

Improving Wireless Sensor Network Lifetime Using a Combination of Compact Sensing and Swarm Intelligence for Sleep/Wake Scheduling and Routing

Mohammad Hassan Katebi Jahromi¹  | Karamollah Bagherifard^{2*}  | Razieh MalekHoseini³  | Saeed Mehrjoo⁴ 

¹Department of Computer Engineering, Yas.C., Islamic Azad University, Yasuj, Iran, m.katebijahromi@iau.ac.ir

²Department of Computer Engineering, Yas.C., Islamic Azad University, Yasuj, Iran, ka.bagherifard@iau.ac.ir

³Department of Computer Engineering, Yas.C., Islamic Azad University, Yasuj, Iran, malekhoseini.r@iau.ac.ir

⁴Department of Computer Engineering, Dari.C, Islamic Azad University, Dariun, Iran, saeed.mehrjoo@iau.ac.ir

Correspondence

Karamollah Bagherifard, Assistant professor, Department of Computer Engineering, Yas.C., Islamic Azad University, Yasuj, Iran, ka.bagherifard@iau.ac.ir

Main Subjects:

Wireless Sensor Network

Paper History:

Received: 19 September 2024

Revised: 22 October 2024

Accepted: 6 November 2024

Abstract

One of the main challenges in wireless sensor networks is the limited energy and operational lifespan of nodes. In this paper, compressive sensing theory is employed to reduce the number of required transmissions, thereby extending the network's lifetime. Data in many wireless sensor networks exhibits both spatial and temporal correlation. The proposed method leverages both forms of correlation to minimize the mean squared error of the reconstructed signal. Furthermore, a sleep/wake scheduling mechanism is applied to decrease node energy consumption. Selecting the optimal set of awake nodes is an NP hard problem; thus, a genetic algorithm is utilized to determine which nodes should remain active. Once the active nodes are identified, an ant colony optimization algorithm constructs an efficient data aggregation tree. Simulation results demonstrate that the proposed approach—combining node selection and routing—reduces reconstruction error by more than 48% and increases network lifetime by over 18% compared to existing methods.

Keywords: Wireless sensor network, Intensive sensing theory, Sleep-wake algorithm, Data aggregation routing, Energy consumption, Lifetime.

Highlights

- Choosing awake nodes intelligently, which will improve the reconstruction accuracy and increase the lifetime of the network.
- The reduction of reconstruction error in the proposed method is due to the use of a genetic algorithm to find awake nodes.
- The longer lifetime of the node is due to the intelligent selection of awake nodes with the genetic algorithm, and by considering the remaining energy of the sensors and using optimal routing with the ant algorithm.

Citation: M. H. Katebi Jahromi, K. Bagherifard, R. MalekHoseini, and S. Mehrjoo, "Simultaneous Application of Intensive Sensing and Sleep Scheduling to Increase the Lifetime of Wireless Sensor Network using Collective Intelligence," *Journal of Southern Communication Engineering*, vol. 15, no. 58, pp. 47-68, 2026, doi:10.71656/jce.2026.1125970 [in Persian].

COPYRIGHTS

©2026 by the authors. Published by the Islamic Azad University Bushehr Branch. This article is an open-access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0) <https://creativecommons.org/licenses/by/4.0>



1. Introduction

In recent years, significant advances in the manufacturing of high-performance, compact sensors with wireless communication capabilities have enabled the practical use of wireless sensor networks for monitoring physical phenomena across diverse applications. Examples include water quality monitoring [1], agricultural monitoring [2], and forest fire detection [3].

A key challenge in such networks is the limited energy available to sensor nodes, which often constrains network performance and longevity. To address this, various strategies have been proposed to reduce energy consumption and extend network lifespan. Among these, compressive sensing [4] offers a promising approach. Compressive sensing provides a novel framework for efficient data collection while preserving data reconstruction quality. This technique allows the base station, which acts as the fusion center, to reconstruct the observed physical phenomena using a significantly reduced volume of transmitted data.

2. Innovation and contributions

In this research, we focus on conventional wireless sensor networks, which comprise a large number of densely distributed sensor nodes deployed in a field of interest. Such networks are commonly used for data collection in geographic monitoring, industrial surveillance, security applications, and climate observation. Data in these networks often exhibits both spatial and temporal correlation. Due to the high temporal correlation of physical phenomena, the sensed signal typically changes very little between consecutive sampling rounds [6,7].

The proposed approach leverages this temporal correlation by using the reconstructed signal from the previous round to inform node activation in the next round. At the base station, a genetic algorithm first selects which nodes should be awake in the upcoming cycle. Subsequently, an ant colony optimization algorithm constructs a near-optimal Steiner tree to connect the active nodes to the base station. This intelligent node selection strategy enhances reconstruction accuracy and extends network lifetime compared to random node activation schemes [5,8,9]. The key innovations of this paper are outlined below.

In the proposed method, after determining the active nodes, an optimal compressed sensing data aggregation tree must be formed to route the data from the active nodes to the base station. The active nodes, serving as terminals, must be included in this tree. However, in most cases, a tree cannot be constructed using terminals alone, and additional (non-active) nodes must also participate in the tree's formation. This is known as the Steiner tree problem, which is an NP-hard combinatorial optimization challenge. To address this, we employ an ant colony optimization algorithm to efficiently approximate a near-optimal tree structure, enabling energy-efficient data routing while supporting accurate data reconstruction at the base station.

We employ the ant colony optimization algorithm to construct the routing tree. Initially, an ant is placed at each terminal node that must be connected. During each iteration, an ant moves from its current node to a neighboring sensor node. While the choice of the next node incorporates randomness, it is biased toward paths previously used by other ants, reinforcing desirable routes. Each ant maintains a tabu list—a record of visited nodes—to avoid cycles by preventing revisits.

When an ant encounters another ant or crosses a path previously laid by another ant, their routes merge, forming a common subtree. This process continues iteratively until all ants converge at the base station. At the end of each iteration, the combined paths of all ants yield a candidate Steiner tree, from which the best solution is selected based on a defined cost metric such as total transmission energy or path length.

The tree constructed in this phase is first used to deliver control packets to the nodes participating in the current round. Each node that receives a control packet identifies its parent and children within the tree and prepares accordingly. Subsequently, the same tree is reused for transmitting compressed sensing data from the awake nodes to the base station.

Our proposed method achieves lower reconstruction error compared to existing methods, which is attributed to the use of a genetic algorithm for intelligently selecting awake nodes. This selection process effectively leverages spatial and temporal correlations in the sensed data, thereby improving reconstruction accuracy.

Furthermore, the proposed method extends network lifetime beyond that of other evaluated approaches. This enhancement results from the energy-aware selection of awake nodes via the genetic algorithm—which accounts for residual sensor energy—combined with energy-efficient routing implemented through the ant colony optimization algorithm.

3. Materials and Methods

In this section, we demonstrate using synthetic data that the proposed method outperforms existing methods in both signal reconstruction accuracy and network lifetime. All simulations were performed in the MATLAB programming environment.

To evaluate energy consumption, the energy model from [11] is adopted. In this model, each sensor's radio operates in one of four states: transmitting, receiving, listening (active), or sleeping.

The relationship between energy and power is expressed as:

$$\text{Energy} = \text{Power} \times \text{Time}$$

For example, the amount of energy consumed by a transmitter to send a data packet can be calculated using the following equation:

$$\begin{aligned} \text{Energy} &= \text{Power} \times \text{Time} \\ \text{Energy} &= P_t \times \text{Time} \\ \text{Energy} &= P_t \times L \times T_B \\ \text{Energy} &= 60 \times 24 \times 0.416 \times 10^{-3} \\ \text{Energy} &= 0.00059904 \text{ J} \cong 599 \mu\text{J} \end{aligned}$$

All data and control packets are assumed to be 64 bits long. An AWGN channel is used for sensor transmissions, resulting in various data loss probabilities. We employ the CVX software package [12] for reconstructing the compressed sensor signal. The reconstruction performance is evaluated using the mean relative error $\frac{\|x\|_2^2}{\|\hat{x}-x\|_2^2}$.

Network lifetime is defined as the time from when the first sensor dies. In order to evaluate the performance, we compared the proposed method with method [5], which only utilizes spatial correlation, method [10], which utilizes both spatial and temporal correlation, and the proposed method in [9], which uses a model-free Q-learning algorithm for searching optimal decision-making strategies while simultaneously employing a compressed sensor and sleep scheduling.

In the simulations, n wireless sensor nodes are randomly distributed in a square environment with dimensions $d \times d \text{ m}^2$. The communication radius of the sensors is considered to be R meters. The base station is also located at one of the corners of the environment at coordinates $(0, 0)$. The initial energy of all sensor nodes is E_{int} . The data signal x is randomly generated with a dimension of n for different time instants, where s non-zero components are selected independently and identically distributed (i.i.d.) from a Gaussian distribution with zero mean and unit variance. The dictionary Ψ is initially constructed by creating an $n \times n$ matrix with i.i.d. selections from a Gaussian distribution $N(0,1)$, and then the columns of Ψ are normalized to a unit scale. The wireless channel SNR is considered to be 20 dB, which, along with the modulation type and packet length, determines the data loss probability [13].

A value of $\beta = 10^{-3}$ was considered. Additionally, sensor measurements were subjected to zero-mean Gaussian noise errors, resulting in a signal-to-noise ratio of 20 dB. Furthermore, it was assumed in all experiments that 20% of the estimated signal was inaccurate.

In the ant colony algorithm simulation, a population size of 50 and 100 iterations were considered. Additionally, the parameter values were set to $\rho = 0.1$, $\gamma = 5$, $\lambda = 2$, $\alpha = 1$, $\beta = 1.5$.

4. Results and Discussion

Figure I illustrates the reconstruction accuracy of the proposed method compared to those presented in [5] and [10] for different values of s^* , with m^* fixed at 200. As observed, all methods exhibit a decrease in reconstruction error as s^* decreases. The proposed method achieves a consistently lower reconstruction error than the alternatives.

Specifically, the proposed method yields approximately a **48% improvement** in reconstruction error over method [5]. This improvement stems from the intelligent selection of active nodes in each round, whereas method [5] employs random node activation.

Compared to method [10], the proposed approach demonstrates about a **59% improvement** in reconstruction error. This gain is attributed to the use of a genetic algorithm for selecting awake nodes, which provides a more optimal solution than the convex optimization with simplification used in [10].

Method [9] implements a distributed approach that cannot effectively identify the most suitable awake nodes, leading to suboptimal shadow matrix construction and consequently higher reconstruction error. Our proposed method reduces the reconstruction error by roughly **61%** relative to method [9].

In summary, the integration of genetic-algorithm-based node selection and ant-colony-optimized routing enables more accurate data reconstruction by efficiently leveraging spatial and temporal correlations while balancing energy consumption across the network.

Figure II presents a comparative evaluation of network lifetime for the proposed method and two reference methods, with the parameter s^* set to 100. The figure shows the network lifetime across different values of m^* , which represents the number of active nodes per round. The proposed method consistently outperforms the other approaches in terms of longevity.

