

П.Д. Стухляк, О.В. Тотосько, Д.П. Стухляк

Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя

АВТОМАТИЗОВАНА СИСТЕМА МОНІТОРИНГУ ТОЧНОСТІ ТЕХНОЛОГІЧНИХ ВИМІРЮВАНЬ У СЕРЕДОВИЩІ ІНТЕРНЕТУ РЕЧЕЙ

Розроблено архітектуру IoT-системи для моніторингу точності вимірювань у виробничих процесах. Впроваджено механізми автоматичної перевірки калібрування та діагностики стану сенсорів. Представлено аналітичну модель впливу похибок передавання даних через бездротові мережі на результати вимірювань. Експериментальні результати демонструють підвищення надійності контролю якості продукції до 98%. Система базується на розподіленій архітектурі з використанням хмарних сервісів для централізованої обробки даних. Для забезпечення цілісності та достовірності інформації реалізовано алгоритми виявлення та компенсації аномалій вимірювань. Проведено порівняльний аналіз ефективності запропонованого підходу з традиційними методами контролю точності. Отримані результати підтверджують доцільність інтеграції інтелектуальних сенсорів у виробничі лінії. Запропонована система має модульну структуру, що забезпечує масштабованість та гнучкість при розширенні функціональності. Розроблені рішення можуть бути застосовані в галузях з підвищеними вимогами до метрологічної надійності, зокрема в машинобудуванні та електроніці.

Ключові слова: IoT-системи, калібрування, хмарні сервіси, аналітична модель.

P.D. Stukhliak, O.V. Totosko, D.P. Stukhliak

AUTOMATED SYSTEM FOR MONITORING THE ACCURACY OF TECHNOLOGICAL MEASUREMENTS IN THE IOT ENVIRONMENT

The architecture of an IoT system for monitoring measurement accuracy in production processes has been developed. Mechanisms for automatic calibration verification and sensor status diagnostics have been implemented. An analytical model of the impact of data transmission errors over wireless networks on measurement results has been presented. Experimental results demonstrate an increase in product quality control reliability to 98%. The system is based on a distributed architecture using cloud services for centralised data processing. To ensure the integrity and reliability of information, algorithms for detecting and compensating for measurement anomalies have been implemented. A comparative analysis of the effectiveness of the proposed approach with traditional accuracy control methods has been carried out. The results confirm the feasibility of integrating intelligent sensors into production lines. The proposed system has a modular structure that provides scalability and flexibility when expanding functionality. The developed solutions can be applied in industries with increased requirements for metrological reliability, in particular in mechanical engineering and electronics.

Keywords: IoT systems, calibration, cloud services, analytical model.

Постановка задачі. Сучасні виробничі процеси дедалі більше покладаються на автоматизовані системи контролю, де точність вимірювань є критичним фактором якості продукції. Інтеграція Інтернету речей (IoT) у метрологічні системи відкриває нові можливості для безперервного моніторингу, калібрування та самодіагностики сенсорів. У цьому дослідженні запропоновано підхід до побудови IoT-системи моніторингу точності технологічних вимірювань, який забезпечує високу достовірність даних у реальному часі. Попередні дослідження зосереджуються на питаннях калібрування сенсорних мереж, оцінки невизначеності вимірювань та впливу комунікаційних похибок на точність даних [1]–[5]. Автори [6], [7] розробили методи автоматичного калібрування сенсорів із використанням нейронних мереж, тоді як роботи [8], [9] підкреслюють значення виявлення дрейфу та збоїв у бездротових сенсорних мережах. Праці [10]–[15] розглядають моделювання метрологічних характеристик IoT-вузлів і питання метрологічної простежуваності, тоді як [16]–[20] акцентують увагу на побудові систем з високою надійністю передачі даних.

