرژی، افزایش عمر باتری گره‌ها و بهبود کارایی شبکه کمک می‌کند. در شبکه‌های بزرگ، ارتباط مستقیم بین تمام گره‌ها می‌تواند به افزایش مصرف انرژی و کاهش عمر باتری منجر شود. با پیاده‌سازی خوشه‌بندی، ترافیک داده‌ها به صورت محلی از طریق گره‌های فرعی انجام می‌شود، به جای اینکه به طور مستقیم به سایر گره‌ها ارسال گردد. این رویکرد موجب کاهش تعداد ارتباطات بین گره‌ها و بهبود قابل توجهی در مصرف انرژی و کاهش هزینه‌های انتقال داده خواهد شد. علاوه بر این، خوشه‌بندی امکاناتی نظیر مدیریت انرژی، تعمیرات محلی، تشخیص خطا، روشنایی و زمان‌بندی وظایف مختلف را در شبکه فراهم می‌آورد. همچنین، در صورت خرابی یک گره فرعی، تنها سایر گره‌های فرعی تحت تأثیر قرار می‌گیرند و تمام شبکه آسیب نمی‌بینند. روش‌های مختلفی برای خوشه‌بندی در WSN وجود دارد، از جمله روش‌های مبتنی بر انتخاب تصادفی، تابع هدف و مبتنی بر مساحت. انتخاب مناسب‌ترین روش خوشه‌بندی بستگی به شرایط محیطی و نیازهای خاص شبکه حسگر بی‌سیم دارد. مزیت‌های خوشه‌بندی در WSN شامل: ۱. کاهش مصرف انرژی: خوشه‌بندی موجب برقراری ارتباطات محلی درون خوشه و بین خوشه‌ها می‌شود که این امر به کاهش مصرف انرژی برای انتقال داده‌ها و پیام‌ها کمک می‌کند.

۲. افزایش عمر باتری: با کاهش مصرف انرژی، عمر باتری گره‌ها افزایش یافته و نیاز به تعویض مکرر باتری کاهش می‌یابد.

۳. بهبود کارایی شبکه: تقسیم شبکه به خوشه‌ها باعث بهبود کارایی می‌شود. هر خوشه می‌تواند به‌طور مستقل وظایف خود را انجام دهد،

از جمله جمع‌آوری داده‌ها و ارسال آن‌ها به گره مرکزی یا گره‌های متصل به سیستم بیرونی.

۴. مقیاس‌پذیری: خوشه‌بندی به بهبود مقیاس‌پذیری شبکه کمک می‌کند. با افزایش تعداد گره‌ها، می‌توان تعداد خوشه‌ها را افزایش داد و توانایی پردازش و انتقال داده‌ها را متناسب با تعداد گره‌ها افزایش داد.

۵. اطمینان: در صورت خرابی یک گره فرعی، تنها گره‌های فرعی تحت تأثیر قرار می‌گیرند و سایر خوشه‌ها به‌طور مستقل به فعالیت خود ادامه می‌دهند. این امر باعث افزایش اطمینان و قابلیت اطمینان شبکه می‌شود.

یکی از مهم‌ترین چالش‌ها در خوشه‌بندی شبکه‌های حسگر بی‌سیم، انتخاب سرخوشه مناسب است. این گره باید دارای توان محاسباتی و انرژی کافی برای جمع‌آوری و پردازش داده‌ها باشد. در این مقاله، یک روش جدید برای ردیابی هدف در شبکه‌های WSN پیشنهاد می‌شود که بر مبنای ترکیب الگوریتم مگس میوه و الگوریتم گله شیرها طراحی شده است.

روش پیشنهادی یک الگوریتم بهینه‌سازی چندهدفه است که قادر به شناسایی مجموعه‌ای از راه‌حل‌های بهینه برای اهداف مختلف نظیر مصرف بهینه انرژی، انتقال امن داده و متعادل‌سازی بار است. در این راستا، از الگوریتم گله شیرها برای بهینه‌سازی پارامترهای شبکه، از جمله اندازه خوشه و انتخاب سرخوشه استفاده می‌شود. همچنین، الگوریتم مگس میوه به منظور ردیابی هدف متحرک (به‌ویژه سوسک سرخرطومی خرما) به کار گرفته می‌شود.

ترکیب این دو الگوریتم پیش‌بینی می‌شود که به بهبود قابل توجهی در مصرف انرژی شبکه‌های حسگر بی‌سیم منجر گردد.

ساختار مقاله حاضر به صورت زیر است:

در بخش دوم پیشینه تحقیق بیان می‌شود که به موضوع و مطالعات انجام یافته قبلی در زمینه بهبود مصرف انرژی در شبکه WSN می‌پردازد، در بخش سوم الگوریتم مگس میوه و الگوریتم بهینه سازی گله شیرها که برای خوشه‌بندی و ردیابی هدف استفاده می‌شوند بررسی خواهند شد، نتایج حاصل از شبیه سازی الگوریتم پیشنهادی در بخش چهارم مطرح می‌شود. در نهایت بخش پنجم به نتیجه‌گیری می‌پردازد.

۲- کارهای مرتبط

در [۴]، یک روش آنلاین برای ردیابی هدف در WSN پیشنهاد شده است که به بررسی قابلیت اعتماد و میزان پوشش شبکه می‌پردازد. هدف اصلی این روش، بهبود دقت و قابلیت اعتماد در پیگیری هدف در محیط‌های پویا است. این روش از الگوریتم‌های آنلاین برای مدیریت عدم قطعیت‌ها، نظیر حرکت هدف و تغییرات محیطی استفاده می‌کند. این الگوریتم‌ها به‌طور تطبیقی اندازه‌گیری‌های حسگرها را تنظیم کرده و فرآیند پیگیری را بهینه می‌سازند. روش پیشنهادی شامل ترکیب فیلتر ذره (PF) و فیلتر کالمن توزیع شده (DKF) برای تخمین حالت هدف و قابلیت اطمینان حسگر است. PF به منظور مقابله با غیرخطی بودن و غیرگوسی بودن مدل حرکت هدف به کار می‌رود، در حالی که DKF برای ادغام تخمین‌های محلی از حسگرهای مختلف و به‌روزرسانی قابلیت اطمینان حسگر بر اساس خطای نوآوری استفاده می‌شود. نتایج شبیه‌سازی نشان می‌دهد که این روش آنلاین در دستیابی به ردیابی دقیق و قابل اعتماد هدف مؤثر است.