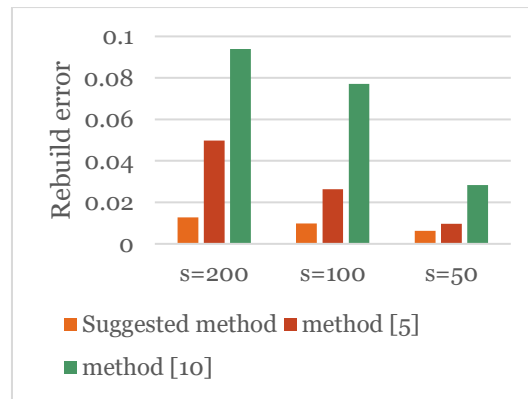


Figure I: Reconstruction error of different methods for various sparsity levels

The enhanced lifetime of the proposed method is attributed to two key factors: the intelligent selection of active nodes via a genetic algorithm that accounts for remaining sensor energy, and the construction of energy-efficient routing paths using an ant colony optimization algorithm.

The method introduced in [9] exhibits a network lifetime relatively close to that of our proposed approach. This comparable performance is largely due to the distributed nature of their algorithm and the reduced overhead associated with control packet transmission.

Specifically, the proposed method achieves an average **18% improvement** in network lifetime over the method in [5], and an approximately **32% improvement** compared to the method in [10]. When benchmarked against method [9], our approach yields a modest but consistent **1% increase** in network lifetime.

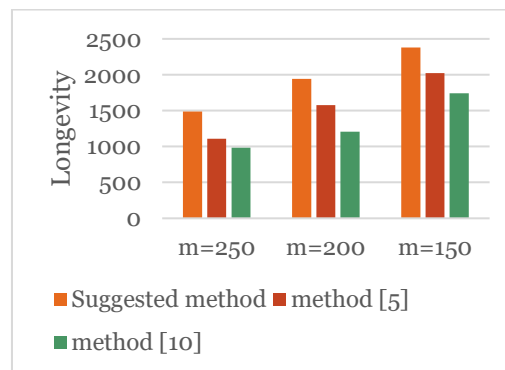


Figure II: Network lifetime versus the number of awake nodes

In Figure III, we also evaluate the reconstruction error for different simulation methods with varying values of m . For these experiments, we set $s=100$. In all evaluated methods, the reconstruction error decreases as the number of awake nodes in each round increases.

Even in this form, it is clearly evident that the reconstruction error of the proposed method is better than the two evaluated methods, the reasons for which were previously explained.

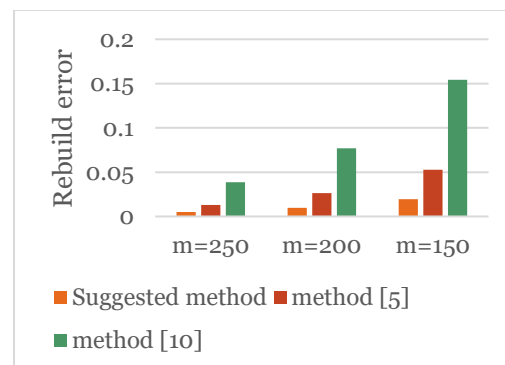


Figure III: Reconstruction error as a function of the number of awake nodes

In sensor networks, both the signal accuracy of the received data and the network's lifetime are of paramount importance. Figure IV simultaneously examines both the lifetime and reconstruction error parameters in the form of $P = \frac{\text{Longevity}}{\text{error} \times 10^4}$ for various values of m and s in the proposed method to determine the optimal value of m .

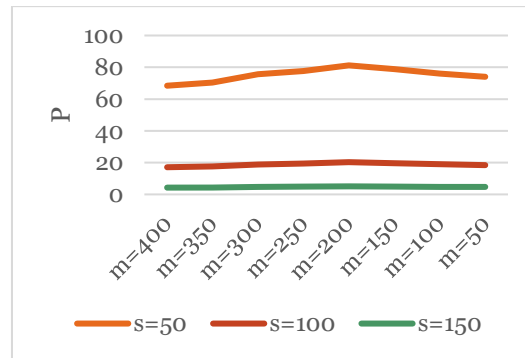


Figure IV: Simultaneous investigation of lifetime and accuracy for different numbers of awake nodes

The higher the value of m , representing the number of active nodes in each phase, the lower the reconstruction error; however, the network lifetime decreases. For the conducted experiments, $m=200$ was found to be the optimal number of active nodes.

As a final test and evaluation of the overall performance of all four methods, we have simultaneously examined both the lifetime parameter and the reconstruction error under the parameter $P = \frac{\text{Parameter length}}{\text{error} \times 10^4}$. In this experiment, the value of $m=200$ was considered.

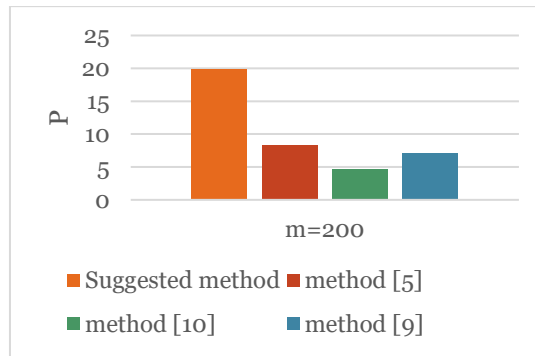


Figure V: A simultaneous examination of the lifespan and accuracy of the evaluation methods

As illustrated in Figure V, our proposed method outperforms all three compared methods when considering both network lifetime and reconstruction error simultaneously. The reasons for this superiority have been elaborated in the preceding sections.

5. Conclusion

To extend the lifetime of wireless sensor networks, compressive sensing can be effectively applied. When compressive sensing is used, only a subset of nodes actively transmit data, while the remaining nodes can enter sleep mode to conserve energy. Random or distributed selection of active nodes often leads to increased reconstruction error; hence, a centralized node selection strategy was adopted in this work.

In the proposed method, a genetic algorithm determines the optimal set of awake nodes, and an ant colony optimization algorithm constructs an energy-efficient routing tree between these nodes and the base station. Simulation results confirm that this approach increases network lifetime while reducing reconstruction error.

The proposed method utilizes a mathematical relation to select awake nodes based on the reconstructed signal from the previous round. For future work, we plan to integrate a predictor that estimates the next round's signal by exploiting temporal correlations in sensor data. This predicted signal will then be incorporated into the selection relation, enabling more accurate and adaptive node activation, further enhancing reconstruction quality and energy efficiency.

6. Acknowledgement

We extend our sincere gratitude to Dr. Bagherifard and Dr. Mehrjoo for their valuable guidance on the study design and their thorough review of the manuscript.

References

- [1] G. A. López-Ramírez and A. Aragón-Zavala, "Wireless Sensor Networks for Water Quality Monitoring: A Comprehensive Review," in *IEEE Access*, vol. 11, pp. 95120-95142, 2023, doi: [10.1109/ACCESS.2023.3308905](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3308905).
- [2] M. N. Mowla, N. Mowla, A. F. M. S. Shah, K. M. Rabie, and T. Shongwe, "Internet of Things and Wireless Sensor Networks for Smart Agriculture Applications: A Survey," in *IEEE Access*, vol. 11, pp. 145813-145852, 2023, doi: [10.1109/ACCESS.2023.3346299](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3346299).
- [3] D. R. Zaidan, A. G. Wadday, M. M. Abbood, A. F. Al-Baghdadi, and B. J. Hamza, "Forest fire detection based wireless sensor networks-survey," in *AIP Conference Proceedings*, 2023, vol. 2776, no. 1: AIP Publishing.
- [4] D. L. Donoho, "Compressed sensing," in *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 52, no. 4, pp. 1289-1306, April 2006, doi: [10.1109/TIT.2006.871582](https://doi.org/10.1109/TIT.2006.871582).
- [5] Q. Ling and Z. Tian, "Decentralized Sparse Signal Recovery for Compressive Sleeping Wireless Sensor Networks," in *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 58, no. 7, pp. 3816-3827, July 2010, doi: [10.1109/TSP.2010.2047721](https://doi.org/10.1109/TSP.2010.2047721).
- [6] N. Vaswani and W. Lu, "Modified-CS: Modifying Compressive Sensing for Problems With Partially Known Support," in *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 58, no. 9, pp. 4595-4607, Sept. 2010, doi: [10.1109/TSP.2010.2051150](https://doi.org/10.1109/TSP.2010.2051150).
- [7] W. Lu and N. Vaswani, "Regularized Modified BPDN for Noisy Sparse Reconstruction With Partial Erroneous Support and Signal Value Knowledge," in *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 60, no. 1, pp. 182-196, Jan. 2012, doi: [10.1109/TSP.2011.2170981](https://doi.org/10.1109/TSP.2011.2170981).
- [8] S. Mehrjoo, F. Khunjush, and A. Ghaedi, "Fully distributed sleeping compressive data gathering in wireless sensor networks," *IET Communications*, vol. 14, no. 5, pp. 830-837, 2020, doi: [10.1049/iet-com.2019.0077](https://doi.org/10.1049/iet-com.2019.0077).
- [9] X. Wang, H. Chen, and S. Li, "A reinforcement learning-based sleep scheduling algorithm for compressive data gathering in wireless sensor networks," *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*, vol. 2023, no. 1, p. 28, 2023, doi: [10.1186/s13638-023-02237-4](https://doi.org/10.1186/s13638-023-02237-4).
- [10] W. Chen and I. J. Wassell, "Optimized Node Selection for Compressive Sleeping Wireless Sensor Networks," in *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 65, no. 2, pp. 827-836, Feb. 2016, doi: [10.1109/TVT.2015.2400635](https://doi.org/10.1109/TVT.2015.2400635).
- [11] V. Shnayder, M. Hempstead, B.-r. Chen, G. W. Allen, and M. Welsh, "Simulating the power consumption of large-scale sensor network applications," in *Proceedings of the 2nd international conference on Embedded networked sensor systems*, 2004, pp. 188-200, doi: [10.1145/1031495.1031518](https://doi.org/10.1145/1031495.1031518).
- [12] M. Grant, S. Boyd, and Y. Ye, "CVX: Matlab software for disciplined convex programming, version 2.0 beta," ed, 2013.
- [13] J. G. Proakis, *Digital communications*. McGraw-Hill, Higher Education, 2008.

Declaration of Competing Interest: The Authors do not have a conflict of interest. The content of the paper is approved by the authors.

Author Contributions: **Mohammad Hassan Katebi Jahromi:** Software, methodology, writing original draft preparation; **Karamollah Bagherifard:** Resources, methodology, manuscript editing; **Razieh MalekHoseini:** Resources, manuscript editing; **Saeed Mehrjoo:** Resources, manuscript editing.

Open Access: Journal of Southern Communication Engineering is an open-access journal. All papers are immediately available to read and reuse upon publication.