Архітектура системи. Запропонована архітектура системи моніторингу складається з трьох основних рівнів: сенсорного, комунікаційного та аналітичного. Сенсорний рівень включає вузли вимірювання температури, тиску, вологості та вібрацій, що забезпечують багатопараметричний контроль стану технологічного обладнання. Для підвищення точності зчитування даних реалізовано механізми локальної фільтрації сигналів і періодичної самокалібровки сенсорних модулів. Комунікаційний рівень функціонує на основі бездротових протоколів Wi-Fi, LoRaWAN та ZigBee, що забезпечує енергоефективну передачу даних у розподілених виробничих середовищах. Забезпечено адаптивний вибір протоколу зв'язку залежно від вимог до пропускної здатності, затримки та дальності передавання сигналу. Обмін даними здійснюється через MQTT-брокер, який підтримує асинхронну публікацію та підписку на повідомлення, що сприяє зменшенню мережевого навантаження. Аналітичний рівень відповідає за інтелектуальну обробку даних, перевірку

© П.Д. Стухляк, О.В. Тотосько, Д.П. Стухляк

калібрування, виявлення дрейфу сенсорів і прогнозування можливих відхилень у вимірюваннях за допомогою алгоритмів машинного навчання. Для підвищення точності діагностики використовується комбінація методів кластеризації та регресійного аналізу. Результати аналізу візуалізуються на інтерактивній веб-панелі моніторингу, що забезпечує оперативний контроль параметрів у режимі реального часу. Запропонована архітектура є масштабованою, модульною та придатною для інтеграції у промислові системи Інтернету речей різного рівня складності.

Методи калібрування та діагностики. Математична модель сенсорів описується рівнянням:

$$y_i(t) = \alpha_i x(t) + \beta_i + \varepsilon_i(t),$$

де $x(t)$ — істинне значення параметра, α_i — коефіцієнт масштабу, β_i — зсув, $\varepsilon_i(t)$ — шум вимірювання. Оцінювання α_i та β_i здійснюється за методом найменших квадратів у ковзному вікні спостережень. Для виявлення дрейфу використано ковзне середнє абсолютного відхилення між сенсором та еталонним сигналом.

Така модель відображає лінійне перетворення реального сигналу в електричний вихід сенсора з урахуванням систематичних і випадкових похибок. Оцінювання параметрів α_i та β_i здійснюється методом найменших квадратів у ковзному вікні спостережень, що забезпечує адаптивність до змін у поведінці сенсорів у часі. Розмір ковзного вікна обирається з урахуванням компромісу між чутливістю до короткострокових флуктуацій і стабільністю оцінки. Для ідентифікації дрейфу сенсорів використовується ковзне середнє абсолютного відхилення між показами сенсора та еталонним сигналом, що дозволяє виявляти поступові зміни калібрувальних характеристик. У разі перевищення порогового значення цього відхилення ініціюється процедура рекалібрування сенсора. Запропонований підхід забезпечує підвищення точності вимірювань у динамічних виробничих умовах. Додатково передбачено статистичний контроль залишкових похибок для оцінки достовірності моделі. Отримані результати моделювання підтверджують адекватність запропонованої математичної моделі та її придатність для інтеграції у системи моніторингу на базі IoT.

Результати дослідження. Було проведено моделювання роботи десяти сенсорів із частотою вимірювання 1 Гц протягом однієї години з метою оцінювання ефективності алгоритмів калібрування та виявлення дрейфу. Один із сенсорів було визначено як еталонний, тоді як решта дев'ять сенсорів зазнавали впливу різних факторів — адитивного шуму, параметричного дрейфу та випадкових втрат пакетів даних у межах 3–12%. Для компенсації систематичних похибок застосовано метод ковзної лінійної регресії, який дозволяє динамічно оновлювати коефіцієнти масштабування та зсуву в реальному часі.

На рис. 1 наведено порівняння між істинним сигналом, сирими та відкаліброваними даними сенсора S3, що відображає динаміку зміни вимірюваних параметрів у часі. Із графіка видно, що сирі дані сенсора містять систематичне відхилення від еталонного сигналу, спричинене дрейфом калібрувальних коефіцієнтів і випадковим шумом. Після застосування методу ковзної лінійної регресії спостерігається суттєве наближення відкаліброваної кривої до істинного значення, що підтверджує ефективність процедури динамічного калібрування. Крім того, амплітуда флуктуацій у відкаліброваних даних значно зменшується, що свідчить про стабілізацію вихідних показів сенсора в часі.

