

## МЕТОД ЗМЕНШЕННЯ ЕНЕРГОСПОЖИВАННЯ ВУЗЛАМИ ІОТ

У статті запропоновано ефективний підхід до зменшення обсягу даних, що передаються від вузлів ІоТ до сервера, з акцентом на економію енергоресурсів та продовження терміну роботи акумуляторів. Основна концепція методу базується на механізмі прогнозування, який дозволяє вузлам ІоТ надсилати дані лише тоді, коли абсолютна різниця між вимірним і прогнозованим значенням перевищує встановлений поріг похибки. Це рішення дозволяє суттєво зменшити обсяг переданого трафіку, зберігаючи при цьому достатній рівень точності даних для більшості застосувань.

Для реалізації прогнозування було використано спрощений віконний метод, який забезпечує баланс між наближеною точністю і низькими витратами обчислювальних ресурсів, що є критично важливим для енергоефективних пристроїв. У ході експериментів застосовували GPS-трекери Lightbug LoRa з передачею даних через мережі LoRa та BLE. Експериментальні результати показали, що зменшення обсягу переданих даних до 50% дозволило значно збільшити тривалість роботи пристроїв, особливо в умовах високої інтенсивності трафіку. Наприклад, для технології LoRa тривалість роботи батареї збільшилася на 300% за інтенсивного руху даних.

Детальний аналіз результатів продемонстрував, що за низьких значень порогу похибки точність прогнозованих даних практично не відрізняється від вимірних. Однак із підвищенням порогу точність значно знижується, що може бути неприйнятним для деяких застосувань. Оптимальне значення порогу похибки було визначено експериментальним шляхом, зважаючи на баланс між мінімізацією енергоспоживання та забезпеченням прийнятної рівня точності.

Запропонований метод є універсальним і перспективним для застосування в енергоефективних ІоТ-системах, особливо в тих сценаріях, де економія енергії має вирішальне значення, а висока точність даних залишається важливою умовою. Такий підхід відкриває можливості для вдосконалення систем інтелектуального моніторингу, управління та збору даних у різних сферах, включаючи розумні міста, сільське господарство, екологічний моніторинг та логістику.

Ключові слова: ІоТ, енергоефективність, прогнозування даних, зменшення передачі даних, термін служби батареї, LoRa, BLE, поріг похибки, спрощений віконний метод, оптимізація передачі даних.

PASTUSHENKO HANNA  
Vinnytsia National Technical University

## METHOD FOR REDUCING ENERGY CONSUMPTION BY IOT ELEMENTS

The article proposes an effective approach to reduce the amount of data transmitted from IoT nodes to the server, with an emphasis on saving energy resources and extending battery life. The main concept of the method is based on a prediction mechanism that allows IoT nodes to send data only when the absolute difference between the measured and predicted values exceeds a set error threshold. This solution allows to significantly reduce the amount of transmitted traffic, while maintaining a sufficient level of data accuracy for most applications. A simplified window method was used to implement the prediction, which provides a balance between approximate accuracy and low computational resource consumption, which is critically important for energy-efficient devices. During the experiments, Lightbug LoRa GPS trackers with data transmission via LoRa and BLE networks were used. Experimental results showed that reducing the amount of transmitted data by up to 50% allowed to significantly increase the duration of the devices, especially in conditions of high traffic intensity. For example, for LoRa technology, the battery life increased by 300% with intensive data traffic.

A detailed analysis of the results showed that at low values of the error threshold, the accuracy of the predicted data practically does not differ from the measured ones. However, with increasing the threshold, the accuracy decreases significantly, which may be unacceptable for some applications. The optimal value of the error threshold was determined experimentally, taking into account the balance between minimizing energy consumption and ensuring an acceptable level of accuracy.

The proposed method is universal and promising for use in energy-efficient IoT systems, especially in those scenarios where energy saving is crucial, and high data accuracy remains an important condition. This approach opens up opportunities for improving intelligent monitoring, management and data collection systems in various areas, including smart cities, agriculture, environmental monitoring and logistics.

Keywords: IoT, energy efficiency, data prediction, data transmission reduction, battery life, LoRa, BLE, error threshold, simplified window method, data transmission optimization.