بهبود طول عمر شبکه حسگر بی سیم با استفاده از ترکیب حسگری فشرده و هوش جمعی برای زمانبندی خواب/بیدار و مسیریابی

محمد حسن کاتبی جهرمی^۱ | کرم الله باقری فرد^۲ | راضیه ملک حسینی^۳ | سعید مهرجو^۴

چکیده:

یکی از اصلی ترین چالش های شبکه های حسگر بی سیم انرژی محدود گره ها و طول عمر آنهاست. در این مقاله از تئوری حسگری فشرده به منظور کاهش تعداد ارسالات و نهایتا افزایش طول عمر شبکه حسگر بی سیم بهره می بریم. داده های برخی از شبکه های حسگر بی سیم علاوه بر همبستگی فضایی، همبستگی زمانی نیز دارند. روش پیشنهادی در این مقاله از هر دو نوع همبستگی بهره می برد تا مقدار خطای مربعات سیگنال داده ی بازسازی شده را کمینه کند. همچنین از الگوریتم خواب/بیدار جهت کاهش مصرف انرژی گره ها استفاده می نماییم. گره های بیدار در روش پیشنهادی با به کارگیری الگوریتم ژنتیک مشخص می شوند، چراکه یافتن گره های بهینه یک مسئله ی NP_Hard است. پس از مشخص شدن گره های بیدار با بهره گیری از الگوریتم مورچگان جهت ساخت درخت تجمیع بهینه ی گره های بیدار استفاده می شود. نتایج شبیه سازی ها نشان می دهد که رویکرد پیشنهادی ما در انتخاب گره های بیدار و مسیریابی آنها منجر به بهبود خطای بازسازی بیشتر از ۴۸٪ و همچنین افزایش بیش از ۱۸٪ طول عمر شبکه نسبت به روش های مورد ارزیابی خواهد شد.

کلید واژه ها: شبکه حسگر بی سیم، تئوری حسگری فشرده، الگوریتم خواب و بیدار، مسیریابی تجمیع داده، مصرف انرژی، طول عمر.

^۱گروه مهندسی کامپیوتر، واحد یاسوج، دانشگاه آزاد اسلامی، یاسوج، ایران، m.katebijahromi@iau.ac.ir

^۲گروه مهندسی کامپیوتر، واحد یاسوج، دانشگاه آزاد اسلامی، یاسوج، ایران، ka.bagherifard@iau.ac.ir

^۳گروه مهندسی کامپیوتر، واحد یاسوج، دانشگاه آزاد اسلامی، یاسوج، ایران، malekhoseini.r@iau.ac.ir

^۴گروه مهندسی کامپیوتر، واحد دارپون، دانشگاه آزاد اسلامی، دارپون، ایران، saeed.mehrjoo@iau.ac.ir

نویسنده مسئول

*کرم الله باقری فرد، استادیار گروه مهندسی کامپیوتر، واحد یاسوج، دانشگاه آزاد اسلامی، یاسوج، ایران، ka.bagherifard@iau.ac.ir

موضوع اصلی:

شبکه حسگر بی سیم

تاریخچه مقاله:

تاریخ دریافت: ۲۹ شهریور ۱۴۰۳

تاریخ بازنگری: ۱ آبان ۱۴۰۳

تاریخ پذیرش: ۱۶ آبان ۱۴۰۳

تازه های تحقیق:

- انتخاب هوشمندانه گره های بیدار، که باعث بهبود دقت بازسازی و افزایش طول عمر شبکه می شود.
- کاهش خطای بازسازی در روش پیشنهادی به دلیل استفاده از الگوریتم ژنتیک برای یافتن گره های بیدار است.
- طول عمر بیشتر گره به دلیل انتخاب هوشمندانه گره های بیدار با الگوریتم ژنتیک و با در نظر گرفتن انرژی باقیمانده حسگرها و استفاده از مسیریابی بهینه با الگوریتم مورچه است.

COPYRIGHTS

©2026 by the authors. Published by the Islamic Azad University Bushehr Branch. This article is an open-access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0) <https://creativecommons.org/licenses/by/4.0>



۱- مقدمه

در سال‌های اخیر، با پیشرفت‌های زیاد در تکنولوژی ساخت حسگرهایی با توان محاسباتی بالا، اندازه‌ی مناسب و قابلیت ارتباطات بی سیم، امکان بهره‌برداری از شبکه‌های حسگر بی سیم برای نظارت بر پدیده‌های فیزیکی در انواع مختلفی از کاربردها فراهم شده است. برای مثال، نظارت بر کیفیت آب [۱]، نظارت کشاورزی [۲]، نظارت بر آتش‌سوزی جنگل‌ها [۳] و غیره. یکی از چالش‌های اصلی چنین شبکه‌هایی، محدودیت انرژی گره حسگر است که به عنوان نقطه ضعف در عملکرد ظاهر می‌شود. راهکارهای زیادی جهت کاهش مصرف انرژی و افزایش طول عمر شبکه حسگر پیشنهاد شده است. یکی از راهکارها به کارگیری حسگری فشرده^۱ است. حسگری فشرده [۴] دیدگاهی نوین برای جمع‌آوری کارآمد داده بدون افت کیفیت در بازیابی داده فراهم می‌کند. این روش این امکان را فراهم می‌سازد که ایستگاه پایه که در واقع مرکز ادغام^۲ است با استفاده از حجم کمتری از داده‌ها، پدیده‌های فیزیکی را بازسازی کند. ویژگی‌های شبکه‌های حسگر بی سیم، که به طور معمول شامل یک ایستگاه پایه بدون محدودیت انرژی و قابلیت محاسباتی زیاد و چندین گره حسگر با ذخیره انرژی و قابلیت محاسباتی محدود است، استفاده از حسگری فشرده را پیشنهاد می‌دهد [۵، ۶]. از آنجا که این مدل فشرده سازی در هنگام کد کردن که توسط گره‌های حسگر انجام می‌شود، پیچیدگی بسیار کمی دارد و تنها هنگام بازسازی به محاسبات زیاد نیاز دارد و این محاسبات توسط مرکز ادغام صورت می‌پذیرد، بنابراین مناسب برای شبکه‌های حسگر بی سیم است.

در مقالات مختلفی از حسگری فشرده در سناریوهایی که در آن تعداد زیادی از گره‌های حسگر در میدان برای جمع‌آوری اطلاعات مورد علاقه پخش شده‌اند، استفاده شده است. به عنوان مثال، روش پیشنهادی در [۷] به عنوان یک طرح فشرده‌سازی و ارسال برای کمینه کردن تعداد بسته‌ها جهت انتقال استفاده می‌شود. در چندین مقاله نیز ترکیب حسگری فشرده و زمانبندی خواب/بیدار جهت افزایش طول عمر شبکه پیشنهاد شده است [۵، ۸-۱۰]. استراتژی بکارگرفته شده در تمامی این مقالات به گونه‌ای است که در هر دوره، تنها بخشی از گره‌های حسگر، بیدار هستند و سایر گره‌ها خاموش‌اند تا مصرف انرژی کاهش یابد. در هر سه مقاله، گره‌های حسگر به صورت تصادفی و با یک احتمال پیش فرض به صورت توزیع شده بیدار می‌شوند. اما انتخاب تصادفی گره‌های بیدار انعطاف‌پذیری لازم را برای تغییر تعداد گره‌های حسگر بیدار بر اساس میزان تنگی سیگنال یا شرایط کانال که ممکن است تغییر کند، ندارد. همچنین ماتریس سایه که به صورت تصادفی و نه به صورت بهینه ساخته شود عملکرد و کارایی بسیار کمتری نسبت به ماتریس سایه بهینه در انواع مختلفی از کاربردها دارد [۱۱].

در این تحقیق، تمرکز بر شبکه‌های حسگر بی سیم معمولی که از تعداد بسیار زیادی گره حسگر که در میدان به صورت چگال منتشر شده‌اند، است. این نوع شبکه‌ها برای جمع‌آوری اطلاعات مورد علاقه در کاربردهایی مانند نظارت جغرافیایی، نظارت صنعتی، امنیت و نظارت بر اقلیم استفاده می‌شود. در داده‌های شبکه‌های حسگر پدیده‌های فیزیکی، همبستگی فضایی و همچنین همبستگی زمانی وجود دارد. با توجه به اینکه سیگنال داده بخاطر همبستگی زمانی زیاد در هر دور مقدار کمی تغییر می‌کند [۱۲، ۱۳]، رویکرد پیشنهادی با بهره‌گیری از اطلاعات سیگنال بازسازی شده در دور قبل، ابتدا گره‌های بیدار در دور بعدی را در ایستگاه پایه و با بکارگیری الگوریتم ژنتیک انتخاب می‌کند و سپس با الگوریتم مورچگان یک درخت بهینه‌ی اشتاینر را برای اتصال گره‌های بیدار به یکدیگر و به ایستگاه پایه می‌سازد. انتخاب گره‌های بیدار به صورت هوشمندانه باعث بهبود دقت بازسازی و افزایش طول عمر شبکه نسبت به زمانی که گره‌های حسگر به صورت تصادفی فعال شده‌اند [۵، ۸، ۹] خواهد شد.

روش پیشنهادی در [۱۰] نیز شبیه به روش پیشنهادی ما به صورت متمرکز در ایستگاه پایه، گره‌های بیدار دور بعد را مشخص می‌کند. اما از ارسال تک گامی استفاده شده که مشکلات زیادی دارد. اول اینکه در عمل و برای خیلی از شبکه‌های حسگر بی سیم این نوع ارسال امکان پذیر نیست چرا که ممکن است فاصله ایستگاه پایه تا گره‌ها زیاد باشد و در برد ارتباطی یکدیگر نباشند. دوم اینکه ارسال تک گامی و با فاصله‌ی زیاد، مصرف انرژی گره‌ها را به شدت کاهش می‌دهد. همچنین نرخ خطای بسته‌ها و گم شدن آن‌ها نیز بخاطر فاصله زیاد به شدت افزایش می‌یابد. پس هم بر دقت هم بر طول عمر شبکه تاثیر منفی دارد.

¹ Compressive Sensing

² Fusion Center

همچنین در این مقاله از رها سازی محدب^۱ برای تبدیل مسئله ی غیر محدب^۲ به محدب استفاده شده است. رها سازی محدب با ساده کردن مسائل پیچیده، به جواب مسئله می رسد. با این حال، این روش محدودیت هایی نیز دارد و ممکن است بهترین راه حل را برای هر مسئله نیابد. محدودیت های روش رها سازی محدب از این واقعیت ناشی می شوند که شامل ساده کردن یک مسئله غیر محدب به یک مسئله ی محدب است، به این معنی که راه حل بهینه سراسری را تضمین نمی کند. این محدودیت می تواند منجر به راه حل های غیر بهینه شود و در برخی موارد، به بهینه ی محلی همگرا شود.

همچنین در [۹] نیز در کنار بکار گیری حسگری فشرده از یک الگوریتم زمان بندی خواب مبتنی بر یاد گیری تقویتی استفاده شده است. انتخاب گره های فعال به عنوان یک فرایند تصمیم گیری مارکوف محدود مدل سازی شده است. در این روش از الگوریتم یاد گیری Q بدون مدل برای جستجوی راهبردهای تصمیم گیری بهینه استفاده شده است. انرژی باقیمانده گره ها و یکنواختی نمونه برداری در تابع پاداش الگوریتم یاد گیری Q برای متعادل سازی مصرف انرژی گره ها در نظر گرفته شده است. الگوریتم پیشنهادی در این مقاله از نوع توزیع شده است که می تواند منجر به کاهش هزینه ی ارسال بسته های کنترلی و افزایش عمر شبکه شود. اما این روش موضوع بسیار مهم خطای باز سازی را به نسبت طول عمر لحاظ نکرده و روش پیشنهادی در این مقاله نمی تواند ماتریس سایه ی بهینه را بسازد.