در [۵]، برای حل مشکل مصرف نامتقارن انرژی در WSN که منجر به «مشکل نقطه داغ» و کاهش عمر شبکه می‌شود، روش خوشه‌بندی نامتقارن و متعادل انرژی با چرخش سرخوشه‌های بهینه از نظر انرژی پیشنهاد شده است. هدف این روش افزایش عمر شبکه و کاهش مصرف انرژی است. نویسندگان با استفاده از مفهوم گرادیان، تعداد سرخوشه بهینه را تعیین کرده‌اند. همچنین، یک مکانیزم مبتنی بر منطق فازی برای چرخش سرخوشه‌ها ارائه داده‌اند تا توزیع انرژی را بین سرخوشه‌های مختلف متعادل کنند. نتایج شبیه‌سازی نشان می‌دهد که این روش باعث کاهش مصرف انرژی و افزایش مؤثر طول عمر شبکه شده است.

در [۶]، یک روش ردیابی هدف بهبود یافته مبتنی بر MC-MPMC (Monte Carlo-Multi-Population Monte Carlo) ارائه شده است. این روش با استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی و تکنیک‌های تکاملی، عملکرد ردیابی هدف را ارتقا می‌دهد. در این مقاله، چندین تکنیک نوآورانه معرفی شده است، از جمله یک مدل ترکیب PMC (Population Monte Carlo) تطبیق‌پذیر که پیشنهادات متنوعی را در هر تکرار تولید می‌کند و به افزایش تنوع نمونه‌برداری کمک می‌کند. همچنین، یک روش تولید اندازه‌گیری اضافی برای جبران مکان‌های پیش‌بینی شده از دست رفته یا برآوردهای نادرست معرفی شده که از کاهش عملکرد ردیابی جلوگیری می‌کند. علاوه بر این، یک الگوریتم خوشه‌بندی سلسله‌مراتبی (HTC) با روش MC-MPMC ترکیب شده است که به کاهش مصرف انرژی در شبکه‌های حسگر بی‌سیم کمک می‌کند. نتایج آزمایشات نشان می‌دهد که روش MC-MPMC توانایی ردیابی هدف را در محیط‌های پویا و با نویز افزایش می‌دهد. با توجه به حرکت گره‌های شبکه و چالش‌هایی

نظیر تغییر مکان هدف و از بین رفتن سیگنال، استفاده از این روش بهبود پیش‌بینی موقعیت هدف و افزایش دقت پیگیری را فراهم می‌آورد و به‌طور مؤثری خطای ردیابی، تأخیر و مصرف انرژی را کاهش می‌دهد.

در [۷]، یک روش خوشه‌بندی بهینه از نظر انرژی برای ردیابی هدف در WSN پیشنهاد شده است. هدف این روش کاهش مصرف انرژی و افزایش دقت ردیابی است. نویسندگان، چارچوب‌های ردیابی را به عنوان فعال‌سازهای حسگرها معرفی کرده‌اند که بر اساس مکان هدف، حسگرها را فعال می‌کنند.

آن‌ها از الگوریتم C-means فازی (RFCM[1]) برای تعیین مکان چارچوب‌ها و از جدول عضویت برای فعال‌سازی حسگرها و تشکیل خوشه استفاده کرده‌اند. با توجه به اینکه چارچوب‌ها وظیفه ارسال، دریافت و تلفیق داده‌ها را ندارند، بار آن‌ها کم است و می‌توانند فرکانس چرخش را کاهش دهند. علاوه بر این، وضعیت اعضای خوشه (CMs) با استفاده از برنامه‌ریزی خطی ۰-۱ زمان‌بندی شده تعیین می‌شود تا انتقال داده‌های اضافی کاهش یابد. نتایج شبیه‌سازی نشان می‌دهد که روش پیشنهاد شده، تحت عنوان TACM[2] (روش خوشه‌بندی مبتنی بر چارچوب ردیابی)، نسبت به برخی روش‌های خوشه‌بندی موجود، به‌طور مؤثر مصرف انرژی را در حین ردیابی هدف متحرک کاهش داده و عمر شبکه را افزایش می‌دهد.

در [۸]، الگوریتم جدیدی به نام NGEKF[3] برای ردیابی هدف در شبکه‌های حسگر بی‌سیم معرفی شده است. این الگوریتم از یک مدل دینامیکی غیرخطی برای پیش‌بینی موقعیت هدف و یک مدل اندازه‌گیری خطی برای به‌روزرسانی تخمین استفاده می‌کند. هدف اصلی این تحقیق، دستیابی به ردیابی دقیق و مؤثر هدف، کاهش خطای ردیابی و افزایش کارایی شبکه است. این روش بر پایه فیلتر کالمن گوسی توسعه‌یافته (Extended Kalman Filter) عمل می‌کند و با به کارگیری آن، دقت و کارایی ردیابی هدف در شبکه‌های حسگر بی‌سیم به‌طور قابل توجهی افزایش می‌یابد. همچنین، با استفاده از تکنیک نرمال‌سازی، اثر نویز و عدم قطعیت در داده‌های حسگر کاهش می‌یابد. نتایج شبیه‌سازی نشان می‌دهد که الگوریتم NGEKF می‌تواند به طور مؤثری خطای ردیابی را کاهش دهد و به بهبود طول عمر شبکه کمک کند.

در [۹] به بررسی ردیابی اشیا در شهرهای هوشمند پرداخته شده است. این مقاله شامل یک طبقه‌بندی، معماری، کاربردها، چالش‌های پژوهشی و جهت‌گیری‌های آینده برای این نوع شبکه‌ها می‌باشد. با توجه به نقش حیاتی و متنوع WSN در ردیابی اشیا، مقاله به تحلیل وضعیت فعلی، چالش‌ها و راهکارهای موجود در این حوزه می‌پردازد. از طریق چارچوب تحلیل SWOT[4]، نقاط قوت، ضعف، فرصت‌ها و تهدیدهای این شبکه‌ها شناسایی شده است. همچنین، با بررسی موردی برخی پروژه‌های عملی در این زمینه، کاربردها و مزایای شبکه‌های حسگر برای ردیابی اشیا به تصویر کشیده شده است. در پایان، با ارائه چشم‌انداز آینده و جهت‌گیری‌های پژوهشی، پتانسیل رشد و توسعه این شبکه‌ها برجسته شده است.

در [۱۰]، دو الگوریتم خوشه‌بندی جدید برای WSN به نام‌های SAHC (تقسیم‌بندی مبتنی بر سرگروه‌های انتخابی) و AHC (خوشه‌بندی مبتنی بر سرگروه‌های تطبیقی) پیشنهاد شده است. این الگوریتم‌ها با استفاده از چندین معیار از جمله تعادل بار، تعادل انرژی، پایداری و پوشش، سرخوشه‌های مناسب را برای خوشه‌ها انتخاب می‌کنند. برای متعادل کردن مصرف انرژی، سرخوشه‌ها به‌صورت دوره‌ای با استفاده از یک الگوریتم چرخش پویا تغییر می‌کنند. همچنین، به منظور بهبود عملکرد ردیابی، چندین الگوریتم بهینه‌سازی برای تعیین پارامترهای شبکه مانند فاصله حسگر تا سرخوشه، تعداد حسگرها، تعداد خوشه‌ها و فاصله حسگرها از یکدیگر پیشنهاد شده است. نتایج شبیه‌سازی نشان می‌دهد که الگوریتم‌های SAHC و AHC قادر به بهبود مؤثر عملکرد شبکه در زمینه‌های مختلفی مانند طول عمر شبکه، تعادل انرژی و تعادل بار هستند.