### Постановка проблеми у загальному вигляді та її зв'язок із важливими науковими чи практичними завданнями

Сучасний розвиток технологій Інтернету речей (ІоТ) зумовлює зростання кількості підключених пристроїв, які взаємодіють із мережею для збору, передачі та аналізу даних. Однак вузли ІоТ, зазвичай оснащені обмеженими ресурсами енергії, стикаються з проблемою швидкого розрядження акумуляторів, що значно обмежує їх автономну роботу. Особливо критичною ця проблема є для пристроїв, які використовуються в системах моніторингу довкілля, смарт-містах та інфраструктурних об'єктах, де заміна або обслуговування батарей є складним і дорогим процесом. Зменшення енергоспоживання вузлами ІоТ, зокрема шляхом оптимізації передачі даних, є одним із ключових завдань для забезпечення їх тривалої автономності та зниження експлуатаційних витрат.

### Аналіз досліджень та публікацій

Дослідження у сфері енергоефективності ІоТ-вузлів демонструють важливість оптимізації використання енергії як ключового завдання для забезпечення їхньої тривалої автономності. Відомі роботи пропонують різні підходи, зокрема, впровадження енергоефективних протоколів передачі даних, таких як

BLE та LoRa, що забезпечують низьке споживання енергії та придатні для використання в IoT-мережах із низькою пропускну здатністю [1, 2].

Іншим важливим напрямком є використання алгоритмів прогнозування, які дозволяють IoT-вузлам передавати лише значущі дані, уникаючи надсилання тих значень, які можуть бути точно передбачені сервером [3]. Методи на основі машинного навчання, такі як рекурентні нейронні мережі (RNN), демонструють високу точність, але є надто ресурсомісткими для застосування в пристроях з обмеженими обчислювальними та енергетичними ресурсами [4, 5].

У низці досліджень запропоновано використовувати спрощені методи прогнозування, які дозволяють IoT-вузлам зберігати енергію, не вимагаючи складних обчислень. Наприклад, методи, засновані на статистичному аналізі або ковзних середніх, забезпечують прийнятний рівень точності прогнозів із мінімальними витратами енергії [6, 7].

Крім того, значна увага приділяється питанням оптимального вибору порогів для похибки, що дозволяє досягти балансу між точністю даних і економією енергії. Установлення оптимальних значень залежить від специфіки застосування IoT-системи, що визначає чутливість до похибок і вимоги до енергоефективності [8].

Загалом, аналіз джерел показує, що проблема енергоспоживання IoT-вузлів залишається актуальною, і необхідність у розробці простих і адаптивних методів її вирішення є нагальною. Запропонований метод покликаний заповнити наявний розрив між точністю прогнозування та мінімізацією енерговитрат, використовуючи спрощені алгоритми, придатні для реалізації в обмежених умовах IoT-пристроїв.

#### Формулювання цілей статті

**Метою роботи** є: розробка енергоефективного методу прогнозування та передачі даних для вузлів IoT, який зменшує обсяг переданої інформації до сервера шляхом використання порогового аналізу похибок між вимірними і прогнозованими значеннями, що дозволяє збільшити термін служби батареї сенсорних пристроїв без значної втрати точності даних.

#### Виклад основного матеріалу

##### 1 Опис методу

Основною метою цього методу є зменшення обсягу даних, що передаються від вузлів IoT до сервера, що дозволяє економити енергію та продовжувати час роботи акумулятора. Унікальність методу полягає в тому, що вузол IoT не надсилає дані, значення яких можна спрогнозувати на сервері. Вузол приймає рішення про передачу даних на сервер, порівнюючи фактичне зібране значення з прогнозованим.

На рисунку 1 представлена схема роботи системи. Початкові дані (розмір вікна), зібрані вузлом IoT, передаються на сервер. Надалі для кожного виміряного значення вузол IoT прогнозує його і порівнює з отриманим прогнозом. Дані передаються на сервер лише тоді, коли абсолютна різниця між зібраним і прогнозованим значенням перевищує визначений користувачем поріг похибки  $\delta$ . В іншому випадку сервер використовує прогнозовані значення, отримані на основі попередніх даних від вузла IoT.



Рис. 1. Модель системи.  $w$  — розмір вікна,  $\delta$  — поріг помилки

### 1.1 Опис методу прогнозування

Рекурентні нейронні мережі (RNN) є доволі вимогливими до ресурсів, що робить їх непридатними для завдань, де важливо зберігати енергію. Окрім того, для деяких задач достатньо наближеного прогнозу.

