

# Цифрові двійники як інструмент підвищення ефективності процесу фрезерування

М. В. Вакулєнко<sup>1</sup> • С. П. Сапон<sup>1</sup>

Received: 9 August 2025 / Revised: 8 September 2025 / Accepted: 22 September 2025

**Анотація.** У сучасному машинобудуванні фрезерування залишається найбільш поширеним та високопродуктивним процесом формоутворення. Проте складна динаміка силової взаємодії фрези і заготовки та інші процеси, супутні обробці різанням, обмежують підвищення продуктивності обробки без втрати якості обробленої поверхні. Одним із ефективних напрямів підвищення продуктивності фрезерування без зниження точності є застосування цифрових двійників для моніторингу та управління процесом фрезерування.

Метою дослідження є огляд і узагальнення сучасних підходів та напрацювань щодо створення й використання цифрових двійників для підвищення ефективності процесу фрезерування.

Методика реалізації ґрунтувалася на систематизованому огляді публікацій 2018–2025 років із провідних наукометричних баз (Scopus, ScienceDirect, SpringerLink, Google Scholar), відібраних за критеріями: концепція створення, наявність описів структури (архітектури), експериментальних результатів та даних щодо практичного впровадження цифрових двійників, пов'язаних з процесом фрезерування.

Проаналізовано понад 30 публікацій, з яких відокремлено та детально проаналізовано 12 статей, що відповідають вищезазначеним критеріям та стосуються виключно цифрових двійників процесу фрезерування.

Результати дослідження показали, що найбільш успішні архітектури цифрових двійників у фрезеруванні базуються на багаторівневій структурі з інтеграцією сенсорних даних, математичних моделей та алгоритмів штучного інтелекту. Реалізація двостороннього зворотного зв'язку дозволяє у режимі реального часу прогнозувати знос інструмента, компенсувати деформації тонкостінних заготовок та стабілізувати параметри якості поверхні. У низці робіт зафіксовано зменшення похибок розмірів, кількості бракованих деталей та підвищення періоду стійкості фрези.

Цифрові двійники у фрезеруванні демонструють високу практичну цінність завдяки можливості поєднання моделювання, моніторингу та керування процесом. Подальший розвиток потребує уніфікації архітектур, створення відкритих інтеграційних платформ і використання гібридних обчислювальних рішень, що забезпечить масштабованість і промислове впровадження цієї технології.

**Ключові слова:** цифровий двійник, фрезерування, знос інструмента, вібрації, адаптивне керування, штучний інтелект, моніторинг.

## Вступ

У сучасному машинобудуванні спостерігається чітка тенденція до впровадження цифрових технологій, що дозволяють підвищити ефективність, надійність і адаптивність виробничих процесів. Однією з таких технологій є концепція цифрових двійників (ЦД), яка набуває все більшого поширення в обробці мате-

ріалів, зокрема у процесах фрезерування. Цифровий двійник – це віртуальна репрезентація фізичного об'єкта або процесу, яка дозволяє проводити моніторинг, моделювання, оптимізацію, прогнозування та керування параметрами процесу та технічного стану обладнання в режимі реального часу на основі даних із виробництва.

Фрезерування, як найбільш поширений процес формоутворення в сучасному машинобудуванні, характеризується складною динамікою взаємодії між інструментом і заготовкою, що ускладнює забезпечення стабільності обробки, точності геометричної форми і якості поверхні. Саме тому створення цифрових двійників

✉ М. В. Вакулєнко  
maksym.vakulenko@gmail.com

<sup>1</sup> КПІ ім. Ігоря Сікорського, Київ, Україна

для фрезерних операцій має велике практичне значення – як для контролю стану технологічної оброблюючої системи, так і для адаптивного управління параметрами процесу.

Протягом останніх років було запропоновано низку підходів до створення ЦД процесу фрезерування. Вони відрізняються як за архітектурою та рівнем деталізації моделей, так і за методами інтеграції з реальним процесом фрезерування. Наприклад, у роботі [1] наведено огляд ключових технологій цифрових двійників у галузі обробки матеріалів, включно з фрезеруванням. Інші автори [2]–[4] висвітлюють приклади впровадження ЦД у процеси фрезерування з метою прогнозування зносу інструменту, моделювання деформацій тонкостінних заготовок або моніторингу шорсткості поверхні за допомогою нейромережевої моделі, яка на основі отримуваних динамічних параметрів процесу прогнозує та встановлює кореляцію між цими параметрами й реальною якістю поверхні. Деякі дослідження [5], [6] акцентують увагу на використанні штучного інтелекту, машинного навчання та онтологічних моделей для побудови гнучких цифрових систем, здатних у режимі реального часу прогнозувати похибки та зношування інструментів, а також оптимізувати режими різання під час фрезерування.

Попри значний прогрес, застосування ЦД у процесах фрезерування залишається актуальним напрямом досліджень. Існує потреба в систематизації існуючих рішень, оцінці рівня їхньої практичної реалізації, а також в ідентифікації проблем, пов'язаних із розробкою, моделюванням, валідацією та впровадженням ЦД безпосередньо на виробництві. Саме на ці питання й спрямоване дане оглядове дослідження.

### Мета і задачі дослідження

Метою статті є систематизований огляд сучасних публікацій, присвячених створенню, функціонуванню та впровадженню цифрових двійників процесу фрезерування, для виявлення рівня розвитку цієї технології, її ефективності, а також перспектив і проблематики реалізації ЦД процесу фрезерування у виробничих умовах.

### Матеріали та методи дослідження

Дослідження було здійснене згідно зі стандартною методикою систематизованого огляду наукової літератури, що передбачає пошук, аналіз та відбір актуальних публікацій у провідних міжнародних бібліографічних базах. Основними платформами для пошуку літератури виступили:

- Google Scholar;
- ScienceDirect;
- SpringerLink;
- Scopus;

- ResearchGate.

Пошукові запити здійснювалися українською та англійською мовами. Використовувалися такі ключові словосполучення:

- “Цифрові двійники процесів механічної обробки”;
- “Digital twins of machining processes”;
- “Digital twin metal cutting”;
- “Digital twin milling”;
- “Digital twin end milling”;
- “Digital twin vibration milling”.

Період пошуку обмежено 2018–2025 роками, оскільки саме за цей час сформувалась активна наукова дискусія навколо цифрових двійників у контексті механічної обробки та фрезерування зокрема.

Критерії включення публікацій:

- У тексті наявна згадка про цифровий двійник (ЦД);
- ЦД стосується саме процесу фрезерування, а не загальних концепцій цифрового виробництва;
- Описано архітектуру або структуру ЦД;
- Представлено моделі, експериментальні дані або випробування ЦД;
- Вказано інструменти, матеріали, схема обробки;
- Стаття доступна повністю (PDF/HTML).

Усього було опрацьовано понад 30 публікацій, із яких відібрано 12 ключових, які повністю відповідають тематиці дослідження та стосуються виключно цифрових двійників процесу фрезерування. Джерела було згруповано за етапами створення та використання ЦД:

- Концептуалізація (визначення, цілі, структура);
- Проектування та архітектура (моделювання, ПЗ, IT-інфраструктура);
- Експериментальні дослідження (використання в реальному фрезеруванні);
- Впровадження на виробництві.

У подальших розділах ці джерела будуть детально проаналізовані відповідно до зазначених етапів.

### Результати дослідження

#### Концепція цифрового двійника фрезерування

Цифровий двійник (ЦД) у контексті фрезерування – це багаторівнева віртуальна модель, що точно відображає динамічну поведінку фізичної системи “інструмент-заготовка-присрій-верстат” у режимі реального часу. Основними функціями такого цифрового представлення є: віртуальна реконструкція процесу, моделювання фізичних взаємодій, моніторинг стану обробки (відстеження в реальному часі параметрів процесу – наприклад, вібрацій, сил різання, температури, зносу інструменту та якості поверхні), а також підтримка прийняття рішень щодо адаптації керування (зміна у процесі обробки подачі, швидкості обертання або траєкторії інструмента для компенсації виявлених

відхиленнє і підтримання заданих параметрів) та оптимізації режимів різання.

У роботі [1] концепція ЦД для обробки матеріалів подається як поєднання трьох рівнів моделей:

- геометричної (CAD);
- фізико-механічної (FEM, моделі сил, температури, зношування);
- поведінкової (реакція системи в динаміці).

Важливою характеристикою ЦД є двосторонній зв'язок з реальним об'єктом: фізичні сенсори передають інформацію в модель, а модель, у свою чергу, здатна впливати на керування системою.

Схожу архітектуру можна спостерігати у [4]. Вона базується на трирівневій структурі з використанням багаторівневого графа знань для інтеграції даних і підтримки прийняття рішень, схему якого зображено на Рис. 1.

