DOI https://doi.org/10.32689/maup.it.2026.2.8
УДК 004.942:004.85:621.39:658.5
JEL Classification: C45, O33, L63

ТЕХНІЧНІ ТА ПРИКЛАДНІ АСПЕКТИ СТВОРЕННЯ ЦИФРОВИХ ДВІЙНИКІВ ПРОМИСЛОВИХ ПІДПРИЄМСТВ

Т. В. Савченко, І. С. Майстер

TECHNICAL AND APPLIED ASPECTS OF CREATING DIGITAL TWINS FOR INDUSTRIAL ENTERPRISES

Tetiana Savchenko, Ivan Maister

Анотація

Об'єктом дослідження є процес створення цифрового двійника промислового підприємства в умовах гетерогенного виробничого середовища. У роботі вирішується проблема інтеграції різнорідного технологічного обладнання, організації потокової обробки виробничих даних та реалізації предиктивної аналітики технічного стану обладнання без повної модернізації наявної виробничої інфраструктури підприємства. Актуальність даної роботи зумовлена необхідністю підвищення ефективності процесів виробництва, скорочення непланових простоїв обладнання та забезпечення цифрової трансформації промислових підприємств в умовах Industry 4.0.

У результаті дослідження розроблено п'ятирівневу мікросервісну архітектуру цифрового двійника промислового підприємства, реалізовано мультипротокольну систему збору та потокової обробки виробничих даних із підтримкою OPC-UA, FANUC FOCAS2 та Modbus RTU, а також створено підсистему предиктивної аналітики на основі алгоритмів Isolation Forest, LSTM та LSTM-Autoencoder. Запропоноване рішення забезпечує інтеграцію 28 із 34 одиниць технологічного обладнання без заміни апаратної інфраструктури, потокову обробку до 62 тис. повідомлень за секунду та прогнозування залишкового ресурсу підшипників із похибкою MAE = 8,3 год на горизонті прогнозування 48 год.

Отримані результати стали можливими завдяки поєднанню контейнеризованої мікросервісної архітектури Kubernetes, методів часово-частотного аналізу виробничих сигналів та алгоритмів глибокого навчання для аналізу часових рядів. Запропоноване рішення, на відміну від наявних підходів, дозволяє інтегрувати обладнання різних поколінь у межах єдиної цифрової платформи та реалізувати цифровий двійник без повної модернізації виробничої інфраструктури.

Практична оцінка ефективності цифрового двійника виконувалася в умовах експериментального імітаційного виробничого середовища, що відтворює функціонування механічного цеху машинобудівного підприємства. Отримані результати підтвердили ефективність запропонованого підходу: коефіцієнт OEE зріс із 72,4% до 78,1%, кількість змодельованих непланових зупинок скоротилася на 63%, а витрати на технічне обслуговування зменшилися на 26,6%. Розрахунковий сукупний економічний ефект становить близько 3,5 млн грн на рік, а прогнозований термін окупності – приблизно 1,1 року. Отримані результати базуються на моделі оцінювання ефективності, сформованій у межах експериментального дослідження, та можуть бути використані для аналізу доцільності впровадження цифрових двійників у промислових підприємствах із гетерогенним парком обладнання.

Ключові слова: *виробниче середовище, цифровий двійник, промисловий Інтернет речей, мікросервісна архітектура, предиктивна аналітики, машинне навчання, прогнозування, обробка даних.*

Abstract

The object of the study is the process of developing a digital twin of an industrial enterprise operating in a heterogeneous manufacturing environment. The research addresses the problem of integrating heterogeneous technological equipment, organizing streaming processing of production data, and implementing predictive analytics of equipment technical condition without full modernization of the existing production infrastructure. The relevance of this work is driven by the need to improve production efficiency, reduce unplanned equipment downtime, and support the digital transformation of industrial enterprises within the context of Industry 4.0.

As a result of the study, a five-layer microservice architecture of an industrial digital twin was developed. A multi-protocol data acquisition and streaming processing system supporting OPC-UA, FANUC FOCAS2, and Modbus RTU was implemented, along with a predictive analytics subsystem based on Isolation Forest, LSTM, and LSTM Autoencoder algorithms. The proposed solution enabled integration of 28 out of 34 units of technological equipment without replacing the existing hardware infrastructure, real-time processing of up to 62,000 messages per second, and prediction of bearing remaining useful life with an MAE of 8.3 hours over a 48-hour forecasting horizon.

These results were achieved through the combination of a containerized Kubernetes-based microservice architecture, time–frequency analysis methods for industrial signals, and deep learning algorithms for time-series analysis. Unlike existing approaches, the proposed solution enables the integration of equipment of different generations within a unified digital platform and the implementation of a digital twin without full modernization of the production infrastructure.

The practical evaluation of the digital twin's effectiveness was conducted in an experimental simulation manufacturing environment replicating the operation of a machine-building workshop. The obtained results confirmed the effectiveness of the proposed approach: the Overall Equipment Effectiveness (OEE) increased from 72.4% to 78.1%, the number of simulated

© Савченко Т. В., Майстер І. С., 2026
Стаття поширюється на умовах ліцензії відкритого доступу CC BY 4.0

unplanned downtimes decreased by 63%, and maintenance costs were reduced by 26.6%. The estimated total annual economic effect is approximately 3.5 million UAH, while the projected payback period is about 1.1 years. The obtained results are based on an effectiveness evaluation model developed within the experimental study and can be used to assess the feasibility of implementing digital twins in industrial enterprises with heterogeneous equipment fleets.

