



Providing a Routing Method in Internet of Things for Better Load Distribution Using the Improved Gray Wolf Optimization Algorithm

Kiomars Sabzevari^{1*}, Amir Soleymani²

¹Electrical Engineering Faculty, Technical and Vocational University (TVU), Tehran, Iran.

²Student, Electrical Engineering Faculty, Technical and Vocational University (TVU), Tehran, Iran.

ARTICLE INFO

Article Type:

Original Research

Received: 11.10.2023

Revised: 02.07.2024

Accepted: 04.05.2024

Keyword:

Internet Of Things
Grey Wolf Optimization
Routing
Load Balancing

*Corresponding Author:

Kiomars Sabzevari

Email: ksabzevari@tvu.ac.ir

ABSTRACT

The The Internet of Things network consists of many devices with various characteristics and constraints. One of the major properties of IoT is that it has heterogeneous nodes and communication protocols. Hence, it is a required routing method that decreases the energy consumption of the network. This article proposed a cluster head selection method using improved grey wolf optimization. The goal of the proposed algorithm was to improve load balancing and decrease power consumption. This process method of cluster head selection uses many metrics to improve load balancing and energy consumption. This method has more convergence than traditional grey wolf optimization. The proposed method was implemented by MATLAB 2019a and many simulations were run to compare with three other metaheuristic algorithms such as particle swarm optimization (PSO), grey wolf optimization (GWO), improved artificial bee colony (IABC), and glowworm swarm optimization (GSO). The results of the simulations show that the proposed method improved end-to-end delay, convergence, and energy consumption parameters. It can be concluded that load balancing on IoT networks improved.



EXTENDED ABSTRACT

Introduction

Today, there have been changes in the concept of the Internet where a series of objects around us such as TVs, lamps, and vehicles, are connected to the Internet. Much research has been conducted in the field of introducing communication methods between different objects. The concept of Internet of Things including heterogeneous equipment that communicates through the Internet has been expressed. Internet of Things network consists of many devices with various characteristics and constraints. One of the major properties of IoT is that it has heterogeneous nodes and communication protocols. Hence, it is a required routing method that decreases the energy consumption of the network. The present research proposed a cluster head selection method using improved grey wolf optimization. The goal of the proposed algorithm is to improve load balancing and decrease power consumption.

Methodology

In this method, the process of cluster head selection uses many metrics to improve load balancing and energy consumption. This method has more convergence than traditional grey wolf optimization. First, the main node selects the number of cluster heads. In this step, the cluster head is selected based on the distance from the main node and the initial energy value. Then, in the second stage, the initial population of wolves is created as a vector equal to the total number of network nodes. After initial population initialization and generation, the grey wolf optimization algorithm starts to select suitable cluster heads.

To improve the speed of convergence in the gray wolf algorithm, changes were made in the stage of updating the position of the wolves. Here, the idea of the solitary hunting behavior of gray wolves is used. This method, called dimensional learning-based hunting (DLH), is added as a step after the wolves' new position step in the original gray wolf algorithm. In learning-based hunting, wolves learn a new position based on the position of neighboring wolves. Here, to update the position of the wolves, each dimension of the new position is calculated by neighboring wolves and a random wolf from the population of wolves. Then, next to the new position by the traditional method, a new position is generated by the DLH method. When all the neighbors of the wolf are identified, according to a formula, each of the dimensions of the new position is calculated by the hunting method based on learning, and the candidate position is obtained. After calculations, two new positions are created for each wolf (one position by the primary gray wolf algorithm, and one position by the DLH method). Finally, based on the fitting function calculated for both new positions, the best result is selected as the new position of the wolf. After determining the cluster heads based on the improved gray wolf algorithm described in the previous section, each cluster head uses the following routing method to select the next node in the path of sending information to the main node. Each cluster head that calculates its distance from the main node informs other neighboring cluster heads. Notification by the cluster heads is done from the nearest main node to the farthest cluster heads. Each cluster head maintains a list of the distance of its surrounding cluster heads to the main node. At the time

of sending data by each cluster head, the next step for sending information is selected using the roulette wheel method, and the probability of choosing each neighboring cluster head is calculated. To measure the quality of the solution, a new fitting function is used that is based on load balance and optimal energy consumption. In this fitting function, the traffic load of the cluster head is distributed based on the distance between the cluster head and the main node. Therefore, the cluster heads closer to the main node have fewer member nodes, and the more distant cluster heads have more members because the cluster heads closer to the main node must transfer the data of the remote cluster heads to the main node.

Results and discussion

The algorithm presented in this article was implemented by MATLAB 2019a and was run on a computer that has an Intel i5 processor with a working frequency of 3.5 GHz, 8 GB of RAM and a Windows 10 operating system. Three scenarios with the number of nodes 150, 300, and 450 were considered, in which approximately 15% of the nodes were selected as cluster heads for each mode. The algorithm presented in this method (IGWO-CH) was compared with particle swarm optimization (PSO), gray wolf optimization (GWO), improved artificial bee method (IABC), and glowworm swarm optimization (GSO).

Figure 1 shows energy consumption in simulation results. The results of network energy consumption were calculated after 1000 repetitions of each algorithm, and based on that, the presented algorithm consumed less energy than other algorithms. The reason for this is the use of the distance and traffic load of the nodes in the fitting function. After the energy of a cluster head runs out, the network connected to it will connect to other cluster heads, but that node will no longer be able to connect. In Figure 2, the number of repetitions of the algorithm when the first cluster head is shut down is considered as the network lifetime (the first shutdown of the cluster head). The presented algorithm achieved better performance than other methods in the network lifetime criterion.

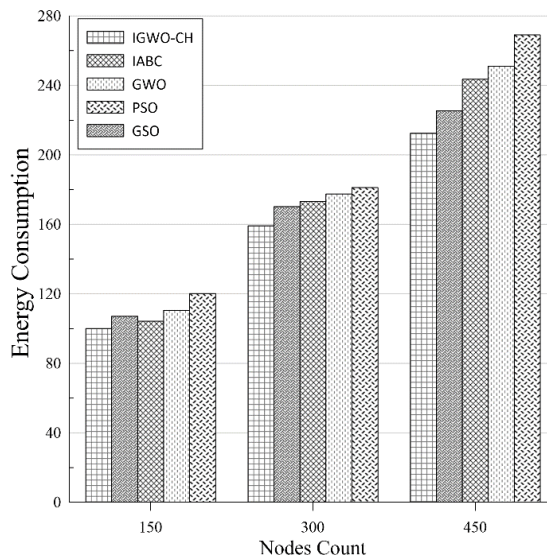


Figure 1. Energy Consumption for 150, 300, and 450 Nodes.

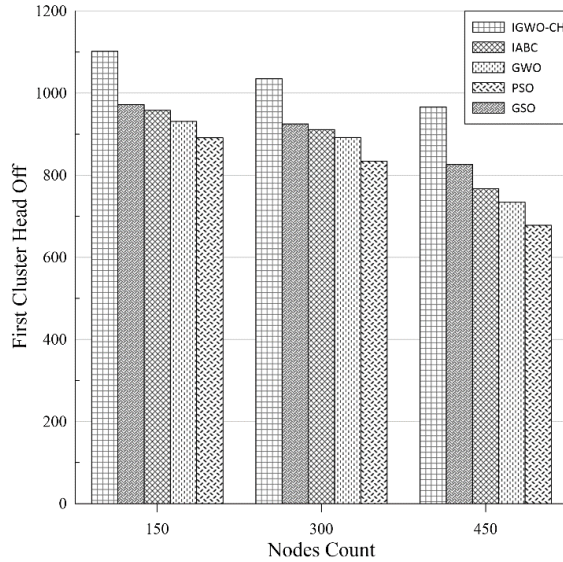


Figure 2. First Cluster Head Off.

Conclusion

The presented algorithm achieved a lower delay than other methods. The reason that the delay is less is due to the way the algorithm is performed and the cluster selection is based on load distribution, which reduces traffic congestion in some cluster heads. For this reason, the sent packages arrive at their destination with the least delay. The results of simulations show that the proposed method improved end-to-end delay, convergence, and energy consumption parameters. It can be concluded that load balancing on IoT networks improved.



دانشگاه ملی مهارت
تهران

کارافن

فصلنامه علمی دانشگاه فنی و حرفه‌ای

بهار ۱۴۰۳، دوره ۲۱، شماره ۱، ۱۵۱-۱۲۹

آدرس نشریه: <https://karafan.tvu.ac.ir/>

doi: [10.48301/KSSA.2024.421630.2740](https://doi.org/10.48301/KSSA.2024.421630.2740)



ارائه روش مسیریابی در اینترنت اشیا برای توزیع بار بهتر با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری بهبودیافته

کیومرث سبزواری^{*۱}، امیر سلیمانی^۲

۱- گروه مهندسی برق، دانشگاه فنی و حرفه‌ای، تهران، ایران.