Concept Layer – концептуальний рівень, який формує онтологічну основу цифрового двійника. Тут створюється бібліотека понять і правил для галузі машинобудування, що включає знання експертів та нормативні обмеження. Цей рівень забезпечує стандартизацію, логічну узгодженість та інтеграцію різномірних даних у єдину семантичну структуру, закладаючи фундамент для побудови цифрової моделі.

Model Layer – модельний рівень, який інстанціює правила та концепти, визначені на попередньому рівні,

і створює детальні цифрові моделі конкретних виробів чи процесів. Він поєднує фізичні характеристики, експериментальні дані та параметри обробки, формуючи віртуальні моделі для симуляції, аналізу та прогнозування реальної поведінки системи. Завдяки цьому забезпечується точне відображення стану продукту або виробничого процесу.

Decision Layer – рівень прийняття рішень, який інтегрує дані модельного рівня та поточну інформацію з виробництва для підтримки керування. Тут реалізуються завдання оптимізації, прогнозування технічного стану, управління ризиками та адаптивного контролю. Використовуючи алгоритми машинного навчання та аналітику, цей рівень забезпечує швидку реакцію цифрового двійника на зміни у виробництві та формує рекомендації або автоматичні коригувальні дії для підтримання стабільності та якості обробки.

Дана модель була використана у виробництві авіаційних лопаток, де значна частина операцій включає високоточне фрезерування. Архітектура цифрового двійника інтегрувала дані про параметри інструментів (зокрема кінцевих фрез), матеріали та умови обробки, що дозволило в реальному часі зменшити похибки контурів і підвищити якість поверхні. Таким чином, хоча архітектура є універсальною для різних видів обробки, вона напряму застосовна й до фрезерування як одного з ключових процесів.

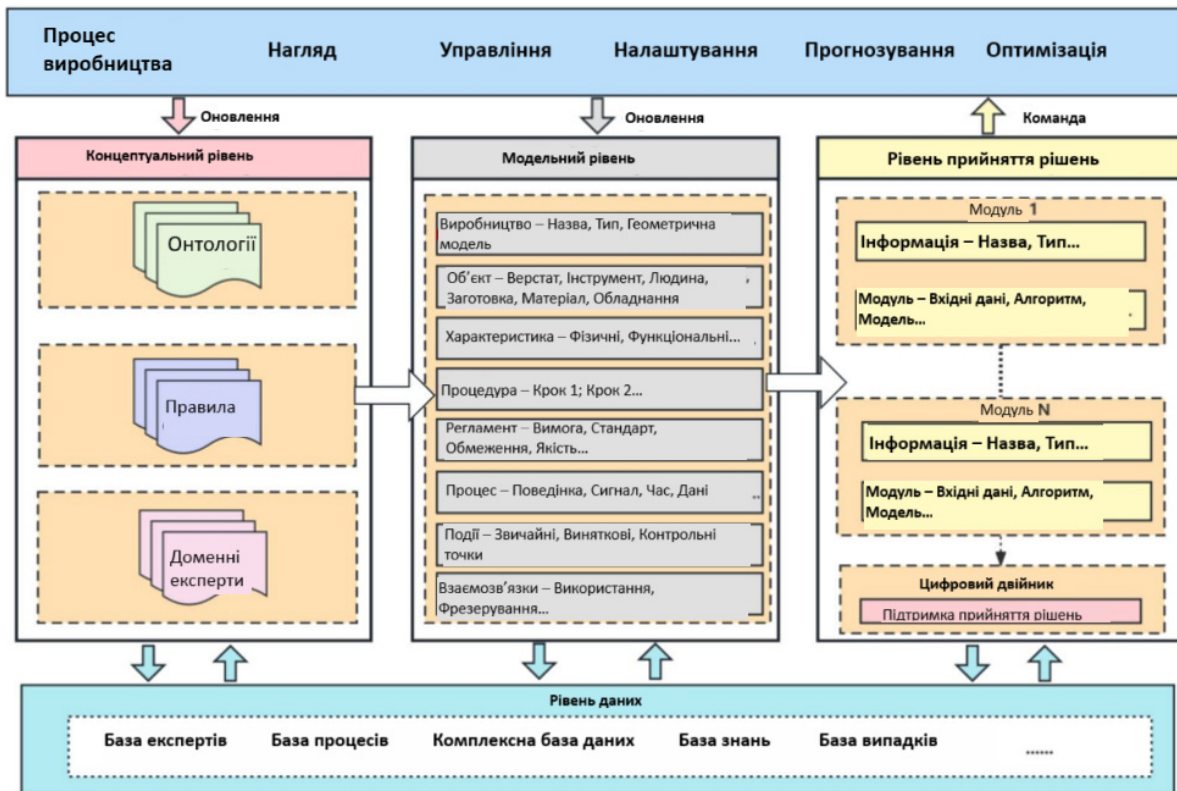


Рис. 1. Мультирівнева архітектура ЦД [4]

У роботі [5] деталізують структуру цифрового двійника для процесів фрезерування, розділяючи його на 5 функціональних блоків:

- вхідні параметри;
- симуляційна модель;
- база знань;
- блок керування;
- модуль відображення результатів.

Така архітектура дозволяє інтегрувати багатоджерельні дані про режими різання, геометрію інструменту та заготовки, а також сигнали сенсорів у єдине інформаційне середовище. На основі поєднання фізичних і data-driven моделей автори показали можливість відтворення та прогнозування похибок, характерних для фрезерування, зокрема контурних, теплових і динамічних. У роботі підкреслено, що застосування цифрового двійника у цьому контексті забезпечує виявлення та компенсацію відхилень у режимі реального часу, підвищує стабільність обробки та сприяє зниженню браку, особливо при фрезеруванні тонкостінних деталей.

У роботі [7] Zhang Chao та співавторами реалізовано цифровий двійник для фрезерування тонкостінних деталей як автономний модуль, який поєднує фі-

зичне моделювання, сенсорні дані та адаптивне керування в єдиній інтегрованій системі. Технічна частина передбачала створення тривимірної скінченно-елементної моделі заготовки та інструменту, де в реальному часі оновлювались граничні умови і параметри обробки на основі вимірювань. Для збору даних використовувались вбудовані сенсори сили різання та вібрисенсори, які передавали сигнали у модуль цифрового двійника. Система виконувала обчислення напружено-деформованого стану заготовки з урахуванням її геометрії, жорсткості та температурного впливу. Ключовою особливістю реалізації ЦД було використання алгоритмів зворотного зв'язку, які дозволяли під час обробки автоматично коригувати подачу та швидкість обертання кінцевої фрези, коли модель прогнозувала перевищення критичних значень деформації або вібрацій. Детальну архітектуру рішення можна побачити на Рис. 2.

Таким чином, оптимізація режимів різання відбувалася без втручання оператора, але з урахуванням поточного стану заготовки. Експериментально було показано, що впроваджений підхід зменшив максимальні пружні відхилення тонкостінних елементів деталі на 18–22 % у порівнянні з обробкою на незмінних режимах різання, а також підвищив точність розмірів у

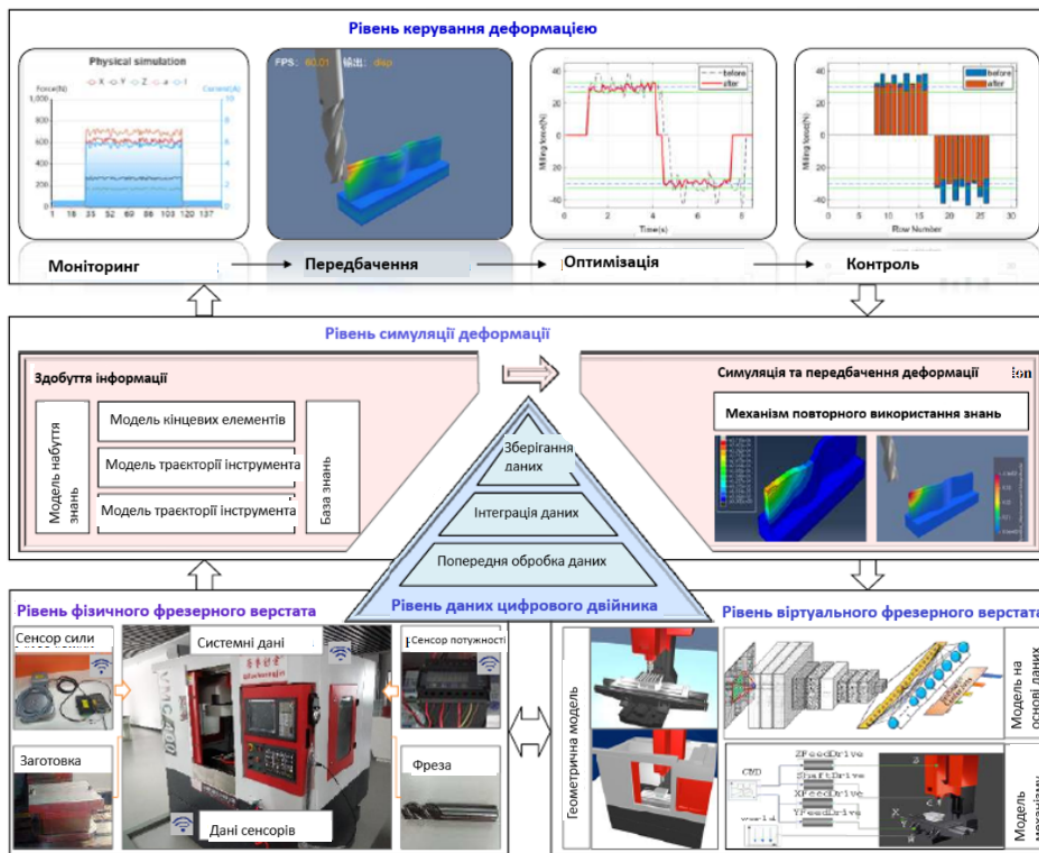


Рис. 2. Архітектура ЦД для фрезерування тонкостінних деталей [7]