در [۱۱]، پروتکلی برای مسیریابی مبتنی بر کیفیت سرویس و توازن بار در WSN پیشنهاد شده است که با استفاده از مدل مارکوف و الگوریتم کلونی زنبور مصنوعی (ABC) عمل می‌کند. هدف این پروتکل بهبود عملکرد شبکه در زمینه‌هایی چون تاخیر، از دست رفتن بسته، گذردهی و مصرف انرژی است. این پروتکل شامل دو فاز، فاز تقسیم‌بندی شبکه (در این مرحله، شبکه به چندین خوشه تقسیم می‌شود و از الگوریتم ABC برای تعیین سرخوشه‌ها و اعضای خوشه‌ها استفاده می‌شود. هر حسگر بر اساس پارامترهایی مانند انرژی باقیمانده، فاصله تا پایگاه و تعداد همسایگان نمره‌گذاری می‌شود) و فاز مسیریابی بسته‌ها (در این مرحله، بسته‌ها از سرخوشه‌ها به سینک منتقل می‌شوند) است. هر سرخوشه چندین

[1] Rough Fuzzy C-Means

[2] Tracking-anchor-based Clustering Method

[3] Normalized Gaussian Extended Kalman Filter

[4] Strengths, Weaknesses, Opportunities, and Threats

مسیر برای هر سینک شناسایی کرده و با توجه به کیفیت سرویس، بهترین مسیر را انتخاب می‌کند. همچنین، برای جلوگیری از ازدحام شبکه، الگوریتم توازن بار برای تخصیص منابع به سرخوشه‌ها پیاده‌سازی شده است. نتایج شبیه‌سازی نشان می‌دهد که پروتکل پیشنهادی توانسته است به طور قابل توجهی کیفیت سرویس شبکه را در زمینه‌های مختلف بهبود بخشد.

در [۱۲]، روشی برای خوشه‌بندی در WSN ارائه شده است که هدف اصلی آن کاهش مصرف انرژی است. این روش از الگوریتم بهینه‌سازی گروه شیر، الهام‌گرفته از رفتار طبیعی گله شیرها، بهره می‌برد و با استفاده از رفتار شکار و تعاملات گروهی، به بهینه‌سازی در شبکه حسگر می‌پردازد. همچنین، منطق فازی در این روش مورد استفاده قرار گرفته است. در این رویکرد، پارامترهای مختلفی نظیر میزان انرژی باتری، فاصله و تعداد همسایگان در نظر گرفته می‌شود و بر اساس قوانین فازی، تصمیمات بهینه برای تخصیص منابع انرژی در شبکه اتخاذ می‌گردد. نتایج شبیه‌سازی نشان می‌دهد که به کارگیری الگوریتم بهینه‌سازی گروه شیر و منطق فازی، بهبود قابل توجهی در کاهش مصرف انرژی شبکه حسگر بی‌سیم به همراه دارد.

در [۱۳]، برای بهبود مصرف انرژی در شبکه‌های حسگر بی‌سیم، روشی نوین مبتنی بر الگوریتم مگس میوه و منطق فازی برای خوشه‌بندی گره‌های حسگر پیشنهاد شده است. در این روش، گره‌های سرخوشه با توجه به سه معیار شامل فاصله تا سینک، میزان انرژی باقی‌مانده باتری و فاصله تا مرکز خوشه به عنوان ورودی‌های منطق فازی انتخاب می‌شوند تا شدت بو را در الگوریتم مگس میوه محاسبه کنند. نتایج شبیه‌سازی نشان می‌دهد که این روش پیشنهادی در مقایسه با پروتکل‌های شناخته‌شده AFSRP وDCRRP، عملکرد بهتری در زمینه مصرف انرژی، تأخیر ارسال داده و نسبت سیگنال به نویز دارد.

شایان ذکر است که اکثر مطالعات اشاره‌شده در این بخش تنها قادر به ردیابی یک هدف هستند. با افزایش تعداد اهداف، دقت ردیابی کاهش می‌یابد و همچنین به دلیل عدم یکپارچگی در روش‌های مطرح‌شده (بعضی از رویکردها به‌طور مستقل به ردیابی هدف در شبکه‌های حسگر پرداخته و ترکیبی از روش‌های مختلف برای بهینه‌سازی به کار نگرفته‌اند)، خطاهای زیادی در شناسایی موقعیت هدف به وجود می‌آید. بنابراین، در این مقاله برای حل این چالش‌ها از ترکیب دو الگوریتم مگس میوه و الگوریتم بهینه‌سازی گله شیرها استفاده می‌شود تا مصرف انرژی کاهش یابد و دقت ردیابی افزایش یابد. الگوریتم مگس میوه دارای ساختار ساده و قابلیت پیاده‌سازی آسان است و به‌خوبی می‌تواند در جستجوی راه‌حل‌های بهینه در فضای چندبعدی عمل کند. این الگوریتم همچنین به تغییرات محیطی پاسخ مناسبی می‌دهد و در شرایط متغیر عملکرد خوبی دارد. از سوی دیگر، الگوریتم بهینه‌سازی گله شیرها به دلیل زمان محاسباتی کم، سرعت همگرایی بالا، احتمال کمتر برای افتادن در حداقل‌های محلی و توانایی در حل مسائل بهینه‌سازی چندهدفه، برای محیط‌هایی با ردیابی چند هدف مناسب است. در این مقاله تلاش می‌شود تا با ترکیب هر دو الگوریتم بهینه‌سازی گله شیرها و مگس میوه، به بهینه‌سازی بهتری دست یافته و از مزایای هر دو الگوریتم بهره‌مند شود. این ترکیب می‌تواند به جستجوی بهتر و پوشش وسیع‌تری از فضای جست‌وجو منجر شود، که در نهایت شانس یافتن راه‌حل‌های بهینه را افزایش داده و مصرف انرژی را کاهش می‌دهد.

۳- روش پیشنهادی

روش پیشنهادی شامل دو مرحله اصلی است: خوشه‌بندی و ردیابی هدف (سوسک سرخرطومی خرما). در مرحله خوشه‌بندی، از الگوریتم گله شیرها استفاده می‌شود، در حالی که مرحله ردیابی هدف با بهره‌گیری از الگوریتم مگس میوه پیاده‌سازی می‌گردد. در ادامه، جزئیات این روش به تفصیل بررسی خواهد شد.