۲- دانشجوی کارشناسی، گروه مهندسی برق، دانشگاه فنی و حرفه‌ای، تهران، ایران.

چکیده

اطلاعات مقاله

اینترنت اشیا شبکه‌ای است از تجهیزات متنوع که دارای ویژگی‌ها و محدودیت‌های مختلفی هستند، یکی از ویژگی‌های شبکه‌ی اینترنت اشیا ناهمگن بودن وسایل و پروتکل‌های ارتباطی آن است؛ بنابراین نیازمند الگوریتم مسیریابی بهینه که مصرف انرژی را کاهش دهد می‌باشد. توزیع بار در شبکه یکی از روش‌هایی است که مصرف انرژی را به خوبی بهینه می‌نماید. در این مقاله با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری بهبودیافته روشی برای انتخاب سرخوشه‌ها ارائه شده است که هدف آن توزیع بار مناسب در شبکه و کاهش مصرف انرژی می‌باشد. در این روش فرایند انتخاب سرخوشه‌ها با استفاده از معیارهای مختلفی انجام شده است تا توزیع بار بهتر و مصرف انرژی کمتر شود. روش بهبودیافته همگرایی بهتری نسبت به روش اصلی بهینه‌سازی گرگ خاکستری دارد. روش پیشنهادی توسط MATLAB ۲۰۱۹a پیاده‌سازی شد. شبیه‌سازی‌های انجام شده و نتایج به دست آمده با الگوریتم‌های بهینه‌سازی ازدحام ذرات، بهینه‌سازی گرگ خاکستری، زنبورعسل مصنوعی و کرم شب‌تاب مقایسه شد در پارامترهای تأخیر انتها به انتها، همگرایی، مصرف انرژی نسبت به سایر روش‌ها عملکرد بهتری را نشان داد. می‌توان نتیجه گرفت که تعادل بار بهتری روی شبکه صورت گرفته است.

نوع مقاله: مقاله پژوهشی

دریافت مقاله: ۱۴۰۲/۰۸/۱۹

بازنگری مقاله: ۱۴۰۲/۱۱/۱۸

پذیرش مقاله: ۱۴۰۳/۰۱/۱۷

کلید واژگان:

اینترنت اشیا
بهینه‌سازی گرگ خاکستری
مسیریابی
توزیع بار

*نویسنده مسئول: کیومرث سبزواری

پست الکترونیکی:

ksabzevari@tvu.ac.ir



©2024 the authors. Published by National University of Skills, Tehran, Iran. This article is an open-access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution-Noncommercial 4.0 International (CC BY-NC License) (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/>)

شاپای الکترونیکی: ۴۳۰-۲۵۳۸

شاپای چاپی: ۹۷۹۶-۲۳۸۲

مقدمه

امروزه تغییراتی در مفهوم اینترنت رخ داده است که مجموعه‌ای از اشیاء اطراف ما مانند تلویزیون، لامپ‌ها، وسایل حمل و نقل و... با اینترنت در ارتباط هستند. تحقیقات زیادی در زمینه معرفی روش‌های ارتباطی بین اشیاء متفاوت انجام شده و در حال انجام است. مفهوم اینترنت اشیاء شامل تجهیزات ناهمگون که از طریق اینترنت با هم ارتباط برقرار می‌کنند بیان شده است [۱]. هر شیء در اینترنت اشیاء به عنوان شیء (یا چیز) با یک آدرس منحصر به فرد و پروتکل ارتباطی خاص خودش شناخته می‌شود. محدودیت‌های این اشیاء مانند محدودیت انرژی، حافظه، توان محاسباتی و... برقراری ارتباطات آن‌ها را با چالش‌هایی مواجه ساخته است. اینترنت اشیاء با هدف ترکیب فناوری‌های شبکه‌های سنتی و نسل جدید برای همکاری همزمان در یک زیرساخت مشترک و کاربردهای همه‌جانبه بوجود آمده است. در مقایسه با سایر شبکه‌ها مانند شبکه‌های حسگر بی‌سیم، گره‌های اینترنت اشیاء ناهمگنی قابل ملاحظه‌ای داراست و به همین دلیل استفاده گسترده‌تر و فزاینده در عمل دارد [۲]. با توجه به فناوری‌های ارتباطی کوتاه‌برد مانند RFID^۱، بلوتوث، وای-فای و... ارتباطات در اینترنت اشیاء به شکل اقتضائی و از طریق طی مسیر گام به گام به مقصد می‌رسد. مدیریت توپولوژی برای تأمین مقیاس‌پذیری و کاربردی بودن ارتباطات در شبکه‌ی اینترنت اشیاء نقش حیاتی و مهمی دارد. از این رو خوشه‌بندی که یکی از رویکردهای محبوب برای مدیریت توپولوژی مورد استفاده قرار می‌گیرد. خوشه‌بندی مدیریت منابع، تأمین کیفیت خدمات و کارایی شبکه را بهبود می‌بخشد. با توجه به محدودیت منابع و ناهمگنی و متحرک بودن گره‌ها در شبکه‌ی اینترنت اشیاء، خوشه‌بندی با چالش‌های زیادی روبرو است [۳].

در این مقاله با استفاده از الگوریتم اکتشافی با نام بهینه‌سازی گرگ خاکستری بهبودیافته روشی برای انتخاب سرخوشه‌ها و بهبود مسیریابی ارائه می‌شود که مصرف انرژی را کاهش داده و توازن بار شبکه را بهبود می‌دهد. در ادامه در بخش دو به‌مرور کارهای مرتبط با موضوع پرداخته خواهد شد و سپس در بخش سه الگوریتم پیشنهادی تشریح می‌شود و نحوه شبیه‌سازی و ارزیابی الگوریتم با الگوریتم‌های مشابه در بخش چهار بیان می‌گردد و نهایتاً در بخش پنجم نتیجه‌گیری نهایی توضیح داده می‌شود.

پیشینه پژوهش

شبکه‌ی کم توان و ضعیف شامل گره‌هایی محدود از نظر منابع حافظه، انرژی و پردازشی هستند. یکی دیگر از محدودیت‌های این گره‌ها در ارتباطات آن‌ها می‌باشد که شامل نرخ داده کم و اندازه قاب کوچک با نرخ از دست‌رفتن بالا در محدوده‌ی فیزیکی کوچکتر با توپولوژی شبکه‌ی پویا می‌شوند. این شبکه‌ها کاربردهای مختلفی از قبیل خانه‌های هوشمند، کارخانجات هوشمند و یا شهرهای هوشمند و حتی راه‌حل‌های نظامی دارند که هر کدام دارای محدودیت‌های خاص خود می‌باشد. گره‌های دارای محدودیت منابع در شبکه از طریق مسیریاب مرزی به اینترنت متصل می‌گردند. مسیریاب مرزی محدودیت‌های منابع کمتری دارد. هنگامی که هر کدام از گره‌های شبکه با دیگر گره‌های سایر شبکه‌ها ارتباط برقرار کنند جریان ترافیک داده به سمت مسیریاب مرزی حرکت می‌کند [۴]. برای استفاده‌ی مؤثر از شبکه‌های کم توان و ضعیف در اینترنت اشیاء استانداردها و فناوری‌های مختلفی توسعه یافته و منتشر شده‌اند. برخی از این استانداردها شامل 6TiSCH [۵]، IEEE ۸۰۲.۱۵.۴ [۶]، 6LoWPAN [۷]، PLC [۸] و BLE [۹] می‌باشند. پروتکل 6LoWPAN استاندارد شده‌ای است که به خوبی ارتباط بین استاندارد IEEE ۸۰۲.۱۵.۴ و پروتکل‌های لایه‌ی بالاتر مثل RPL^۴ یا IPv6 را برقرار می‌کند.

¹ Radio Frequency Identification

² Programmable Logic Controller

³ Bluetooth Low Energy

⁴ Routing Protocol for Low-Power and Lossy Networks

پروتکل مسیریابی برای شبکه‌های کم‌توان و ضعیف (RPL) توسط وینتر^۱ و همکاران [۱۰] منتشر شد. RPL پروتکلی برای مسیریابی منبع با استفاده از بردار-فاصله فعال می‌باشد. این پروتکل گراف جهت‌دار بدون دوری برای نمایش توپولوژی شبکه ایجاد می‌کند. هر گراف با یک ریشه‌ی مقصد به عنوان گراف مقصدگرا (DODAG^۲) معرفی می‌شود. یک شبکه می‌تواند چندین گراف مقصدگرا داشته باشد.