Для досягнення енергозбереження та отримання наближених прогнозів краще підходить спрощений віконний метод. Цей метод передбачає прогнозування наступного значення шляхом додавання різниці між середнім значенням вибірки та поточним значенням.

$$t(n+1) = t(n) + \frac{1}{w} \sum_{k=1}^w t(n-(k-1)) - t(n-1) \quad (1)$$

Де  $t(n+1)$  — це прогнозоване значення,  $t(n)$  — виміряне значення, а  $w$  — вибірка.

Менше значення  $w$  означає, що для прогнозування використовуються більш актуальні дані. Окрім того, нормалізація за допомогою  $w$  забезпечує, що новіші вибірки матимуть більший вплив на результат прогнозу.

### 1.2 Опис експерименту

Конструкція експериментальної установки включає кілька вузлів IoT, які бездротово з'єднані з сервером через мережу BLE або LoRa, як ілюструється на рис. 2. Вузли IoT передають свої дані на сервер для обробки. Згодом ці дані можуть бути відправлені на хмарне сховище для збереження та подальшого аналізу за необхідності.

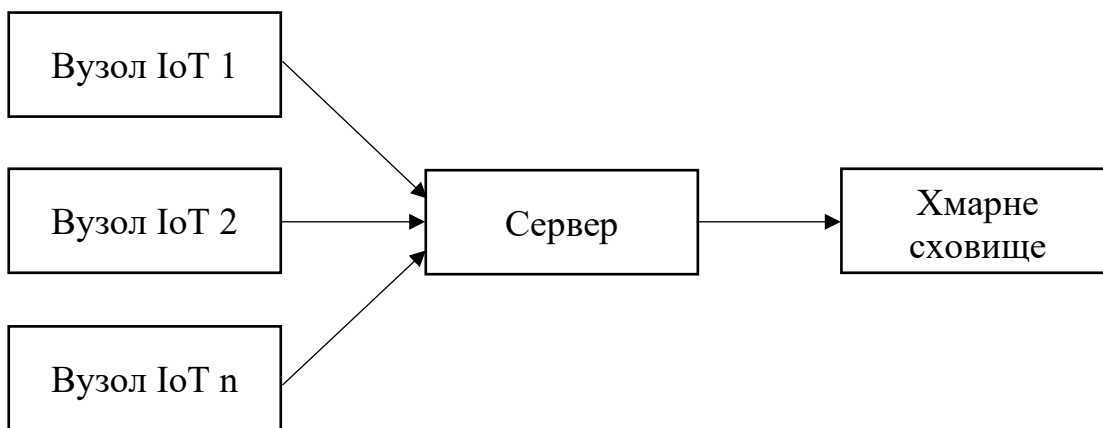


Рис. 2. Архітектура мережі.

Для вузлів IoT були використані стандартні GPS-трекери Lightbug LoRa. Електронна складова цих пристроїв включала модем LoRa (чіпсет Semtech SX1726), спіральну антену, 8-розрядний мікроконтролер Atmel та 6-осьовий акселерометр MPU6050.

Вузли IoT передавали вибірові дані про інерцію та GPS на шлюз через LoRa. Кватерніони обчислювались на пристрої з використанням необроблених миттєвих даних і передавались з частотою 1 Гц для зменшення обсягу переданої інформації. Дані зберігались локально у буфері і потім передавались на шлюз через LoRa зі швидкістю передачі близько 1 кБ/с у вигляді пакетів по 60 байтів. Вузли IoT розташовувались у приміщенні і переміщувались для прогнозування змін у позиції.

## 3 Результати

### 3.1 Аналіз зменшення кількості переданих значень

На малюнку 3 представлено зменшення кількості переданих даних для 200 вимірювань при різних значеннях  $\delta$ , що зберігаються на сервері.

При  $\delta = 0,5$  відсоток переданих зразків знижується до 56,50%, що дозволяє зменшити енергоспоживання на 43,50%.

Для  $\delta = 2,0$  необхідно надіслати лише 16% даних. Однак висока похибка може бути непридатною для більшості випадків, тому важливо вибрати оптимальне значення порогу похибки.

Оптимальний параметр  $\delta$  залежатиме від кількох факторів, таких як чутливість конкретного застосування до помилок у даних, необхідне зменшення енергоспоживання та максимальна припустима нормалізована середня квадратична помилка.