به منظور ارزیابی روش پیشنهادی آزمایش های مختلفی صورت گرفته که اثر پارامترهای مختلفی نظیر تنگی سیگنال و تعداد گره های حسگر بیدار را بررسی می کند. همچنین میزان مصرف انرژی و طول عمر شبکه را نیز مورد بررسی قرار می دهیم. ادامه مقاله به شکل زیر ساختاردهی شده است. در بخش دوم، فرایند جمع آوری، انتقال و باز سازی داده ها به طور دقیق شرح داده شده است. در بخش سوم، مسئله انتخاب گره های بیدار با به کار گیری الگوریتم ژنتیک و رویکرد پیشنهادی در ساخت درخت تجمیع داده با استفاده از الگوریتم کولونی مورچگان را تشریح می کنیم. نتایج شبیه سازی ها در بخش چهارم ارائه شده اند و در نهایت، نتیجه گیری ها در بخش پنجم آورده شده اند.

در ادامه نمادهای مورد استفاده را جهت شفاف شدن بیشتر توضیح می دهیم. حروف کوچک اعداد را نشان می دهند، حروف برجسته بزرگ، ماتریس ها را نشان می دهند، حروف برجسته کوچک، بردارهای ستونی را نشان می دهند و حروف بزرگ کالی گرافی مجموعه ها را نشان می دهند. نمادهای $(\cdot)^T$ و $(\cdot)^{-1}$ به ترتیب نمایانگر ترانپوز و معکوس یک ماتریس هستند. ماتریس افزوده با $Tr(\cdot)$ نشان داده می شود. x_i عنصر i ام از بردار x را نشان می دهد، $X_{i,i}$ عنصر قطری i ام از X را نشان می دهد، و X_c زیرماتریس X با انتخاب ستون ها با اندیس های مجموعه ی c را نشان می دهد. c مجموعه مکمل c را نشان می دهد. $\mathbb{E}_x(\cdot)$ امید ریاضی نسبت به توزیع تصادفی بردار x را نشان می دهد. $\binom{n}{m}$ تعداد ترکیب های m از مجموعه داده با n عنصر را نشان می دهد. $N(\mu, \Sigma)$ توزیع نرمال چندمتغیره با بردار میانگین μ و ماتریس کوواریانس Σ را نشان می دهد. I_n ماتریس یکانی $n \times n$ است. نرم l_0 ، نرم l_1 ، و نرم l_2 بردارها به ترتیب با $\|\cdot\|_0$ ، $\|\cdot\|_1$ ، $\|\cdot\|_2$ ، نشان داده می شوند

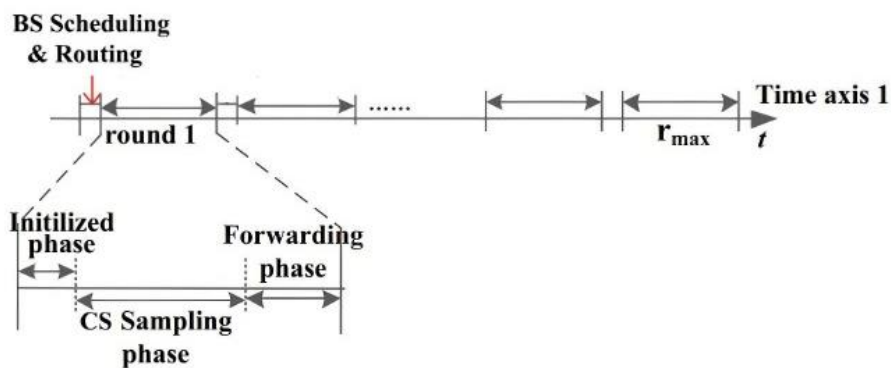
۲- پیش نیاز

در این مقاله، یک معماری معمولی از شبکه های حسگر بی سیم برای جمع آوری اطلاعات فیزیکی میدان با n گره حسگر و یک ایستگاه پایه در نظر گرفته شده است. در حالی که رویکرد پایه برای جمع آوری داده ها نیازمند جمع آوری تمام داده های خوانده شده توسط گره های حسگر است، یک شبکه حسگر بی سیم فشرده ی خوابیده تنها نیازمند فعال سازی بخشی از گره های حسگر برای نظارت و انتقال داده است [۵]. برای پیاده سازی چنین رویکرد مبتنی بر حسگری فشرده و زمان بندی خواب، از استراتژی که در شکل ۱ نشان داده شده است استفاده می کنیم. در مرحله ی اول و در ابتدای هر دور ایستگاه پایه با بکار گیری سیگنال داده ی مرحله ی قبل و الگوریتم ژنتیک گره هایی که باید در دور بعد بیدار باشند را مشخص می کند. سپس با بکار گیری الگوریتم مورچگان یک درخت بهینه را می سازد. این مرحله را BS Scheduling & Routing نامیدیم. در مرحله ی دوم ابتدا از طریق مسیر بهینه ی ساخته شده تنها به گره هایی که باید بیدار باشند بسته ی کنترلی ارسال می شود. هر گره ی که این بسته را دریافت کند،

¹ Convex relaxation

² Non-convex

می داند که باید در دور بعد بعنوان گره بیدار عملیات حسگری و ارسال را انجام دهد. بسته ی کنترلی، والد و فرزندان گره های بیدار را مشخص می کند. در شکل این مرحله را به نام Initialized Phase می بینید. سپس در مرحله ی CS Sampling Phase گره های بیدار، حسگری را انجام می دهند. در نهایت در Forwarding Phase به روش حسگری فشرده داده ها به ایستگاه پایه ارسال می شوند و ایستگاه پایه نیز سیگنال داده را بازسازی می کند.



شکل ۱: فازهای مختلف روش پیشنهادی
Figure 1. The Phases of the proposed method

۲-۱ جمع آوری و انتقال داده

فرض کنید هر گره حسگر یک پارامتر نظارت شده $f_i (i=1.2....n)$ دارد که باید به مرکز ادغام گزارش دهد. این داده های جمع آوری شده توسط گره های حسگر مختلف، دارای همبستگی فضایی زیادی هستند و به این ترتیب می توانیم سیگنال $f \in \mathbb{R}^n$ را به عنوان یک بردار تنک $x \in \mathbb{R}^n$ تحت پایهی $\Psi \in \mathbb{R}^{n \times n}$ نمایش دهیم به گونه ای که:

$$f = \Psi x. \quad (1)$$

که در آن پایهی تنک کننده ی Ψ می تواند از قبل مشخص شده باشد، یا با استفاده از یک رویکرد تطبیقی که از طریق تجزیه و تحلیل مؤلفه های اصلی (PCA) به روزرسانی می شود [۱۴] یا یادگیری دیکشنری [۱۵] مشخص گردد. در اینجا، "تنک" به معنای این است که تنها S ($S \ll n$) عنصر در بردار x مقادیر غیر صفر دارند، در حالی که سایر عناصر همگی صفر هستند، به عبارت دیگر $\|x\|_0 = S$

در یک شبکه حسگر بی سیم فشرده خوابیده همانند [۵، ۸]، تنها m ($m < n$) گره حسگر برای انتقال پارامتر فیزیکی نظارتی خود در بازه های زمانی مختلف فعال هستند و تمام گره های حسگر دیگر خاموش شده اند تا انرژی و منابع ذخیره شوند. از آنجاکه گم شدن داده در شبکه های بی سیم اجتناب ناپذیر است، بنابراین بردار سیگنال دریافتی $y \in \mathbb{R}^k$ در مرکز ادغام به صورت زیر خواهد بود:

$$y = H\Phi f + z \quad (2)$$

که در آن z خطای فرایند اندازه گیری را نشان می دهد، $\Phi \in \mathbb{R}^{m \times n}$ ماتریس سایه^۲ است که المان های آن همگی صفر هستند به جز m المان در m ستون و سطر مختلف، و $H \in \mathbb{R}^{k \times m}$ ($k < m$) ماتریس پاکت های گم شده که المان های آن همگی صفر می باشند به جز k المان در k ستون و سطر مختلف است. المان های ماتریس سایه Φ به وضعیت گره های حسگر اشاره دارند، به عبارت دیگر خواب یا بیدار بودنشان. به عنوان مثال، اگر گره حسگر i فعال باشد، یک المان ۱ در ستون i ام Φ وجود دارد؛ در غیر این صورت، تمام عناصر ستون i ام صفر هستند. به همین ترتیب، المان های ماتریس پاکت های گم شده H به اندازه گیری های جمع آوری شده ی موفق گره های حسگر مختلف اشاره دارد. به عنوان مثال، اگر مقدار ۱ در ستون i ام H وجود داشته باشد، به این معنی ست که بسته ی داده ی گره حسگر i دریافت شده است؛ در غیر این صورت، در هنگام ارسال این بسته

^۱ Sparse

^۲ Projection Matrix

گم شده است. مرکز ادغام می‌تواند با استفاده از الگوریتم^۱ CRC، ACK^۲ و Timeout بررسی کند که آیا بسته‌ی پیام گره حسگری گم شده است یا خیر و از الگوریتم CRC به منظور تشخیص تغییرات در بسته‌های ارسالی بهره‌برد. بنابراین، طبق ۱ و ۲ می‌توانیم بردار سیگنال دریافتی را به شکل زیر بازنویسی کنیم:

$$y = H\Phi\Psi x + z = Ax + z \quad (۳)$$

که در آن $A = H\Phi\Psi \in \mathbb{R}^{k \times n}$ ماتریس حسگری معادل است. توجه داشته باشید که خطای حسگری z ناشی از محدودیت‌های دستگاه‌های حسگر است، درحالی‌که نواقص محیط انتقال مانند گم شدن بسته داده منجر به خطاهای بسته می‌شوند و تأثیر آن توسط ماتریس H لحاظ می‌شود. همچنین فرض می‌شود اندازه بسته‌های داده مربوط به اندازه‌گیری‌ها یکسان است.

۲-۲ فرآیند بازسازی داده

پروسه معمولی بازسازی سیگنال در روش حسگری فشرده از طریق حل مسئله بهینه‌سازی زیر به دست می‌آید:

$$\min_x \|x\|_1 \quad (۴)$$

$$s.t. \|Ax - y\|_2^2 \leq \varepsilon.$$

که در آن ε یک تخمین از سطح خطای مربوط به حسگری فشرده است. همچنین اثبات شده است که فقط به $O\left(s \log \frac{n}{s}\right)$ اندازه‌گیری برای بازسازی مطلوب در تئوری حسگری فشرده نیاز است [۱۶].

در شبکه‌های حسگر بی‌سیم، داده‌های اندازه‌گیری شده توسط حسگرها در محیط‌های پدیده‌های طبیعی دارای همبستگی قابل توجهی هم در حوزه فضایی و هم در حوزه زمانی هستند. به عنوان مثال، داده‌های حس شده توسط حسگرها که توسط آزمایشگاه تحقیقات اینتل برکلی [۱۷] ارائه شده، هم همبستگی فضایی بالایی را از طریق مشاهده داده‌های تمام حسگرها در یک لحظه زمانی و هم همبستگی زمانی بالایی را از طریق مشاهده داده‌های یک حسگر در بازه‌های زمانی متوالی نشان می‌دهد که در [۱۸] نمایش داده شده است.