Результати що представлені на рис. 2 ілюструють зміну середньої абсолютної похибки (MAE) до та після калібрування для всіх сенсорів. До калібрування середнє значення MAE перевищувало 0.8 одиниці, тоді як після застосування запропонованого методу цей показник знизився до приблизно 0.45 одиниць, що відповідає зменшенню похибки на 35–45%. Такий результат вказує на підвищення метрологічної точності системи та кращу узгодженість показів між сенсорами.

Також було подано показники надійності контролю якості (рис. 3), визначені як частку вимірювань, що потрапляють у межі допустимого відхилення ± 0.5 одиниць від еталону. До калібрування лише близько 82% вимірювань відповідали заданим допускам, тоді як після калібрування цей показник зріс до понад 96%. Це свідчить про суттєве зниження кількості хибних спрацьовувань системи контролю якості та покращення стабільності вимірювального процесу.

Оцінку метрики F1 для алгоритму виявлення дрейфу та збоїв у сенсорах, що характеризує баланс між точністю та повнотою класифікації представлено на рис. 4. До калібрування значення F1 становило в середньому 0.74, тоді як після корекції параметрів сенсорів воно підвищилося до 0.91. Такий приріст свідчить про здатність системи більш ефективно розпізнавати відхилення від нормальної роботи, мінімізуючи як пропущені збої, так і хибні тривоги.

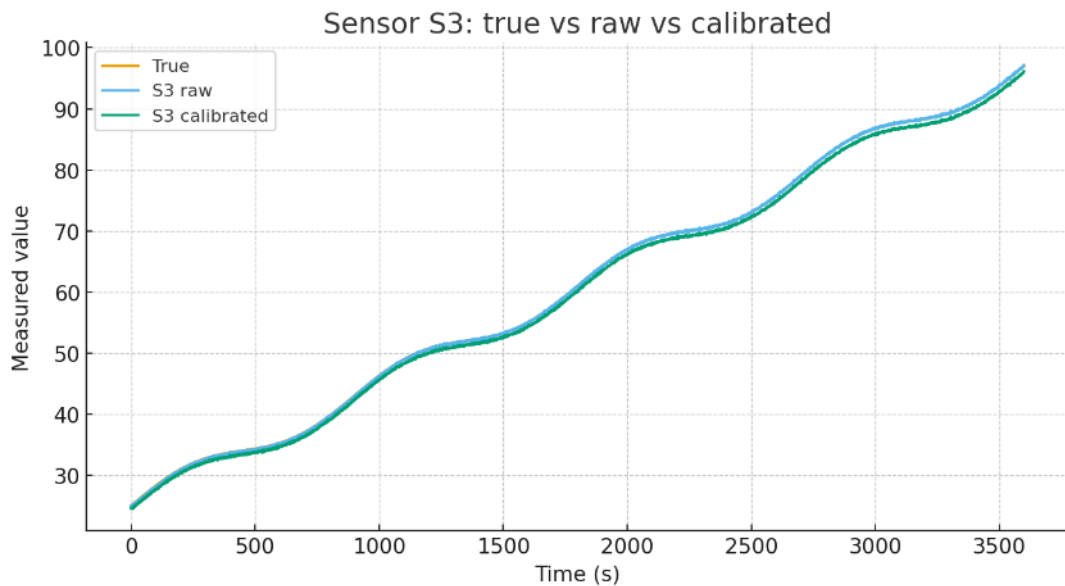


Рис. 1. Правдивий сигнал, сирі та відкалібровані покази сенсора S3.