### 3.2 Аналіз точності.

Для оцінки впливу зменшення відсотка надісланих зразків на продуктивність програми застосовується алгоритм RRCF.

На рисунку 4 зображено порівняння виміряних та прогнозованих даних для різних порогових значень помилки: низького (0.5), оптимального (1.2) та високого (2). Оптимальне значення було визначено експериментально.

При низьких значеннях порогу помилки крива прогнозованих даних практично співпадає з кривою вимірених даних. При оптимальному значенні порогу обидві криві майже збігаються, тоді як при високому значенні порогу похибки крива прогнозованих даних значно відрізняється від кривої вимірених даних.

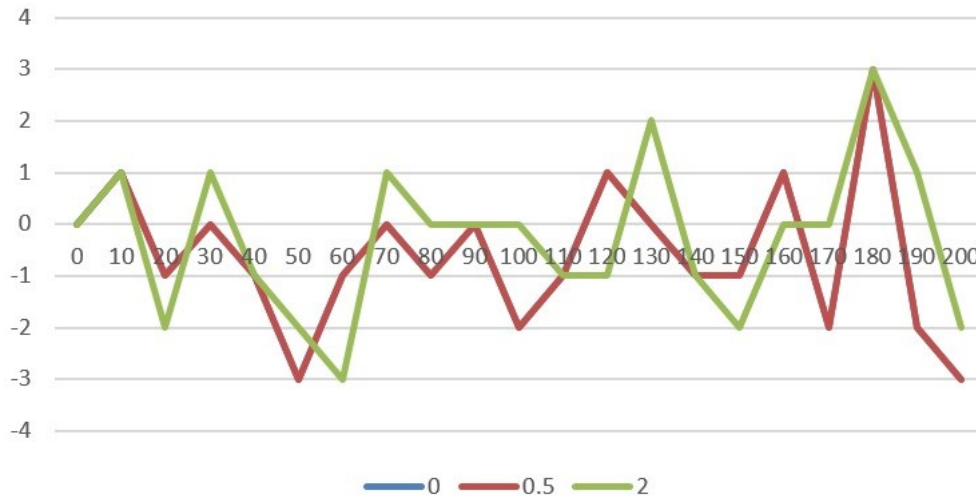


Рис. 3. Дані, надіслані для значень 0.5 і 2 порогової помилки. 0 – вимірні значення

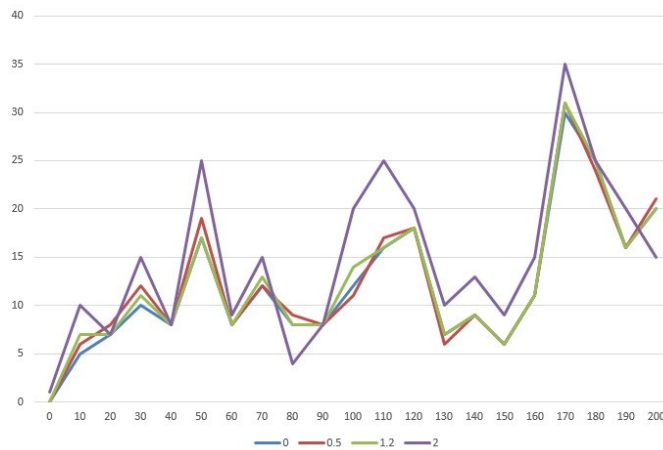


Рис. 4. Порівняння точності для різних порогових значень помилки 0.5, 1.2, 2 і вимірні значення 0

### 3.3 Аналіз збільшення терміну служби батареї.

Для проведених експериментів передача 100% даних відповідає обсягу 8 Кб. Швидкість передачі даних для LoRa та BLE становить 11 Кбіт/с і 2 Мбіт/с відповідно.

Для LoRa (рис. 5а), при зменшенні обсягу надісланих даних до 50%, тривалість роботи пристрою збільшується на 71,43% при низькій інтенсивності трафіку (1 година) і на 300% при високій інтенсивності трафіку (30 секунд). LoRa є більш енергозатратною технологією через високі енергетичні вимоги при передачі на великій відстані. Якщо інтенсивність трафіку велика, повна передача даних швидко розряджає акумулятор, тому зменшення обсягу переданих даних значно збільшує термін служби при високій інтенсивності трафіку.