برای کاهش تعداد پروژکشن‌های مورد نیاز برای بازیابی سیگنال، بهتر است که علاوه بر همبستگی فضایی از همبستگی زمانی نیز بهره‌بریم. بنابراین در رویکرد پیشنهادی برای انتخاب حسگرهای بیدار از همبستگی زمانی نیز استفاده می‌شود. فرض شده است که به دلیل همبستگی زمانی، مقادیر سیگنال داده به آرامی در زمان تغییر می‌کنند و بنابراین می‌توان از سیگنال داده‌ی لحظه‌ی زمانی قبل به عنوان یک تخمین اولیه از سیگنال داده‌ی لحظه‌ی زمانی کنونی استفاده کرد [۱۲، ۱۳]. در [۱۳]، مسئله‌ی بهینه‌سازی زیر برای بازیابی سیگنال اصلی پیشنهاد شده است:

$$\min_x \|x\|_1 \quad (۵)$$

$$s.t. \|Ax - y\|_2^2 \leq \varepsilon.$$

در اینجا، ε بیانگر تخمین سیگنال داده است.

۳- روش پیشنهادی

در این بخش، جزئیات روش پیشنهادی که شامل انتخاب گره‌های بیدار با به کارگیری الگوریتم ژنتیک و سپس ساخت درخت بهینه‌اشترین با بهره‌وری کولونی مورچگان جهت مسیریابی بهینه را تشریح می‌کنیم. در [۱۰] برای مشخص کردن اینکه کدام گره‌ها بهتر است در دور بعدی بیدار باشند تا خطای بازسازی کمینه گردد و همچنین طول عمر شبکه را نیز لحاظ کرده باشند، رابطه‌ی زیر را فرموله و پیشنهاد دادند:

^۱ Cyclic redundancy code

^۲ Acknowledgment

$$\min_{\tilde{\Phi}_{i,i}} Tr\left(\left(\Psi^T \zeta Q^{\frac{1}{2}} \tilde{\Phi} Q^{\frac{1}{2}} \Psi \zeta\right)^{-1}\right) - \beta \sum_{i=1}^n \frac{e_i \tilde{\Phi}_{i,i}}{d_i}$$

$$s.t. \tilde{\Phi}_{i,i} \in \{0,1\}, i=1,\dots,n.$$

$$Tr(\tilde{\Phi}) = m.$$
(۶)

که $\tilde{\Phi}$ یک ماتریس قطری $n \times n$ است و به شکل زیر تعریف می شود:

$$\tilde{\Phi} = \begin{cases} 1.wake \\ 0.sleep \end{cases}$$
(۷)

که $\tilde{\Phi}$ می تواند به عنوان یک جایگشت سطری از ادغام ماتریس حسگر Φ و یک ماتریس با $n-m$ سطر از صفرها نوشته شود که به صورت زیر است:

$$\tilde{\Phi} = \Pi \begin{bmatrix} \Phi \\ 0_{(n-m) \times n} \end{bmatrix}$$
(۸)

که در آن Π یک ماتریس جای گشت سطری است و $\tilde{\Phi} = \Phi^T \Phi$ است.

همچنین فرض شده است که سیگنال تخمینی $\hat{y}$ که در دور قبل بازسازی شده است، سیگنال داده واقعی است و در بازسازی از آن استفاده شده است.

ماتریس $Q \in \mathbb{R}^{m \times m}$ نیز یک ماتریس قطری با المان های قطری $q_i (i=1,\dots,m)$ است که بیانگر احتمال دریافت موفقیت آمیز یک بسته را نشان می دهد.

در [۱۰] و به منظور لحاظ نمودن انرژی باقیمانده ی گره ها و فاصله تا ایستگاه پایه از یک پناستی استفاده شده است که منجر به انتخاب حسگر با انرژی بیشتر، e_i و فاصله ی کمتر، d_i خواهد شد.

مسئله بهینه سازی رابطه ۶، ماتریس انتخاب گرهی را منجر می شود که حد پایین خطای میانگین مربعات را کمینه می کند.

این مسئله ی بهینه سازی، یک مسئله ی غیر محدب است چراکه متغیرهای $\tilde{\Phi}_{i,i}$ اعداد صحیح دودویی هستند و $\binom{n}{m}$ ترکیب مختلف برای یافتن راه حل بهینه وجود دارد و برای شبکه های حسگر با تعداد بسیار زیاد گره، نیاز به جستجوی بسیار زیادی است.

در [۱۰] مسئله را با استفاده از روش رهاسازی محدب و با در نظر گرفتن $0 \leq \tilde{\Phi}_{i,i} \leq 1$ به یک مسئله ی محدب ساده سازی می کند و با به کارگیری روش حل عددی نقطه داخلی^۱ حل می کند. همانطور که پیشتر نیز بیان شد، رهاسازی محدب با ساده کردن مسائل پیچیده به جواب مسئله می رسد که ممکن است بهترین راه حل را برای هر مسئله ای نیابد.

بنابراین، در روش پیشنهادی این مقاله و به منظور یافتن جواب های بهینه تر از الگوریتم ژنتیک برای ساخت $\tilde{\Phi}_{i,i}$ بهره می بریم. کروموزوم ها به صورت دودویی، به طول n و بیانگر قطر ماتریس $\tilde{\Phi}$ هستند. مقدار ۱ در ژن i ام یعنی گره z بیدار است و مقدار ۰ یعنی آن گره در حالت خواب قرار دارد. تابع برازش نیز ۶ است.

پس از اینکه گره های بیدار در دور فعلی مشخص شدند نوبت به یافتن یک مسیر بهینه برای ارسال داده هایشان به ایستگاه پایه می رسد. از آنجایی که در [۱۰] ارسال داده به صورت تک گامی به ایستگاه پایه ارسال می شود مشکلات زیادی برای این روش وجود دارد که قبلتر به آن پرداختیم. همچنین با توجه به این فرض هیچ توجهی به مسئله ی اتصال گره های بیدار به یکدیگر و ایستگاه پایه نشده است.

در روش پیشنهادی پس از اینکه گره های بیدار مشخص شدند باید یک درخت تجميع داده حسگری فشرده برای ارسال داده گره های بیدار به ایستگاه پایه به صورت بهینه ساخته شود. گره های بیدار به عنوان ترمینال بایستی حتماً در درخت قرار بگیرند. اما در اکثر موارد نمی توان تنها با ترمینال ها درخت را ساخت و باید تعدادی گره دیگر نیز در ساخت درخت شرکت کنند. مسئله ساخت درخت مذکور مسئله ساخت درخت اشنا تر است که یک مسئله $NP-Hard$ است.

^۱ Interior-point

برای ساخت درخت از الگوریتم بهینه‌سازی کولونی مورچگان بهره برده‌ایم. در ابتدا در هر ترمینال که باید حتماً به یکدیگر متصل شوند، یک مورچه را قرار می‌دهیم. در هر تکرار، مورچه به یکی از گره‌های حسگر همسایه حرکت می‌کند. انتخاب گره بعدی کاملاً به صورت تصادفی تعیین می‌شود، اما به نحوی که مورچه‌ها به مسیرهای پیموده شده توسط یکدیگر جذب شوند. هر مورچه لیست جداگانه‌ای از گره‌هایی که قبلاً دیده است، را نگه می‌دارد که به آن لیست تابو^۱ می‌گوییم. این لیست برای جلوگیری از ورود مجدد مورچه به گره‌ای است که قبلاً ملاقات کرده‌اند. زمانی که یک مورچه با هر مورچه دیگری یا حتی با مسیر مورچه دیگری برخورد می‌کند، به آن می‌پیوندد تا مسیرهای دنبال شده توسط دو مورچه تشکیل یک زیر درخت مشترک دهند. زمانی که همه مورچه‌ها به ایستگاه پایه برسند یک درخت اشتاینر در هر تکرار توسط مسیرهای آن‌ها ساخته شده است. الگوریتم پیشنهادی در شکل ۲ به صورت شبه کد نشان داده شده است.

```

for each pair  $(i, j) \in V \times V$ , compute  $dist_{i,j}$ 
for  $k = 1$  to  $k_{max}$ 
    initialize:
    initialize  $A$  by placing ants at the nodes in  $T$ .
    for each edge  $(i, j) \in E$ ,  $\tau_{i,j} = \tau_0$ 
    for each ant  $m \in A$ ,  $T^{(m)} = \{ \}$ 
    for each ant  $m \in A$ ,  $S^{(m)} = \{ \}$ 
    while  $|A| > 1$  do
        select an ant  $m \in A$  in node  $i$  (using any rule)
        for each edge  $(i, j) \in E$ , compute  $\eta_{i,j}^{(m)}$ 
        determine next node  $j$  for ant  $m$  (greedily or stochastically)
        update:
         $T^{(m)} = T^{(m)} \cup \{j\}$ 
         $S^{(m)} = S^{(m)} \cup \{(i, j)\}$ 
        if  $\exists m' \in A$  such that  $j \in T^{(m')}$ 
            merge:
             $T^{(m')} = T^{(m')} \cup T^{(m)}$ 
             $S^{(m')} = S^{(m')} \cup S^{(m)}$ 
             $A = A - \{m\}$ 
            if location of  $m' = j$ 
                resolve conflict:
                compute  $N = \{n \in T^{(m')} \mid \exists n' \notin T^{(m')}, (n, n') \in E\}$ 
                for each  $n \in N$ , compute  $\psi_n^{(m')}$ 
                place  $m'$  in node  $n \in N$ 
                so that  $\forall n' \in N, \psi_n^{(m')} \leq \psi_{n'}^{(m')}$ 
            end if
        end if
    end while
    compute  $S = \bigcup_{m \in A} S^{(m)}$ 
    compute  $\Delta\tau = \frac{Q}{cost(S)}$ 
    for each edge  $(i, j) \in E$ , update  $\tau_{i,j}$ 
end for

```

شکل ۲: شبه کد ساخت درخت اشتاینر با الگوریتم مورچگان

Figure 2. Pseudocode for constructing a Steiner tree using the ant algorithm

در این شبه کد V مجموعه‌ای از رأس‌ها (حسگرها) در گراف (شبکه حسگر) و برابر تعداد گره‌های حسگر است. E مجموعه‌ای از یال‌ها در گراف است. هر یال دو گره را به هم متصل می‌کند. تعداد یال‌ها در هر شبیه سازی تغییر می‌کند. $dist_{i,j}$ فاصله بین گره‌های i و j است که برای هر زوج از گره‌ها در ابتدای الگوریتم محاسبه می‌شود. K شمارنده حلقه است. k_{max} حداکثر تعداد تکرارها است. A مجموعه‌ای از مورچه‌ها که در الگوریتم استفاده می‌شوند. مورچه‌ها فرایند پیدا کردن درخت اشتاینر کمینه را شبیه‌سازی می‌کنند. در ابتدا، مورچه‌ها در گره‌های درخت T قرار می‌گیرند. $\tau_{i,j}$ سطح فرومون روی یال i و j است. در ابتدا، سطوح فرومون روی همه یال‌ها برابر با صفر است. این پارامتر در طول الگوریتم با عبور مورچه‌ها از یال‌ها به‌روزرسانی می‌شود. T_m درختی که توسط مورچه m در حال ساخت است. در ابتدا، درخت هر مورچه خالی است. S_m مجموعه‌ای از یال‌هایی که توسط مورچه m بازدید شده‌اند. در ابتدا، مجموعه یال‌های هر مورچه خالی است. $\eta_{i,j}(m)$ مقدار مکاشفه برای مورچه m به منظور انتخاب یال i و j برای حرکت به گره بعدی است. $\psi_n(m')$ یک مکاشفه برای حل تعارض است که وقتی چندین مورچه

^۱ Tabu List

می‌خواهند درخت‌های خود را ادغام کنند، استفاده می‌شود. این مکاشفه به مورچه m' کمک می‌کند بهترین گره بعدی n را در صورت وقوع تعارض انتخاب کند. S مجموعه نهایی یال‌های درخت اشتاینر پس از اینکه همه مورچه‌ها مسیر خود را طی کرده و درخت‌ها را ادغام کردند. $cost(S)$ هزینه درخت اشتاینر که توسط مجموعه‌ای از یال‌های S نمایش داده می‌شود و برابر با مجموع وزن‌های یال‌ها در درخت است. Q یک ثابت یا پارامتر که در به‌روزرسانی سطوح فرمون استفاده می‌شود. $\Delta\tau_{i,j}$ مقدار فرمونی که باید بر روی یال i و j ، بر اساس راه‌حل پیدا شده، قرار داده شود. این مقدار در انتهای هر تکرار به‌روزرسانی می‌شود.