این فاز با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی گله شیرها (Lion Pride Optimizer Algorithm) انجام می‌شود، که از رفتار جمعی شیرها الهام گرفته است. این الگوریتم جستجوی فرامکاشفه ای در سال ۲۰۱۲ توسط ونگ[1] و همکارانش معرفی شد [۱۴]. در این فاز مراحل زیر اجرا می‌شود:

مرحله ۱: سینک ابتدا یک درخواست به تمامی گره‌های حسگر ارسال می‌کند که در آن موقعیت فیزیکی سینک درج شده است. هر گره حسگر که این پیام را دریافت می‌کند، فاصله خود را تا سینک محاسبه کرده و اطلاعاتی از قبیل میزان انرژی باقی‌مانده، شناسه منحصر به فرد و تعداد گره‌های همسایه خود را در قالب یک بسته پاسخ به سینک ارسال می‌کند. پس از دریافت این اطلاعات، سینک آنها را در جدول خود ثبت کرده و فرآیند انتخاب سرخوشه‌ها را به صورت متمرکز با استفاده از الگوریتم گله شیرها آغاز می‌کند.

در این مرحله، جمعیتی اولیه متشکل از ۵۰ شیر (یا گره حسگر) ایجاد می‌شود. هر راه‌حل شامل مجموعه‌ای از گره‌ها است که

[1] Wang

کاندیدای سرخوشه شدن هستند. به منظور تشکیل ۵ خوشه از ۵۰ گره حسگر، ۱۰ راه‌حل تصادفی تولید می‌شود. هر راه‌حل به صورت یک آرایه پنج‌تایی در نظر گرفته می‌شود که عناصر آن همان شناسه‌های گره‌های حسگر هستند. شکل ۱ نمونه‌ای از یک راه‌حل را نشان می‌دهد که در آن گره‌های حسگر با شناسه‌های ۱۰، ۲۸، ۱۵، ۲۴ و ۵۰ به‌طور تصادفی به‌عنوان سرخوشه انتخاب شده‌اند.

راه حل ۱	۱۰	۲۸	۱۵	۲۴	۵۰

شکل ۱. نمونه‌ای از یک راه‌حل در روش پیشنهادی

جمعیت اولیه شامل ۱۰ راه‌حل است که هر یک از آن‌ها شامل شناسه‌های گره‌های حسگر یا شیرهای کاندید سرخوشه است و به‌طور تصادفی ایجاد می‌شوند.

مرحله ۲ :به ازای هر راه‌حل، مقدار برازندگی طبق رابطه ۱ محاسبه می‌شود.

$$Fit = R_e + N + \frac{1}{(D^2)} \qquad (۱)$$

بطوریکه R_e انرژی باقی مانده گره حسگر، N تعداد همسایه و D . فاصله گره حسگر تا سینک است.

با توجه به این تعریف، مجموعه شیرهایی که بهترین پاسخ به مسئله را ارائه می‌دهند، شامل گره‌هایی با میزان انرژی باقی‌مانده بیشتر، تعداد همسایه‌های بیشتر و فاصله کمتری تا سینک هستند.

مرحله ۳: در این مرحله، راه‌حل‌ها بر اساس برازندگی‌شان به صورت نزولی مرتب می‌شوند.

مرحله ۴: دو راه‌حل با بالاترین برازندگی به عنوان دو شیر نر برتر (PBL1 و PBL2) انتخاب می‌شوند. شناسه‌های گره‌هایی که در PBL1 قرار ندارند، به عنوان نر اول در نظر گرفته می‌شوند. سایر راه‌حل‌های جمعیت اولیه به جز PBL1 به عنوان ماده‌های گله محسوب می‌شوند. برای هر یک از دو نر برتر و هر یک از ماده‌ها، دو فرزند تولید می‌شود که این فرزندان از طریق عمل جهش به دست می‌آیند. برای تعیین نقطه جهش، از رابطه ۲ استفاده می‌شود.

(۲)

$$mc_i^K = mc_0\left(rand\,(0,1) - 0.5\right),\quad i = 1,2,3,\ldots M$$

بطوریکه mc_i^K . ضریب بازترکیب X_i^K، iامین عضو در نسل Kام می‌باشد (X همان عضو است) و $rand\,(0,1)$. یک عدد تصادفی بین ۰ و ۱ تولید می‌کند و mc_0 ضریب باز ترکیب اولیه با مقداردهی اولیه 0.1 است.

مرحله ۵: در این مرحله، برازندگی چهار فرزند تولیدشده برای هر ماده در گله محاسبه می‌شود. از بین این چهار فرزند، آن که بالاترین برازندگی را دارد انتخاب می‌شود. با توجه به این‌که جمعیت اولیه شامل ۱۰ راه‌حل است، برای هر دو نر برتر، ۱۶ فرزند تولید خواهد شد و به طور کلی ۳۲ فرزند به دست می‌آید. برازندگی این ۳۲ فرزند طبق رابطه ۱ محاسبه شده و از هر ماده، تنها یکی از فرزندان با بالاترین برازندگی انتخاب می‌شود. در نهایت، از میان این ۳۲ فرزند، تنها ۹ فرزند برتر باقی می‌ماند. سپس این فرزندان بر اساس برازندگی مرتب شده و دو فرزند با بالاترین برازندگی به عنوان دو فرزند برتر(CBL1 و CBL2)انتخاب می‌شوند.

مرحله ۶: در این مرحله، دو فرزند برتر (CBL1 و CBL2) به جای نرهای برتر قبلی (PBL1 و PBL2) در جمعیت اولیه جایگزین می‌شوند و الگوریتم با جمعیت نسل جدید (K+1) تکرار می‌شود. برای تبادل اطلاعات به صورت سراسری، تمام راه‌حل‌ها ترکیب می‌شوند و جمعیت جدید به ترتیب نزولی مرتب می‌گردد. این فرایند به تعداد ۱۰۰ بار تکرار می‌شود. جستجوی محلی و فرآیند ترکیب تا پایان دور ۱۰۰ ادامه دارد. پس از اتمام دور ۱۰۰، راه‌حل‌ها بر اساس برازندگی مجدداً مرتب می‌شوند و راه‌حلی که بالاترین برازندگی را دارد و شامل شناسه گره‌های برتر است به عنوان سرخوشه‌ها انتخاب می‌گردد. پس از ۱۰۰ تکرار، اعضای آرایه با بالاترین برازندگی به عنوان سرخوشه انتخاب می‌شوند. سینک با توجه به شناسه گره‌های داخل آرایه، پیغام سرخوشه شدن را ارسال کرده و به آن‌ها اعلام می‌کند که سرخوشه هستند. سپس هر سرخوشه پیغام درخواست اتصال شامل اطلاعات موقعیت فیزیکی و شناسه‌اش را تولید کرده و در محدوده خود پخش می‌کند. گره‌هایی که این پیغام را دریافت می‌کنند، در صورتی که خود سرخوشه نباشند، فاصله‌شان را تا سرخوشه محاسبه کرده و با توجه به این فاصله، به نزدیک‌ترین سرخوشه متصل می‌شوند. به این ترتیب، خوشه‌ها شکل می‌گیرند.