Для BLE (рис. 5б), якщо обсяг переданих даних зменшується до 50%, тривалість роботи збільшується на 1,44% при низькому трафіку (1 година) і на 100% при високому трафіку (5 секунд). BLE споживає менше енергії, особливо при низькому трафіку, тому зменшення обсягу переданих даних не призводить до значного збільшення терміну служби при низькій інтенсивності.

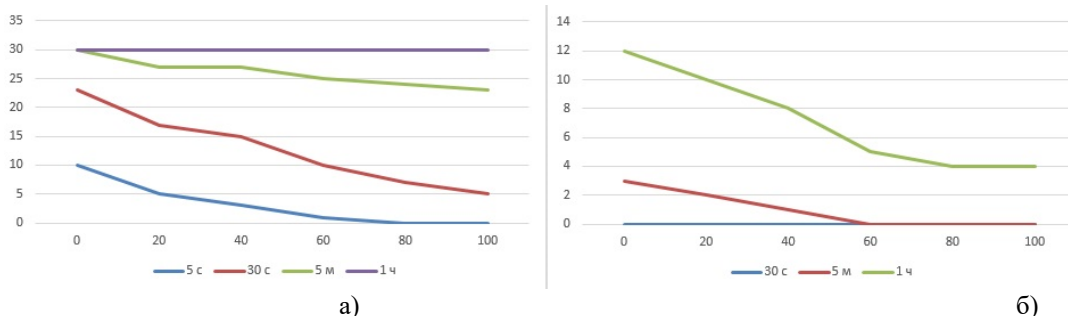


Рис. 5. Збільшення терміну служби сенсорного вузла IoT через зменшення передачі даних, а) LoRa, б) BLE

### Висновки з даного дослідження і перспективи подальших розвідок у даному напрямі

У роботі представлено ефективний метод зменшення енергоспоживання вузлів IoT шляхом оптимізації передачі даних до сервера. Основою методу є використання прогнозування значень за допомогою віконного підходу та передача тільки тих даних, які не можуть бути точно передбачені на сервері. Це дозволяє значно зменшити кількість переданих даних і, відповідно, продовжити термін служби акумуляторів пристроїв IoT.

Експериментальні результати показали, що використання порогу похибки дозволяє адаптувати точність системи залежно від вимог до точності даних та умов експлуатації. Наприклад, при  $\delta = 0,5$  вдалося зменшити обсяг переданих даних на 43,50%, а при  $\delta = 2,0$  – на 84%. Це підтверджує, що запропонований метод є високоєфективним для додатків, які не потребують надвисокої точності даних.

Впровадження методу також сприяє суттєвому збільшенню тривалості роботи акумулятора вузлів IoT. Для технології LoRa збільшення терміну служби сягає 300% при високій інтенсивності трафіку, а для BLE – до 100%. Це відкриває нові можливості для розгортання довгострокових автономних IoT-систем.

Запропонований метод є перспективним для використання в системах моніторингу довкілля, смарт-містах, логістичних мережах та інших IoT-додатках, де важливо досягти балансу між точністю, енергоєфективністю та надійністю передачі даних.

Подальші дослідження можуть бути спрямовані на вдосконалення адаптивного налаштування порогу похибки. Це передбачає створення алгоритмів, які автоматично змінюють поріг похибки залежно від умов середовища, типу даних або вимог до точності в реальному часі. Такий підхід дозволить підвищити гнучкість і точність методу у змінних умовах.

Ще однією перспективою є оптимізація методів прогнозування. Це включає інтеграцію складніших алгоритмів, наприклад, машинного навчання чи гібридних моделей, які здатні покращити точність передбачень, одночасно зберігаючи енергоєфективність.

Важливим напрямом є розширення досліджень на багатовузлові системи. Це потребує аналізу ефективності методу у великих мережах IoT із високою щільністю вузлів, врахування впливу мережевого трафіку та оптимізації комунікації між вузлами для зменшення колізій і затримок передачі даних.

Додатково можна розглянути вдосконалення енергоєфективності протоколів передачі даних, таких як BLE і LoRa, шляхом інтеграції з іншими технологіями, зокрема штучним інтелектом або розподіленими обчисленнями. Це дозволить значно підвищити автономність пристроїв IoT.