середньому на 12–15 %, що дозволило зменшити відхилення від заданих параметрів до меж допуску без додаткових проходів. Необхідність у повторній обробці скоротилася приблизно на 20 %, оскільки система в реальному часі прогнозувала та компенсувала пружні деформації, зменшуючи помилки ще під час основного циклу різання. Крім того, коливання сили різання вдалося знизити на 10–12 % завдяки інтегрованому зворотному зв'язку, що коригував траєкторію та подачу інструмента, стабілізуючи процес і зменшуючи динамічні навантаження на фрезу. Це комплексно підвищило стабільність обробки та знизило швидкість зносу інструмента.

У роботі [10] реалізація цифрового двійника була орієнтована на стабілізацію параметра шорсткості поверхні ( $R_a$ ) у процесі п'ятиосьового фрезерування. Система інтегрувала дані режимів різання з вимірюваними в реальному часі сигналами сили різання, отриманими за допомогою динамометра. На цій основі будувалася самонавчальна модель прогнозування шорсткості поверхні за параметром  $R_a$ , створена методом Support Vector Machine (SVM) з оптимізацією параметрів за допомогою Pigeon-Inspired Optimization (PIO). Модель враховувала як геометрію, так і середні значення сил різання, що дозволяло прогнозувати шорсткість поверхні з середньою похибкою близько 8,7 % та поступово підвищувати точність прогнозування завдяки накопиченню нових даних.

Для підвищення стабільності результатів було реалізовано адаптивне регулювання параметрів різання: коли прогнозоване значення  $R_a$  перевищувало допустимий поріг, модуль корекції автоматично змінював положення інструмента (lead/tilt angles) або швидкість обертання шпинделя. Експериментальні результати підтвердили ефективність такого підходу: у тестових прикладах шорсткість поверхні вдалося знизити з 0,4882  $\mu\text{m}$  до 0,2995  $\mu\text{m}$ , що забезпечило більш стабільні значення  $R_a$  та підвищену якість обробки.

У дослідженні [12] було реалізовано цифровий двійник для моніторингу стану фрези під час чорнового фрезерування жароміцного сплаву Inconel 625. Система використовувала два типи сенсорів: мікрофон, закріплений на корпусі шпинделя, та уніаксіальний акселерометр, підключений до модуля збору даних NI 9234 із частотою дискретизації 20 кГц. Таким чином у реальному часі збиралися звукові та вібраційні сигнали, які відображали різні стани інструмента (новий, зламаний на один, два, три чи чотири ріжучі зубці). Обробка сигналів виконувалася у MATLAB/ Simulink. З них вилучали статистичні характеристики: середнє значення, середньоквадратичне відхилення (RMS), ексцес, асиметрію, стандартне відхилення, дисперсію, медіану, суму та моду. Отримані ознаки застосовувалися як вхідні дані для кількох алгоритмів машинного навчання: Probabilistic Neural Network (PNN), k-Nearest Neighbors (KNN), Support Vector Machine (SVM), Naïve Bayes (NB) та Random Forest (RF). Результати

тестування продемонстрували високу точність класифікації станів інструмента: найкращі результати показала PNN (91 %), тоді як RF, SVM, KNN та NB забезпечили 90 %, 87 %, 86 % та 83 % відповідно.

Таким чином, усі проаналізовані архітектури мають спільне ядро – наявність сенсорного рівня, модельного рівня та блоку підтримки рішень, що забезпечує двосторонній зв'язок між фізичним процесом і його віртуальним відображенням. Водночас відмінності проявляються у виборі домінуючого підходу до реалізації:

- [1] та [7] роблять наголос на фізико-механічних моделях, що дозволяє більш точно враховувати динамічні та теплові явища у процесі фрезерування.
- [4] та [5] зосереджені на знаннях структурах та функціональній декомпозиції, що створює основу для гнучкої інтеграції різнорідних даних і розширюваності архітектури.
- [10] та [12] орієнтуються на спеціалізовані архітектури з алгоритмами машинного навчання та замкненим зворотним зв'язком, що робить їх ефективними у вирішенні конкретних завдань, таких як стабілізація параметрів шорсткості чи моніторинг стану інструмента.

## Проектування та моделювання цифрових двійників

Проектування цифрового двійника процесу фрезерування – це складне завдання, яке виходить далеко за межі побудови геометричної чи кінематичної моделі. Йдеться про створення динамічної, адаптивної та масштабованої віртуальної репрезентації процесу, яка не лише відображає поточний стан елементів технологічної системи, але й здійснює прогнозування поведінки системи, аналізує виробничі дані та ініціює корекцію параметрів обробки в режимі реального часу.

Незалежно від специфіки реалізації, всі розглянуті дослідники дотримуються концепції багаторівневої архітектури цифрового двійника. Такий підхід обумовлений необхідністю структурованого обміну інформацією між фізичним процесом, його цифровою моделлю та інтелектуальними аналітичними модулями. Загалом архітектура цифрового двійника фрезерування поділяється на чотири ключові рівні.

### Рівень 1. Фізичний (реальний)

Цей рівень включає всі реальні засоби технологічного спорядження та різальний інструмент, що задіяні в процесі фрезерування. Саме тут відбувається формоутворення поверхонь, виникають вібрації, деформації, нагрівання – тобто, усі ті процеси, які цифровий двійник має відтворювати.

У роботі [7] цифровий двійник побудований навколо автономного процесу обробки тонкостінних дета-

лей, де фізичний рівень представлений обробним центром, додатково оснащеним вбудованою системою сенсорів та збору даних. До складу такої системи входять сенсори вібрацій, сил різання, температури та положення інструмента, інтегровані з контролером, який у реальному часі аналізує отриману інформацію та передає її у цифрову модель. Схему взаємодії рівнів ЦД у цьому дослідженні можна побачити на Рис. 3.

- DAQ (Data Acquisition) – пристрої збору даних, що перетворюють аналогові та цифрові сигнали від сенсорів у цифрову форму для подальшої обробки. Зазвичай включають АЦП (аналогово-цифрові перетворювачі), входи/виходи та інтерфейси зв'язку з ПК чи мікроконтролерами.

- OPC UA (Open Platform Communications Unified Architecture) – незалежний від платформи промис-