در الگوریتم بهینه‌سازی گله شیرها، با افزایش تعداد تکرارها، زمان محاسباتی افزایش می‌یابد، زیرا در هر تکرار موقعیت‌های جدید برای هر عضو گله محاسبه و به‌روز رسانی می‌شود. این مسئله به ویژه برای مسائل بزرگ و پیچیده زمان‌بر است. همچنین، با افزایش تعداد اعضای گله و ابعاد مسئله، نیاز به حافظه بیشتری برای ذخیره‌سازی اطلاعات هر عضو وجود دارد.

فاز ۲- ردیابی هدف

در این مرحله از الگوریتم مگس میوه برای ردیابی سوسک سرخرطومی خرما در شبکه حسگر استفاده می‌شود تا مصرف انرژی در کاربرد ردیابی اهداف متحرک بهینه‌سازی شود. الگوریتم بهینه‌سازی مگس میوه (FOA[1]) توسط پن در سال ۲۰۱۱ معرفی گردید. این الگوریتم، روشی نوین برای یافتن بهینه سراسری است که بر اساس رفتار غذایابی مگس میوه طراحی شده است. مگس میوه به‌دلیل داشتن حس بویایی و بینایی قوی‌تر نسبت به سایر حشرات، می‌تواند بوی انواع میوه‌ها را در هوا تشخیص دهد و حتی از فاصله ۴۰ کیلومتری بوی میوه را حس کند. پس از نزدیک شدن به میوه، این حشره با استفاده از حس بینایی خود و همکاری با دیگر مگس‌ها، موقعیت دقیق میوه را پیدا می‌کند.

این فاز از چندین مرحله تشکیل شده است که در ادامه توضیح داده خواهند شد.

۱. تعریف حسگرها و اهداف: در ابتدا، هر حسگر به عنوان یک مگس میوه و سوسک سرخرطومی به عنوان میوه معرفی می‌شود.

۲. مقداردهی اولیه موقعیت: موقعیت مگس‌های میوه به صورت تصادفی تعیین می‌شود (طبق روابط (۳) و (۴)). در اینجا، یک فضای دو بعدی با محورهای x و y در نظر گرفته شده و جهت و مسافت جستجوی غذا با استفاده از حس بویایی مگس میوه به طور تصادفی تعریف می‌شود.

$$X_i = X_{axis} + RandomValue \quad (۳)$$

$$Y_i = Y_{axis} + RandomValue \quad (۴)$$

۳. محاسبه شدت بو: از آنجا که موقعیت میوه مشخص نیست، در ابتدا فاصله تا مبدا (Dist) محاسبه می‌شود. سپس، شدت بو (S) طبق رابطه (۵) محاسبه می‌گردد. این مقدار رابطه‌ای معکوس با فاصله دارد، به‌طوری که هرچه شدت بو بیشتر باشد، فاصله کمتر است. محاسبات بر اساس معادلات (۵) و (۶) انجام می‌شود.

$$Dist_i = \sqrt{X_i^2 + Y_i^2} \quad (۵)$$

$$S_i = \frac{1}{Dist_i} \quad (۶)$$

۴. مقدار شدت بو در تابع شدت بو (یا تابع برازش) جایگزین می‌شود. سپس شدت بوی (smell) برای موقعیت موجود طبق رابطه (۷) محاسبه می‌گردد.

$$smelli = function(S_i) \quad (۷)$$

۵. مگس میوه با بالاترین شدت بو از میان سایر مگس‌ها شناسایی می‌شود. این فرآیند با استفاده از رطه (۸) برای یافتن بیشترین مقدار شدت بو انجام می‌گیرد.

$$\{bestsmellbestindex\} = \mathrm{m}max(smell) \quad (۸)$$

۶. اگر شدت بو در هر تکرار بهتر از مقدار کنونی باشد، بهترین مقدار شدت بو و مختصات xy ذخیره می‌شود. در این زمان، ازدحام مگس‌های میوه با استفاده از حس بینایی خود می‌توانند به سمت موقعیت میوه یا هدف حرکت کنند، طبق روابط (۹)، (۱۰) و (۱۱).

$$Smellbest = bestsmell \quad (۹)$$

$$X_{axis} = X(bestindex) \quad (۱۰)$$

$$Y_{axis} = Y(bestindex) \quad (۱۱)$$

۷. مراحل ۲ تا ۶ از فرآیند بهینه‌سازی به طور مکرر تکرار می‌شوند تا به شرایط توقف (پس از ۱۰۰ دور) برسند.

لازم به ذکر است هر تکرار از الگوریتم بهینه‌سازی مگس میوه شامل محاسبات مربوط به موقعیت‌یابی، به‌روزرسانی موقعیت‌ها و محاسبه مقدار تابع هدف برای هر موقعیت است. این محاسبات، به ویژه برای مسائل با ابعاد بزرگ، می‌تواند حجم محاسباتی زیادی را به همراه داشته باشد. در این الگوریتم، با افزایش تعداد مگس‌های میوه و ابعاد مسئله، نیاز به حافظه بیشتری برای ذخیره‌سازی موقعیت‌ها و مقادیر تابع هدف وجود دارد. این عملیات، به‌ویژه در مسائل با توابع هدف پیچیده، می‌تواند منجر به حجم محاسباتی قابل توجهی شود.

از طرفی نتایج آزمایشات نشان می‌دهد که در تکرارهای اولیه، تعداد مگس‌های میوه تأثیری بر یافتن نقاط بهینه ندارد. ازدحام‌های کوچک‌تر ممکن است با مشکل عدم تثبیت مسیر جستجو و همگرایی کندتر مواجه شوند، اما پیچیدگی محاسباتی کمتری دارند و بنابراین سرعت اجرای بیشتری ارائه می‌دهند. از سوی دیگر، ازدحام‌های بزرگ‌تر در جستجوهای پایدارتر عمل کرده و سریع‌تر همگرا می‌شوند، اما سرعت اجرای کمتری در مقایسه با ازدحام‌های کوچک‌تر دارند. بنابراین، انتخاب تعداد مناسب مگس‌ها بسته به مسئله اهمیت دارد. در این تحقیق، از ۵۰ گره حسگر به عنوان مگس

[1] fruit fly optimization algorithm

میوه برای ردیابی هدف استفاده شده است. شکل شبه کد (۱) شبه کد الگوریتم بهینه‌سازی مگس میوه را نشان می‌دهد.