Key words: *manufacturing environment, Digital Twin, Industrial Internet of Things, microservice architecture, predictive analytics, machine learning; forecasting. data processing.*

1. Вступ. Розвиток промислового Інтернету речей (IIoT), хмарних обчислень, технологій великих даних і штучного інтелекту формує технологічну базу для масштабного впровадження цифрових двійників у реальному виробничому середовищі. За оцінками провідних дослідницьких організацій, світовий ринок цифрових двійників зростає більш ніж на 40% щорічно, а прогнозована його вартість найближчим часом може перевищити 150 млрд доларів США. Для українських промислових підприємств, що перебувають у процесі модернізації, впровадження таких рішень є важливою умовою інтеграції до глобальних ланцюгів створення доданої вартості та підвищення конкурентоспроможності.

Водночас практичне розгортання цифрових двійників на машинобудівних підприємствах наштовхується на низку специфічних труднощів. Серед них – забезпечення інтеграції різнорідних промислових протоколів (OPC-UA, Ethernet, RS-232, RS-485, Modbus RTU), синхронізації потоків даних з обладнання різних поколінь, формалізації функціональних і нефункціональних вимог до програмної системи, а також обґрунтованого вибору алгоритмів предиктивної аналітики під реальні виробничі умови. Заміна або глибока модернізація апаратної інфраструктури у короткостроковій перспективі є економічно обтяжливою, що актуалізує пошук програмно-аналітичних рішень, які адаптуються до наявних виробничих умов.

Таким чином, актуальність даного дослідження обумовлена необхідністю в розробленні цілісного технічного підходу до створення цифрового двійника промислового підприємства, який охоплює архітектуру програмної платформи, інтеграцію різнорідних джерел виробничих даних, виконання предиктивної аналітики на основі реальних виробничих сигналів, а також досягнення конкретних показників економічної ефективності у межах прийнятного для підприємства бюджету та строку окупності.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Методологічні основи Digital Twin (DT) закладено у роботах M. Grieves [9], який у 2002 році, виступаючи на конференції з управління життєвим циклом продукту, описав трирівневу модель «фізичний об'єкт – віртуальний аналог – двосторонній потік даних», що згодом стала ядром усіх подальших теоретичних розробок. Інституційне визнання концепції відбулося у 2010 році з включенням Digital Twin до технологічної дорожньої карти NASA, після чого технологія поступово перейшла з аерокосмічної у широке промислове застосування.

Сучасні наукові огляди систематизують підходи до моделювання цифрових двійників і виділяють три основні стратегії: фізично орієнтоване моделювання (white-box), статистичне моделювання, кероване даними (black-box), та гібридний підхід (grey-box), що поєднує елементи перших двох. У низці робіт обґрунтовується перевага гібридних моделей, які поєднують фізичні обмеження зі статистичними методами та забезпечують більшу точність екстраполяції у нових умовах експлуатації [11]. Водночас інші дослідники надають перевагу суто керованим даними підходам для систем IIoT [10], посилаючись на надмірну ресурсомісткість фізичного моделювання у складних мережах із вимогами роботи у режимі реального часу [5].

В українському науковому полі питання впровадження цифрових двійників розглядаються переважно у площині економічного управління та цифрової трансформації підприємств. Зокрема, у роботах К. Бояринової та А. Саченка [1], В. Вишневського [2], Г. Островської та О. Островського [4] аналізуються виклики цифровізації промислового сектору, а у роботах А. Калайди і М. Пана [3], Ю. Семененка – конкретні прикладні рішення на платформах Azure Digital Twins та для моделювання бізнес-процесів [6]. Технічні аспекти побудови цифрових двійників для гарантоздатних систем IIoT досліджуються у роботах В. Щеглова та О. Морозової [7], де обґрунтовується перевага підходів, керованих даними.

Аналіз закордонної літератури [12-15] показує, що значна частина прикладних реалізацій Digital Twin орієнтована на великі транснаціональні підприємства з уніфікованою апаратною інфраструктурою. Питання технічної реалізації цифрового двійника на машинобудівних підприємствах середнього масштабу, де поєднується обладнання різних поколінь і виробників, опрацьовані менш повно. Існуючі комерційні платформи (зокрема Siemens MindSphere та PTC ThingWorx) при впровадженні, як правило, потребують уніфікації апаратної інфраструктури або придбання обладнання конкретного виробника, що підвищує вартість упровадження та обмежує сферу застосування.

ISSN 2786-5460 (Print), ISSN 2786-5479 (Online)

Таким чином, актуальність цього дослідження зумовлена потребою у розробленні цілісного технічного підходу до створення цифрового двійника промислового підприємства, який охоплює архітектуру програмної платформи, інтеграцію різнорідних джерел виробничих даних, виконання предиктивної аналітики на основі реальних виробничих сигналів, а також досягнення конкретних показників економічної ефективності у межах прийнятного для підприємства бюджету та строку окупності.

Метою дослідження є комплексне дослідження технічних і прикладних аспектів створення цифрових двійників промислових підприємств, проєктування архітектури платформи Digital Twin та апробація прототипу системи на прикладі механічного цеху машинобудівного підприємства, що забезпечує безперервний моніторинг технологічних процесів у режимі реального часу, прогнозування строку служби критичних вузлів обладнання та оптимізацію режимів виробництва на основі поєднання методів часо-частотного аналізу сигналів і алгоритмів глибокого машинного навчання.

Для досягнення поставленої мети у роботі вирішуються наступні **завдання:**

1. Здійснити аналіз сучасних підходів до побудови цифрових двійників промислових підприємств та обґрунтувати вибір методології моделювання.

2. Розробити мікросервісну архітектуру платформи Digital Twin для гетерогенного виробничого середовища.

3. Реалізувати мультипротокольну систему збору та потокової обробки виробничих даних.

4. Розробити підсистему предиктивної аналітики технічного стану обладнання з використанням алгоритмів машинного навчання.

5. Виконати експериментальну апробацію Digital Twin та оцінити технічну й економічну ефективність розробленого рішення на основі моделювання виробничих процесів.