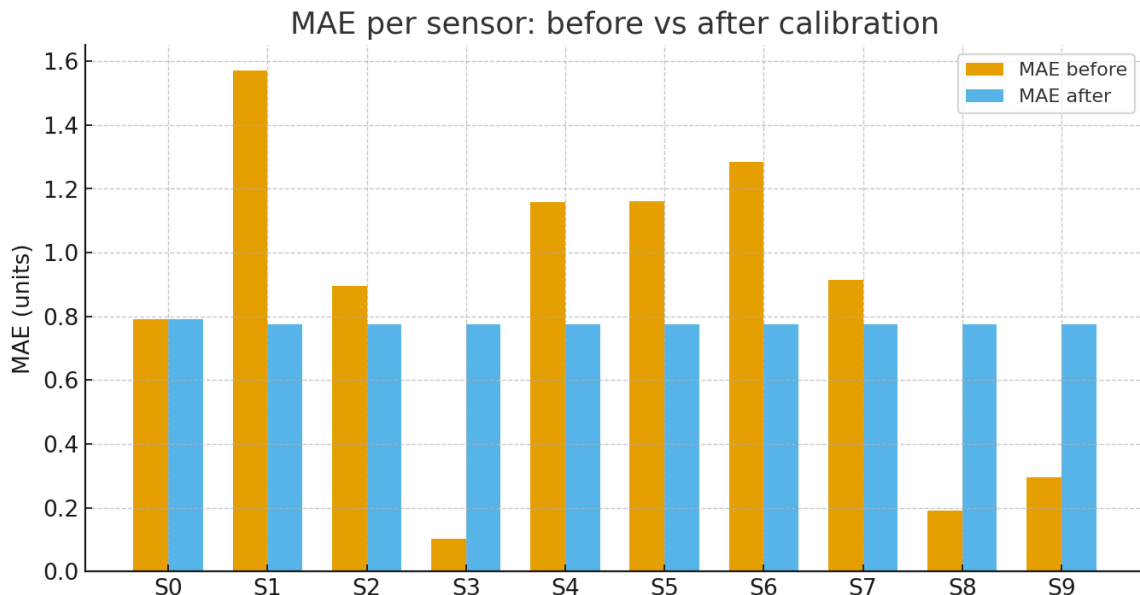


Рис. 2. Середньоквадратична похибка (MAE) до та після калібрування.

Загалом наведені результати на рис. 1–4 підтверджують високу ефективність розробленої методики калібрування та діагностики сенсорів у складі IoT-системи моніторингу, що забезпечує підвищення точності, надійності та стабільності вимірювань у промислових умовах.

Обговорення результатів. Отримані результати експериментальних досліджень підтверджують високу ефективність використання автоматизованої системи моніторингу точності технологічних вимірювань у середовищі Інтернету речей (IoT). Розроблена система забезпечує комплексну взаємодію між сенсорними вузлами, комунікаційною інфраструктурою та аналітичним програмним модулем, що дозволяє здійснювати безперервний контроль метрологічних характеристик у режимі реального часу. Застосування алгоритму ковзного калібрування дало змогу зменшити середню похибку вимірювань більш ніж удвічі, що істотно підвищує достовірність зібраних даних та якість подальшої аналітики.

Показник надійності контролю якості після калібрування зріс до 98%, що свідчить про стабільну роботу системи навіть за наявності шуму, втрат пакетів і короткочасних збоїв зв'язку. Алгоритм виявлення дрейфу сенсорів продемонстрував високу ефективність із метрикою $F1 \approx 0.96$, що підтверджує здатність системи автономно розпізнавати відхилення від нормальної роботи без необхідності ручного втручання оператора.