مورچه m که در حال حاضر در گره i قرار دارد، گره همسایه j که در لیست گره‌های قبلاً دیده شده، $T^{(m)}$ نیست، را انتخاب می‌کند. این در حالی‌ست که حرکت مورچه‌ها در امتداد آن یال‌هایی‌ست که فرمون $\tau_{(i,j)}$ بیشتری دارند. مورچه‌ها همچنین باید سریعتر به سمت مسیرهایی که توسط مورچه‌های دیگر پیموده شده‌اند، حرکت کنند. این کار به منظور اطمینان از این است که مورچه‌ها به سرعت با یکدیگر ادغام شوند و در نتیجه هزینه درخت اشتاینر ساخته شده کاهش یابد. به این منظور، ما یک پارامتر پتانسیل برای هر گره j ، به شکل زیر تعریف می‌کنیم:

$$\Psi_j^{(m)} = \min_k \{dist(j,k)\}. \quad (9)$$

که

$$k \in \bigcup_{m' \neq m} T^{(m')} \quad (10)$$

در اینجا، m' مورچه دیگری است و $dist(j,k)$ کوتاهترین فاصله بین دو گره j و k است. این فاصله به عنوان جمع فواصل تمام یال‌هایی که از j به k منتهی می‌شود، محاسبه می‌شود. کوتاهترین فواصل بین گره‌ها به راحتی با استفاده از الگوریتم کوتاه‌ترین مسیر بین تمام یال‌های فلویید محاسبه می‌شود.

بنابراین، پتانسیل یک گره، معیار اندازه‌گیری حداقل هزینه ممکن اضافی است که برای اتصال آن با هر یک از درخت‌های جزئی کامل شده موردنیاز است. در این روش سعی می‌شود مورچه‌ها به سمت گره با پتانسیل کمتر حرکت داده شوند، چراکه این گره‌ها نزدیک‌تر به درخت جزئی هستند، اما هزینه واقعی حرکت یک مورچه از مکان حال حاضرش به گره‌های دیگر را نیز باید در نظر گرفت؛ بنابراین با در نظر گرفتن هر دو دیدگاه، ما ترغیب‌پذیری یک گره j برای مورچه m که در حال حاضر در گره i است، به شکل زیر تعریف می‌کنیم:

$$\eta_{i,j}^{(m)} = \frac{1}{w(i,j) + \gamma \Psi_j^{(m)}} \quad (11)$$

در معادله فوق، مقدار γ یک ضریب ثابت است. الگوریتم پیشنهادی مورچه‌ها را به سمت انتخاب یال‌های بهینه سوق می‌دهد.

$$w(i,j) \text{ نیز شامل دو پارامتر انرژی باقیمانده‌ی گره } j \text{ و فاصله‌ی گره } i \text{ و } j \text{ به صورت } w(i,j) = \frac{e_j}{d_{ij}} \text{ است.}$$

الگوریتم به طور هم‌زمان سعی می‌کند مورچگان را از طریق مسیرهایی با سطوح بالای فرمون و پتانسیل، هدایت کند. این الگوریتم با در نظر گرفتن هر دو عامل، با اجازه‌دادن به مورچگان، ترجیح می‌دهد که به آن لبه‌ها که ارزش بالاتری از حاصل ضرب فرمون و تمایل دارند، حرکت کنند. احتمال انتخاب گره j از طریق فرمول زیر محاسبه می‌شود:

$$p_{i,j} = \frac{[\tau_{i,j}]^\alpha [\eta_{i,j}^{(m)}]^\beta}{\sum_{k \in T^{(m)}} [\tau_{i,k}]^\alpha [\eta_{i,k}^{(m)}]^\beta} \quad (12)$$

مقدار $p_{i,j}$ احتمال انتخاب یال $(i,j) \in E$ را نشان می‌دهد. در معادله فوق مقادیر α و β دو مقداری هستند که در طول الگوریتم ثابت نگه داشته می‌شوند.

به‌روزرسانی فرمون مسیر به این صورت انجام می‌شود. مورچگان با همکاری یکدیگر فرمون مسیر را در امتداد یال‌های آن می‌گذارند که به طور معکوس با هزینه کل درخت مرتبط است. به‌روزرسانی فرمون مسیر در پایان هر آزمایش انجام می‌شود. به‌روزرسانی فرمون طبق فرمول زیر انجام می‌شود:

$$\tau_{i,j} = (1 - \rho)\tau_{i,j} + \rho\Delta\tau_{i,j} \quad (13)$$

که p نرخ تبخیر فرمون است و بیانگر میزان سرعت تبخیر فرمون مسیر است. شکل کلی به روزرسانی های تدریجی، توسط معادله زیر ارائه می شود:

$$\Delta \tau_{i,j} = \begin{cases} \frac{Q_i}{w(S_i)} & \text{if } (i,j) \in E_{S_i} \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (14)$$

که $w(S_i)$ هزینه درخت و برابر با مجموع فواصل یال های درخت است. در روش پیشنهادی دو نوع به روزرسانی صورت می پذیرد [۱۹]. در قانون به روزرسانی محلی، درخت اشتاینر S_i که برای تعیین به روزرسانی های تدریجی $\Delta \tau_{i,j}$ استفاده می شود، درختی است که در دور فعلی محاسبه شده است. به عبارت دیگر، به روزرسانی برای حالت $S_i = S_{local}$ انجام می پذیرد. ما مقدار Q را در سطح ثابت Q_{local} نگه می داریم، اما همچنین از به روزرسانی سراسری دورها استفاده می کنیم، جایی که عمل افزایش فقط برای آن یال هایی که بخشی از بهترین درخت اشتاینری است که از ابتدای تکرار تا آخرین دور به دست آمده است، انجام می شود. به عبارت دیگر، به روزرسانی برای حالتی که $S_i = S_{best}$ نیز هست انجام می پذیرد. مقدار Q در این حالت برابر Q_{global} است.

مقدار به روزرسانی که در معادله ۱۴ بیان شده است، رابطه ی معکوس نسبت به هزینه کل درخت اشتاینر بدست آمده دارد. این کار به منظور این است که اجازه داده شود بیشترین فرمون بر روی آن یال هایی که هزینه کمتری دارند، قرار بگیرد. درخت های بهتر فرمون بیشتری را بر روی یال ها قرار می دهند و مورچه های بعدی با احتمال بیشتری این مسیر را دنبال می کنند. از درخت ساخته شده در این مرحله ابتدا برای ارسال بسته های کنترلی به گره هایی که باید در دور مورد نظر مشارکت نمایند استفاده می شود. هر گره که بسته کنترلی را دریافت می کند والد و بچه های خود را در درخت تجمع داده می شناسد و منتظر دریافت آنها می ماند. سپس از همین درخت نیز برای ارسال داده حسگری فشرده خواب توسط گره های بیدار استفاده خواهد شد.

۴- شبیه سازی ها و نتایج

در این بخش، با استفاده از داده های ساختگی نشان می دهیم که روش پیشنهادی در مقایسه با دیگر روش ها، عملکرد بهتری از نظر دقت بازسازی سیگنال و طول عمر شبکه دارد. شبیه سازی ها با استفاده از محیط برنامه نویسی متلب انجام شده است. برای ارزیابی مصرف انرژی، مدل ارائه شده در [۲۰] استفاده شده است. رادیوی حسگرها در یکی از چهار حالت زیر است: ارسال، دریافت، گوش دادن (حالت فعال) و خوابیدن.

جدول ۱ مصرف توان هر حالت و زمان مورد نیاز آن را نشان می دهد. فرمول انرژی و توان $\text{Energy} = \text{Power} \times \text{Time}$ است. به عنوان مثال، مقدار انرژی مصرفی برای ارسال یک بسته ی داده به طول L توسط فرستنده بر اساس معادله زیر خواهد بود:

$$\begin{aligned} \text{Energy} &= \text{Power} \times \text{Time} \\ \text{Energy} &= P_t \times \text{Time} \\ \text{Energy} &= P_t \times L \times T_B \\ \text{Energy} &= 60 \times 24 \times 0.416 \times 10^{-3} \\ \text{Energy} &= 0.00059904 \text{ J} \cong 599 \mu\text{J} \end{aligned} \quad (15)$$

جدول ۱: پارامترهای و مقادیر آنها در مدل مصرف انرژی مورد استفاده

Discription	Label	Amount
Power consumption in sending mode	P_t	60mW
Energy consumption in receive mode	P_r	45mW
Energy consumption in listening mode	P_l	45mW
Energy consumption in sleep mode	P_s	90μW
Energy consumption of changing state	P_{pc}	5.75μW
Time to receive or send a byte	T_B	0.416*10 ⁻³ S
Time to change status	T_{pc}	3mS

طول تمام بسته‌های داده و بسته‌های کنترلی ۶۴ بیت فرض شده است. از کانال *AWGN* برای ارسال حسگرها استفاده شده است که منجر به احتمالات مختلف از دست دادن داده می‌شود. ما از بسته‌ی نرم‌افزاری *CVX* [۲۱] برای بازسازی سیگنال

حسگری فشرده استفاده می‌کنیم. کارآیی بازسازی را با استفاده از خطای نسبی متوسط $\frac{\|x\|_2^2}{\|\hat{x} - x\|_2^2}$ ارزیابی می‌کنیم. طول عمر

شبکه زمانی تعیین می‌شود که اولین حسگر خاموش شود. به منظور ارزیابی کارآیی، روش پیشنهادی را با روش [۵] که تنها از همبستگی فضای بهره می‌برد، روش [۱۰] که هم از همبستگی فضایی و هم زمانی بهره می‌برد و روش پیشنهادی در [۹] که از الگوریتم یادگیری Q بدون مدل برای جستجوی راهبردهای تصمیم‌گیری بهینه استفاده کرده است و همزمان از حسگری فشرده و زمانبندی خواب استفاده می‌کند، مقایسه کردیم.