2. Матеріали і методи. Об’єктом дослідження є процес розроблення архітектури цифрового двійника промислової виробничої системи та методів обробки виробничих даних у гетерогенному середовищі. Дослідження спрямоване на моделювання поведінки виробничого обладнання та інформаційних потоків у межах експериментального програмно-апаратного середовища.

Гіпотеза полягає у тому, що використання гібридної мікросервісної архітектури у поєднанні з методами машинного навчання для аналізу часових рядів дозволяє забезпечити адекватне моделювання стану виробничого обладнання та розпізнавання аномальних значень без необхідності прямої інтеграції в реальне виробниче середовище.

У роботі прийнято такі припущення:

– виробничі процеси можуть бути описані через багатовимірні часові ряди;
– поведінка обладнання має статистично виявлювані закономірності;
– доступні дані є достатніми для навчання моделей машинного навчання;
– затримки передачі даних у межах експериментального середовища є сталими або контрольованими.

Для побудови моделі прийнято такі спрощення:

– розглядалися лише ключові параметри стану обладнання (вібрація, температура, навантаження);
– не враховувалися зовнішні економічні та організаційні фактори виробництва;
– обладнання моделювалося як сукупність незалежних вузлів;
– не моделювалися повні фізичні процеси різання у деталях високої точності;
– мережеві затримки вважалися незначними для аналітичної обробки.

Дослідження виконувалося в умовах програмно-імітаційного середовища, що моделює роботу виробничої системи. Дані генерувалися з використанням комбінованого підходу, який включає синтетичні часові ряди та структуровані набори параметрів роботи обладнання.

Експериментальна система відтворювала потоки даних, характерні для промислового середовища, із можливістю налаштування частоти дискретизації та рівня шуму сигналів.

Для реалізації експериментальної системи використовувалися наступні технології:

– мікросервісна архітектура на базі контейнеризації Docker;
– оркестрація сервісів у середовищі Kubernetes;
– фреймворк обробки потоків Apache Flink;
– система потокової обробки даних Apache Kafka;
– база часових рядів TimescaleDB;
– інструменти машинного навчання Python (TensorFlow/PyTorch);

– бібліотека Scikit-learn для класичних моделей;
– середовище візуалізації Grafana.

У роботі використано такі методи дослідження:
– теорія розподілених обчислень для побудови мікросервісної системи;
– системний аналіз для формалізації архітектури цифрового двійника;
– методи аналізу часових рядів для обробки виробничих сигналів;
– алгоритми машинного навчання для виявлення аномалій і прогнозу стану;
– методи статистичного аналізу для оцінювання стабільності сигналів;
– методи моделювання складних систем для відтворення поведінки виробничих процесів.

3. Результати і обговорення

3.1. Аналіз підходів до побудови цифрових двійників промислових підприємств

Вибір методологічного підходу до побудови цифрового двійника промислового підприємства зумовлений специфікою об'єкта впровадження, доступністю та якістю даних, наявною сенсорною інфраструктурою, а також практичними обмеженнями щодо обчислювальних ресурсів і термінів реалізації. У сучасній практиці виділяють декілька принципово різних підходів до моделювання виробничих процесів, кожен з яких має власні переваги, обмеження та оптимальні сфери застосування. Порівняльну характеристику цих підходів подано у таблиці 1.

Таблиця 1

Порівняльний аналіз підходів до моделювання виробничих процесів у системі цифрового двійника

Підхід	Основа	Точність	Потреба в даних	Придатність для ЦД
Фізична модель (white-box)	Закони фізики, диференціальні рівняння	Висока	Низька	Висока для нових систем
Регресійна / ML-модель (black-box)	Кореляції у виробничих даних	Середня	Висока	Середня
Гібридна модель (grey-box)	Поєднання фізики й статистики	Висока	Середня	Дуже висока
Агентна модель	Поведінкові правила суб'єктів	Середня	Низька	Середня
Імітаційна модель дискретних подій (DES)	Дискретні події у часі	Середня	Середня	Висока

За результатами аналізу для розв'язання поставленої задачі пропонується гібридний підхід, який поєднує детерміновані фізичні моделі певних технологічних операцій (зокрема, залежність шорсткості поверхні від режимів різання та зносу інструменту) із статистичними та машинно-навчальними моделями (для виявлення аномалій та прогнозування залишкового ресурсу). Гібридизація дозволяє долати обмеження кожного з підходів окремо: фізичні моделі забезпечують інтерпретованість і пристойну екстраполяцію у нові умови, а статистичні – адаптивність до конкретних особливостей обладнання та можливість урахування неформалізованих чинників.

3.2. Розроблення мікросервісної архітектури цифрового двійника

Архітектура розробленої системи цифрового двійника реалізована за п'ятирівневою мікросервісною схемою, що відповідає сучасним практикам побудови промислових IoT-платформ. Загальну структуру архітектури з зазначенням компонентів кожного рівня та використаних технологій наведено на рис. 1 і деталізовано у таблиці 2.

Перший рівень – фізичних активів – охоплює технологічне обладнання, давачі та виконавчі механізми, що формують вимірювальні сигнали. Другий рівень – крайових обчислень – розгортається на промислових шлюзах безпосередньо у виробничому середовищі та виконує первинну агрегацію даних, протокольну конвертацію та виявлення гострих аномалій. Третій рівень – інтеграції та потокової обробки – реалізовано на основі брокера повідомлень Apache Kafka та системи потокової обробки Apache Flink. Четвертий рівень – сховища та моделей – забезпечує персистентне зберігання у часовій базі даних TimescaleDB, реляційній базі PostgreSQL та об'єктному сховищі MinIO. П'ятий рівень – застосунків і сервісів – формує користувацький інтерфейс на основі React та REST API.