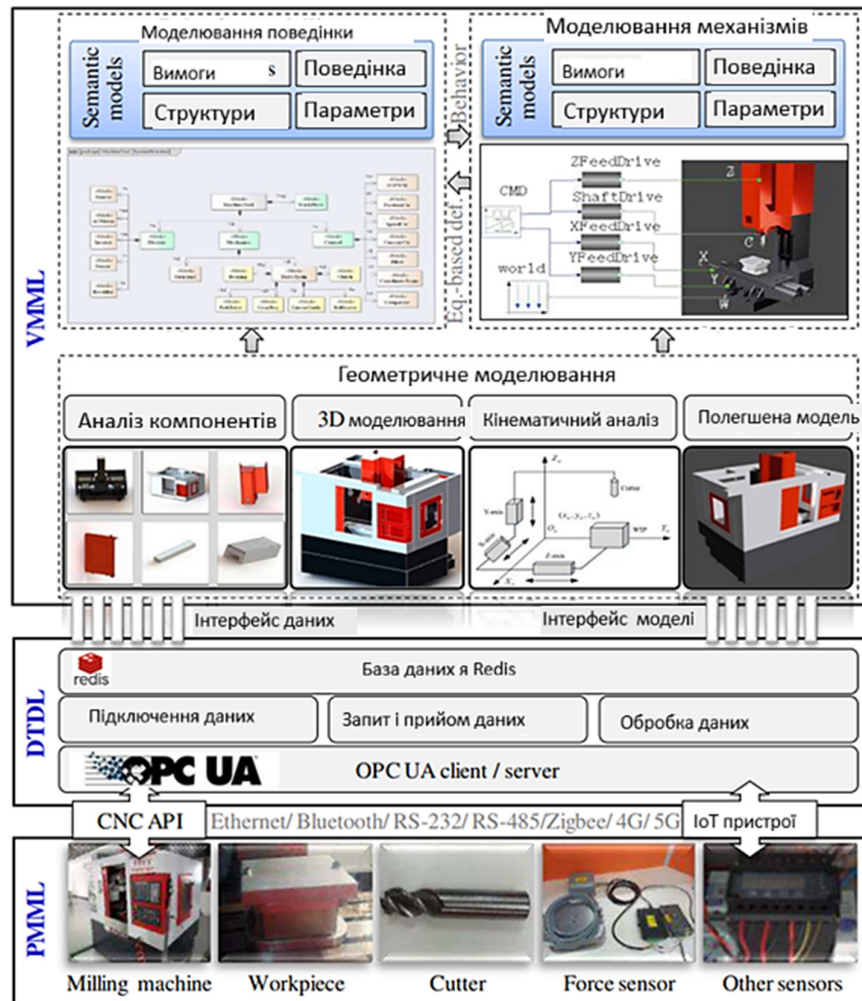


Рис. 3. Взаємодія рівнів ЦД [7]

Аналогічно, в роботі [8], фізичний рівень реалізований на базі відкритої дослідницької платформи, яка дозволяє легко інтегрувати різні сенсорні модулі.

## Рівень 2. Збір, обробка та передача даних

Цей рівень забезпечує передавання даних від реального процесу фрезерування у цифрову модель. Зазвичай використовується кілька технологічних рівнів:

ловий комунікаційний протокол, призначений для безпечного та стандартизованого обміну даними між пристроями, контролерами та програмним забезпеченням.

- MQTT (Message Queuing Telemetry Transport) – легкий публічно-підписний мережевий протокол обміну повідомленнями, оптимізований для IoT-систем та обмежених ресурсів; використовується для передавання телеметричних даних.

- IoT-шлюз (IoT gateway) – мережевий пристрій, який з'єднує локальні сенсори та контролери з хмарни-

ми або промисловими серверами, забезпечуючи попередню обробку та маршрутизацію даних.

У роботі [3], зчитування даних про зношування фрези реалізовано через високочастотний сенсор вібрацій із передачею даних у модель через захищене MQTT-з'єднання. У [6] використовується архітектурна схема та програмно-апаратний комплекс, здатний обробляти та передавати дані від сенсорних вузлів без затримок, достатніх для керування процесом. Тобто, дані з декількох сенсорних модулів (наприклад, вібраційних, температурних, силових) збираються, синхронізуються та інтегруються у хмарну AI-платформу, яка виконує їх аналіз та генерує керуючі команди для верстата без відчутної затримки – у межах інтервалу часу, меншого за цикл оновлення керуючих параметрів верстата.

### Рівень 3. Цифрове моделювання процесу

Це серце цифрового двійника. Тут формується віртуальна модель процесу фрезерування, яка відтворює геометрію заготовки та інструмента, а також моделює сили різання, температурні поля, пружні та пластичні деформації деталі, вібраційні коливання тощо. Моделі можуть мати як аналітичну природу (на основі фізичних рівнянь та емпіричних залежностей), так і бути машинно-навченими (створеними з використанням методів штучного інтелекту на основі експериментальних чи виробничих даних).

Наприклад, у роботі [5] моделювання виконується у MATLAB та Python із залученням цифрової геометрії заготовки (CAD-моделі її форми та розмірів) та інструмента, а також кінематики процесу фрезеруван-

ня, що описує траєкторії руху інструмента відносно заготовки та режими різання.

У роботі [6] застосовано LSTM-мережу (Long Short-Term Memory – довготривала короткочасна пам'ять, тип рекурентної нейронної мережі) для прогнозування зношування фрези на основі статистичних характеристик сигналів вібрацій, сил різання та потужності шпинделя, технологічних даних з ЧПК (швидкість різання, подача, положення інструмента у системі координат верстата), геометричних параметрів інструмента (діаметр, кут гвинтової лінії, змінний крок зубців) та накопичених даних про попередні проходи – обсяг знятого матеріалу та режими різання.

У роботі [7] модель включає розрахунок механічної деформації тонкостінних заготовок під дією сил різання. Схематичне зображення процесу можна побачити на Рис. 4.

Всі ці підходи мають спільну рису – вони моделюють не просто об'єкт, а процес в динаміці. Одним з ключових рішень при моделюванні є вибір програмної платформи. У роботах [2], [8], [9] зустрічаються різні комбінації інструментів, серед яких домінують:

- MATLAB/Simulink – як універсальне середовище для математичного моделювання та реалізації керуючих алгоритмів;
- ANSYS / Abaqus / COMSOL – для проведення складних механічних або термодинамічних симуляцій (зокрема FEM-моделей);
- Unity / Unreal Engine – для візуалізації, створення інтерфейсів або тренажерів на базі ЦД;
- Python – як гнучка мова для збору, обробки, трансформації даних та інтеграції модулів на базі штучного інтелекту.

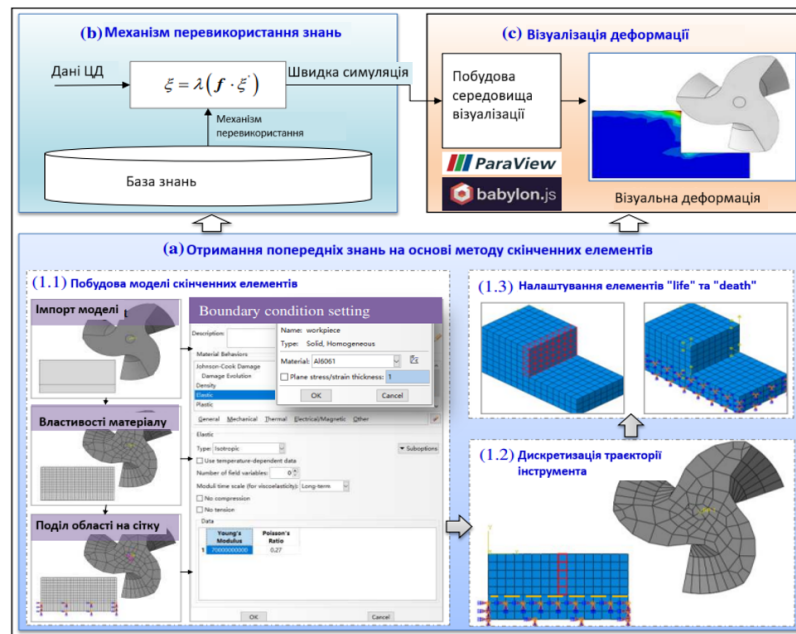


Рис. 4. Симуляція деформації тонкостінних заготовок під час процесу фрезерування [7]

MATLAB обирають тоді, коли основний акцент робиться на моделюванні та реалізації алгоритмів керування процесом фрезерування (регулювання режимів різання, компенсація відхилень) та налаштуванні систем сигналізації – автоматичних попереджень і тригерів при перевищенні контрольних параметрів.

ANSYS – коли модель має імітувати напружено-деформований стан, а Python – коли потрібно реалізувати машинне навчання або з'єднання з базами даних. Такий розподіл функцій часто веде до гібридної архітектури, коли кілька платформ взаємодіють через API або обмін файлами.

У більшості досліджень гібридна архітектура цифрового двійника передбачає розподіл завдань між декількома спеціалізованими середовищами. Наприклад, у [6] блок збору та первинної обробки даних реалізовано на Python з використанням MQTT для передачі даних від сенсорів у реальному часі, далі вони потрапляють у модель прогнозування зносу (LSTM) у тій самій Python-системі, а керуючі команди формуються в MATLAB/Simulink і передаються назад у систему ЧПК через OPC UA. У [8] модель механічної поведінки об'єкта створено в ANSYS, але керування та візуалізація реалізовані в Unity, при цьому дані обмінюються через API та CSV-інтерфейси. Такий підхід дає можливість комбінувати переваги кожної платформи, але вимагає синхронізації оновлень з частотою не нижче циклу керування верстата (зазвичай 50–200 Гц) для збереження адекватності зворотного зв'язку. Достовірність моделей у таких гібридних системах зазвичай перевіряють шляхом порівняння прогнозованих значень (деформацій, температури, зносу) з вимірними в контрольних експериментах, розраховуючи відносну похибку або RMSE (Root Mean Square Error – середньоквадратична похибка прогнозу відносно реальних вимірювань)

у кращих реалізаціях вона не перевищує 3–5 %.