در مقاله‌ای دیگر پروتکل مسیریابی برای مسافت طولانی که مسیر را به بخش‌های کوچکتر تقسیم می‌نمود ارائه گردید. این روش از بردار فاصله براساس نیاز اقتضایی (AODV^۳) برای مسیریابی استفاده می‌کند [۱۱]. در پژوهشی دیگر از طرح سه گانه چندمسیری استفاده شد که ترمیم محلی سریع، توزیع بار و ترکیب این دو را ملاک قرار داد. این روش با پشته پروتکلی IPv۶ برای اینترنت اشیا برای برقراری ارتباطات استفاده نمود. مشکل این روش عدم وجود نتایج شبیه‌سازی در مقایسه با روش‌های چندمسیری مانند RPL بود. همچنین محیط شبیه‌سازی آن بسیار کوچک در نظر گرفته شده بود [۱۲]. ژو^۴ و همکارانش پروتکل مسیریابی کانال-آگاه جدیدی به نام E-CARP ارائه کردند که از روش گام به گام حریم‌ناهی و بدون موقعیت استفاده می‌کند. این روش برای حل دو مشکل استفاده‌ی مجدد داده‌های جمع‌آوری شده و پیچیدگی استراتژی پینگ پونگ در مسیریابی کانال-آگاه پیشنهاد شده است. این روش تنها هزینه‌ی ارتباطات بدون در نظر گرفتن فرایند مسیریابی اینترنت اشیا را کاهش داده است [۱۳]. چائو^۵ و همکاران [۱۴] روشی برای مسیریابی در سیستم‌های اینترنت اشیا با استفاده از بهینه‌سازی کلونی مورچگان ارائه کردند که از مدل مسیریابی مارکوف برای ارزیابی گره‌های شبکه بهره می‌برد. این روش برای تعیین مسیر بهینه از الگوریتم ACO^۶ استفاده می‌کند و یک قالب خاص را برای ACO در نظر می‌گیرد. مسیریابی در این روش براساس سه معیار کیفیت ارتباط، انرژی باقیمانده گره و تعداد گره‌های همسایه ارزیابی می‌شود. این معیارها برای محیط اینترنت اشیا به دلیل تغییرات پویا در پارامترهای مسیر کافی نیست. علاوه بر آن روش چون که روش مارکوف در ارزیابی تنها مصرف انرژی را ملاک قرار می‌دهد ضعیف عمل می‌کند.

طرح پیشنهادی

در این بخش جزئیات روش پیشنهادی بیان می‌گردد. ابتدا به الگوریتم پایه گرگ خاکستری توضیح داده می‌شود. سپس مدل شبکه‌ی مورد استفاده و نحوه فرموله‌شدن مسئله تشریح شده است. در ادامه نحوه انتخاب سرخوشه و روش مسیریابی آورده شده است.

معادلات ریاضی

الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری با الهام از رهبری و رفتار شکار گرگ‌های خاکستری در طبیعت ایجاد شده است. الگوریتم گرگ خاکستری شامل سه گرگ رهبر به نام‌های آلفا، بتا و دلتا هستند که نسبت به سایر گرگ‌ها که به نام امگا شناخته می‌شوند راه‌حل‌های بهتری می‌باشند که به سمت نواحی امیدبخش برای یافتن بهترین راه‌حل سراسری هستند. عملیات شکار گرگ‌های خاکستری دارای سه مرحله اصلی محاصره، شکار و حمله به شکار است [۱۵].

محاصره: محاصره شکار توسط گرگ‌های خاکستری طبق فرمول‌های زیر مدل می‌شوند:

¹ Winter

² Destination Oriented Directed Acyclic Graph

³ Ad-hoc On Demand Distance

⁴ Zhou

⁵ Chao

⁶ Ant Colony Optimization

$$D = |C \times X_p(t) - X(t)| \quad (۱)$$

$$X(t+1) = X_p(t) - A \times D \quad (۲)$$

که X_p موقعیت شکار و X بردار موقعیت گرگ‌های خاکستری می‌باشد، t نوبت تکرار فعلی و C و A بردار ضرایبی هستند که توسط فرمول‌های زیر محاسبه می‌گردند:

$$A = 2A \times r_1 - a(t) \quad (۳)$$

$$C = 2r_2 \quad (۴)$$

که r_1 و r_2 بردارهای تصادفی در محدوده‌ی $[0, 1]$ می‌باشند و عناصر بردار a به شکل خطی طبق فرمول (۵) از ۲ به سمت صفر می‌رود:

$$a(t) = 2 - \frac{(2t)}{MaxIter} \quad (۵)$$

شکار: به صورت ریاضی رفتار شکار گرگ‌ها را مدل می‌نماید، در اینجا فرض بر این است که آلفا، بتا و دلتا بهترین دانش را نسبت به مکان شکار دارند. از این رو با در نظر گرفتن مکان سه راه‌حل برتر در آلفا، بتا و دلتا گرگ‌های دیگر از آن‌ها پیروی می‌کنند. فرمول‌های زیر رفتار شکار را تشریح می‌کنند:

$$\begin{aligned} D_\alpha &= |C_1 \times X_\alpha - X(t)| \\ D_\beta &= |C_2 \times X_\beta - X(t)| \\ D_\delta &= |C_3 \times X_\delta - X(t)| \end{aligned} \quad (۶)$$

که C_1 و C_2 و C_3 طبق فرمول (۴) محاسبه می‌شوند و X مکان فعلی گرگ را نشان می‌دهد و D نشان‌دهنده‌ی موقعیت بروزرسانی شده‌ی گرگ است. سپس مکان قطعی گرگ‌های X_1 و X_2 و X_3 طبق فرمول‌های (۷) و (۸) محاسبه می‌گردد:

$$\begin{aligned} X_1 &= |X_\alpha - A_1 D_\alpha| \\ X_2 &= |X_\beta - A_2 D_\beta| \\ X_3 &= |X_\delta - A_3 D_\delta| \end{aligned} \quad (۷)$$

$$X_{(t+1)} = \frac{X_1 + X_2 + X_3}{3} \quad (۸)$$

که A_1 و A_2 و A_3 بردارهای تصادفی هستند.

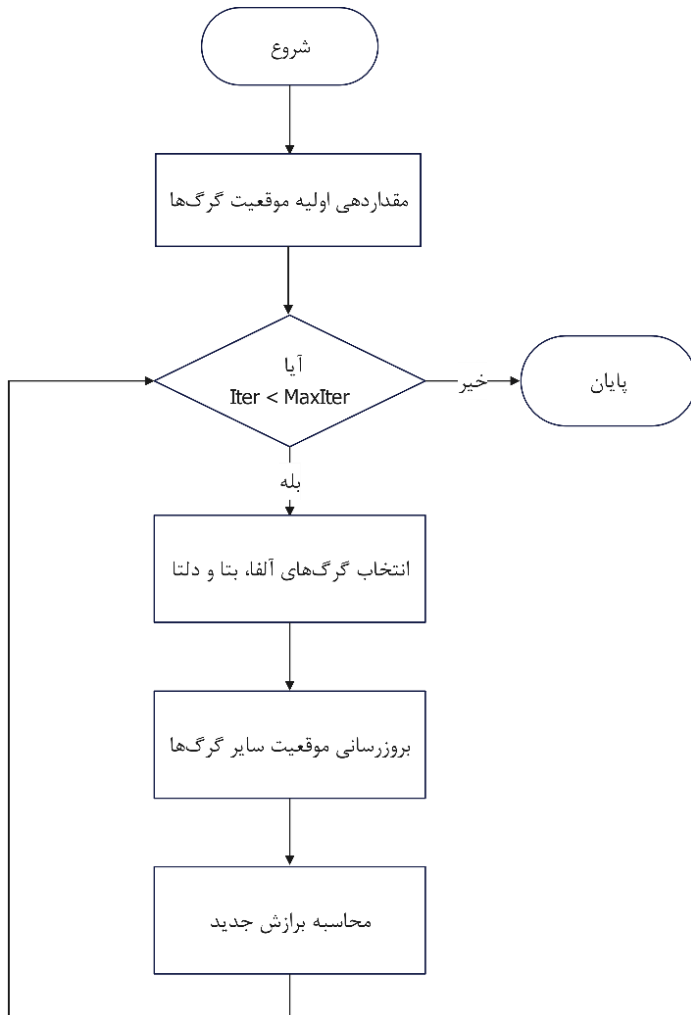
حمله به شکار: عملیات شکار زمانی که شکار متوقف شود تمام شده و گرگ‌ها شروع به حمله می‌کنند. این عملیات به وسیله محاسبات ریاضیاتی مقدار a که به شکل خطی کاهش می‌یابد تعیین می‌شود. طبق این مقدار نیمی از مراحل به عنوان اکتشاف و نیمی دیگر به عنوان بهره‌برداری در نظر گرفته می‌شود. در این مرحله گرگ‌ها موقعیتی تصادفی بین موقعیت خودشان و شکار را انتخاب می‌کنند.

