За результатами порівняння запропоновано послідовність добору засобів: визначити вузол та ознаку відхилення, дібрати датчики, перевірити історію вимірювань і лише потім обрати алгоритм. Цей концептуальний порядок потребує налаштування для конкретного обладнання [1; 2; 4].

Впровадження такої системи залежить від сумісності датчиків із наявними контролерами, узгодженості форматів даних, якості зв'язку та захисту інформаційних каналів. Результат діагностики має надходити до системи диспетчерського контролю й, за потреби, до засобів планування технічного обслуговування. Узгоджений опис виробничого об'єкта допомагає пов'язати вимірювання з його цифровим представленням, проте сам по собі не забезпечує достовірного прогнозу залишкового ресурсу: для цього потрібні придатна історія спостережень і перевірена прогнозна модель [1; 2; 5].

Отже, аналіз джерел дав змогу пов'язати тип контрольованого параметра, спосіб опрацювання сигналу та клас діагностичного алгоритму в єдиній концептуальній схемі. Її практичне використання потребує вибору датчиків для конкретного агрегату, перевірки якості вимірювань і порівняльного випробування методів виявлення відхилень за однакових умов. Така перевірка є необхідною перед висновками про точність діагностики, скорочення простоїв або економічний ефект.

Список використаних джерел

1. Coito T., Firme B., Martins M. S. E., Vieira S. M., Figueiredo J., Sousa J. M. C. Intelligent Sensors for Real-Time Decision-Making. Automation. 2021. Vol. 2, no. 2. P. 62–82. DOI: 10.3390/automation2020004.

2. Pech M., Vrchota J., Bednář J. Predictive Maintenance and Intelligent Sensors in Smart Factory: Review. Sensors. 2021. Vol. 21, no. 4. Art. 1470. DOI: 10.3390/s21041470.

3. Huang H., Yang L., Wang Y., Xu X., Lu Y. Digital Twin-driven online anomaly detection for an automation system based on edge intelligence. Journal of Manufacturing Systems. 2021. Vol. 59. P. 138–150. DOI: 10.1016/j.jmsy.2021.02.010.

4. Zamudio-Ramírez I., Osornio-Rios R. A., Antonino-Daviu J. A. Smart Sensor for Fault Detection in Induction Motors Based on the Combined Analysis of Stray-Flux and Current Signals: A Flexible, Robust Approach. IEEE Industry Applications Magazine. 2022. Vol. 28, no. 2. P. 56–66. DOI: 10.1109/MIAS.2021.3114647.

5. ISO 23247-3:2021. Automation systems and integration - Digital twin framework for manufacturing - Part 3: Digital representation of manufacturing elements. Geneva: ISO, 2021. URL: https://www.iso.org/standard/78744.html (дата звернення: 23.09.2026).

УДК 004.89:658.51

ІНТЕГРАЦІЯ ТЕХНОЛОГІЙ ІНТЕРНЕТУ РЕЧЕЙ (IoT) В ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ СИСТЕМИ УПРАВЛІННЯ ВИРОБНИЦТВОМ

Вадим Співак

Миколаївський національний аграрний університет, м. Миколаїв, Україна

Сучасний етап розвитку промислового та агропромислового секторів нерозривно пов'язаний із концепцією «Індустрія 4.0», фундаментом якої є кіберфізичні системи та промисловий Інтернет речей (IIoT) [1]. Як зазначають у своєму фундаментальному огляді R. Y. Zhong та співавтори, інтелектуальне виробництво вимагає переходу від ізольованих систем управління до глобально підключених мереж, здатних в режимі реального часу збирати та аналізувати дані з кожної одиниці обладнання [1]. Глобалізація ринків та постійне зростання вартості енергоресурсів диктують нові правила для підприємств: виживають та масштабуються лише ті виробництва, які здатні миттєво адаптуватися до змінних умов завдяки глибокій цифровізації технологічних процесів.

Метою дослідження є розробка концептуальної моделі інтеграції технологій IoT в автоматизовані системи управління для забезпечення безперервного моніторингу, адаптивного

реагування на виробничі зміни та мінімізації негативного впливу людського фактора на прийняття оперативних рішень.