Function FOA (problem) **returns** a state that is a local maximum
Input: $Population_{size}$, $Problem_{size}$
Output: S_{best}
Population ←0;
F_{gbest} ← CreateHeuristicSolution ($Problem_{size}$);
while ~StopCondition () **do**
foreach $F_i \in$ Population **do**
$F_{iposition}$ ← UpdatePosition ($F_{iposition}$, $F_{gbestposition}$);
end
EvaluatePopulation (Population);
F_{gbest} ← GetBestSolution (Population);
end
S_{best} ← F_{gbest};
return S_{best};

شبه کد (۱). شبه کد الگوریتم بهینه سازی مگس میوه.

هزینه محاسباتی الگوریتم پیشنهادی به شرح زیر است:

۱. هزینه محاسباتی مرحله خوشه‌بندی که شامل موارد زیر می‌باشد:

ایجاد جمعیت اولیه: O(n·d)

که در آن n تعداد گره‌ها و d تعداد خوشه‌ها است.

محاسبه برازندگی: O(n)

شامل محاسبه انرژی، تعداد همسایه‌ها و فاصله هر گره تا سینک برای هر راه‌حل.

مرتب‌سازی بر اساس برازندگی: O(n·log(n))

هزینه محاسباتی تولید فرزندان (جهش): O(n·m)

که در آن m تعداد فرزندان تولید شده و n هزینه محاسباتی مربوط به برازندگی فرزندان است.

به‌روزرسانی نسل (انتخاب فرزندان برتر و جایگزینی آن‌ها): O(n)

تعداد تکرارها: O(iter)

هزینه کلی مرحله خوشه‌بندی:
O(iter·(n·d+n+n·log(n)+n·m)

۲.هزینه محاسباتی مرحله ردیابی هدف که شامل موارد زیر می‌باشد:

مقداردهی اولیه موقعیت: O(p)

که در آن p تعداد حسگرها (یا مگس‌ها) است.

محاسبه شدت بو: O(p)

شامل محاسبه شدت بو و فاصله برای p حسگر.

به‌روزرسانی موقعیت‌ها: O(p)

محاسبه مختصات جدید برای هر حسگر.

محاسبه تابع هدف: O(p·d)

ارزیابی شدت بو و مرتب‌سازی برای d هدف.

تعداد تکرارها: O(iter)

هزینه کلی مرحله ردیابی:O(iter·(p+p+p·d)

۳. هزینه محاسباتی کل الگوریتم پیشنهادی:

جمع هزینه‌های دو مرحله:
O(iter·(n·d+n+n·log(n)+n·m))+O(iter·(p+p+p·d)

۴- شبیه‌سازی روش پیشنهادی

۴-۱- محیط شبیه‌سازی

در این تحقیق، برای شبیه‌سازی روش پیشنهادی و مقایسه آن با پروتکل LPOBC[1] [۱۲] از شبیه‌ساز OPNET[2] نسخه ۱۱,۵ استفاده شده است. پارامترهای شبیه‌سازی در جدول (۱) ارائه شده است. در روش پیشنهادی، پیکربندی شبکه شامل ۵۰ گره در نظر گرفته شده است. دو سناریو بررسی شده است: در سناریوی اول، گره‌های حسگر به صورت تصادفی در محیط پراکنده شده‌اند و بر اساس LPOBC مسیر یابی می‌شوند. در سناریوی دوم، گره‌ها به صورت تصادفی در محیط پخش شده و مسیر یابی بر اساس پروتکل پیشنهادی (LPCFFTT[3]) انجام می‌شود. برای هر دو سناریو، پیکربندی یکسانی در نظر گرفته شده است.

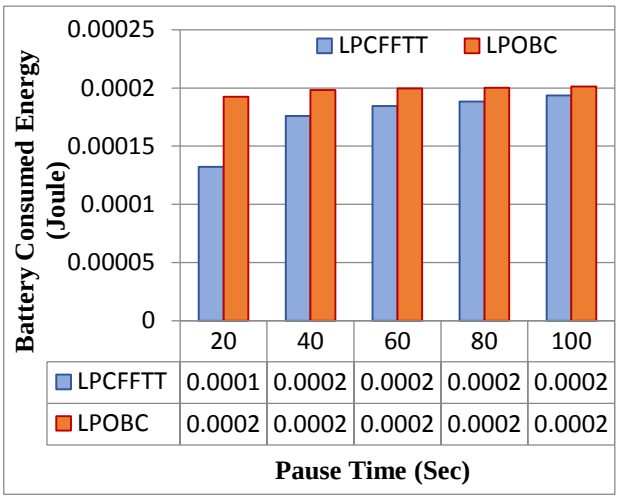
جدول ۱. پارامترهای شبیه‌سازی

پارامتر	مقدار
روش پخش گره ها در محیط	تصادفی
اندازه محیط شبیه سازی	۱۰۰۰m*۱۰۰۰m*۱۰۰۰m
نوع ارسال	نرخ داده بیت ثابت
اندازه بسته	۱۰۲۴ بایت
مدل باتری	پیوسته
زمان شبیه سازی	۱۰۰ ثانیه
پروتکل لایه Mac	IEE802.15.4
مقدار اولیه انرژی باتری	۲۰۰ میکروژول
تعداد سینک	۱
تعداد گره‌ها	۵۰
تعداد هدف	۱
نرخ ارسال داده	۲۵۰۰۰۰بیت بر ثانیه

[1] Lion Pride Optimization Based Clustering
[2] Optimized Network Engineering Tool
[3] Lion Pride Clustering Fruit Fly Target Tracking