در شبیه‌سازی‌ها، n گره حسگر بی سیم به طور تصادفی در یک محیط مربعی با ابعاد $d \times d$ پراکنده شده‌اند. شعاع ارتباطی حسگرها R متر در نظر گرفته شده است. ایستگاه پایه نیز در یکی از گوشه‌های محیط به مختصات $(0, 0)$ قرار دارد. انرژی اولیه تمام گره‌های حسگر E_{int} است. سیگنال داده‌ی X به صورت تصادفی با ابعاد n برای لحظات زمانی مختلف تولید می‌شود که در آن s مؤلفه‌ی غیر صفر با یک توزیع گوسی با میانگین صفر و واریانس یک مستقل با توزیع یکسان (*i.i.d*) انتخاب می‌شود. دیکشنری Ψ ابتدا با ایجاد یک ماتریس $n \times n$ با انتخاب‌های *i.i.d* از یک توزیع گوسی $N(0,1)$ ساخته می‌شود، و سپس ستون‌های Ψ به یک مقیاس واحد نرمالیزه می‌شوند. SNR کانال بی سیم ۲۰ دسی‌بل در نظر گرفته شده است که همراه با نوع مدولاسیون و طول بسته، احتمال از دست رفتن داده را تعیین می‌کند [۲۲].

جدول ۲: پارامترها و مقادیر آنها در شبیه‌سازی شبکه‌ی حسگر

Table 2. Wireless sensor network simulation parameters and their values		
Discription	Parameter	Amount
Number of nodes	n	1000
Communication distance	R	5 meters
Initial energy of nodes	E_{int}	5 Joules
Final energy of nodes	E_{death}	0.1 Joules
Network size	d	100*100 square meters

مقدار $\beta = 10^{-3}$ لحاظ شده است. همچنین، اندازه‌گیری‌های حسگرها با نویز گوسی با میانگین صفر متحمل خطا می‌شوند که منجر به SNR ۲۰ دسی‌بل می‌گردد. همچنین در تمام آزمایشات فرض شده که ۲۰٪ از سیگنال تخمین زده شده نادرست باشد.

در شبیه‌سازی الگوریتم مورچگان جمعیت برابر با ۵۰ و تعداد ۱۰۰ تکرار لحاظ شده است و نیز مقادیر پارامترها برابر است با:

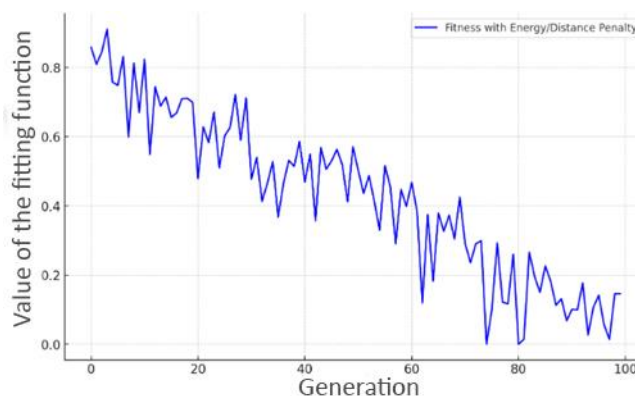
$$\rho = 0.1, \gamma = 5, \lambda = 2, \alpha = 1, \beta = 1.5 \text{ مقدار } Q \text{ به صورت تجربی و با تکرار آزمایشات برابر } 550 \text{ قرار گرفت.}$$

همانطور که پیشتر بیان شد در روش پیشنهادی این مقاله از الگوریتم ژنتیک برای ساخت بهینه‌ی $\tilde{\Phi}_{i,i}$ استفاده می‌کنیم. طول کروموزوم‌های دودویی برابر $n = 1000$ است و جمعیت کروموزوم‌ها ۵۰ در نظر گرفته شد. از چرخ رولت^۱ جهت انتخاب کروموزوم‌ها با نرخ انتخاب ۰.۸، از برهم‌نهی دو نقطه‌ای^۲ و همچنین نرخ جهش^۳ با مقدار m/n استفاده کردیم. شرط قطع حلقه تعداد تکرار ۱۰۰ در نظر گرفته شده است. شکل زیر همگرایی تابع برازش را در نسل‌های مختلف الگوریتم ژنتیک برای $m = 200$ و $s = 100$ نشان می‌دهد.

¹ Roulette Wheel

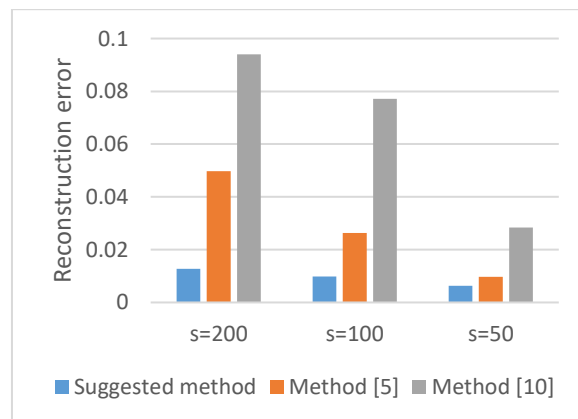
² Two-point crossover

³ Mutation rate



شکل ۳: همگرایی تابع برازش در نسل های مختلف الگوریتم ژنتیک پیشنهادی
Figure 3. Convergence of the fitness function in different generations of the proposed genetic algorithm

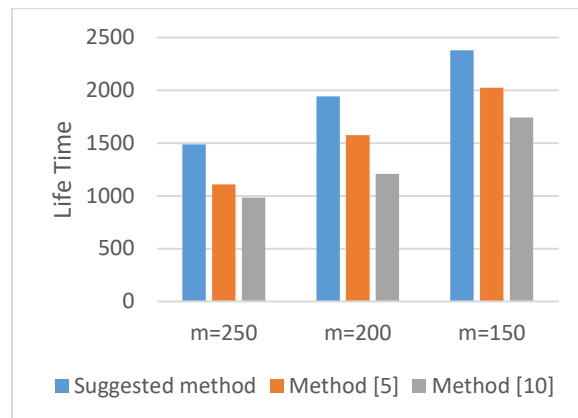
شکل ۴ دقت بازسازی را برای روش پیشنهادی و روش های ارائه شده در [۵] و [۱۰] به ازای s های مختلف نشان می دهد. مقدار $m = 200$ در نظر گرفته شده است. همانطور که مشاهده می شود برای تمام روش ها با کاهش مقدار s خطای بازسازی نیز کاهش می یابد. خطای بازسازی در روش پیشنهادی ما از دیگر روش ها کمتر است. روش پیشنهادی در مقایسه با روش [۵] حدود ۴۸٪ بهبود در خطای بازسازی منجر شده است. دلیل کاهش مقدار خطای بازسازی انتخاب گره های مناسب برای ارسال داده در هر دور است در حالیکه انتخاب گره های بیدار در [۵] کاملاً به صورت تصادفی صورت گرفته است. در مقایسه با روش [۱۰]، حدود ۵۹٪ بهبود در خطای بازسازی داریم که دلیل این مقدار کاهش خطای بازسازی، استفاده از الگوریتم ژنتیک برای یافتن گره های بیدار است. در [۱۰] همانطور که پیشتر گفته شد از بازسازی محدب و با ساده سازی مسئله جواب را پیدا می کند که جواب های روش ژنتیک بهینه تر از روش بازسازی محدب است. روش پیشنهادی [۹] یک روش توزیع شده است و نمی تواند گره های بیدار مناسب که منجر به خطای نسبی کمتری شود را پیدا کند و ماتریس سایه ای را منجر می شود که بهینه نیست. از اینرو خطای بازسازی این روش نیز از روش پیشنهادی ما بیشتر است. الگوریتم پیشنهادی ما حدود ۶۱٪ خطای بازسازی را به نسبت این روش کاهش می دهد.



شکل ۴: خطای بازسازی روش های مختلف به ازای تنگی مختلف
Figure 4. Reconstruction error for different sparsity levels

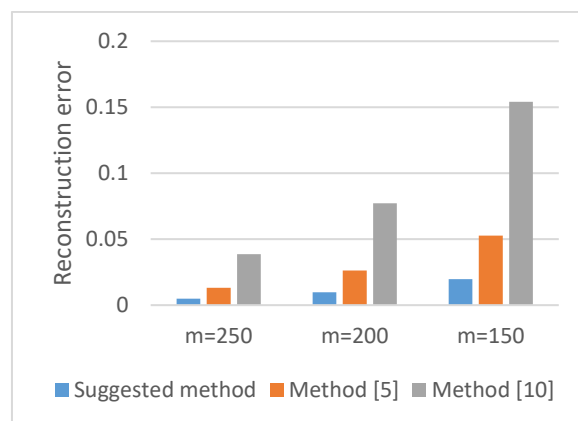
در شکل طول عمر شبکه را برای روش پیشنهادی و همچنین دو روش دیگر مورد ارزیابی قرار داده ایم. مقدار $s = 100$ است. در این شکل طول عمر را به ازای m های مختلف که بیانگر تعداد گره های بیدار در هر دور است مشخص شده است. روش پیشنهادی ما از لحاظ طول عمر از هر دو روش [۵] و [۱۰] عملکرد بهتری دارد. دلیل برتری عملکرد روش پیشنهادی انتخاب هوشمندانه ی گره های بیدار با الگوریتم ژنتیک و با لحاظ کردن انرژی باقیمانده ی حسگرها و همچنین بکارگیری مسیریابی بهینه با بکارگیری الگوریتم مورچگان است.

روش پیشنهادی در [۹] در قیاس با روش ما طول عمر نسبتاً مشابهی دارد. دلیل طول عمر مناسب روش [۹] توزیع‌شده بودن الگوریتم آنها و کاهش سربار ارسال بسته‌های کنترلی است. روش پیشنهادی ما نسبت به روش ارائه شده در [۵] به طور متوسط حدود ۱۸٪، در مقایسه با روش پیشنهادی [۱۰] حدود ۳۲٪ و در قیاس با روش [۹] حدود ۱٪ بهبود طول عمر شبکه را منجر شده است.



شکل ۵: طول عمر شبکه به ازای تعداد گره‌های بیدار
Figure 5. Network lifetime per number of awake nodes

در شکل نیز مقدار خطای بازسازی را برای روش‌های شبیه‌سازی شده به ازای m های مختلف مورد ارزیابی قرار داده‌ایم. در این آزمایش نیز مقدار $s = 100$ قرار داده‌ایم. در تمام روش‌های مورد ارزیابی با افزایش تعداد گره‌های بیدار در هر دور مقدار خطای بازسازی کاهش می‌یابد. در این شکل نیز به وضوح مشخص است که خطای بازسازی روش پیشنهادی بهتر از دو روش مورد ارزیابی است که دلایل این برتری را پیشتر بیان کردیم.