### Література

1. Jiang, X. (2020). Hybrid low-power wide-area mesh network for IoT applications. *IEEE Internet of Things Journal*, 8, 901–915.
2. Shankar, K., Wang, P., Xu, R., Mahgoub, A., & Chaterji, S. (2020). Janus: Benchmarking commercial and open-source cloud and edge platforms for object and anomaly detection workloads. *In Proceedings of the 2020 IEEE 13th International Conference on Cloud Computing (IEEE CLOUD)* (pp. 590–599). IEEE.
3. Chaterji, S. (2021). Lattice: A vision for machine learning, data engineering, and policy considerations for digital agriculture at scale. *IEEE Open Journal of the Computer Society (IEEE-OJCS)*, 2, 227–240.
4. Xu, R. (2020). ApproxDet: Content and contention-aware approximate object detection for mobiles. *Proceedings of the 18th Conference on Embedded Networked Sensor Systems (ACM-SenSys)*, 449–462.
5. Lee, J. (2021). Benchmarking video object detection systems on embedded devices under resource contention. *Proceedings of the 5th International Workshop on Embedded and Mobile Deep Learning (ACM-EMDL)*, 19–24. <https://doi.org/10.1145/3469116.3470010>
6. Salinas, D., Flunkert, V., Gasthaus, J., & Januschowski, T. (2020). DeepAR: Probabilistic forecasting with autoregressive recurrent networks. *International Journal of Forecasting*, 36, 1181–1191.
7. Mahgoub, A. (2020). Heterogeneous configuration optimization for distributed databases in the cloud. *2020 USENIX Annual Technical Conference (USENIX ATC)*, 189–203.
8. Khan, R., & Pathan, A. (2018). The state-of-the-art wireless body area sensor networks: A survey. *International Journal of Distributed Sensor Networks*, 14(4), 1–15.
9. Guerrero-Ibáñez, J., Zeadally, S., & Contreras-Castillo, J. (2018). Sensor technologies for intelligent transportation systems. *Sensors*, 18(4), Article 1212.
10. Hilmani, A., Maizate, A., & Hassouni, L. (2018). Designing and managing a smart parking system using wireless sensor networks. *Journal of Sensor and Actuator Networks*, 7(3), Article 23.
11. Alkhatib, A., Hnaif, A., & Kanan, T. (2019). Proposed simple system for road traffic counting. *International Journal of Sensors, Wireless Communications and Control*, 9(2), 269–277.
12. Nguyen, L. N., Vy, T. D., & Shin, Y. (2019). An efficient hybrid RSS-AoA localization for 3D wireless sensor networks. *Sensors*, 19(9), Article 2121.
13. Pita, R., Utrilla, R., Rodriguez-Zurrunero, R., & Araujo, A. (2019). Experimental evaluation of an RSSI-based localization algorithm on IoT end-devices. *Sensors*, 19(18), Article 3931.
14. Tomic, S., Beko, M., Dinis, R., & Bernardo, L. (2018). On target localization using combined RSS and AoA measurements. *Sensors*, 18(4), Article 1266.