ISSN 2786-5460 (Print), ISSN 2786-5479 (Online)

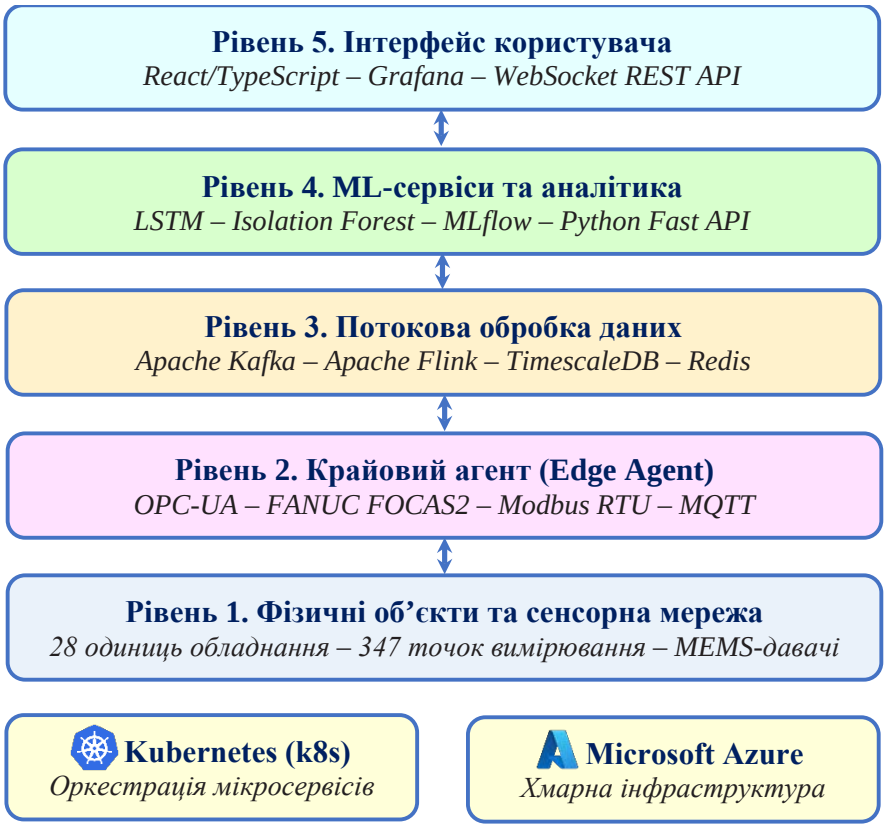


Рис. 1. П'ятирівнева мікросервісна архітектура системи цифрового двійника механічного цеху

Таблиця 2

Рівні архітектури платформи цифрового двійника та технології

Рівень	**Компоненти**	**Основна функція**	**Технології**
Рівень 1. Фізичні активи	Давачі, PLC, ЧПУ-контролери	Збір первинних сигналів, часові мітки	OPC-UA, Modbus RTU, FANUC FOCAS2, Profinet
Рівень 2. Крайові обчислення	Промислові шлюзи Siemens SIMATIC IPC477E	Протокольна конвертація, первинна фільтрація	Edge runtime, MQTT, локальні агенти
Рівень 3. Інтеграція даних	Брокер повідомлень, потокова обробка	Маршрутизація потоків, агрегація	Apache Kafka, Apache Flink
Рівень 4. Сховище та моделі	Часова БД, реляційна БД, об'єктне сховище, реєстр моделей	Персистентне зберігання, виконання моделей	TimescaleDB, PostgreSQL, MinIO, MLflow
Рівень 5. Застосунки і сервіси	Веб-дашборд, мобільний PWA, REST API	Взаємодія з користувачем, інтеграція	React, TypeScript, Grafana, NGINX

Розгортання платформи виконано у контейнерному середовищі Kubernetes на гібридній хмарно-локальній інфраструктурі: локальний компонент включає три промислові крайові сервери Siemens SIMATIC IPC477E у виробничому середовищі, а хмарний компонент – ресурси Microsoft Azure. Така конфігурація забезпечує безперервність базових функцій моніторингу навіть за тимчасової відсутності зв'язку з хмарою, тоді як ресурсомісткі аналітичні задачі та довгострокове зберігання даних виносяться у хмарну частину.

3.3. Реалізація мультипротокольної системи збору виробничих даних

Окрему увагу в дослідженні приділено технічній реалізації підсистеми збору даних із різних типів промислового обладнання. Для прототипу обрано об'єкт впровадження – механічний цех площею 3 200 м^2, на якому розміщено 34 одиниці технологічного обладнання різних поколінь і виробників: 12 токарних верстатів з ЧПУ, 8 фрезерних обробних центрів, 6 шліфувальних верстатів, 4 координатно-розточувальні верстати та 4 координатно-вимірювальні машини. Розподіл обладнання за типами, протоколами підключення та фактичним охопленням цифровим двійником узагальнено у таблиці 3.

Таблиця 3

Охоплення парку обладнання механічного цеху цифровим двійником

Тип обладнання	Кількість	Підключено	Давачі / од.	Протокол підключення
Токарні верстати з ЧПУ	12	12	18	FANUC FOCAS2, OPC-UA
Фрезерні обробні центри	8	8	22	Siemens 840D, OPC-UA
Шліфувальні верстати	6	4	12	Modbus RTU → шлюз
Координатно-розточувальні	4	2	8	RS-232 → шлюз
Координатно-вимірювальні машини	4	2	6	DMIS → REST API
Разом	**34**	**28 (82,4%)**	**347 точок**	–

Як видно з таблиці 3, крайовий агент забезпечив одночасну підтримку трьох промислових протоколів – OPC-UA, FANUC FOCAS2 та Modbus RTU, що дозволило підключити 28 із 34 одиниць обладнання (82,4%) без заміни існуючої апаратури. Решта 6 одиниць (застарілі верстати, що не мають цифрових інтерфейсів) залишилися поза основною системою; для них реалізовано лише мінімальний моніторинг через зовнішні давачі (лічильники мотогодин та інерційні давачі вібрації). Це є практичною перевагою розробленого рішення порівняно з комерційними платформами класу Siemens MindSphere та PTC ThingWorx, впровадження яких зазвичай потребує уніфікації апаратної інфраструктури.