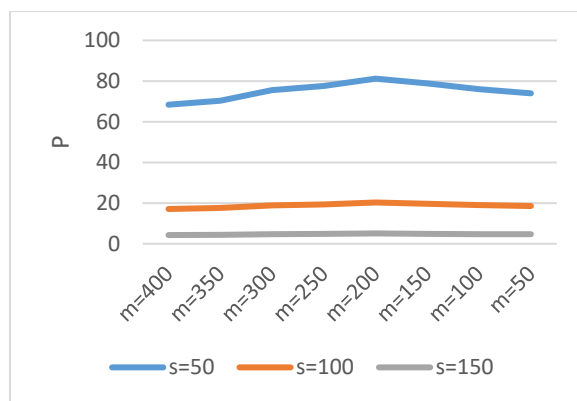


شکل ۶: خطای بازسازی به ازای تعداد گره‌های بیدار
Figure 6. Reconstruction error per number of awake nodes

در شبکه حسگر هم دقت سیگنال داده دریافتی و هم طول عمر مهم است. در شکل هر دو پارامتر طول عمر و خطای بازسازی را به صورت همزمان و به شکل $P = \text{Lifetime}/(\text{error} * 10^4)$ برای m و s های مختلف در روش پیشنهادی مورد بررسی قرار دادیم تا مقدار بهینه m را بدست آوریم.

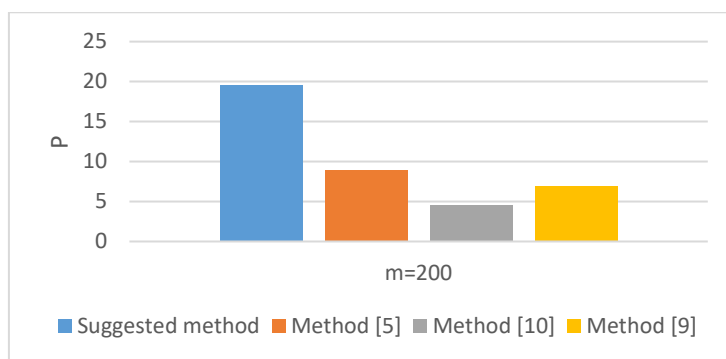
هرچه مقدار m یعنی تعداد گره‌های بیدار در هر مرحله بیشتر باشد خطای بازسازی کمتر است؛ ولی طول عمر شبکه کاهش می‌یابد. مقدار $m = 200$ برای آزمایش صورت گرفته شده تعداد گره‌های بیدار بهینه است.

بعنوان آخرین آزمایش و ارزیابی کارایی کلی هر چهار روش، همزمان هر دو پارامتر طول عمر و خطای بازسازی را در قالب پارامتر $P = \text{Lifetime}/(\text{error} * 10^4)$ بررسی کرده ایم. در این آزمایش مقدار $m = 200$ لحاظ شده است.



شکل ۷: بررسی همزمان طول عمر و دقت به ازای تعداد گره‌های بیدار مختلف

Figure 7. Simultaneous examination of lifetime and accuracy for the number of different awake nodes



شکل ۸: بررسی همزمان طول عمر و دقت روش‌های مورد ارزیابی

Figure 8. Simultaneous examination of the lifetime and accuracy of the evaluated methods

همانطور که از شکل مشخص است با در نظر گرفتن همزمان طول عمر شبکه و خطای بازسازی، روش پیشنهادی ما به نسبت هر سه روش مورد مقایسه عملکرد بهتری دارد. دلایل این برتری در بخش‌های قبل شرح داده شد.

۵- نتیجه‌گیری

به‌منظور افزایش طول عمر شبکه‌های حسگر بی‌سیم می‌توان از فشرده‌سازی حسگری فشرده بهره برد. هنگام به‌کارگیری حسگری فشرده برخی گره‌ها در ارسال داده شرکت می‌کنند و برخی دیگر نمی‌کنند. گره‌هایی که در ارسال داده شرکت نمی‌کنند را می‌توان به حالت خواب برد تا در مصرف انرژی آنها صرفه‌جویی شود. انتخاب گره‌های بیدار به‌صورت تصادفی و توزیع شده منجر به خطای بازسازی بیشتر می‌شود؛ بنابراین از روش متمرکز برای انتخاب گره‌ها استفاده کردیم. در روش پیشنهادی با به‌کارگیری الگوریتم ژنتیک گره‌های بیدار دور بعد مشخص شدند. همچنین برای ساخت مسیر بهینه در بین گره‌های بیدار تا ایستگاه پایه از الگوریتم مورچگان بهره بردیم. نتایج شبیه‌سازی‌ها بیانگر افزایش طول عمر و کاهش میزان خطای بازسازی به‌واسطه به‌کارگیری روش پیشنهادی بود.

در روش پیشنهادی از یک رابطه برای یافتن گره‌های بیدار استفاده شد. در این رابطه از سیگنال داده دور قبل استفاده می‌شد. در کارهای آینده از یک پیش‌بینی‌کننده بهره خواهیم برد تا با توجه به وجود همبستگی زمانی بین سیگنال‌های داده حسگرها، سیگنال دور بعد را بسازیم و در رابطه قرار دهیم تا گره‌های بیدار بهتری مشخص شوند.

منابع

- [1] G. A. López-Ramírez and A. Aragón-Zavala, "Wireless Sensor Networks for Water Quality Monitoring: A Comprehensive Review," in *IEEE Access*, vol. 11, pp. 95120-95142, 2023, doi: [10.1109/ACCESS.2023.3308905](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3308905).

- [2] M. N. Mowla, N. Mowla, A. F. M. S. Shah, K. M. Rabie, and T. Shongwe, "Internet of Things and Wireless Sensor Networks for Smart Agriculture Applications: A Survey," in *IEEE Access*, vol. 11, pp. 145813-145852, 2023, doi: [10.1109/ACCESS.2023.3346299](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3346299).
- [3] D. R. Zaidan, A. G. Wadday, M. M. Abbood, A. F. Al-Baghdadi, and B. J. Hamza, "Forest fire detection based wireless sensor networks-survey," in *AIP Conference Proceedings*, 2023, vol. 2776, no. 1: AIP Publishing.
- [4] D. L. Donoho, "Compressed sensing," in *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 52, no. 4, pp. 1289-1306, April 2006, doi: [10.1109/TIT.2006.871582](https://doi.org/10.1109/TIT.2006.871582).
- [5] Q. Ling and Z. Tian, "Decentralized Sparse Signal Recovery for Compressive Sleeping Wireless Sensor Networks," in *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 58, no. 7, pp. 3816-3827, July 2010, doi: [10.1109/TSP.2010.2047721](https://doi.org/10.1109/TSP.2010.2047721).
- [6] Wei Chen and I. J. Wassell, "Energy efficient signal acquisition via compressive sensing in wireless sensor networks," *International Symposium on Wireless and Pervasive Computing*, Hong Kong, 2011, pp. 1-6, doi: [10.1109/ISWPC.2011.5751335](https://doi.org/10.1109/ISWPC.2011.5751335).
- [7] C. Caione, D. Brunelli, and L. Benini, "Distributed Compressive Sampling for Lifetime Optimization in Dense Wireless Sensor Networks," in *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, vol. 8, no. 1, pp. 30-40, Feb. 2012, doi: [10.1109/TII.2011.2173500](https://doi.org/10.1109/TII.2011.2173500).
- [8] S. Mehrjoo, F. Khunjush, and A. Ghaedi, "Fully distributed sleeping compressive data gathering in wireless sensor networks," *IET Communications*, vol. 14, no. 5, pp. 830-837, 2020, doi: [10.1049/iet-com.2019.0077](https://doi.org/10.1049/iet-com.2019.0077).
- [9] X. Wang, H. Chen, and S. Li, "A reinforcement learning-based sleep scheduling algorithm for compressive data gathering in wireless sensor networks," *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*, vol. 2023, no. 1, p. 28, 2023, doi: [10.1186/s13638-023-02237-4](https://doi.org/10.1186/s13638-023-02237-4).
- [10] W. Chen and I. J. Wassell, "Optimized Node Selection for Compressive Sleeping Wireless Sensor Networks," in *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 65, no. 2, pp. 827-836, Feb. 2016, doi: [10.1109/TVT.2015.2400635](https://doi.org/10.1109/TVT.2015.2400635).
- [11] M. Elad, "Optimized Projections for Compressed Sensing," in *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 55, no. 12, pp. 5695-5702, Dec. 2007, doi: [10.1109/TSP.2007.900760](https://doi.org/10.1109/TSP.2007.900760).
- [12] N. Vaswani and W. Lu, "Modified-CS: Modifying Compressive Sensing for Problems With Partially Known Support," in *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 58, no. 9, pp. 4595-4607, Sept. 2010, doi: [10.1109/TSP.2010.2051150](https://doi.org/10.1109/TSP.2010.2051150).
- [13] W. Lu and N. Vaswani, "Regularized Modified BPDN for Noisy Sparse Reconstruction With Partial Erroneous Support and Signal Value Knowledge," in *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 60, no. 1, pp. 182-196, Jan. 2012, doi: [10.1109/TSP.2011.2170981](https://doi.org/10.1109/TSP.2011.2170981).
- [14] G. Quer, R. Masiero, G. Pillonetto, M. Rossi, and M. Zorzi, "Sensing, Compression, and Recovery for WSNs: Sparse Signal Modeling and Monitoring Framework," in *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 11, no. 10, pp. 3447-3461, October 2012, doi: [10.1109/TWC.2012.081612.110612](https://doi.org/10.1109/TWC.2012.081612.110612).
- [15] M. Elad and M. Aharon, "Image Denoising Via Sparse and Redundant Representations Over Learned Dictionaries," in *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 15, no. 12, pp. 3736-3745, Dec. 2006, doi: [10.1109/TIP.2006.881969](https://doi.org/10.1109/TIP.2006.881969).
- [16] R. Baraniuk, M. Davenport, R. DeVore, and M. Wakin, "A simple proof of the restricted isometry property for random matrices," *Constructive approximation*, vol. 28, pp. 253-263, 2008, doi: [10.1007/s00365-007-9003-x](https://doi.org/10.1007/s00365-007-9003-x).
- [17] W. H. P. Bodik, C. Guestrin, S. Madden, M. Paskin, and R. Thibaux. Intel lab data [Online] Available: <http://db.csail.mit.edu/labdata/labdata.html>

- [18] W. Chen, M. R. D. Rodrigues, and I. J. Wassell, "A Frechet Mean Approach for Compressive Sensing Data Acquisition and Reconstruction in Wireless Sensor Networks," in *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 11, no. 10, pp. 3598-3606, October 2012, doi: [10.1109/TWC.2012.081612.111908](https://doi.org/10.1109/TWC.2012.081612.111908).
- [19] M. Dorigo, V. Maniezzo, and A. Coloni, "Ant system: optimization by a colony of cooperating agents," in *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, vol. 26, no. 1, pp. 29-41, Feb. 1996, doi: [10.1109/3477.484436](https://doi.org/10.1109/3477.484436).
- [20] V. Shnayder, M. Hempstead, B.-r. Chen, G. W. Allen and M. Welsh, "Simulating the power consumption of large-scale sensor network applications," in *Proceedings of the 2nd international conference on Embedded networked sensor systems*, 2004, pp. 188-200, doi: [10.1145/1031495.1031518](https://doi.org/10.1145/1031495.1031518).
- [21] M. Grant, S. Boyd, and Y. Ye, "CVX: Matlab software for disciplined convex programming, version 2.0 beta," ed, 2013.
- [22] J. G. Proakis, *Digital communications*. McGraw-Hill, Higher Education, 2008.