15. Alkhatib, A., Alia, M., Hnaif, A., & Yousef, S. (2018). A novel method for localizing a randomly distributed wireless sensor network. *International Journal of System Assurance Engineering and Management*, 9(2), 354–361.
16. Xiaoyang, L., & Chao, L. (2018). Wireless sensor network dynamic mathematics modeling and node localization. *Wireless Communications and Mobile Computing*, 2018.
17. Cama-Pinto, A., Piñeres-Espitia, G., Caicedo-Ortiz, J., Ramírez-Cerpa, E., Betancur-Agudelo, L., & Gómez-Mula, F. (2018). Received strength signal intensity performance analysis in wireless sensor network using Arduino platform and XBee wireless modules. *International Journal of Distributed Sensor Networks*, 2018.
18. Sandeli, M., Bouanaka, M. A., & Kitouni, I. (2021). An efficient localization approach in wireless sensor networks using chicken swarm optimization. *2021 International Conference on Information Systems and Advanced Technologies (ICISAT)*, 1–6. <https://doi.org/10.1109/ICISAT54145.2021.9678446>
19. Avareddy, S., & Biradar, R. V. (2021). Comparative analysis of localization techniques and security mechanisms in WSN. *2021 IEEE International Conference on Mobile Networks and Wireless Communications (ICMNWC)*, 1–4. <https://doi.org/10.1109/ICMNWC52512.2021.9688549>
20. Padhy, S., Dash, S., Malla, P. P., Routray, S., & Qi, Y. (2021). An energy efficient node localization algorithm for wireless sensor network. *2021 IEEE 2nd International Conference on Applied Electromagnetics, Signal Processing, & Communication (AESPC)*, 1–5. <https://doi.org/10.1109/AESPC52704.2021.9708459>
21. Khobragade, P., Ghutke, P., Kalbande, V. P., & Purohit, N. (2022). Advancement in Internet of Things (IoT)-based solar collector for thermal energy storage system devices: A review. *2022 2nd International Conference on Power Electronics & IoT Applications in Renewable Energy and its Control (PARC)*, 1–5. <https://doi.org/10.1109/PARC52418.2022.9726651>
22. Lachouri, A., & Ardjouni, A. (2021). Aeroelastic stability of combined plunge-pitch mode shapes. *Advances in the Theory of Nonlinear Analysis and Its Applications*, 6(1), 101–117.
23. Panwar, A., Morwal, R., & Kumar, S. (2021). Fixed points of  $\rho$ -nonexpansive mappings using MP iterative process. *Advances in the Theory of Nonlinear Analysis and Its Applications*, 6(2), 229–245.
24. Bhattacharya, S., & Pandey, M. (2024). Deploying an energy efficient, secure & high-speed sidechain-based TinyML model for soil quality monitoring and management in agriculture. *Expert Systems with Applications*, 242, Article 122735. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.122735>
25. Shivadekar, S., Kataria, B., Limkar, S., Wagh, K. S., Lavate, S., & Mulla, R. A. (2023). Design of an efficient multimodal engine for preemption and post-treatment recommendations for skin diseases via a deep learning-based hybrid bioinspired process. *Soft Computing*, 1–19.
26. Boutebba, H., Lakhali, H., Slimani, K., & Belhadi, T. (2022). The nontrivial solutions for nonlinear fractional Schrödinger-Poisson system involving new fractional operator. *Advances in the Theory of Nonlinear Analysis and Its Applications*, 7(1), 121–132.

## References

1. Jiang, X. (2020). Hybrid low-power wide-area mesh network for IoT applications. *IEEE Internet of Things Journal*, 8, 901–915.
2. Shankar, K., Wang, P., Xu, R., Mahgoub, A., & Chaterji, S. (2020). Janus: Benchmarking commercial and open-source cloud and edge platforms for object and anomaly detection workloads. In *Proceedings of the 2020 IEEE 13th International Conference on Cloud Computing (IEEE CLOUD)* (pp. 590–599). IEEE.
3. Chaterji, S. (2021). Lattice: A vision for machine learning, data engineering, and policy considerations for digital agriculture at scale. *IEEE Open Journal of the Computer Society (IEEE-OJCS)*, 2, 227–240.
4. Xu, R. (2020). ApproxDet: Content and contention-aware approximate object detection for mobiles. *Proceedings of the 18th Conference on Embedded Networked Sensor Systems (ACM-SenSys)*, 449–462.
5. Lee, J. (2021). Benchmarking video object detection systems on embedded devices under resource contention. *Proceedings of the 5th International Workshop on Embedded and Mobile Deep Learning (ACM-EMDL)*, 19–24. <https://doi.org/10.1145/3469116.3470010>
6. Salinas, D., Flunkert, V., Gasthaus, J., & Januschowski, T. (2020). DeepAR: Probabilistic forecasting with autoregressive recurrent networks. *International Journal of Forecasting*, 36, 1181–1191.
7. Mahgoub, A. (2020). Heterogeneous configuration optimization for distributed databases in the cloud. *2020 USENIX Annual Technical Conference (USENIX ATC)*, 189–203.
8. Khan, R., & Pathan, A. (2018). The state-of-the-art wireless body area sensor networks: A survey. *International Journal of Distributed Sensor Networks*, 14(4), 1–15.
9. Guerrero-Ibáñez, J., Zeadally, S., & Contreras-Castillo, J. (2018). Sensor technologies for intelligent transportation systems. *Sensors*, 18(4), Article 1212.
10. Hilmani, A., Maizate, A., & Hassouni, L. (2018). Designing and managing a smart parking system using wireless sensor networks. *Journal of Sensor and Actuator Networks*, 7(3), Article 23.
11. Alkhatib, A., Hnaif, A., & Kanan, T. (2019). Proposed simple system for road traffic counting. *International Journal of Sensors, Wireless Communications and Control*, 9(2), 269–277.
12. Nguyen, L. N., Vy, T. D., & Shin, Y. (2019). An efficient hybrid RSS-AoA localization for 3D wireless sensor networks. *Sensors*, 19(9), Article 2121.
13. Pita, R., Utrilla, R., Rodríguez-Zurrutero, R., & Araujo, A. (2019). Experimental evaluation of an RSSI-based localization algorithm on IoT end-devices. *Sensors*, 19(18), Article 3931.
14. Tomic, S., Beko, M., Dinis, R., & Bernardo, L. (2018). On target localization using combined RSS and AoA measurements. *Sensors*, 18(4), Article 1266.
15. Alkhatib, A., Alia, M., Hnaif, A., & Yousef, S. (2018). A novel method for localizing a randomly distributed wireless sensor network. *International Journal of System Assurance Engineering and Management*, 9(2), 354–361.