Традиційні SCADA-системи, які масово використовуються на підприємствах, мають суттєвий недолік - вони орієнтовані переважно на візуалізацію процесів та реактивне управління. У таких системах інформація часто залишається ізольованою на рівні окремих цехів, утворюючи так звані «бункери даних» (data silos). A. Kusiak у своїх працях наголошує, що концепція «Smart Manufacturing» вимагає переходу до предиктивної аналітики, де система не просто фіксує факт відхилення, а прогнозує його на основі аналізу історичних даних [2]. Відсутність прогнозування в класичних системах призводить до позапланових зупинок обладнання та нераціонального використання сировини.

Запропонована в рамках дослідження інформаційна система базується на трирівневій архітектурі, аналіз якої системно висвітлено у праці H. Boyes та ін. [3]:

Перший рівень (Edge) складається з мережі бездротових IoT-сенсорів, які встановлюються на критичних вузлах обладнання для збору телеметрії (температури, вібрації, тиску, енергоспоживання). Для передачі даних на цьому рівні доцільно використовувати легковагові M2M-протоколи, такі як MQTT або CoAP, які забезпечують гарантовану доставку повідомлень навіть в умовах нестабільного бездротового зв'язку в промислових приміщеннях [4].

Другий рівень (Fog Computing) забезпечує локальну агрегацію та первинну фільтрацію даних, що дозволяє суттєво розвантажити канали зв'язку. Периферійні шлюзи (Edge Gateways) аналізують потоки інформації безпосередньо поблизу джерела їх виникнення. Це має критичне значення для систем реального часу: якщо виявлено аварійний показник (наприклад, критичне зростання тиску), локальний контролер миттєво генерує сигнал на зупинку, не чекаючи відповіді від віддаленого сервера [3].

Третій рівень (Cloud) містить аналітичне ядро, побудоване на алгоритмах машинного навчання, яке формує керуючі впливи. На цьому рівні акумулюються Великі дані (Big Data) з усього підприємства [4]. Хмарні алгоритми, використовуючи рекурентні нейронні мережі, здійснюють глибокий аналіз тенденцій, реалізують алгоритми предиктивного обслуговування (Predictive Maintenance) та синхронізують роботу виробництва з ERP-системами підприємства.

Впровадження запропонованої архітектури дозволяє реалізувати децентралізоване управління: базові операції з підтримки параметрів виконуються на рівні локальних контролерів, тоді як глобальні завдання оптимізації (наприклад, балансування енергоспоживання між цехами) вирішуються на рівні хмарних обчислень [3].

Особливого значення інтеграція IoT набуває в агропромисловому комплексі. Сучасне переробне підприємство, об'єднане в єдину IoT-мережу, здатне автоматично коригувати режими роботи обладнання залежно від вхідних характеристик сировини, інформація про яку надходить ще на етапі її збору «в полі» (Smart Farming). Це забезпечує наскрізну прозорість (traceability) всього ланцюжка доданої вартості «від поля до столу».

Таким чином, інтеграція IoT в системи управління забезпечує перехід до інтелектуального виробництва, підвищує загальну ефективність обладнання (OEE) та створює єдине інформаційне середовище для прийняття обґрунтованих управлінських рішень [1]. Подальші дослідження у цьому напрямі доцільно зосередити на питаннях кібербезпеки промислових мереж та впровадженні технологій 5G для забезпечення наднизької затримки передачі даних між IoT-пристроями [4].

Список використаних джерел

1. Zhong R. Y., Xu X., Klotz E., Newman S. T. Intelligent manufacturing in the context of industry 4.0: a review. Engineering. 2017. Vol. 3, № 5. P. 616–630.

2. Kusiak A. Smart manufacturing. International Journal of Production Research. 2018. Vol. 56, № 1-2. P. 508–517.

3. Boyes H., Hallaq B., Cunningham J., Watson T. The industrial internet of things (IIoT): An analysis framework. Computers in Industry. 2018. Vol. 101. P. 1–12.