Передачу даних від крайових серверів до центральної платформи реалізовано через захищені TLS 1.3 з'єднання до брокера Apache Kafka, розгорнутого у кластерній конфігурації з трьох вузлів. Дані організовано у тематичні черги (topics), що відповідають різним категоріям сигналів: «machine-status» (статус та технологічні параметри обладнання), «vibration-features» (ознаки вібросигналів), «energy-consumption» (споживання електроенергії), «quality-measurements» (результати контролю якості). Фактор реплікації встановлено рівним 3, що забезпечує збереження даних за відмови будь-якого з брокерів. Загальна частота генерації даних у системі становить близько 18 500 повідомлень за хвилину, добовий обсяг збереженої інформації – близько 12 ГБ, затримка відображення даних в інтерфейсі користувача – 1,2–2,8 с.

Передумовою практичної реалізації прототипу стало формування чітких функціональних і нефункціональних вимог. Зведений перелік ключових вимог із критеріями приймання та фактичними результатами виконання після завершення дослідної експлуатації наведено в таблиці 4. Усі цільові показники досягнуто, причому за низкою параметрів (зокрема, доступність системи та затримка обробки) – зі значним запасом.

Таблиця 4

Зведені результати верифікації функціональних і нефункціональних вимог

№	Вимога	Цільовий критерій	Отриманий результат
ФВ-01	Відтворення стану обладнання в режимі реального часу	Затримка ≤ 2 с	1,2–2,8 с (середня 1,8 с)
ФВ-03	Прогноз залишкового ресурсу підшипників	Точність ≥ 75% на горизонті 48 год	MAE = 8,3 год (≈83%)
ФВ-04	Оптимізація режимів різання	Зниження собівартості ≥ 3%	–15,3% у середньому
НФВ-02	Пропускна здатність потокової обробки	≥ 50 000 повідомлень/с	Тестовий пік 62 000 повід./с
НФВ-03	Доступність системи	≥ 99,5%	99,3% за період пілота
НФВ-05	Безпека даних	Відповідність IEC 62443	Виконано (TLS 1.3, аудит доступу)

3.4. Розроблення підсистеми предиктивної аналітики

Підсистема предиктивної аналітики реалізована як гібридне рішення, що поєднує методи виявлення аномалій із прогнозуванням залишкового ресурсу обладнання. Для виявлення аномалій застосовано алгоритм Isolation Forest, що ґрунтується на властивості аномальних спостережень ізолюватися від решти даних за меншу кількість випадкових розбиттів. Для спостереження *x* середня довжина шляху в ізолюючому дереві *h(x)* визначається як кількість ребер від кореня до листка, де *x* опинилося в ізоляції. Нормований аномальний бал спостереження обчислюється за формулою:

$$s(x,n) = 2^{(-E[h(x)]/c(n))} \quad (1)$$

де *E[h(x)]* – математичне сподівання довжини шляху по всіх деревах ансамблю; *c(n)* – нормувальний множник, що залежить від розміру вибірки *n*. Спостереження класифікується як аномальне, якщо *s(x, n)*

ISSN 2786-5460 (Print), ISSN 2786-5479 (Online)

перевищує заданий поріг θ. У створеній системі калібрування на навчальній вибірці дало два пороги: $\theta = 0{,}65$ для рівня WARNING (попередження) та $\theta = 0{,}80$ для рівня CRITICAL (критична подія, яка потребує оперативного реагування з боку оператора).

Для прогнозування залишкового строку служби (Remaining Useful Life, RUL) підшипників шпинделів застосовано архітектуру LSTM (Long Short-Term Memory), яка є різновидом рекурентних нейронних мереж, оптимально придатних для роботи з часовими рядами. Вибір цього класу моделей обґрунтовано тим, що за архівними даними підприємства за 18 місяців 14 із 23 зафіксованих непланових зупинок тривалістю понад 2 год були спричинені саме деградацією шпиндельних підшипників. Архітектура LSTM-мережі містить вхідний шар розмірності 15 (15 ознак вібросигналу та температури у вікні спостереження 24 год), два LSTM-шари по 64 та 32 нейрони відповідно, шар Dropout із коефіцієнтом 0,3 для регуляризації та щільний (Dense) вихідний шар із одним нейроном (прогнозоване значення RUL у годинах). Навчання виконувалося оптимізатором Adam із початковою швидкістю навчання 0,001, функцією втрат MSE протягом 200 епох із раннью зупинкою (patience = 20).

Для опису виробничих процесів на рівні окремих технологічних операцій побудовано регресійні моделі, що встановлюють залежність характеристик якості продукції (шорсткість поверхні Ra, відхилення від круглості) від технологічних параметрів і поточного стану інструменту. Для операції чистового точіння корпусних деталей зі сталі 40Х методом планованого експерименту отримано ступеневу залежність:

$$Ra = 0{,}041 \cdot (S^{1{,}73}) \cdot (t^{0{,}12}) \cdot \left(v^{(-0{,}47)}\right) \cdot (VB^{2{,}15}) \qquad (2)$$

де Ra – шорсткість поверхні (мкм); S – подача (мм/об); t – глибина різання (мм); v – швидкість різання (м/хв); VB – знос задньої грані інструменту (мм). Коефіцієнт детермінації моделі $R^2 = 0{,}91$, що свідчить про достатню точність для практичного застосування у системі управління якістю. Аналогічні регресійні моделі побудовано для операцій чорнового точіння, торцевого фрезерування та шліфування з коефіцієнтами детермінації від 0,84 до 0,93.