Така інтеграція є критичною для практичного впровадження ЦД у фрезеруванні, оскільки дозволяє одночасно виконувати високоточне багатофізичне моделювання, оперативний аналіз даних і формування керуючих впливів без значних затримок. Подібні рішення вже реалізовані у дослідженнях [6], [7], [8], а їх результати детально розглянуті у розділі, присвяченому експериментальним дослідженням.

#### Рівень 4. Аналітика та керування

Останній рівень відповідає за інтерпретацію даних, формування рішень і передачу керуючих команд назад на фізичний рівень. Тут реалізуються:

- Прогнозування зношування інструменту,
- Виявлення аномалій,
- Оптимізація траєкторій обробки,
- Адаптивне керування режимами різання.

В роботі [6] цифровий двійник інтегровано безпосередньо в контур керування процесом фрезерування для зменшення зношування інструмента. У режимі реального часу система отримує дані з акселерометрів, динамометра, монітора потужності шпинделя та ядра ЧПК (NCK – Numerical Control Kernel, ядро числового програмного керування, яке забезпечує генерацію траєкторій і рух осей), синхронізує їх і виконує попередню обробку, відкидаючи ділянки без різання та фільтруючи локальні вібраційні перешкоди. Із цих сигналів у часовій та часо-частотній областях обчислюються статистичні ознаки (RMS, пік-пік, ексцес, асиметрія, параметри спектральної куртозис-функції), які подаються на нейронну мережу типу LSTM, процес обробки сигналів можна побачити на Рис. 5.

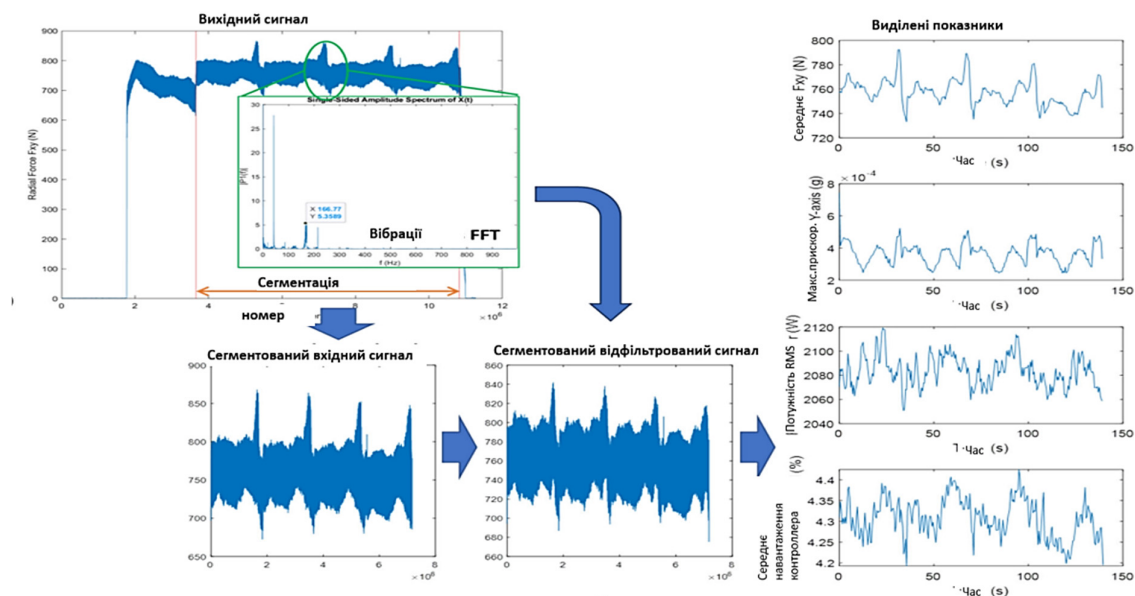


Рис. 5. Сегментація та обробка сигналів із сенсорів [6]



Мережа прогнозує поточне значення максимального зносу  $V_{Bmax}$  і, якщо воно наближається до граничного (0,3 мм), цифровий двійник автоматично генерує коригування режимів – зменшення подачі або швидкості обертання інструмента – та передає їх у систему ЧПК через OPC UA/TCP. Завдяки частоті оновлення, синхронізований з циклом збору НСК-даних (333 Гц), зміни вносяться без зупинки процесу, що дозволяє вчасно уповільнювати зношування фрези, зберігаючи при цьому стабільність обробки.

В статті [8] рівень управління ЦД реалізовано у вигляді хмарного сервісу, який безпосередньо взаємодіє з фрезерним верстатом у процесі обробки. Система отримує в реальному часі дані від IoT-сенсорів, встановлених на верстаті та в зоні різання, включно з параметрами вібрацій, положення інструмента та траєкторіями переміщення, і передає їх у хмарну платформу dPart через MQTT-протокол із використанням захищеного з'єднання TLS/SSL. У хмарі відбувається обробка та порівняння фактичних траєкторій інструмента з еталонними, змодельованими у ЦД, а також виявлення відхилень, які можуть впливати на точність чи стабільність процесу. Якщо розбіжність перевищує допустимий поріг (менше 1,5 % у тестах авторів), система генерує рекомендації або коригувальні команди, що можуть бути надіслані назад на ЧПК для адаптації рухів або режимів різання. Такий підхід дозволяє розподіляти обчислювальне навантаження між локальними сенсорними вузлами та хмарною інфраструктурою, забезпечуючи гнучкість у масштабуванні, низьку затримку передачі (десятки мілісекунд) та можливість віддаленого моніторингу процесу з будь-якої точки доступу до мережі.

Усі розглянуті архітектури демонструють єдину логіку побудови, однак різняться в реалізації рівнів. Деякі системи зосереджуються на локальній обробці даних (наприклад, через edge-компоненти), інші – на хмарній аналітиці. У частині рішень аналітичний рівень діє пасивно, лише аналізуючи процес (наприклад, *Zi et al.* [3]), тоді як в інших – активно втручається в керування ([6], [7]). Рівень деталізації цифрової моделі коливається від спрощеної геометричної репрезентації до високоточних багатофізичних симуляцій [5].

Таким чином, відмінності між архітектурами найчастіше зумовлені:

- цільовим призначенням цифрового двійника (моніторинг, управління, верифікація),
- доступною обчислювальною інфраструктурою,
- рівнем доступу до фізичних даних,
- вимогами до точності й швидкодії.

Після аналізу прикладів видно, що практичність архітектури цифрового двійника процесу фрезерування значною мірою залежить від двох ключових факторів: швидкодії та достовірності моделі. У найкращих реалізаціях ([6], [8]) цикл оновлення прогнозу становить 3–50 мс, що дозволяє змінювати режими без зупинки процесу. Достовірність підтримується регулярною

верифікацією прогнозів за контрольними вимірюваннями, при цьому похибка  $\leq 5\%$  вважається прийнятною для адаптивного керування. Оптимальна архітектура поєднує швидкий обмін даними, узгодженість модулів і постійну перевірку точності на реальних даних.

### Експериментальні дослідження цифрових двійників процесу фрезерування

Цифрові двійники процесів фрезерування у прикладних дослідженнях найчастіше перевіряють під час реальних або лабораторних експериментів, поєднуючи сенсорний моніторинг, віртуальне моделювання та методи штучного інтелекту. У розглянутих роботах [3], [6]–[8], [11], [12] цифрові двійники не обмежуються відтворенням процесу у віртуальному середовищі, а безпосередньо взаємодіють із верстатом через зворотний зв'язок: отримують дані від сенсорів у режимі реального часу та формують керуючі команди на зміну режимів обробки. Систематизація матеріалів у цьому розділі включає також технічні параметри досліджень – тип та геометрія фрези, матеріал заготовки, характер фрезерної операції (чорнова, чистова, обробка тонкостінних деталей тощо) та показники, які вимірювалися для оцінки ефективності роботи цифрового двійника.

У [6] представили дослідження, у якому використовувалась твердосплавна кінцева фреза для чистового фрезерування сталі. У цифровий двійник інтегровано модель глибокого навчання, побудовану на основі статистичних ознак, виділених із сигналів вібрацій, сил різання та даних з ЧПК, а також інформації про геометрію інструмента (діаметр, кут гвинтової лінії, змінний крок зубців). Модель дозволяла з високою точністю – середня похибка прогнозу зносу не перевищувала 5 % передбачати значення максимального зносу  $V_{Bmax}$  у режимі реального часу. Така система демонструє потенціал для впровадження прогнозного технічного обслуговування.