روند نمای الگوریتم گرگ خاکستری در شکل ۱ آمده است. در این الگوریتم ابتدا موقعیت مکانی اولیه گرگ‌ها به شکل تصادفی در فضای مسئله تولید می‌شود. سپس تابع برازش موقعیت گرگ‌ها را ارزیابی می‌کند. پس از آن عملیات محاصره، شکار و حمله به تعداد مشخص تکرار می‌شود. در هر تکرار سه گرگ آلفا، بتا و دلتا با بهترین مقدار برازش انتخاب و سپس طبق الگوریتم موقعیت مکانی گرگ‌ها به روزرسانی می‌شود.

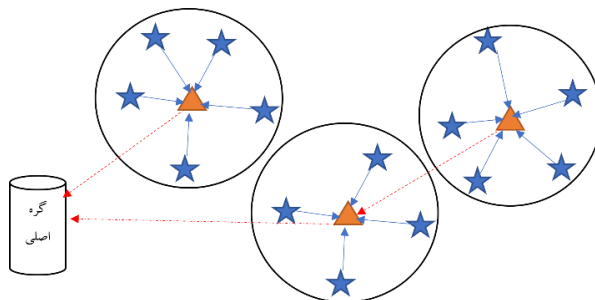
مدل شبکه‌ی اینترنت اشیا

در شبکه‌های اینترنت اشیا گره‌های مختلفی وجود دارند که در محیط فیزیکی منتشر شده‌اند. هر گره ویژگی‌های متفاوتی از قبیل نوع حسگر، محدوده ارسال و دریافت داده و باتری دارد. در این مدل گره‌های موجود در شبکه به شکل ثابت و دارای چند حسگر در نظر گرفته می‌شوند که اطلاعات محیط را دریافت کرده و از طریق شبکه‌ی اقتضایی به گره اصلی که یک گره بدون محدودیت‌های انرژی و پردازشی است ارسال می‌نمایند. در این شبکه یک گره با منابع نامحدود به عنوان گره اصلی در نظر گرفته شده است. مدل موردنظر در شکل ۲ نشان داده شده است. در سطح شبکه تعدادی سرخوشه وجود دارد که گره‌های در محدوده آن از طریق سرخوشه اطلاعات خود را ارسال می‌نمایند. تعدادی شیء در محیط دوبعدی به شکل تصادفی توزیع می‌شوند.

هدف روش ارائه شده انتخاب مناسب سرخوشه‌ها بر اساس محدودیت‌های گره‌ها در شبکه اینترنت اشیا می‌باشد به طوری که تعادل بار و مصرف انرژی بهبود یابد.



شکل ۱. روندنمای بهینه‌سازی گرگ خاکستری.



شکل ۲. ساختار شبکه‌ی اینترنت اشیا.

مدل مصرفی انرژی

مدل انرژی مورد استفاده در این پژوهش برای محاسبه مصرف انرژی در شبکه برگرفته از [۱۶] می باشد. مدل انرژی رادیویی از دو نوع کانال ارتباطی طراحی شده استفاده می کند ۱ کانال فضای خالی و ۲ کانال چند مسیری که بر اساس فاصله بین فرستنده و گیرنده انتخاب می شوند. اگر این فاصله کمتر از آستانه باشد از مدل فضای خالی و در غیر این صورت از کانال چندمسیری استفاده می گردد. اگر E_{elec} انرژی مورد نیاز برای مدار الکترونیکی باشد و ϵ_{fs} و ϵ_{mp} به ترتیب انرژی لازم برای تقویت کننده در حالت های کانال فضای خالی و کانال چندمسیری را نشان می دهند. بنابراین کل انرژی مصرف شده برای l بیت از داده در فاصله d توسط فرمول (۹) محاسبه می شود:

$$E_T(l, d) = \begin{cases} l * E_{elec} + l * \epsilon_{fs} * d^2, & d < d_0 \\ l * E_{elec} + l * \epsilon_{mp} * d^4, & d \geq d_0 \end{cases} \quad (9)$$

انرژی مورد نیاز برای دریافت l بیت داده توسط فرمول (۱۰) محاسبه می گردد:

$$E_R(l) = l * E_{elec} \quad (10)$$

که E_{elec} با در نظر گرفتن جنبه های مختلفی مانند کدینگ دیجیتال، مودولاسیون، فیلتر کردن سیگنال و انتشار سیگنال محاسبه می شود. $\epsilon_{fs} * d^2$ و $\epsilon_{mp} * d^4$ بر اساس فاصله ی بین فرستنده و گیرنده محاسبه می گردد. که E_{elec} با در نظر گرفتن جنبه های مختلفی مانند کدینگ دیجیتال، مودولاسیون، فیلتر کردن سیگنال و انتشار سیگنال محاسبه می شود. $\epsilon_{fs} * d^2$ و $\epsilon_{mp} * d^4$ بر اساس فاصله ی بین فرستنده و گیرنده محاسبه می گردد.

روش پیشنهادی

در ابتدای کار کار گره اصلی تعداد N_c سرخوشه که طبق فرمول (۱۱) محاسبه می شود انتخاب می کند. در این مرحله انتخاب سرخوشه بر اساس فاصله از گره اصلی و مقدار انرژی اولیه انتخاب می شود.

$$Selection = \frac{E_r}{ECR * d} \quad (11)$$

$$ECR = \frac{E_0}{E_0 - E_r} \quad (12)$$

که E_r مقدار انرژی باقیمانده و E_0 مقدار انرژی اولیه ی گره است. سپس در مرحله دوم جمعیت اولیه ی گره ها به شکل برداری به اندازه تعداد کل گره های شبکه ایجاد می گردد. در این قسمت هر بردار که N (تعداد کل گره ها) عضو دارد به شکل تصادفی مقدار صفر یا یک داده می شود. مقدار یک به عنوان سرخوشه و مقدار صفر نشان دهنده عضو عادی در نظر گرفته می شود. پس از این مقداردهی و تولید جمعیت اولیه، الگوریتم بهینه سازی گرگ خاکستری برای انتخاب سرخوشه های مناسب شروع به کار می کند. به دلیل آنکه در الگوریتم گرگ خاکستری فقط از سه گرگ برتر برای به روزرسانی موقعیت گرگ ها استفاده می شود همگرایی کندتر اتفاق می افتد و همچنین جمعیت گرگ ها تنوع خود را به زودی از دست می دهد. برای

جلوگیری از این مشکلات و به‌عنوان یک روش بهبود الگوریتم گرگ خاکستری در مرحله به‌روزرسانی موقعیت گرگ‌ها تغییراتی داده شد. در اینجا از ایده رفتار شکار انفرادی گرگ‌های خاکستری استفاده می‌شود. این روش که شکار مبتنی بر یادگیری ابعاد (DLH) نامیده می‌شود، به‌صورت یک مرحله پس از مرحله موقعیت جدید گرگ‌ها در الگوریتم اصلی گرگ خاکستری اضافه می‌شود. در شکار مبتنی بر یادگیری، گرگ‌ها بر اساس موقعیت گرگ‌های همسایه موقعیت جدیدی یاد می‌گیرند.

در اینجا برای به‌روزرسانی موقعیت گرگ‌ها هر بعد از موقعیت جدید توسط گرگ‌های همسایه و یک گرگ تصادفی از جمعیت گرگ‌ها طبق فرمول (۱۵) محاسبه می‌شود. سپس در کنار موقعیت جدید به روش سنتی $X_{i-GWO}(t+1)$ یک موقعیت جدید به روش DLH به نام $X_{i-DLH}(t+1)$ تولید می‌شود. قبل از آنکه موقعیت جدید به روش DLH محاسبه گردد. ابتدا محدوده‌ی همسایگی طبق فرمول زیر محاسبه می‌گردد:

$$R_i = |X_i(t) - X_{i-DLH}(t+1)| \quad (13)$$

و بر اساس فرمول زیر گرگ‌های همسایه که در محدوده R_i قرار دارند مشخص می‌گردند:

$$N_i = \{X_j(t) | D(X_i(t), X_j(t)) \leq R_i\} \quad (14)$$

که $X_j(t)$ تمامی گرگ‌های جمعیت می‌باشند. حال که همه‌ی همسایگان گرگ مشخص شده‌اند طبق فرمول زیر هر کدام از ابعاد موقعیت جدید به روش شکار مبتنی بر یادگیری محاسبه شده و موقعیت کاندید بدست می‌آید.

$$X_{i-DLH,d}(t+1) = X_{i,d}(t) \oplus \text{random}(X_{n,d}(t), X_{r,d}(t)) \quad (15)$$

پس از محاسبات فوق دو موقعیت جدید برای هر گرگ به وجود می‌آید (یک موقعیت به روش الگوریتم گرگ خاکستری اولیه، یک موقعیت توسط روش DLH). سرانجام بر اساس تابع برازش که برای هر دو موقعیت جدید محاسبه می‌شود بهترین نتیجه به‌عنوان موقعیت جدید گرگ انتخاب می‌گردد. الگوریتم کلی این روش بهبودیافته در شکل ۳ قابل مشاهده است. در این شکل بخش تغییر یافته نسبت به الگوریتم اصلی با خط چین مشخص شده است.