Зведені показники якості розробленої підсистеми машинного навчання за результатами тестування на двомісячній вибірці виробничих даних наведено у таблиці 5. Модель Isolation Forest у комбінації з LSTM-Autoencoder для виявлення аномальних патернів у часових рядах продемонструвала точність Precision = 0,87 та повноту Recall = 0,93, що відповідає F1-score = 0,90. Це означає, що з усіх реальних аномальних подій система виявила 93%, пропустивши лише 7%, тоді як 87% сигналів, класифікованих як аномальні, справді такими і були. Час виведення (inference) LSTM-моделі на віртуальній машині Azure D4s v3 склав 12 мс, що з великим запасом задовольняє вимогам режиму реального часу.

Таблиця 5

Показники ефективності підсистеми машинного навчання

Показник	Значення	Методика оцінювання
Точність прогнозу RUL (MAE)	8,3 год (горизонт 48 год)	Крос-валідація на 30% тестовій вибірці
Точність прогнозу RUL (відносна)	±17% (горизонт 48 год)	Розрахунок похибки від реального RUL
Precision виявлення аномалій	0,87	2-місячна тестова вибірка
Recall виявлення аномалій	0,93	2-місячна тестова вибірка
F1-score виявлення аномалій	0,90	2-місячна тестова вибірка
Точність класифікації режимів роботи	Accuracy = 0,96	5-fold крос-валідація
Час виведення (inference) LSTM	12 мс	Azure VM D4s v3
Частота хибних тривог	2,3 за добу на верстат	Середнє за 2 місяці експлуатації

3.5. Експериментальна апробація DTта оцінювання ефективності

Практичним результатом впровадження прототипу став інтерактивний веб-дашборд для оператора цеху та інженерів технічного обслуговування, що забезпечує моніторинг поточного стану кожної одиниці обладнання, формування алармів за пороговими значеннями індексу технічного стану та автоматичну генерацію рекомендацій із планування технічного обслуговування. Окрему складову становить мобільний застосунок у форматі Progressive Web App, оптимізований для використання на планшетах безпосередньо у виробничому середовищі. Загальний вигляд інтерфейсу прототипу подано на рис. 2.

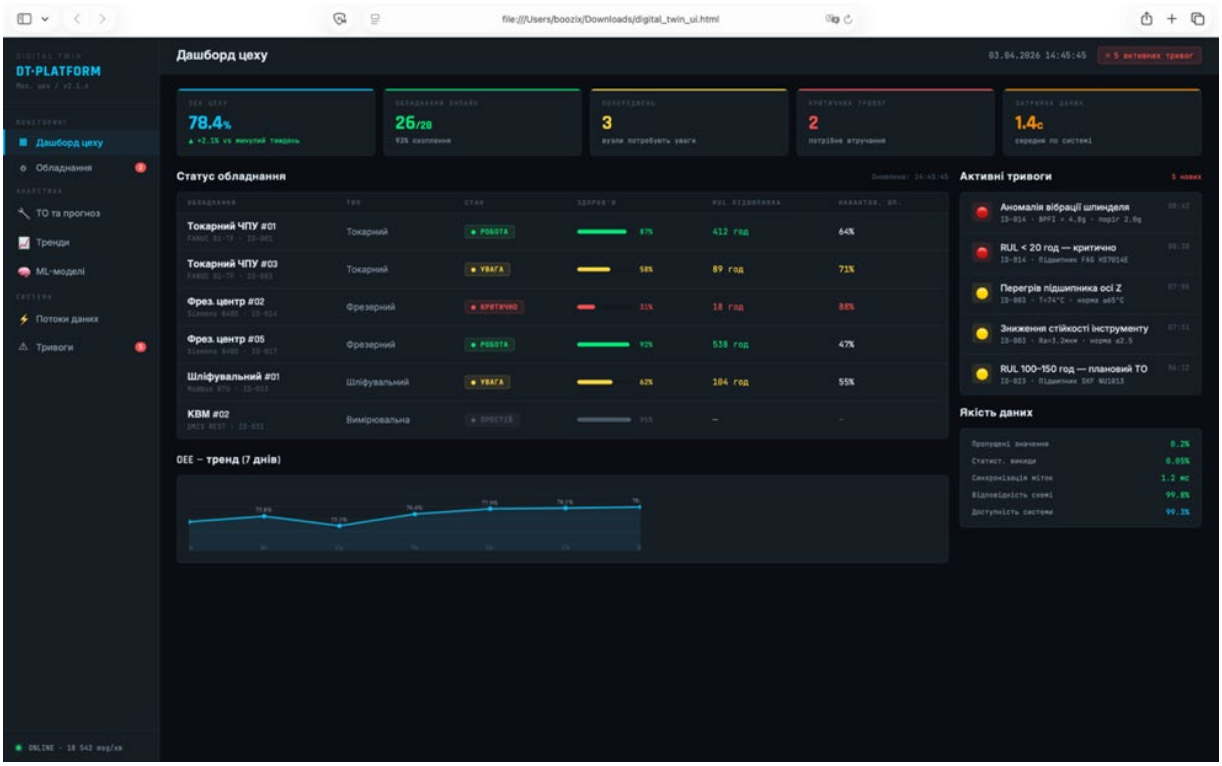


Рис. 2. Інтерфейс операторського дашборду цифрового двійника механічного цеху

Оцінювання ефективності прототипу цифрового двійника здійснювалося на основі порівняння результатів експериментального моделювання для двох умовних періодів – базового та після впровадження запропонованих алгоритмів – в межах імітаційного виробничого середовища. Порівняння ключових показників ефективності виробництва наведено у таблиці 6. Коефіцієнт OEE (Overall Equipment Effectiveness), що інтегрально характеризує продуктивність обладнання, зріс із 72,4% до 78,1% (+5,7 п.п.), при цьому для розглянутої виробничої програми зростання OEE на 1 п.п. відповідає збільшенню ефективного фонду часу обладнання приблизно на 8 500 год/рік. Кількість непланових зупинок скоротилася на 63%, частка планових ремонтів у структурі ТО зросла з 61% до 84%.