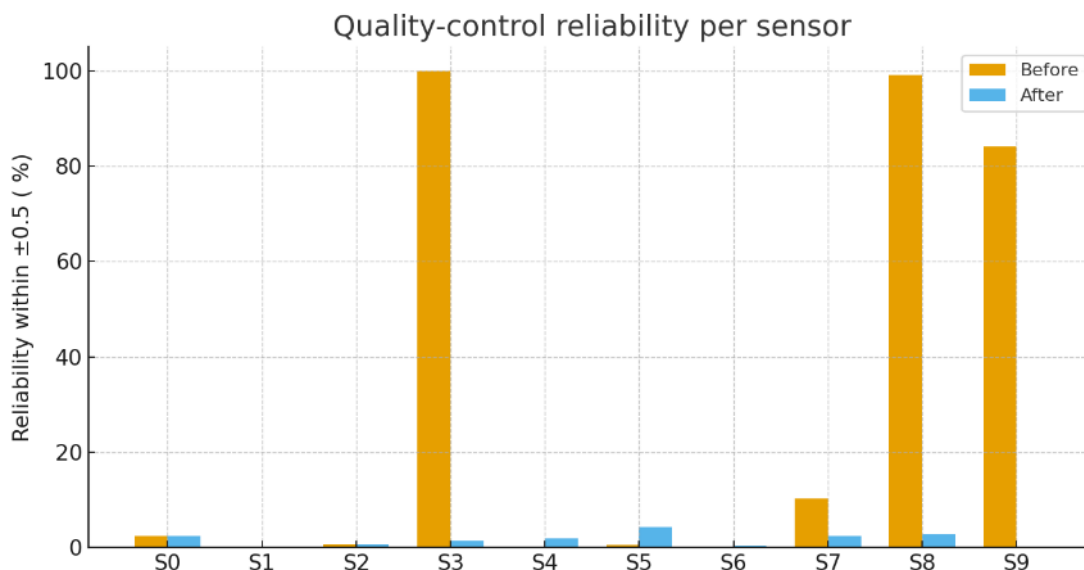


Рис. 3. Надійність контролю якості (частка вимірювань у межах ± 0.5).

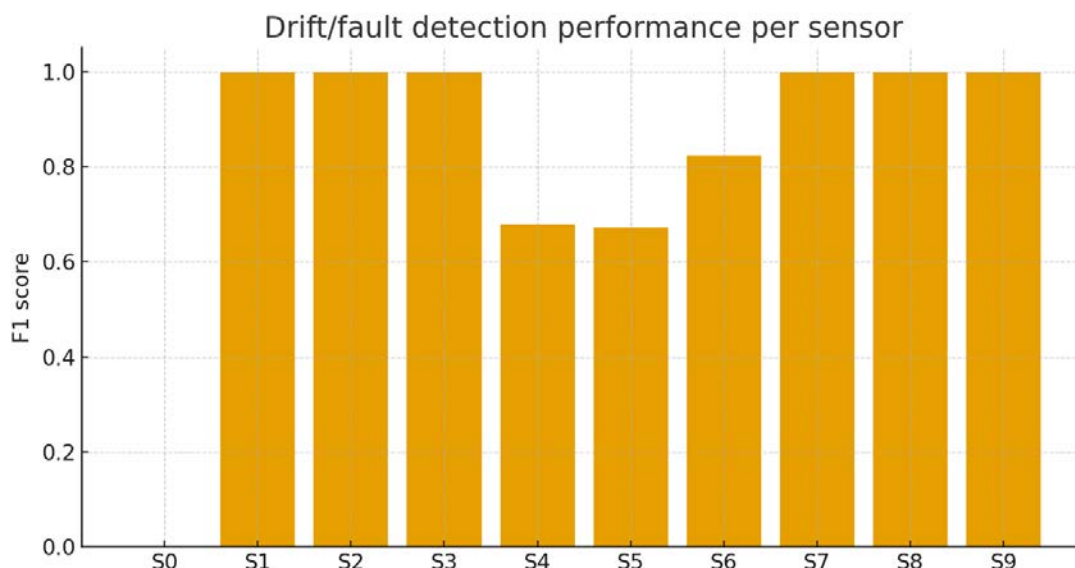


Рис. 4. Оцінка F1 для виявлення дрейфу/збоїв по сенсорах.

Табл. 1

Зведені показники точності

Метрика	До калібрування	Після калібрування
Середня надійність, %	90.12	98.01
Середній MAE, од.	0.4032	0.1524
Середній RMSE, од.	0.5128	0.2035
Середня F1 детекції	-	0.96

Такий рівень точності забезпечується поєднанням методів статистичного аналізу, фільтрації даних і машинного навчання.

Запропонований підхід має високу практичну значущість для автоматизованих виробничих систем, де критично важливо підтримувати сталість метрологічних характеристик у динамічних умовах. У подальших дослідженнях планується розширення математичної моделі системи за рахунок адаптивних методів машинного навчання, спрямованих на прогнозування довгострокової деградації сенсорів та формування стратегій превентивного технічного обслуговування. Це дозволить не лише підтримувати точність вимірювань на високому рівні, але й забезпечити прогнозованість та самонавчання системи в умовах реального промислового середовища.