16. Xiaoyang, L., & Chao, L. (2018). Wireless sensor network dynamic mathematics modeling and node localization. *Wireless Communications and Mobile Computing*, 2018.
17. Cama-Pinto, A., Piñeres-Espitia, G., Caicedo-Ortiz, J., Ramírez-Cerpa, E., Betancur-Agudelo, L., & Gómez-Mula, F. (2018). Received strength signal intensity performance analysis in wireless sensor network using Arduino platform and XBee wireless modules. *International Journal of Distributed Sensor Networks*, 2018.
18. Sandeli, M., Bouanaka, M. A., & Kitouni, I. (2021). An efficient localization approach in wireless sensor networks using chicken swarm optimization. 2021 International Conference on Information Systems and Advanced Technologies (ICISAT), 1–6. <https://doi.org/10.1109/ICISAT54145.2021.9678446>
19. Avareddy, S., & Biradar, R. V. (2021). Comparative analysis of localization techniques and security mechanisms in WSN. 2021 IEEE International Conference on Mobile Networks and Wireless Communications (ICMNBC), 1–4. <https://doi.org/10.1109/ICMNBC52512.2021.9688549>
20. Padhy, S., Dash, S., Malla, P. P., Routray, S., & Qi, Y. (2021). An energy efficient node localization algorithm for wireless sensor network. 2021 IEEE 2nd International Conference on Applied Electromagnetics, Signal Processing, & Communication (AESPC), 1–5. <https://doi.org/10.1109/AESPC52704.2021.9708459>
21. Khobragade, P., Ghutke, P., Kalbande, V. P., & Purohit, N. (2022). Advancement in Internet of Things (IoT)-based solar collector for thermal energy storage system devices: A review. 2022 2nd International Conference on Power Electronics & IoT Applications in Renewable Energy and its Control (PARC), 1–5. <https://doi.org/10.1109/PARC52418.2022.9726651>
22. Lachouri, A., & Ardjouni, A. (2021). Aeroelastic stability of combined plunge-pitch mode shapes. *Advances in the Theory of Nonlinear Analysis and Its Applications*, 6(1), 101–117.
23. Panwar, A., Morwal, R., & Kumar, S. (2021). Fixed points of  $\rho$ -nonexpansive mappings using MP iterative process. *Advances in the Theory of Nonlinear Analysis and Its Applications*, 6(2), 229–245.
24. Bhattacharya, S., & Pandey, M. (2024). Deploying an energy efficient, secure & high-speed sidechain-based TinyML model for soil quality monitoring and management in agriculture. *Expert Systems with Applications*, 242, Article 122735. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.122735>
25. Shivadekar, S., Kataria, B., Limkar, S., Wagh, K. S., Lavate, S., & Mulla, R. A. (2023). Design of an efficient multimodal engine for preemption and post-treatment recommendations for skin diseases via a deep learning-based hybrid bioinspired process. *Soft Computing*, 1–19. <https://doi.org/10.xxxx/yyyy>
26. Boutebba, H., Lakhali, H., Slimani, K., & Belhadi, T. (2022). The nontrivial solutions for nonlinear fractional Schrödinger-Poisson system involving new fractional operator. *Advances in the Theory of Nonlinear Analysis and Its Applications*, 7(1), 121–132.