Таблиця 6

Зведені показники ефективності впровадження цифрового двійника

Показник ефективності	Базовий рівень	Після 4 міс. ЦД	Зміна	Розрахункове значення за рік
OEE (%)	72,4%	78,1%	+5,7 п.п.	+5,7 п.п.
Непланові зупинки (за 4 міс.)	8	3	−62,5%	9 за рік (проти 24)
Частка планових ремонтів	61%	84%	+23 п.п.	+23 п.п.
Витрати на ТО (тис. грн/міс.)	87,3	64,1	−26,6%	-278 тис. грн/рік
Середня собівартість операції (грн/дет.)	40,0	33,8	−15,5%	-1 480 тис. грн/рік
Час від виявлення аномалії до реакції	2,3 год	0,4 год	−83%	

Розрахунковий сукупний річний економічний ефект від впровадження прототипу формується з кількох складових: зростання OEE на 5,7 п.п. забезпечує близько 970 000 грн/рік доданої вартості; оптимізація режимів різання – близько 1 480 000 грн/рік за рахунок зниження собівартості обробки на 15,3%; скорочення непланових зупинок – близько 570 000 грн/рік; оптимізація закупівлі запасних частин і матеріалів для ТО – близько 278 400 грн/рік; зниження браку – близько 210 000 грн/рік. Сукупний річний ефект складає близько 3,5 млн грн, а з урахуванням капітальних витрат (3,33 млн грн) та поточних експлуатаційних витрат (близько 520 тис. грн/рік) термін окупності проєкту складає

ISSN 2786-5460 (Print), ISSN 2786-5479 (Online)

приблизно 1,1 року, що є конкурентним показником порівняно з галузевими орієнтирами для систем на базі комерційних платформ (1,5–4 роки).

4. Висновки

1. У результаті проведеного аналізу сучасних підходів до створення цифрових двійників промислових підприємств встановлено, що найбільш придатним для гетерогенних виробничих середовищ є гібридний підхід, який поєднує фізично орієнтовані та керовані даними моделі. На відміну від суто white-box або black-box моделей, такий підхід забезпечує одночасно інтерпретованість результатів і адаптивність до змін режимів виробництва. Це дало змогу підвищити точність прогнозування технічного стану обладнання в умовах часткової формалізації виробничих процесів.

2. Розроблено п'ятирівневу мікросервісну архітектуру Digital Twin з контейнеризованим розгортанням у Kubernetes на гібридній хмарно-локальній інфраструктурі. Особливістю архітектури є розподіл функцій між крайовими вузлами та хмарною платформою, що забезпечило доступність системи на рівні 99,3% навіть за нестабільного мережевого з'єднання. Використання Apache Kafka та Apache Flink дозволило забезпечити потокову обробку до 62 тис. повідомлень за секунду.

3. Реалізовано мультипротокольну систему збору виробничих даних із підтримкою OPC-UA, FANUC FOCAS2 та Modbus RTU, що забезпечує інтеграцію 28 із 34 одиниць технологічного обладнання без модернізації існуючої інфраструктури. Запропонований підхід дозволяє охопити 82,4% обладнання підприємства та організувати обробку близько 18 500 повідомлень за хвилину при середньому добовому обсязі даних 12 ГБ.

4. Розроблена підсистема предиктивної аналітики на основі алгоритмів Isolation Forest, LSTM та LSTM-Autoencoder забезпечила F1-score = 0,90 для задачі виявлення аномалій та середню похибку прогнозування залишкового ресурсу MAE = 8,3 год на горизонті 48 год. Отримані результати пояснюються використанням комбінованого підходу, який поєднує часово-частотний аналіз сигналів із глибокими рекурентними нейронними мережами.

5. Експериментальна апробація Digital Twin в умовах імітаційного виробничого середовища підтвердила ефективність запропонованого підходу. У ході моделювання було встановлено, що застосування розробленої архітектури дозволяє підвищити коефіцієнт умовної ефективності обладнання (OEE) з 72,4% до 78,1%, зменшити кількість змодельованих непланових зупинок на 63% та скоротити витрати на технічне обслуговування на 26,6%. Отриманий розрахунковий економічний ефект у розмірі близько 3,5 млн грн на рік та прогнозований термін окупності близько 1,1 року були визначені на основі моделі економічної оцінки ефективності, що базується на результатах експериментального моделювання. Це свідчить про потенційну доцільність використання цифрових двійників як інструменту оптимізації виробничих процесів у промислових підприємствах.

Перспективи подальших досліджень пов'язані з розширенням переліку підтримуваних промислових протоколів для повного охоплення обладнання, що залишилося поза основною системою; розробкою механізмів федеративного навчання моделей для об'єднання досвіду кількох підприємств без передачі конфіденційних виробничих даних; а також впровадженням механізмів зворотного управління – передачі коригувальних команд від цифрового двійника безпосередньо до систем числового програмного керування верстатів, що дозволить перейти від суто рекомендаційного до повноцінного управлінського режиму експлуатації системи.

Конфлікт інтересів. Автори декларують, що не мають конфлікту інтересів стосовно даного дослідження, в тому числі фінансового, особистісного характеру, авторства чи іншого характеру, що міг би вплинути на дослідження та його результати, представлені в даній статті.

Фінансування. Дослідження проводилось без фінансової підтримки.

Доступність даних. Рукопис не має пов'язаних даних.

Використання засобів штучного інтелекту. Автори підтверджують, що не використовували технології штучного інтелекту при створенні представленої роботи.