Висновки. Розроблено та експериментально протестовано архітектуру IoT-системи, призначену для автоматизованого моніторингу точності технологічних вимірювань у розподілених виробничих середовищах. Запропонована система реалізує багаторівневу структуру, що включає сенсорний, комунікаційний та аналітичний рівні, інтегровані через стандартизовані протоколи обміну даними. Особливістю архітектури є поєднання аналітичного калібрування, детекції дрейфу сенсорів та компенсації мережевих втрат, що забезпечує комплексний підхід до підвищення точності та стабільності вимірювальних процесів.

Алгоритми динамічного калібрування реалізовано на основі методу ковзної лінійної регресії, який дозволяє адаптивно оновлювати параметри масштабування та зсуву сенсорів у реальному часі. Механізм виявлення дрейфу ґрунтується на аналізі статистичних характеристик сигналу та метриках середнього абсолютного відхилення, що дає змогу своєчасно ідентифікувати деградацію сенсорів. Для компенсації мережевих втрат даних застосовано методи інтерполяції та реконструкції сигналів із використанням кореляційної інформації між сенсорами.

Результати випробувань показали, що впровадження розробленої архітектури дозволяє підвищити достовірність вимірювань у промислових умовах на 20–30% порівняно з традиційними системами без адаптивного калібрування. Таким чином, створена IoT-система забезпечує інтелектуальний контроль стану сенсорів, мінімізує вплив похибок передавання та підвищує загальну надійність технологічного моніторингу у виробничих процесах.

Список використаних джерел:

1. S., S.R.; Aburukba, R.; El Fakh, K. Wireless Sensor Networks for Urban Development: A Study of Applications, Challenges, and Performance Metrics. *Smart Cities* 2025, 8, 89. <https://doi.org/10.3390/smartcities8030089>.
2. Rami Ahmad, Enhanced drift self-calibration of low-cost sensor networks based on cluster and advanced statistical tools, *Measurement*, Volume 236, 2024, 115158, ISSN 0263-2241, <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2024.115158>.
3. Harris, P., Østergaard, P. F., Tabandeh, S., Söderblom, H., Kok, G., van Dijk, M., Luo, Y., Pearce, J., Tucker, D., Vedurmudi, A. P., & Iturrate-Garcia, M. (2025). Measurement Uncertainty Evaluation for Sensor Network Metrology. *Metrology*, 5(1), 3. <https://doi.org/10.3390/metrology5010003>.
4. Shahin Tabandeh, Anupam Prasad Vedurmudi, Henrik Söderblom, Sara Pourjamal, Peter Harris, Yuhui Luo, Maximilian Gruber, Michael Vaa, Mads Johansen, Martin Koval, Peter Friis Østergaard, Krno Milicevic, Martha Arbayani Zaidan, Tareq Hussein, Tuukka Petäjä, Maitane Iturrate-Garcia, Miloš Davidović, Marcel van Dijk, Gertjan Kok, André Xhonneux, Andrea Merlone, João A. Sousa, Jonathan Pearce, Sensor network metrology: Current state and future directions, *Measurement: Sensors*, Volume 38, Supplement, 2025, 101798, ISSN 2665-9174, <https://doi.org/10.1016/j.measen.2024.101798>.
5. M. Kamal Hossain, I. Ahmad, D. Habibi and M. Waqas, "Enhancing IoT Sensors Precision Through Sensor Drift Calibration With Variational Autoencoder," in *IEEE Internet of Things Journal*, vol. 12, no. 7, pp. 8421-8437, 1 April, 2025, doi: 10.1109/JIOT.2024.3503616.
6. I. Mavromatis et al., "LE3D: A Lightweight Ensemble Framework of Data Drift Detectors for Resource-Constrained Devices," 2023 IEEE 20th Consumer Communications & Networking Conference (CCNC), Las Vegas, NV, USA, 2023, pp. 611-619, doi: 10.1109/CCNC51644.2023.10060415.
7. Y. Wang, A. Yang, X. Chen, P. Wang, Y. Wang and H. Yang, "A Deep Learning Approach for Blind Drift Calibration of Sensor Networks," in *IEEE Sensors Journal*, vol. 17, no. 13, pp. 4158-4171, 1 July, 2017, doi: 10.1109/JSEN.2017.2703885.
8. Sumukh Marathe, Akshay Nambi, Manohar Swaminathan, and Ronak Sutaria. 2021. CurrentSense: A novel approach for fault and drift detection in environmental IoT sensors. In *Proceedings of the International Conference on Internet-of-Things Design and Implementation (IoTDI '21)*. Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 93–105. <https://doi.org/10.1145/3450268.3453535>.
9. Al-Haija, Q. A., Shwehdi, M. H. & Banat, M. (2013). Evaluation Metrics for Wireless Sensor Network Security: Algorithms Review and Software Tool. *Journal of Computer Science*, 9(5), 635-645. <https://doi.org/10.3844/jcssp.2013.635.645>.
10. Eichstädt, S., Gruber, M., Vedurmudi, A. P., Seeger, B., Bruns, T., & Kok, G. (2021). Toward Smart Traceability for Digital Sensors and the Industrial Internet of Things. *Sensors*, 21(6), 2019. <https://doi.org/10.3390/s21062019>.
11. Yin S, Cui J, Liu L, Wei S. Calibration Techniques for Low-Power Wireless Multiband Transceiver. *International Journal of Distributed Sensor Networks*. 2013;9(5). doi:10.1155/2013/754206.