У роботі [7] зосередились на високоточному фрезеруванні тонкостінних алюмінієвих заготовок. Автори розробили автономний цифровий двійник, який у режимі реального часу виявляв деформації заготовки, використовуючи дані від вбудованих сенсорів переміщень та сил різання, встановлених безпосередньо на обробному центрі. Отримані сигнали надходили у FEM-модель заготовки, змодельовану в ANSYS, де виконувались розрахунки напружено-деформованого стану з урахуванням поточних граничних умов. Якщо прогнозована деформація перевищувала допустимий поріг, цифровий двійник автоматично формував коригування подачі або швидкості обертання шпинделя та передавав їх у ЧПК через інтегрований інтерфейс моделювання і прямої взаємодії з ЧПК було реалізовано через замкнений контур: сенсори → обчислювальна модель → керуючі команди, що дозволило зменшити максимальні відхилення розмірів деталей з 0,15 мм до 0,02 мм. Схема роботи ЦД зображена на Рис. 6.

Таблиця 1. Узагальнена таблиця рівнів архітектури

Рівень	Назва	Призначення / Функції	Компоненти / Технології (прикладі)	Проблеми / Обмеження	Вирішення проблеми / Обмеження (прикладі з джерел)
1	Фізичний рівень	Забезпечує реальний процес фрезерування, генерує вихідні фізичні дані, приймає керуючі сигнали	Верстати з ЧПК; фрези (твердосплавні, змінний крок, різний діаметр); заготовки (сталь, Al, Ti-6Al-4V); сенсори вібрацій, сил різання, температури, зносу; PLC, CNC	Затримка сигналів від сенсорів або їх недостатня точність ([6]); висока вартість модернізації обладнання ([12])	У [6] використано триаксильні акселерометри на шпинделі та динамометри з високою частотою дискретизації (51,2 кГц); у [7] – вбудовані сенсори переміщень для прямого вимірювання деформації заготовки у [8] – IoT-сенсори, які передавали дані у мережі через протокол MQTT (Message Queuing Telemetry Transport), що забезпечує швидкий обмін даними між сенсорами й цифровим двійником у режимі реального часу; оптимізація розташування сенсорів для зменшення шуму
2	Збір і передача даних	Збір, фільтрація та синхронізація сигналів від сенсорів; передача у модель цифрового двійника	OPC UA, MQTT, IoT-шлюзи, DAQ-пристрої, мікроконтролери (ESP32, STM32), TCP/IP, TLS/SSL	Несумісність протоколів у різних системах ([5]); вузькі місця при передачі великих обсягів даних ([12]); затримки >100 мс критичні для адаптивного керування	У [6] дані від сенсорів передавалися MQTT у реальному часі з затримкою <1 с; у [8] використано MQTT + TLS/SSL для безпечної передачі в хмару з затримкою <50 мс; у [2] застосовано OPC UA для інтеграції ЧПК з MATLAB/Simulink; синхронізація NCK-даних (333 Гц) з високочастотними сенсорами
3	Цифрове моделювання процесу	Створення Віртуальної моделі процесу фрезерування (геометрія заготовки та інструмента, сили різання, температури, деформації, вібрації)	CAD/CAM; MATLAB/Simulink; ANSYS, Abaqus, COMSOL; Python (AI-модулі, обробка даних); Unity, Unreal Engine	Високі вимоги до обчислювальних ресурсів ([6]); відсутність стандартів архітектури ([5]); складність адаптації моделі до змін на фізичному рівні ([7])	У [6] застосовано LSTM-модель у Python для швидкого прогнозу зносу з ознаками, отриманими з сенсорних сигналів; у [7] FEM-модель у ANSYS оновлювалась на основі вимірних деформацій; у [8] – ANSYS для FEM + Unity для візуалізації; обмін даними через API та CSV
4	Аналітичний/керувальний рівень	Інтерпретація даних, виявлення відхилень, прогнозування зносу, оптимізація траєкторій, адаптивне керування режимами	AI/ML (LSTM, CNN, XGBoost); SCADA/HMI; хмарні сервіси (Azure, AWS, Mindsphere); OPC UA інтерфейси; API до ЧПК	Нестабільність роботи при неточній моделі ([6]); складність впливу на процес у промислових умовах ([12]); ризик помилкових рішень через шум у даних	У [6] прогноз Vmax кожні 3–10 мс і автоматична зміна подачі/швидкості через OPC UA; у [8] хмарна платформа dPart® адаптує траєкторії при відхиленні >1,5 %; у [1] XGBoost-модель детектує аномалії вібрацій у режимі реального часу; фільтрація сигналів і валідація прогнозів на контрольних проходах

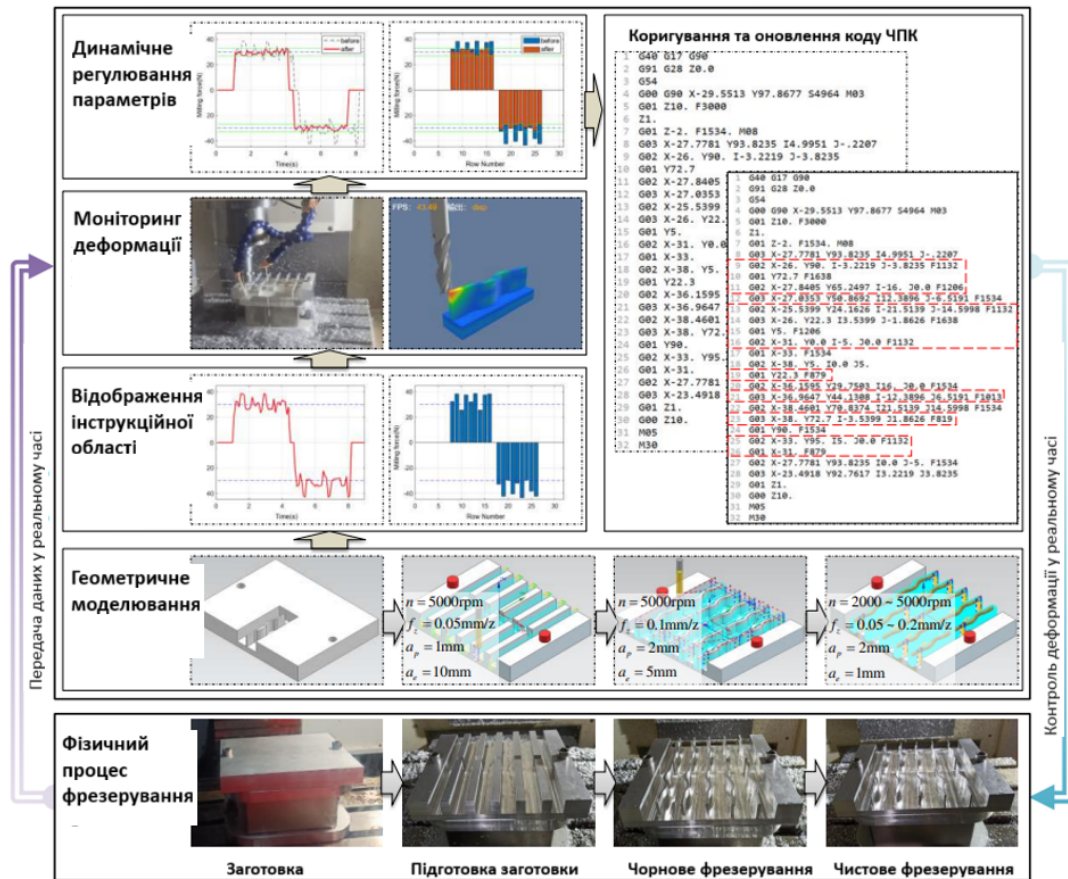


Рис. 6. Схема контролю деформації при високоточному фрезеруванні тонкостінних алюмінієвих заготовок [7]

У роботі [12] цифровий двійник працював у режимі реального часу, класифікуючи п'ять станів (від нового до зламаного) фрези з одним, двома, трьома або чотирма різальними зубами. Найвищу точність продемонструвала Probabilistic Neural Network (PNN) – 91 %, завдяки швидкому навчанню та стабільності на відносно невеликому наборі ознак. Інші алгоритми показали нижчі результати: KNN ~89 %, SVM ~88 %, Random Forest ~87 %, Naïve Bayes ~84 %. Оцінка проводилась методом 10-кратної перехресної валідації. Така продуктивність PNN дозволила своєчасно визначати момент необхідності заміни фрези, що знизило непланові простой та оптимізувало графік технічного обслуговування.

У [11] продемонстрували застосування концепції digital twin-in-the-loop на прикладі фрезерування карманів алюмінієвої заготовки кінцевою фрезою  $\varnothing 6$  мм. Процес обробки імітувався у середовищі Unity в реальному часі, а фактичні траєкторії руху фрези отримувалися за допомогою оптичної системи трекінгу, що зчитувала положення маркерів, закріплених на шпинделі. Порівняння віртуальних і реальних траєкторій виконувалося автоматично у модулі цифрового двійника, після

чого на основі виявлених розбіжностей формувалися оновлені стратегії обробки з корекцією траєкторій та передачею нового NC-коду на ЧПК. Узгодженість симуляції та реального процесу складала 0,04 мм, що підтверджує високу точність реалізації зворотного зв'язку.