تابع برازش

سرخوشه‌ها برای عملیاتی مانند دریافت داده از گره‌های زیرمجموعه، جمع‌آوری و در نهایت ارسال آن‌ها به گره اصلی یا سایر سرخوشه‌هایی که در مسیر رسیدن به گره اصلی هستند انرژی بیشتری مصرف می‌کنند؛ بنابراین انرژی مصرف شده توسط سرخوشه ch_i که تعداد n_i عدد گره عضو دارد توسط فرمول زیر محاسبه می‌شود:

$$E_{ch(i)} = n_i * E_r + n_i * E_{da} + E_t(ch_i) \quad (16)$$

که E_r ، E_{da} و E_t به ترتیب انرژی مصرف شده برای دریافت داده، جمع‌آوری داده و انتشار به گره بعدی را نشان می‌دهند. همچنین هر سرخوشه برای دریافت داده‌های اضافی و انتقال آن‌ها به سمت گره اصلی انرژی مضاعفی را مصرف می‌کنند. این مصرف انرژی به شکل بازگشتی طبق فرمول (۱۷) محاسبه می‌گردد:

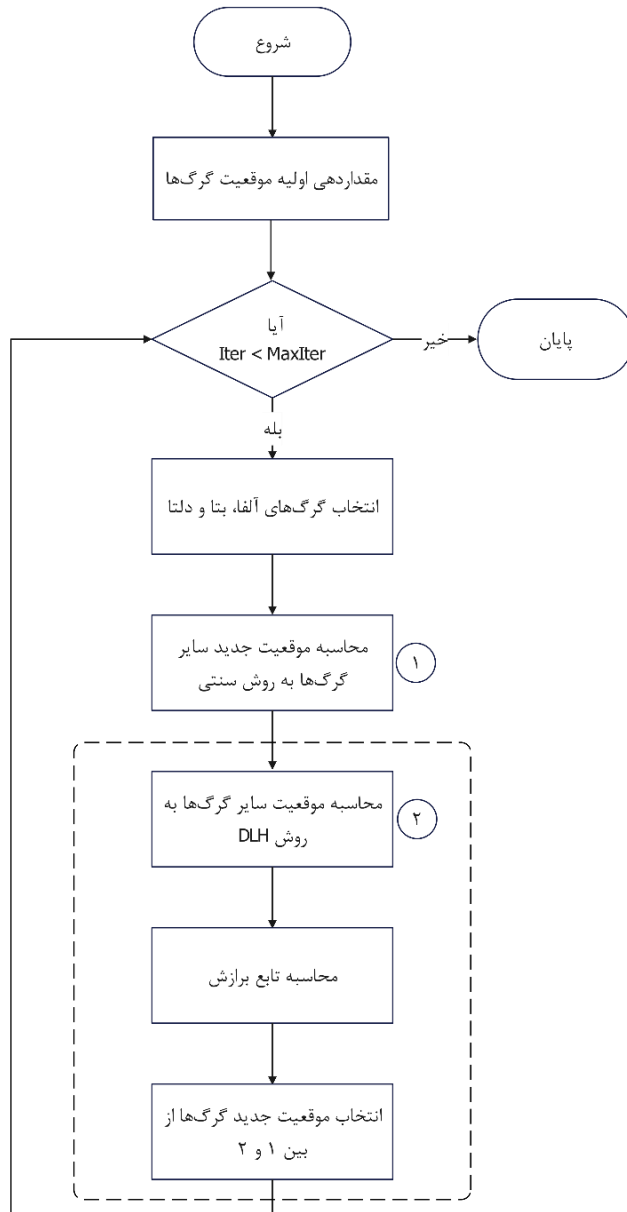
$$InData(ch_i) = \begin{cases} 0 & \text{if } nextCh = \{\varphi\} \\ \sum_{j \in nextCh} InData(ch_j) & \text{else} \end{cases} \quad (17)$$

که $nextCh$ لیست سرخوشه‌هایی است که به سرخوشه ch_i داده ارسال می‌کنند. بنابراین انرژی مورد نیاز برای انتقال داده‌های ورودی با استفاده از فرمول زیر به دست می‌آید:

$$E_f(ch_i) = InData(ch_i) \times E_t(ch_i) + InData(ch_i) \times E_r \quad (18)$$

در نهایت کل انرژی مصرف شده برای سرخوشه با جمع انرژی لازم برای عملیات سرخوشه بودن و انتقال داده‌های دریافتی از سرخوشه‌های دیگر به دست می‌آید.

$$E_{tot}(ch_i) = E_{ch(i)} + E_f(ch_i) \quad (19)$$



شکل ۳. روند نمای بهینه سازی گرگ خاکستری بهبود یافته.

همچنین مدت عمر سرخوشه بر اساس نسبت انرژی باقیمانده به انرژی کل مصرفی آن طبق فرمول زیر محاسبه می‌گردد:

$$L(ch_i) = \frac{E_r}{E_{tot}} \quad (20)$$

برای اندازه‌گیری کیفیت راه‌حل از تابع برازش جدیدی استفاده می‌شود که مبتنی بر تعادل بار و مصرف بهینه انرژی باشد. در این تابع برازش بار ترافیکی سرخوشه بر اساس فاصله‌ی بین سرخوشه و گره اصلی توزیع می‌شود؛ بنابراین سرخوشه‌های نزدیک‌تر به گره اصلی گره‌های زیرمجموعه کمتری داشته و در مقابل سرخوشه‌های دورتر تعداد زیرمجموعه‌ی بیشتری دارند. چون که سرخوشه‌های نزدیک‌تر به گره اصلی باید داده‌های سرخوشه‌های دورتر را به گره اصلی منتقل کنند.

در این پژوهش بر اساس فاصله‌ی بین سرخوشه و گره اصلی ضریب تعداد اعضای خوشه تغییر می‌کند. تابع برازش با فرمول زیر محاسبه می‌گردد:

$$Fit(ch_i) = K_2 \times |load(ch_i) - dist(BS, ch_i) * \mu| \quad (21)$$

$$\mu = \frac{\sum load(ch_i)}{N_c} \quad (22)$$

که $load(ch_i)$ داده‌های دریافتی سرخوشه و $dist(BS, ch_i)$ فاصله بین سرخوشه و گره اصلی است. بنابراین مقدار برازش خوشه‌بندی برای شبکه طبق فرمول زیر محاسبه و به دست می‌آید تا براساس آن جمعیت گرگ‌ها رتبه‌بندی شود.

$$Wolf\ Fitness = \frac{\sum CH\ Fitness(ch_i)}{N_c} \quad (23)$$

مسیریابی

پس از تعیین سرخوشه‌ها بر اساس الگوریتم گرگ خاکستری بهبودیافته که در بخش قبل تشریح شد، هر سرخوشه برای انتخاب گره بعدی در مسیر ارسال اطلاعات به گره اصلی از روش مسیریابی زیر استفاده می‌کند. هر سرخوشه که فاصله‌ی خود را با گره اصلی محاسبه می‌کند به سایر سرخوشه‌های همسایه اطلاع‌رسانی می‌نماید. اطلاع‌رسانی توسط سرخوشه‌ها به ترتیب از نزدیک گره اصلی به سمت دورترین سرخوشه‌ها صورت می‌گیرد. هر سرخوشه لیستی از فاصله‌ی سرخوشه‌های اطراف خود تا گره اصلی را نگهداری می‌کند.

$$Route\ Weight = w_1 * d + w_2 * h + w_3 * e \quad (24)$$

$$D(ch_i) = \begin{cases} 0 & \text{if } d(BS) < R(ch_i) \\ \min(RW(D(neighbors))) & \text{else} \end{cases} \quad (25)$$

که در آن w_1 و w_2 و w_3 اعدادی در بازه‌ی صفر تا یک هستند و $w_1 + w_2 + w_3 = 1$ و d فاصله با گره اصلی، h تعداد گام تا گره اصلی و e انرژی باقیمانده می‌باشد.