4. Al-Fuqaha A., Guizani M., Mohammadi M., Aledhari M., Ayyash M. Internet of Things: A survey on enabling technologies, protocols, and applications. IEEE Communications Surveys & Tutorials. 2015. Vol. 17, № 4. P. 2347–2376.

УДК 004.94:681.5

КОНЦЕПЦІЯ ЦИФРОВИХ ДВІЙНИКІВ (DIGITAL TWINS) В АВТОМАТИЗОВАНИХ СИСТЕМАХ МОНІТОРИНГУ ТА ДІАГНОСТИКИ

Вадим Співак

Миколаївський національний аграрний університет, м. Миколаїв, Україна

Забезпечення надійності, відмовостійкості та безперебійності роботи складних технологічних комплексів є пріоритетним завданням сучасної інженерії та автоматизації [1]. В умовах стрімкого впровадження концепції «Індустрія 4.0» однією з найбільш проривних технологій цифрової трансформації є концепція цифрових двійників (Digital Twins). Як зазначають у своєму дослідження M. Grieves та J. Vickers, які стояли біля витоків цієї технології, цифровий двійник - це не просто статична тривимірна модель, а динамічна віртуальна копія фізичного об'єкта, яка еволюціонує разом з ним протягом усього життєвого циклу завдяки безперервному обміну даними [1].

Метою роботи є обґрунтування доцільності та розробка концептуальних підходів до застосування технології цифрових двійників у складі інтелектуальних систем діагностики й управління промисловим та агропромисловим обладнанням.

Традиційні підходи до технічного обслуговування базуються на регламентних (планово-попереджувальних) ремонтах або на ремонтах за фактом поломки (реактивне обслуговування). Обидві стратегії є економічно неефективними: перша призводить до заміни ще придатних деталей, а друга - до тривалих аварійних простоїв. Згідно з дослідженнями F. Tao та співавторів, перехід до предиктивного технічного обслуговування (Predictive Maintenance) неможливий без створення єдиного інформаційного середовища, де фізичний об'єкт безперервно обмінюється даними зі своєю віртуальною копією [2].

У науковій літературі, зокрема у фундаментальному огляді W. Kritzinger та ін., прийнято розрізняти три рівні інтеграції цифрових моделей, які визначають ступінь автоматизації систем моніторингу [3]:

1. Цифрова модель (Digital Model) - передбачає ручний обмін даними між фізичним об'єктом та його віртуальною копією (застосовується на етапі проєктування).

2. Цифрова тінь (Digital Shadow) - характеризується одностороннім автоматичним потоком даних від фізичного об'єкта до цифрової моделі, що дозволяє здійснювати моніторинг, але без зворотного керуючого впливу.

3. Цифровий двійник (Digital Twin) - найвищий рівень інтеграції, що базується на повністю автоматизованому двосторонньому потоці даних, де рішення віртуальної моделі автоматично імплементуються у фізичне середовище [3].

Розроблена нами концептуальна архітектура системи моніторингу передбачає використання саме повноцінного цифрового двійника. Телеметричні дані (температура, спектр вібрацій, споживаний струм) з реального обладнання через промислові IoT-шлюзи безперервно надходять до хмарного середовища, де розгорнуто цифрову копію [4]. На базі цих даних віртуальна модель постійно синхронізує свій внутрішній стан з фізичним оригіналом.

Ключовим механізмом інтелектуальної діагностики є постійне паралельне порівняння реакції реального об'єкта та цифрового двійника на однакові керуючі впливи. Оскільки цифрова модель імітує роботу «ідеально справного» механізму, будь-яка нев'язка між реальними сенсорними даними та розрахунковими показниками моделі свідчить про початок деградації вузлів [2]. Для аналізу цих відхилень система використовує алгоритми машинного навчання (зокрема, рекурентні нейронні мережі), що дозволяє ідентифікувати тип несправності та розрахувати залишковий корисний ресурс (Remaining Useful Life - RUL) об'єкта [4].