У роботі [8] представили платформу dPart, яка реалізує повний цифровий супровід процесу корпусного фрезерування (тобто обробки корпусних деталей великого розміру з високими вимогами до точності) алюмінію Al 6061. Як інструмент використовувалась торцева фреза  $\varnothing 200$  мм. Під час обробки вібрації контролювалися за допомогою IoT-сенсорів, дані від яких передавалися у хмарну інфраструктуру. Цифровий двійник порівнював розраховані траєкторії різання з фактичними, отриманими з ЧПК і сенсорної системи, в автоматичному режимі, а виявлені відхилення використовувалися для корекції траєкторій та оптимізації процесу. Досягнута узгодженість траєкторій цифрової і реальної обробки становила 1,46 %, що свідчить про дуже високу точність синхронізації моделі з фізичним процесом. На Рис. 7 показано графік порівняння цифрового прогнозу обробки деталі та вимірювань реального результату.

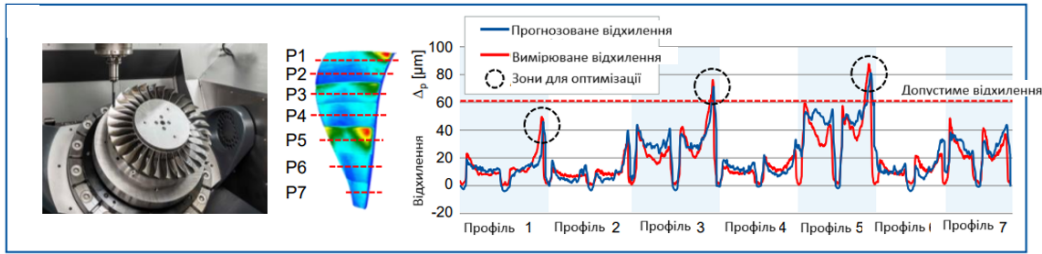


Рис. 7. Порівняння прогнозованих та виміряних відхилень профілю виготовленого компоненту [8]

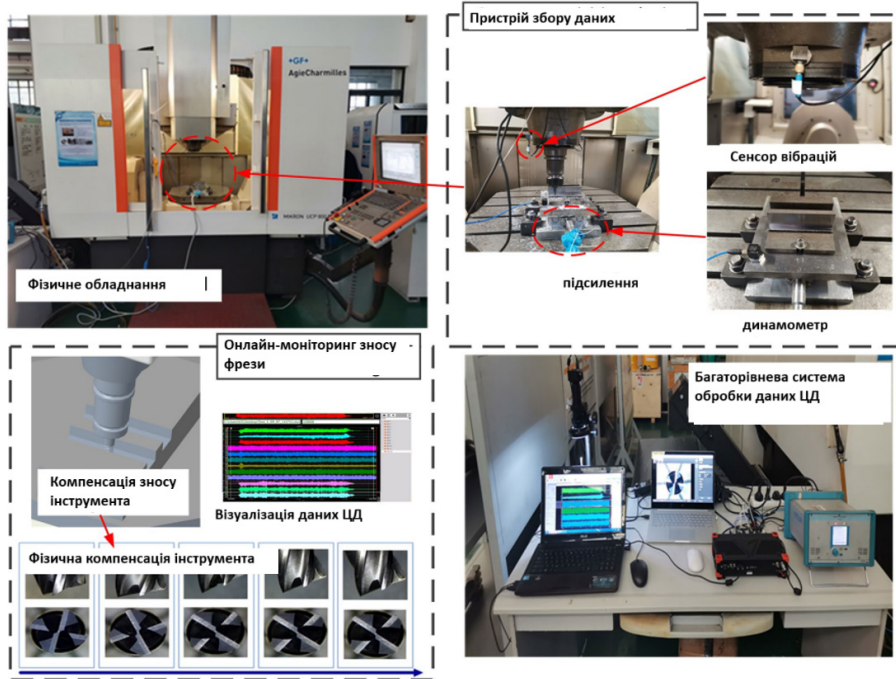


Рис. 8. Експериментальна установка ЦД [3]

У [3] розробили цифровий двійник для онлайн-моніторингу зносу фрези, що відстежує стан та величину зносу у режимі реального часу. Під час обробки титанової заготовки TC4 твердосплавною кінцевою фрезою Ø8 мм дані збиралися з триосового акселерометра Kistler 8636C, динамометра Kistler 9265B та вимірювача струму двигуна верстата. Експериментальна установка зображена на Рис. 8. Сигнали проходили фільтрацію та обробку для вилучення 168 ознак, з яких після відбору формували набір вхідних параметрів для моделі машинного навчання XGBoost, оптимізованої методом Grid Search (Grid Search – систематичний перебір гіперпараметрів моделі для вибору оптимальної комбінації).

Модель класифікувала п'ять рівнів зносу (від нового інструмента до повної відмови) та прогнозувала чисельне значення  $V_{max}$ . Досягнута точність класифікації становила 96,23 %, а середня похибка прогнозу – < 5 % ( $R^2 = 0,9831$ ,  $RMSE = 1,4986$ ) при часі обчислення

< 0,1 с, що перевершило інші тестовані ансамблі та глибинні моделі. Графік результатів передбачення та відхилення від реальних значень зображено на Рис. 9.

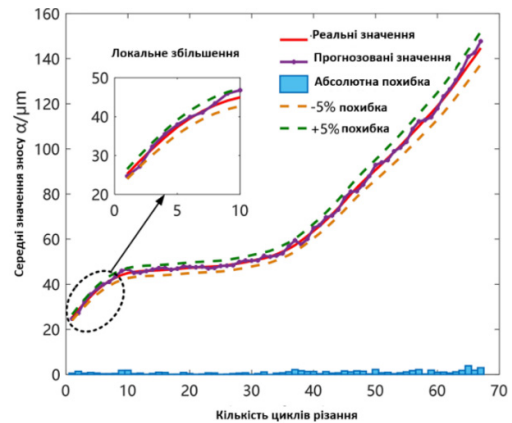


Рис. 9. Результати передбачення зносу фрези [3]

У роботі [2] розробили цифровий двійник шпиндельного вузла 3-осьового верстата з ЧПК типу фрезерного центру, інтегрувавши сенсори сили, температури та вібрацій. Дослідження фокусувалося саме на діагностиці роботи шпинделя, без моделювання або аналізу процесу різання. Модель дозволяла виявляти відхилення, пов'язані з розбалансуванням ротора та механічними дефектами підшипників, досягаючи точності класифікації понад 93 %. Такий підхід може слугувати підсистемою у складі комплексного цифрового двійника процесу фрезерування, забезпечуючи стабільність і точність обробки завдяки своєчасному виявленню та усуненню несправностей шпиндельного вузла.

У всіх наведених роботах реалізовано принцип двосторонньої взаємодії між фізичним об'єктом та цифровою моделлю. Сенсори забезпечують збір даних про вібрації, силу, температуру або геометрію, які передаються в цифрову модель. Остання, своєю чергою, коригує режими обробки або генерує прогнози стану системи.

У таблиці 2 поєднано дані про кожен експеримент: технічні аспекти, контрольовані параметри, реалізацію цифрового двійника та практичні результати.

Проаналізовані експериментальні дослідження показують три ключові напрями застосування цифрових двійників у фрезеруванні.