Внесок авторів. Тетяна Савченко: концептуалізація (Conceptualization), методологія (Methodology), формальний аналіз (Formal analysis), наукове керівництво (Supervision), рецензування та редагування тексту (Writing – review & editing); Іван Майстер: програмна реалізація (Software), дослідження (Investigation), підготовка даних (Data curation), валідація (Validation), візуалізація (Visualization), підготовка початкової версії рукопису (Writing – original draft).

References:

1. Бояринова, К. О., Саченко, А. О. (2023). Домінанти цифрової трансформації економічної діяльності промислових підприємств. *Економічний вісник НТУУ «Київський політехнічний інститут».* № 26. С. 59–64. https://doi.org/10.20535/2307-5651.26.2023.286973.

2. Вишневський, В. П. (2022). Цифрові технології та проблеми розвитку промисловості. *Економіка України.* № 1. С. 47–66. https://doi.org/10.15407/economyukr.2022.01.047.

3. Калайда, А. В., Пан, М. П. (2024). Створення цифрових двійників розумних будівель на платформі Azure Digital Twins. *Комунальне господарство міст.* Т. 6, вип. 187. С. 2–7. https://doi.org/10.33042/2522-1809-2024-6-187-2-7.

4. Островська, Г. І., Островський, О. Т. (2024). Цифрова трансформація промисловості: сучасні реалії та пріоритети розвитку. *Економічний вісник Донбасу.* № 1–2 (75–76). С. 166–177. https://doi.org/10.12958/1817-3772-2024-1-2(75-76)-166-177.

5. Савченко, Т., Бондар, Я. (2026). Ризики та вразливості цифрових двійників виробничих систем у процесі оптимізації енергоспоживання. *Електронне фахове наукове видання «Кібербезпека: освіта, наука, техніка»*. 4(32), 617–632. https://doi.org/10.28925/2663-4023.2026.32.1149

6. Семененко, Ю. (2025). Моделювання цифрових двійників бізнес-процесів як інструмент управління ефективністю компанії. *Наукові записки Національного університету «Острозька академія». Серія «Економіка».* № 38 (66). С. 99–106. https://doi.org/10.25264/2311-5149-2025-38(66)-99-106.

7. Щеглов, В., Морозова, О. (2022). Методи та технології розроблення цифрових двійників для гарантоздатних систем індустріального Інтернету речей. *Системи управління, навігації та зв'язку.* № 4. https://doi.org/10.26906/SUNZ.2022.4.127.

8. Glaessgen, E., Stargel, D. (2012). The Digital Twin Paradigm for Future NASA and U.S. Air Force Vehicles. *53rd AIAA/ASME/ASCE/AHS/ASC Structures, Structural Dynamics and Materials Conference.* https://doi.org/10.2514/6.2012-1818.

9. Grieves, M. (2014). Digital Twin: Manufacturing Excellence through Virtual Factory Replication. *White Paper. Florida Institute of Technology.* Retrieved from: https://www.researchgate.net/publication/275211047_Digital_Twin_Manufacturing_Excellence_through_Virtual_Factory_Replication#fullTextFileContent

10. Savchenko, T., Lutska, N., Vlasenko, L., Sashnova, M., Zahorulko, A., Minenko, S., Ibaiev, E., Tytarenko, N. (2025). Risk analysis and cybersecurity enhancement of Digital Twins in dairy production. *Technology Audit and Production Reserves*, vol. *2* no. (2(82), pp. 37–49. https://doi.org/10.15587/2706-5448.2025.325422

11. Savchenko, T., Lutska, N., Vlasenko, L., Zahorulko, A. (2026). Developing an environmental key performance indicators monitoring and control system for educational smart laboratories. *Technology Audit and Production Reserves*, *2*(3(88), 28–37. https://doi.org/10.15587/2706-5448.2026.358804

12. Tao, F., Zhang, H., Liu, A., Nee, A. Y. C. (2019). Digital Twin in Industry: State-of-the-Art. *IEEE Transactions on Industrial Informatics.* Vol. 15, No. 4. P. 2405–2415. https://doi.org/10.1109/TII.2018.2873186.

13. Tao, F., Zhang, H., Zhang, C. (2024). Advancements and Challenges of Digital Twins in Industry. *Nature Computational Science.* https://doi.org/10.1038/s43588-024-00603-w.

14. Liu, M., Fang, S., Dong, H., Xu, C. (2021). Review of Digital Twin About Concepts, Technologies, and Industrial Applications. *Journal of Manufacturing Systems.* Vol. 58. P. 346–361. https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2020.06.017.

15. Sharma, A., Kosasih, E., Zhang, J., Brintrup, A., Calinescu, A. (2022). Digital Twins: State of the Art Theory and Practice, Challenges, and Open Research Questions. *Journal of Industrial Information Integration.* Vol. 28, Article 100383. https://doi.org/10.1016/j.jii.2022.100383.

Відомості про авторів

Англ.	Укр.
Tetiana Savchenko PhD in Engineering Sciences, Associate Professor at the Department of Informatics, National University of Kyiv-Mohyla Academy tsavchenko@ukma.edu.ua ORCID: 0000-0002-8884-5360	Савченко Тетяна Віталіївна кандидат технічних наук, доцент кафедри інформатики, Національний університет «Києво-Могилянська академія» tsavchenko@ukma.edu.ua ORCID: 0000-0002-8884-5360
Ivan Maister Student of the Master's programme in F2 Software Engineering, National University of Kyiv-Mohyla Academy i.maister@ukma.edu.ua ORCID: 0009-0008-9075-8363	Майстер Іван Сергійович студент магістерської програми спеціальності F2 «Інженерія програмного забезпечення», Національний університет «Києво-Могилянська академія» i.maister@ukma.edu.ua ORCID: 0009-0008-9075-8363

Дата надходження статті: 28.04.2026
Дата надходження виправленої версії статті: 23.06.2026
Дата прийняття статті: 03.07.2026
Дата публікації статті: 26.10.2026