در زمان ارسال داده‌ها توسط هر سرخوشه گام بعدی برای ارسال اطلاعات با استفاده از روش چرخ رولت انتخاب می‌شود که احتمال انتخاب هر سرخوشه‌ی همسایه طبق فرمول زیر محاسبه می‌گردد.

$$p_j = \frac{D(ch_j)}{\sum D(ch_i)} \quad (26)$$

شبیه‌سازی و نتایج

الگوریتم ارائه شده در این مقاله توسط MATLAB ۲۰۱۹a پیاده‌سازی شد و روی کامپیوتری که دارای پردازنده اینتل i5 با فرکانس کاری ۳.۵ گیگاهرتز و ۸ گیگابایت حافظه رم و سیستم‌عامل ویندوز ۱۰ می‌باشد، اجرا شد. نتایج برای محیط دوعبده با ابعاد ۱۰۰ متر در ۱۰۰ متر که گره‌های شبکه به شکل تصادفی یکنواخت در آن توزیع شده‌اند انجام گرفت. گره اصلی در مرکز محیط یعنی نقطه‌ی (۵۰، ۵۰) قرار داده شد. گره اصلی در طول شبیه‌سازی ثابت بوده و تغییر مکانی ندارد. پارامترهای شبیه‌سازی در جدول ۱ بیان شده است. همچنین پارامترهای مورد استفاده برای هر الگوریتم بهینه‌سازی براساس مقالات اصلی بوده و پارامتر مورد استفاده در روش پیشنهادی نیز براساس مقاله اصلی الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری در [۱۵] می‌باشد.

سه سناریو با تعداد گره‌های ۱۵۰، ۳۰۰ و ۴۵۰ عدد که برای هر حالت حدود ۱۵٪ از گره‌ها به‌عنوان سرخوشه انتخاب می‌شوند در نظر گرفته شده است. الگوریتم ارائه شده در این روش (IGWO-CH) با روش‌های بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO) [۱۷]، بهینه‌سازی گرگ خاکستری (GWO) [۱۸]، روش زنبورعسل مصنوعی (ABC) [۱۹] و بهینه‌سازی کرم شب تاب (GSO) [۲۰] مقایسه شده است.

برای به‌دست‌آوردن نتایج دقیق و قابل‌اطمینان‌تر هر سناریو برای پنج بار با پارامترهای یکسان اجرا گردیده و میانگین نتایج به‌دست‌آمده از آن‌ها در اینجا استفاده می‌شود. همه الگوریتم‌ها در محیط یکسان با شرایط و پارامترهای مشابه پیاده‌سازی و شبیه‌سازی شده‌اند.

بیان این نکته لازم است که این شبیه‌سازی به شکل رویداد زمان گسسته انجام می‌شود. بدین معنی که تمامی الگوریتم مربوط به مدل ارائه شده که شامل انتخاب سرخوشه و مسیریابی بسته‌های ارسالی گره‌های درون شبکه می‌باشد در یک برش زمانی انجام می‌شود. پس از هر بار تکرار این فرایند شمارنده مربوط به دور افزایش یافته و محاسبات انرژی مصرفی هر گره محاسبه می‌گردد. در نهایت پس از بررسی شرایط شبکه و وضعیت گره‌ها در صورتی که به پایان تعداد تکرار معین شده رسیده یا انرژی همه گره‌ها تمام شده باشد شبیه‌سازی به پایان می‌رسد.

ارزیابی همگرایی

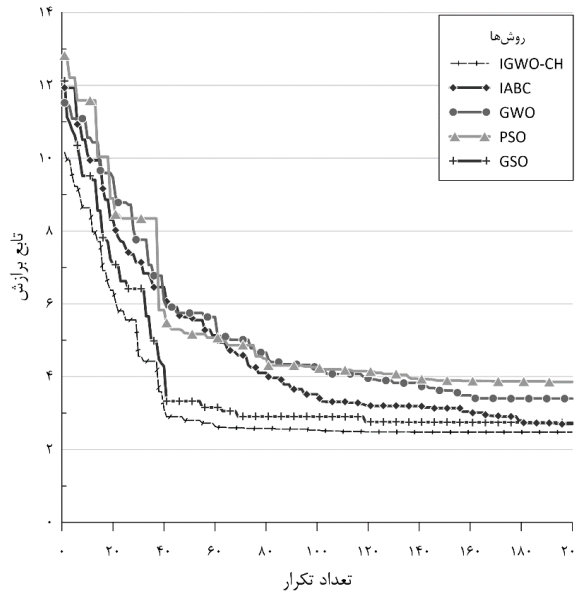
در این بخش رفتار همگرایی الگوریتم پیشنهاد شده در مقایسه با سایر الگوریتم‌های ذکر شده مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. منظور از همگرایی مدت زمانی است که الگوریتم برای رسیدن به جواب بهینه صرف می‌کند. در نمودار همگرایی که بر اساس تابع برازش صورت می‌گیرد و زمانی که نمودار خط افقی مستقیم می‌شود به معنای رسیدن به جواب نهایی است و در این زمان گفته می‌شود جواب بهینه یافته شده است.

همان‌طور که در شکل ۳ مشاهده می‌شود میزان همگرایی الگوریتم پیشنهادی نسبت به سایر روش‌ها بیشتر بوده است. نمودار نوسانات زیادی در اوایل و ثبات بیشتری در اواخر نشان می‌دهد. رویکرد کاهشی منحنی در نمودار نشان می‌دهد که جمعیت گرگ‌ها با همکاری هم و با استفاده از روش به‌روزرسانی بهبودیافته، سریع‌تر به سمت حالت بهینه می‌روند.

جدول ۱. پارامترهای سیستم کنترل DG.

| نام پارامتر | مقدار |
|-----------------|--------------------|
| محیط | ۱۰۰ متر در ۱۰۰ متر |
| موقعیت گره اصلی | (۵۰، ۵۰) |

| نام پارامتر | مقدار |
|--------------------|----------------------|
| محدوده‌ی ارتباطی | ۵ تا ۱۵ متر (تصادفی) |
| تعداد گره‌های شبکه | ۴۵۰، ۳۰۰، ۱۵۰ |
| تعداد سرخوشه‌ها | ٪ ۱۵ |
| اندازه‌ی بسته‌ها | ۵۰۰۰ بیت |
| انرژی اولیه گره‌ها | ۰/۲۵ تا ۰/۵ ژول |



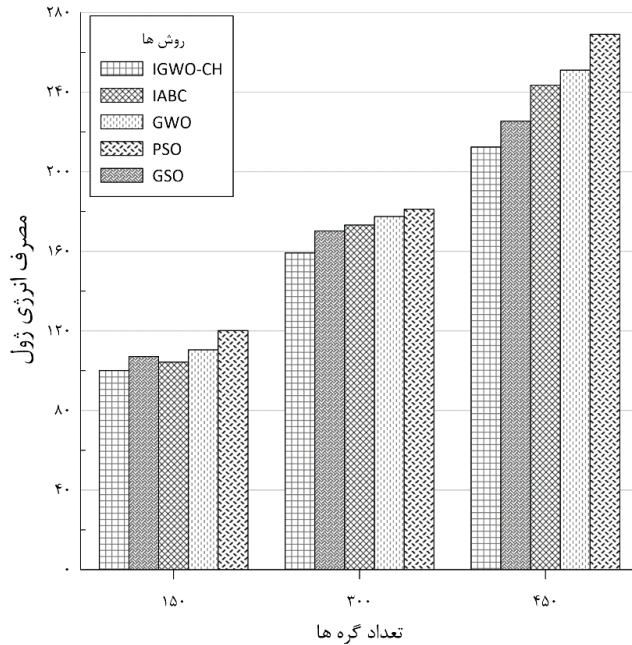
شکل ۳. همگرایی الگوریتم‌های شبیه‌سازی شده در مقایسه با الگوریتم پیشنهادی.

ارزیابی مصرف انرژی

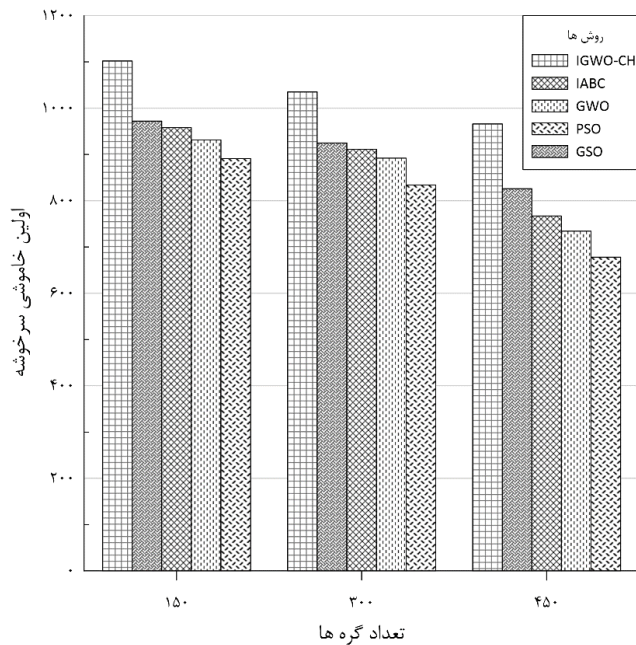
مدل مصرف انرژی در بخش ۳-۳ توضیح داده شد. بر اساس همین مدل مصرف انرژی روش پیشنهادی در شبیه‌سازی محاسبه گردید. فاصله‌ی بین گره‌ها و اندازه‌ی بسته‌ی اطلاعاتی که انتقال می‌یابد میزان مصرف انرژی را مشخص می‌کند. در شکل ۴ نمودار نتایج حاصل از مصرف انرژی شبکه پس از ۱۰۰۰ دور تکرار هر الگوریتم محاسبه و نمایش داده شده است. الگوریتم ارائه شده مصرف انرژی کمتری نسبت به سایر الگوریتم‌ها دارد. دلیل این امر استفاده از فاصله و بار ترافیکی گره‌ها در تابع برازش می‌باشد. این الگوریتم تعداد بیشتری از سرخوشه‌ها را در نزدیکی گره اصلی انتخاب می‌کند بدین ترتیب خوشه‌های کوچک‌تری تشکیل می‌شوند و تعادل بار بهتری رخ دهد.