۴-۲- نتایج شبیه‌سازی

نمودار شکل (۲) به مقایسه میانگین انرژی مصرفی باتری برای سناریوهای الگوریتم پیشنهادی و پروتکل LPOBC می‌پردازد. محور افقی نشان‌دهنده زمان توقف یا pause time و محور عمودی میزان انرژی مصرفی است. لازم به ذکر است که Pause Time به بازه‌های زمانی مشخصی در طول شبیه‌سازی اشاره دارد که در آن‌ها مقادیر مرتبط با انرژی یا سایر پارامترهای سیستم ثبت و ارزیابی می‌شوند. این بازه‌ها به‌عنوان نقاط داده‌ای از پیش تعیین‌شده برای تحلیل رفتار سیستم انتخاب شده‌اند و به‌هیچ‌وجه به معنای توقف کامل شبیه‌سازی نیستند. شبیه‌سازی به‌طور پیوسته اجرا می‌شود، اما در این زمان‌های مشخص، خروجی‌ها به‌صورت لحظه‌ای استخراج و ذخیره می‌گردند. به عنوان نمونه، اگر مقدار Pause Time برابر با ۲۰، ۴۰ یا ۶۰ ثانیه باشد، این به معنای آن است که مقادیر انرژی یا سایر پارامترهای سیستم در این لحظات خاص از زمان شبیه‌سازی ثبت شده‌اند. این بازه‌های زمانی این امکان را می‌دهند تا بتوان رفتار سیستم را در نقاط زمانی مختلف بررسی کرده و الگوهای عملکردی آن را تحلیل نمود. بنابراین، محور افقی نمودارها نمایانگر این بازه‌های زمانی است که به‌طور ویژه برای تحلیل خروجی‌های شبیه‌سازی تعیین شده‌اند. این روش به درک بهتر روند تغییرات پارامترهای کلیدی در طول زمان کمک می‌کند و شناسایی نقاط بحرانی یا بهینه را تسهیل می‌نماید. همان‌طور که مشاهده می‌شود، استفاده از پروتکل پیشنهادی منجر به بهبود ۱۱,۸۶ درصدی در میانگین انرژی مصرفی باتری برای توپولوژی شبکه با ۵۰ گره نسبت به سناریو LPOBC شده است. در پروتکل LPOBC، با وجود استفاده از خوشه‌بندی به وسیله الگوریتم گله شیرها برای انتخاب سرخوشه‌ها در دور ۱۰۰، که انرژی بیشتری دارند و فاصله کمتری به سینک دارند، معیارهای مهمی مانند تعداد همسایه‌های هر گره در انتخاب مسیر نادیده گرفته شده است. این موضوع می‌تواند منجر به ایجاد ازدحام در شبکه شود، که خود باعث افزایش مصرف انرژی به دلیل نیاز به ارسال مجدد داده‌ها و از دست رفتن بسته‌ها خواهد شد. در مقابل، در روش LPCFFTT، خوشه‌بندی به کمک الگوریتم گله شیرها و ردیابی با استفاده از الگوریتم مگس میوه، گره‌هایی را به عنوان سرخوشه انتخاب می‌کند که انرژی بیشتری دارند، فاصله کمتری تا سینک دارند و تعداد همسایه‌های بیشتری برای ارتباطات بیشتر با سایر گره‌ها دارند. به علاوه، گره‌های عضو نیز با توجه به فاصله‌شان به سرخوشه متصل می‌شوند، که این امر باعث کاهش مصرف انرژی برای ارسال داده‌ها از گره‌های عضو به سرخوشه می‌شود.



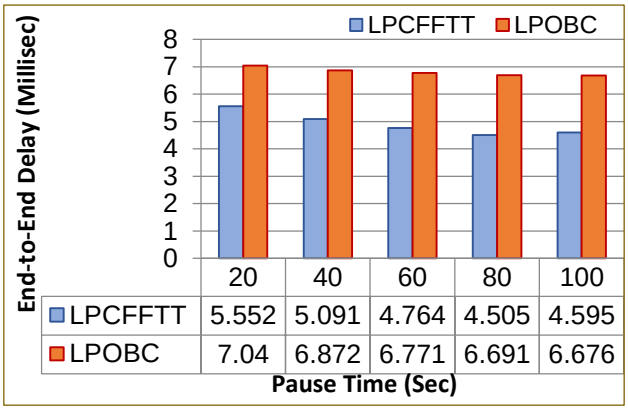
	20	40	60	80	100
LPCFFTT	0.0001	0.0002	0.0002	0.0002	0.0002
LPOBC	0.0002	0.0002	0.0002	0.0002	0.0002

شکل ۲. میانگین انرژی مصرفی شبکه

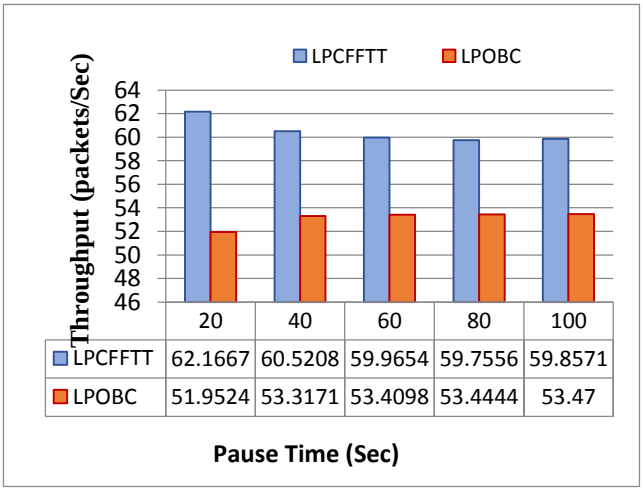
نمودار شکل (۳) به مقایسه تأخیر انتها به انتها برای سناریوهای روش پیشنهادی LPCFFTT و پروتکل LPOBC می‌پردازد. محور عمودی تأخیر انتها به انتها بر حسب میلی ثانیه و محور افقی pause time را نشان می‌دهد. همان‌طور که مشاهده می‌شود، در سناریوی پروتکل LPOBC تأخیر افزایش می‌یابد. این امر به این دلیل است که برخی از سرخوشه‌ها ممکن است بخشی از داده‌ها را ارسال کنند، اما به دلیل کمبود انرژی، قادر به ادامه ارسال نخواهند بود و از آنجا که معیاری برای تعداد همسایه‌ها در نظر گرفته نشده، نمی‌توانند عمل انتقال اطلاعات را تکمیل کنند. در نتیجه، گره سرخوشه به دلیل انتقال زیاد داده‌ها انرژی خود را تمام کرده و خاموش می‌شود، که این باعث تأخیر در ارسال داده و بروز خطا در شبکه می‌گردد. در مقابل، در پروتکل پیشنهادی (LPCFFTT)، سرخوشه‌ها در مرحله خوشه‌بندی از میان گره‌هایی با فاصله کمتر تا سینک، انرژی بالا و تعداد همسایه زیاد انتخاب می‌شوند. اعضای خوشه نیز بر اساس فاصله به سرخوشه می‌پیوندند. بنابراین، اگر فاصله سرخوشه تا سینک زیاد باشد، انتقال داده از طریق گره‌های همسایه که نزدیک‌تر هستند و مسیر به سینک را دارند، انجام می‌شود. این امر منجر به کاهش تأخیر ارسال داده می‌گردد و در مقایسه با سناریوی پروتکل LPOBC، ۲۸,۲۸۶ درصد بهبود نشان می‌دهد.