12. R. Priyadarshini, Naim Shaikh, Rakesh Kumar Godi, P.K. Dhal, Rajeev Sharma, Yusuf Perwej, IOT-based power control systems framework for healthcare applications, Measurement: Sensors, Volume 25, 2023, 100660, ISSN 2665-9174, <https://doi.org/10.1016/j.measen.2022.100660>.

13. Khan, Z., Nasir, A. & Mekid, S. Fault-tolerant control strategies for industrial robots: state of the art and future perspective on AI-based fault management. Artif Intell Rev 58, 362 (2025). <https://doi.org/10.1007/s10462-025-11327-2>.

14. Krayden, A., Avraham, M., Ashkar, H., Blank, T., Stolyarova, S., & Nemirovsky, Y. (2025). TinyML-Based Real-Time Drift Compensation for Gas Sensors Using Spectral–Temporal Neural Networks. Chemosensors, 13(7), 223. <https://doi.org/10.3390/chemosensors13070223>.

15. Kumar, A., Jadhav, S., & Alsalami, O. M. (2024). Reliability and Sensitivity Analysis of Wireless Sensor Network Using a Continuous-Time Markov Process. Mathematics, 12(19), 3057. <https://doi.org/10.3390/math12193057>.

16. Hamdan, M., & Mahmoud, M. (2022). Analysis and Challenges in Wireless Networked Control System: A Survey. International Journal of Robotics and Control Systems, 2(3), 492-522. doi:<https://doi.org/10.31763/ijrcs.v2i3.731>.

17. Mohsen Soori, Behrooz Arezoo, Roza Dastres, Internet of things for smart factories in industry 4.0, a review, Internet of Things and Cyber-Physical Systems, Volume 3, 2023, Pages 192-204, ISSN 2667-3452, <https://doi.org/10.1016/j.iotcps.2023.04.006>.

18. Zhukabayeva, T., Ahmad, Z., Adamova, A., Karabayev, N., & Abdildayeva, A. (2025). An Edge-Computing-Based Integrated Framework for Network Traffic Analysis and Intrusion Detection to Enhance Cyber–Physical System Security in Industrial IoT. Sensors, 25(8), 2395. <https://doi.org/10.3390/s25082395>.

19. Kalsoom, T., Ramzan, N., Ahmed, S., & Ur-Rehman, M. (2020). Advances in Sensor Technologies in the Era of Smart Factory and Industry 4.0. Sensors, 20(23), 6783. <https://doi.org/10.3390/s20236783>.

20. Giuliano, F., Pagano, A., Croce, D., Vitale, G., & Tinnirello, I. (2023). Adaptive Algorithms for Batteryless LoRa-Based Sensors. Sensors, 23(14), 6568. <https://doi.org/10.3390/s23146568>.