ارزیابی زمان اولین خاموشی سرخوشه

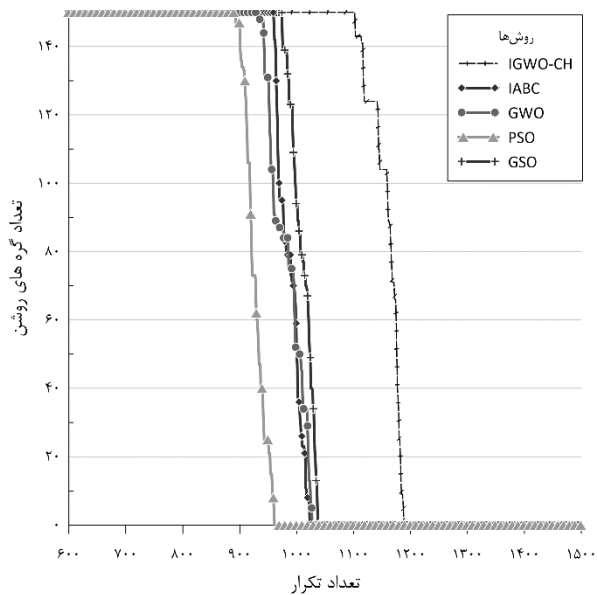
پس از آنکه انرژی یک سرخوشه تمام شود شبکه‌ی متصل به آن به دیگر سرخوشه‌ها متصل می‌شوند؛ اما آن گره دیگر قابلیت اتصال نخواهد داشت. در این بخش تعداد تکراری از الگوریتم که اولین سرخوشه خاموش شود به عنوان زمان عمر شبکه (اولین خاموشی سرخوشه) در نظر گرفته می‌شود.



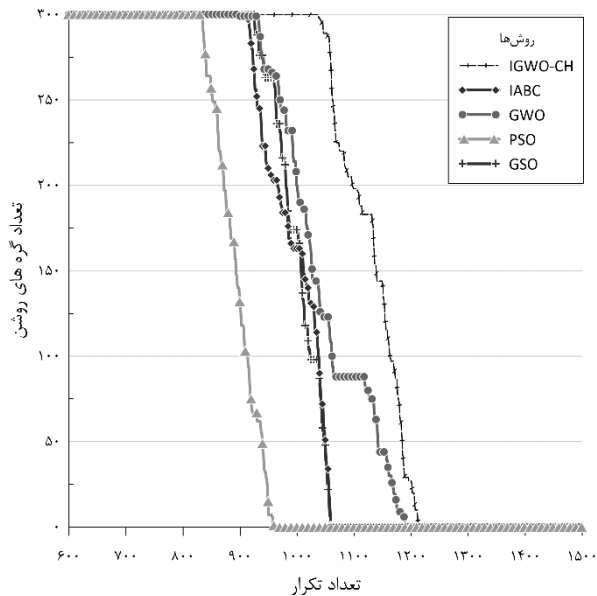
شکل ۴. نتایج مصرف انرژی برحسب ژول.



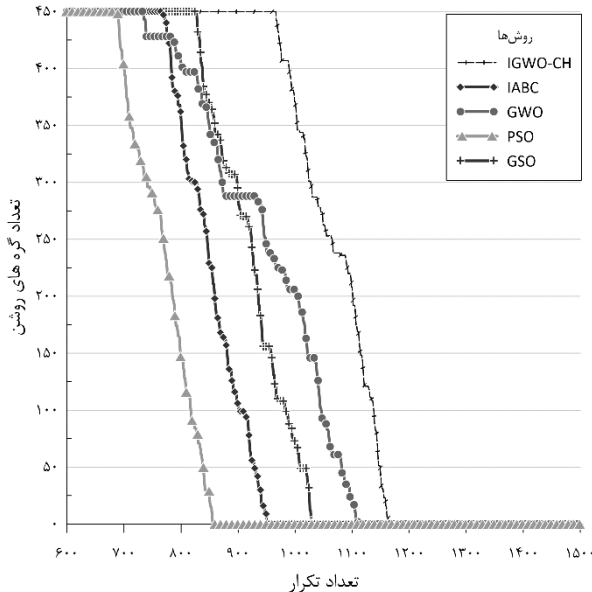
شکل ۵. نتایج عمر شبکه (زمان اولین خاموشی سرخوشه).



شکل ۵. نتایج عمر شبکه با ۱۵۰ گره (زمان اولین خاموشی سرخوشه).



شکل ۷. نتایج عمر شبکه با ۳۰۰ گره (زمان اولین خاموشی سرخوشه).



شکل ۸. نتایج عمر شبکه با ۴۵۰ گره (زمان اولین خاموشی سرخوشه).

در شکل ۵ اولین زمان خاموشی سرخوشه در روش‌های مورد ارزیابی مقایسه شده است. در شکل‌های ۶ و ۷ و ۸ نیز به تفصیل قابل مشاهده است که هر روش در سناریوهای ۱۵۰، ۳۰۰ و ۴۵۰ گره‌ای پس از چند تکرار شبیه‌سازی عمر شبکه به پایان می‌رسد. همانطور که مشهود است روش ارائه شده در این پژوهش برای شبکه‌ی اینترنت اشیاء در هر سه حالت ۱۵۰، ۳۰۰ و ۴۵۰ گره عمر بیشتری به ارمغان می‌آورد.

ارزیابی تأخیر انتها به انتها

تأخیر مدت زمانی که طول می‌کشد تا یک بسته از گره مبدأ به مقصد برسد. در اینجا میانگین تأخیر انتها به انتهای بسته‌های داده که از مبدأ گره‌های شبکه به مقصد (گره اصلی) ارسال می‌شوند طبق فرمول زیر محاسبه می‌شود.

$$delay_{avg} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N delay_{eze}(p_i) \quad (27)$$

$$delay_{eze} = \sum_{i=1}^H delay_{to_hop_i}(p) \quad (28)$$

که برای هر الگوریتم در سناریوهای دارای ۱۵۰، ۳۰۰ و ۴۵۰ گره شبکه این تأخیر محاسبه شده و نتایج آن در جدول ۲ قابل مشاهده است. این شبیه‌سازی‌ها به مدت ۵۰۰ دور از الگوریتم‌های فوق اجرا شده و میانگین به‌دست‌آمده از هر کدام در جدول ذکر شده است. این مقدار بر حسب میلی ثانیه محاسبه می‌شود الگوریتم ارائه شده در این زمینه تأخیر کمتری نسبت به روش‌های دیگر به دست آورده است. دلیل اینکه تأخیر کمتر است باتوجه به نحوه انجام الگوریتم

و انتخاب خوشه که بر اساس توزیع بار می‌باشد، سبب کاهش ازدحام ترافیک در برخی سرخوشه‌ها می‌شود. به همین دلیل بسته‌های ارسالی با کمترین تأخیر به مقصد می‌رسند.