نمودار شکل (۴) نرخ گذردهی را برای سناریوهای روش پیشنهادی LPCFFTT و پروتکل LPOBC نمایش می‌دهد. محور افقی نشان‌دهنده pause time و محور عمودی تعداد بسته‌های تحویل داده شده در واحد زمان یا نرخ گذر دهی است. نرخ گذر دهی به معنای نسبت کل بسته‌های دریافت شده توسط گیرنده‌ها به زمان

بین دریافت اولین و آخرین بسته است و به صورت اندازه فایل در آن زمان، بر حسب مگابیت بر ثانیه محاسبه می‌شود. طبق شکل (۴)، پروتکل LPOBC در مقایسه با روش پیشنهادی LPCFFTT تعداد بسته‌هایی که با موفقیت به سینک تحویل داده شده‌اند نسبت به کل بسته‌های انتقالی توسط گره‌های حسگر، به دلیل کمبود انرژی و خاموش شدن احتمالی گره‌ها، کمتر است. در روش پیشنهادی LPCFFTT، به دلیل خوشه‌بندی مناسب و در نظر گرفتن پارامترهای متعدد مانند تعداد همسایه‌ها، مسیرهای متعددی به سینک ایجاد می‌شود. بنابراین، در صورت خرابی یک مسیر، از مسیر جایگزین استفاده می‌شود که باعث افزایش تعداد بسته‌های تحویل داده شده به سینک می‌گردد. این روش نسبت به سناریوی پروتکل LPOBC، ۱۳,۸۰ درصد بهبود نشان می‌دهد.



شکل ۳. تأخیر انتها به انتها



شکل ۴. نرخ گذردهی

۵- نتیجه گیری

در این مقاله، برای بهبود مصرف انرژی در شبکه‌های حسگر، از الگوریتم گله شیرها برای خوشه‌بندی حسگرها و از الگوریتم بهینه‌سازی مگس میوه برای ردیابی اهداف متحرک استفاده شده است. الگوریتم گله شیرها، که از رفتار و سازماندهی گله شیرها در طبیعت الهام گرفته شده، یک روش بهینه‌سازی است که می‌تواند مسائل پیچیده را حل کرده و به راه‌حل‌های بهینه نزدیک شود. این الگوریتم به دلیل ساختار سلسله‌مراتبی خود، انعطاف‌پذیری و توانایی تطبیق با محیط‌های متنوع را داراست. الگوریتم گله شیرها به صورت موازی عمل می‌کند، یعنی هر عضو جمعیت به طور مستقل و همزمان موقعیت خود را بهبود می‌بخشد که این ویژگی باعث افزایش سرعت و کارایی آن در حل مسائل می‌شود. الگوریتم مگس میوه نیز یک روش بهینه‌سازی است که از رفتار مگس‌های میوه در جستجوی منابع غذایی الهام گرفته شده است. این الگوریتم با حرکات تصادفی و تعامل بین مگس‌ها در جمعیت، بهبود و بهینه‌سازی جستجوی موقعیت‌ها را فراهم می‌کند. از ویژگی‌های این الگوریتم می‌توان به سادگی، سرعت بالا و قابلیت تطبیق با محیط‌های مختلف اشاره کرد.

برای سنجش کارایی روش پیشنهادی، از شبیه‌ساز OPNET استفاده شده و نمودارهای میزان انرژی مصرفی شبکه، تاخیر انتها به انتها و نرخ گذردهی استخراج شده‌اند. نتایج شبیه‌سازی نشان داد که روش پیشنهادی به دلیل انتخاب مسیرهای مطمئن شامل گره‌های سرخوشه با انرژی بالا، فاصله کم تا سینک و تعداد همسایه بیشتر، کارایی کلی شبکه را بهبود بخشیده و قابلیت اطمینان تحویل بسته و نرخ گذردهی شبکه را نسبت به پروتکل LPOBC افزایش داده است.

مراجع

[1] Rhynchophorus ferrugineus - Wikipedia.

[2] W. A. Azmi et al., "The red palm weevil, Rhynchophorus ferrugineus: Current issues and challenges in Malaysia," Oil Palm Bulletin, vol. 74, no. May, pp. 17-24, 2017.

[3] S. Roy, N. Mazumdar, and R. Pamula, "An energy and coverage sensitive approach to hierarchical data collection for mobile sink based wireless sensor networks," Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing, vol. 12, no. 1, pp. 1267-1291, 2021.

[4] F. Delavernhe, A. Rossi, and M. Sevaux, "An online method for robust target tracking using a wireless sensor network," Expert Systems with Applications, vol. 230, p. 120549, 2023.

[5] C. Zhao et al., "An energy-balanced unequal clustering approach for circular wireless sensor networks," Ad Hoc Networks, vol. 132, p. 102872, 2022.

[6] C. Lv, J. Zhu, Z. Tao, and Y. Pi, "An improved target tracking scheme based on MC-MPMC method for mobile wireless sensor networks," EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking, vol. 2022, no. 1, p. 74, 2022.

[7] Z. Qu and B. Li, "An energy-efficient clustering method for target tracking based on tracking anchors in wireless sensor networks," Sensors, vol. 22, no. 15, p. 5675, 2022.

[8] E. FayaziBarjini, D. Gharavian, and M. Shahgholian, "Target tracking in wireless sensor networks using NGEKF algorithm," Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing, vol. 11, pp. 3417-3429, 2020.

[9] M. S. Adam, M. H. Anisi, and I. Ali, "Object tracking sensor networks in smart cities: Taxonomy, architecture, applications, research challenges and future directions," Future Generation Computer Systems, vol. 107, pp. 909-923, 2020.

[10] K. A. Darabkh, S. S. Ismail, M. Al-Shurman, I. F. Jafar, E. Alkhader, and M. F. Al-Mistarihi, "Performance evaluation of selective and adaptive heads clustering algorithms over wireless sensor networks," Journal of Network and Computer Applications, vol. 35, no. 6, pp. 2068-2080, 2012.

[11] S. S. Sefati, M. Abdi, and A. Ghaffari, "QoS-based routing protocol and load balancing in wireless sensor networks using the markov model and the artificial bee colony algorithm," Peer-to-Peer Networking and Applications, vol. 16, no. 3, pp. 1499-1512, 2023.

[12] S. Tabatabaei, A. Rajaei, and A. M. Rigi, "A novel energy-aware clustering method via Lion Pride Optimizer Algorithm (LPO) and fuzzy logic in wireless sensor networks (WSNs)," Wireless Personal Communications, vol. 108, pp. 1803-1825, 2019.

[۱۳] حامد شهرکی و شایسته طباطبائی،"بهبود مصرف انرژی در شبکه‌های حسگر بی‌سیم با استفاده از الگوریتم مگس میوه و منطق فازی. "، سیستم های فازی و کاربردها, ۶ ۱ (۱۴۰۲): ۱۹۵-۲۲۲، doi: 10.22034/jfsa.2023.379555.1157

[14] B. Wang, X. Jin, and B. Cheng, "Lion pride optimizer: An optimization algorithm inspired by lion pride behavior," Science China Information Sciences, vol. 55, pp. 2369-2389, 2012.