جدول ۲. نتایج میزان تأخیر انتها به انتها (برحسب میلی ثانیه).

| نام الگوریتم | تعداد گره‌های شبکه | | |
|------------------------------|--------------------|-----|-----|
| | ۴۵۰ | ۳۰۰ | ۱۵۰ |
| بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO) | ۱۰/۲ | ۷/۸ | ۵/۷ |
| بهینه‌سازی گرگ خاکستری (GWO) | ۹/۲ | ۷/۳ | ۵/۵ |
| زنبورعسل مصنوعی (IABC) | ۸/۹ | ۷/۰ | ۵/۲ |
| بهینه‌سازی کرم شب‌تاب (GSO) | ۸/۶ | ۶/۹ | ۵/۰ |
| الگوریتم پیشنهادی (IGWO-CH) | ۸/۵ | ۶/۶ | ۴/۸ |

نتیجه‌گیری

فناوری اینترنت اشیا به دلیل گستردگی و گوناگونی تجهیزاتی که در آن وجود دارد و همچنین محدودیت‌های فراوانی که این تجهیزات دارند نیازمند روش‌های نوین مسیریابی جهت کاهش مصرف انرژی و تعادل بار موجود در شبکه‌ی آن هستند. در این پژوهش روشی برای مسیریابی در این نوع شبکه‌ها ارائه شد که از الگوریتم گرگ خاکستری بهبودیافته استفاده می‌کند. نوآوری استفاده شده در این پژوهش استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری بهبودیافته برای انتخاب سرخوشه‌ها به شکلی است که طول عمر شبکه را افزایش دهد در این پژوهش روشی برای مسیریابی در این نوع شبکه‌ها ارائه شد که از الگوریتم گرگ خاکستری بهبودیافته استفاده می‌کند. روش ارائه شده به دلیل استفاده از شکار مبتنی بر یادگیری ابعاد همگرایی بهتری نسبت به الگوریتم گرگ خاکستری اولیه به دست می‌آورد. نتایج روش پیشنهادی با روش‌های بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO)، بهینه‌سازی گرگ خاکستری (GWO)، زنبورعسل مصنوعی (IABC) و الگوریتم بهینه‌سازی کرم شب‌تاب (GSO) مقایسه شد. الگوریتم ارائه شده در زمینه تعادل بار و کاهش مصرف انرژی نسبت به سه روش فوق بهبود قابل توجهی نشان داد. در آینده به‌عنوان پژوهش می‌توان این روش را در شبکه‌های سیار که دارای گره‌های متحرک هستند استفاده نمود میزان بهبود در عمر شبکه‌ی حدود ۱۵٪ نسبت به سایر روش‌ها به‌دست‌آمده است. همان‌طور که بیان شد، در این پژوهش گره‌ها در حالت ثابت و ایستا قرار داشتند؛ اما در آینده به‌عنوان پژوهش می‌توان این روش را در شبکه‌های سیار که دارای گره‌های متحرک هستند و چالش مسیریابی در آن‌ها بیشتر است بررسی نمود و همچنین می‌توان این روش را برای محیط‌های دارای موانع فیزیکی که به محیط‌های واقعی تشابه بیشتری دارند پیاده‌سازی و آنالیز کرد.

References

- [1] Lin, J., Yu, W., Zhang, N., Yang, X., Zhang, H., & Zhao, W. (2017). A Survey on Internet of Things: Architecture, Enabling Technologies, Security and Privacy, and Applications. *Institute of Electrical and Electronics Engineers Internet of Things Journal*, 4(5), 1125-1142. <https://doi.org/10.1109/JIOT.2017.2683200>
- [2] Qiu, T., Chen, N., Li, K., Atiquzzaman, M., & Zhao, W. (2018). How Can Heterogeneous Internet of Things Build Our Future: A Survey. *Institute of Electrical and Electronics Engineers Communications Surveys & Tutorials*, 20(3), 2011-2027. <https://doi.org/10.1109/COMST.2018.2803740>

- [3] Shahraki, A., Taherkordi, A., Haugen, Ø., & Eliassen, F. (2021). A Survey and Future Directions on Clustering: From WSNs to IoT and Modern Networking Paradigms. *Institute of Electrical and Electronics Engineers Transactions on Network and Service Management*, 18(2), 2242-2274. <https://doi.org/10.1109/TNSM.2020.3035315>
- [4] Bouzid, A. E. M., Sicard, P., Chaoui, H., Cheriti, A., Sechilariu, M., & Guerrero, J. M. (2019). A novel Decoupled Trigonometric Saturated droop controller for power sharing in islanded low-voltage microgrids. *Electric Power Systems Research*, 168, 146-161. <https://doi.org/10.1016/j.epsr.2018.11.016>
- [5] Dujovne, D., Watteyne, T., Vilajosana, X., & Thubert, P. (2014). 6TiSCH: deterministic IP-enabled industrial Internet (of Things). *Institute of Electrical and Electronics Engineers Communications Magazine*, 52(12), 36-41. <https://doi.org/10.1109/MCOM.2014.6979984>
- [6] Gutierrez, J. A., Naeve, M., Callaway, E., Bourgeois, M., Mitter, V., & Heile, B. (2001). IEEE 802.15.4: a developing standard for low-power low-cost wireless personal area networks. *Institute of Electrical and Electronics Engineers Network*, 15(5), 12-19. <https://doi.org/10.1109/65.953229>
- [7] Mulligan, G. (2007, June 25-26). *The 6LoWPAN architecture* [Conference session]. Proceedings of the 4th workshop on Embedded networked sensors, Cork, Ireland. <https://doi.org/10.1145/1278972.1278992>
- [8] Pavlidou, N., Vinck, A. J. H., Yazdani, J., & Honary, B. (2003). Power line communications: state of the art and future trends. *Institute of Electrical and Electronics Engineers Communications Magazine*, 41(4), 34-40. <https://doi.org/10.1109/MCOM.2003.1193972>
- [9] Gomez, C., Oller, J., & Paradells, J. (2012). Overview and Evaluation of Bluetooth Low Energy: An Emerging Low-Power Wireless Technology. *Sensors*, 12(9), 11734-11753. <https://doi.org/10.3390/s120911734>
- [10] Winter, T., Thubert, P., Brandt, A., Hui, J., Kelsey, R., Levis, P., Pister, K., Struik, R., Vasseur, J., & Alexander, R. (2012). *RPL: IPv6 Routing Protocol for Low-Power and Lossy Networks* (RFC 6550). Internet Engineering Task Force. <https://datatracker.ietf.org/doc/html/rfc6550>
- [11] Wenmao, L., Binxing, F., Lihua, Y., & Hongli, Z. (2011, December 24-26). *A small world based routing approach of heterogeneous strategy in the Internet of Things* [Conference session]. Proceedings of 2011 International Conference on Computer Science and Network Technology, Harbin, China. <https://doi.org/10.1109/ICCSNT.2011.6182146>
- [12] Le, Q., Ngo-Quynh, T., & Magedanz, T. (2014, October 15-17). *RPL-based multipath Routing Protocols for Internet of Things on Wireless Sensor Networks* [Conference session]. 2014 International Conference on Advanced Technologies for Communications, Hanoi, Vietnam. <https://doi.org/10.1109/ATC.2014.7043425>
- [13] Zhou, Z., Yao, B., Xing, R., Shu, L., & Bu, S. (2016). E-CARP: An Energy Efficient Routing Protocol for UWSNs in the Internet of Underwater Things. *Institute of Electrical and Electronics Engineers Sensors Journal*, 16(11), 4072-4082. <https://doi.org/10.1109/JSEN.2015.2437904>
- [14] Chao, C., Zhi-hong, Q., & Guang, J. (2014, May 31-June 1). *An IoT Ant Colony Foraging Routing Algorithm Based on Markov Decision Model* [Conference session]. Proceedings of the 2nd International Conference on Soft Computing in Information Communication Technology, Taipei, Taiwan. <https://doi.org/10.2991/scict-14.2014.31>

- [15] Mirjalili, S., Mirjalili, S. M., & Lewis, A. (2014). Grey Wolf Optimizer. *Advances in Engineering Software*, 69, 46-61. <https://doi.org/10.1016/j.advengsoft.2013.12.007>
- [16] Heinzelman, W. R., Chandrakasan, A., & Balakrishnan, H. (2000, January 07). *Energy-efficient communication protocol for wireless microsensor networks* [Conference session]. Proceedings of the 33rd Annual Hawaii International Conference on System Sciences, Maui, Hawaii, USA. <https://doi.org/10.1109/HICSS.2000.926982>
- [17] Azharuddin, M., & Jana, P. K. (2017). PSO-based approach for energy-efficient and energy-balanced routing and clustering in wireless sensor networks. *Soft Computing*, 21(22), 6825-6839. <https://doi.org/10.1007/s00500-016-2234-7>
- [18] Al-Aboody, N. A., & Al-Raweshidy, H. S. (2016, September 05-07). *Grey wolf optimization-based energy-efficient routing protocol for heterogeneous wireless sensor networks* [Conference session]. 2016 4th International Symposium on Computational and Business Intelligence Olten, Switzerland. <https://doi.org/10.1109/ISCBI.2016.7743266>
- [19] Wang, Z., Ding, H., Li, B., Bao, L., & Yang, Z. (2020). An Energy Efficient Routing Protocol Based on Improved Artificial Bee Colony Algorithm for Wireless Sensor Networks. *Institute of Electrical and Electronics Engineers Access*, 8, 133577-133596. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3010313>
- [20] Akhtar, T., Haider, N. G., & Khan, S. M. (2022). A comparative study of the application of glowworm swarm optimization algorithm with other nature-inspired algorithms in the network load balancing problem. *Engineering, Technology & Applied Science Research*, 12(4), 8777-8784. <https://doi.org/10.48084/etasr.4999>