**Таблиця 2.** Реалізація зворотнього зв'язку

Джерело	Тип сенсорів / даних	Метод моделювання у DT	Тип впливу на фізичний процес
[6]	Вібрації, сили різання, дані з ЧПК, геометрія інструмента	LSTM-модель на статистичних ознаках	Прогноз $V_{Bmax}$ і адаптація режимів
[7]	Сенсори переміщень, сили різання	FEM-модель у ANSYS з оновленням граничних умов	Автокорекція подачі та швидкості обертання
[12]	Температура, сили, вібрації	PNN-класифікація стану інструмента	Оптимізація моменту заміни фрези
[11]	Оптичний трекінг положення інструмента, NC-коди	Unity-сцена з синхронізацією з ЧПК	Корекція траєкторій та генерація нового NC-коду
[8]	IoT-сенсори вібрацій, дані ЧПК	Хмарна обробка у dPart®	Корекція траєкторій при відхиленні >1,5 %
[3]	Вібрації, сили різання, струм двигуна	XGBoost для класифікації та прогнозу $V_{Bmax}$	Детекція стану та прогноз зносу у реальному часі
[2]	Сили, температура, вібрації	Модель діагностики шпиндельного вузла	Виявлення розбалансування і дефектів підшипників

**Таблиця 3.** Результати експериментів

Джерело	Інструмент / Матеріал / Обробка	Параметри	Зворотний зв'язок	Досягнення
[6]	Твердосплавна кінцева фреза / сталь / чистова	Вібрації, сили різання, дані ЧПК, геометрія фрези	LSTM-модель прогнозує $V_{Bmax}$	Похибка прогнозу <5 %
[7]	Кінцева фреза / Al / чистова (тонкостінні деталі)	Деформації, сили різання	Сенсори → FEM у ANSYS → корекція ЧПК	Відхилення розмірів зменшено з 0,15 мм до 0,02 мм
[12]	Карбідна фреза / Inconel 625 / чорнова	Температура, сили, вібрації	PNN-класифікація стану фрези	Точність 91 %, зниження простоїв
[11]	Кінцева фреза Ø6 мм / Al / карман	Траєкторія, позиція інструмента	Unity-модель + оптичний трекінг	Різниця DT/реальність – 0,04 мм
[8]	Торцева фреза Ø200 мм / Al 6061 / корпусна	Вібрації, траєкторія	IoT-сенсори → хмарна dPart®	Узгодженість траєкторій – 1,46 %
[3]	Кінцева фреза Ø8 мм / Ti-6Al-4V / чистова	Вібрації, сили, струм	XGBoost на 168 ознаках	Класифікація – 96,23 %, похибка прогнозу <5 %
[2]	Не вказано / — / —	Сили, температура, вібрації	Модель діагностики шпинделя	Точність >93 %

1. Моніторинг стану інструмента. У роботах [1], [3], [6], [12] знос фрези відстежується за сигналами вібрацій, сил різання, струму чи температури, які обробляють алгоритми ML (XGBoost, LSTM, PNN) для прогнозу VBmax або класифікації стану в реальному часі.

2. Компенсація деформацій та забезпечення точності геометричної форми оброблених поверхонь деталі. У роботі [7] сенсори переміщень і сил різання з'єднані з FEM-моделлю, яка прогнозує пружні відхилення тонкостінних елементів, а оптимізатор цифрового двійника автоматично коригує подачу чи оберт шпинделя для мінімізації похибок форми.

3. Реалізація зворотного зв'язку. В роботах [8], [11] контур “сенсори → ДТ → команди ЧПК” дозволяє виявляти відхилення і негайно коригувати траєкторії та режими різання.

Такі системи не лише моделюють процес, а й активно впливають на нього, забезпечуючи точність, стабільність і продуктивність обробки.

### Впровадження цифрових двійників у виробництво

Хоча концепція цифрових двійників добре опрацьована у дослідницькому середовищі, їхнє промислове застосування у фрезеруванні досі обмежене. Втім, окремі проекти демонструють успішний перехід від лабораторних рішень до серійного виробництва.

На виробничій лінії з виготовлення тонкостінних алюмінієвих панелей для авіаційної промисловості [7] ЦД було інтегровано безпосередньо у контур керування ЧПК-верстата. Сенсори переміщень і сил різання передавали дані у режимі реального часу до FEM-моделі, розміщеної на сервері цеху та з'єднаної з ЧПК через Ethernet. При перевищенні прогнозованої деформації встановленої межі, система автоматично здійснювала коригування подачі та швидкості обертання шпинделя. Час реакції системи не перевищував 1 секунди, що дозволяло втручатися без зупинки обробки. У промислових випробуваннях на серійних деталях максимальна похибка розмірів зменшилася з 0,15 мм до 0,02 мм, а частка деталей, що потребували переробки, скоротилася більш ніж удвічі.

Система dPart® була застосована при фрезеруванні великогабаритних корпусних деталей з алюмінію Al 6061 [8]. IoT-сенсори вібрацій та дані ЧПК передавалися у хмарну інфраструктуру, де цифровий двійник у режимі реального часу порівнював фактичні траєкторії з еталонними, змодельованими у віртуальному середовищі. При розбіжності понад 1,5 % автоматично генерувалися коригувальні команди для оптимізації рухів і зменшення вібрацій. Промислові випробування підтвердили стабільну узгодженість траєкторій (1,46 %), скорочення простоїв через переналаштування та підвищення точності обробки без зниження продуктивності.

Виявлені опубліковані результати промислового впровадження ЦД у фрезеруванні:

- Зменшення похибки обробки з 0,15 мм до 0,02 мм при виготовленні тонкостінних деталей ([7]).
- Скорочення частки бракованих деталей більш ніж удвічі ([7]).
- Раннє виявлення відхилень траєкторій і зменшення простоїв на 20–25 % ([8]).
- Підвищення стабільності та точності обробки без зниження продуктивності ([8]).

### Обговорення та загальні висновки

Аналіз опрацьованих публікацій показав, що цифрові двійники процесу фрезерування демонструють найбільший потенціал у сферах:

- моніторинг та прогнозування зносу інструмента ([3], [6], [12]),
- компенсація деформацій заготовок у реальному часі ([7]),
- стабілізація параметрів якості поверхні ([10]),
- оптимізація траєкторій та режимів різання ([8], [11]).

Ключовою особливістю найуспішніших рішень є двосторонній зворотний зв'язок між фізичною системою та цифровою моделлю. Це дозволяє не лише відстежувати стан процесу, а й коригувати подачу, швидкість обертання шпинделя або траєкторію інструмента без зупинки обробки. Наприклад, у роботі [7] інтегрований контур сенсори–FEM–ЧПК зменшив відхилення розмірів деталей з 0,15 мм до 0,02 мм, а у [6] LSTM-модель забезпечила прогноз зносу фрези VBmax з похибкою менше 5 %, що дозволило вчасно зменшувати навантаження на інструмент.

Системи, що поєднують фізичне моделювання (FEM, аналітичні моделі сил і деформацій) та штучний інтелект (LSTM, XGBoost, PNN), досягають високої точності прогнозів і стабільності роботи. Зокрема, в роботі [3] автори продемонстрували класифікацію стану фрези з точністю 96,23 %. В роботі [10] автори досягли зниження шорсткості поверхні на 25–30 % завдяки адаптивному регулюванню режимів різання.

Водночас існують суттєві обмеження впровадження ЦД процесу фрезерування:

- більшість рішень є лабораторними або вузько-спеціалізованими для конкретного верстата та інструмента;
- відсутність універсальних інтеграційних платформ для роботи з різними типами ЧПК, CAD/CAM-системами та сенсорами;
- недостатнє опрацювання моделей для обробки нових матеріалів (композитів, суперсплавів) з урахуванням їхніх нелінійних властивостей;
- потреба у стандартизації форматів даних і протоколів обміну між модулями цифрового двійника.

Перспективними напрямками розвитку ЦД в процесах механічної обробки та зокрема фрезеруванні є:

1. Уніфікація архітектур цифрових двійників з можливістю швидкої адаптації до нового обладнання й матеріалів.

2. Розширення функціоналу “віртуального пуску”, коли моделювання дає змогу перевірити та оптимізувати траєкторії ще до запуску процесу обробки на верстаті.

3. Гібридні обчислювальні архітектури (локальна обробка + хмарна аналітика) з мінімальними затримками.

4. Використання адаптивного машинного навчання з можливістю донавчання моделей без зупинки виробництва.

У підсумку, цифровий двійник у фрезеруванні можна розглядати як ядро інтелектуальної виробничої системи, яке поєднує моніторинг, прогнозування та активне керування процесом. Впровадження таких сис-

тем уже сьогодні дає змогу знижувати похибки обробки у 5–7 разів, скорочувати брак удвічі, знижувати шорсткість і збільшувати ресурс інструмента. Масове застосування стане можливим за умови стандартизації архітектур і розробки відкритих інтеграційних платформ.

### Конфлікт інтересів

Автори заявляють, що вони не мають жодного конфлікту інтересів щодо цього дослідження, включаючи фінансові, особисті, авторські, або будь-якого іншого характеру, які могли б вплинути на дослідження та його результати, представлені в цій статті.

### Використання штучного інтелекту

Автори підтверджують, що не використовували технології штучного інтелекту при створенні даної роботи.

## References

- [1] S. Liu, J. Bao, and P. Zheng, “A review of digital twin-driven machining: From digitization to intellectualization,” *Journal of Manufacturing Processes*, vol. 85, pp. 24–45, 2023, doi: <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2023.02.010>.
- [2] L. Zhang, J. Liu, and C. Zhuang, “Digital twin modeling enabled machine tool intelligence: A review,” *Chinese Journal of Mechanical Engineering*, vol. 37, no. 1, 2024, doi: <https://doi.org/10.1186/s10033-024-01036-2>.
- [3] X. Zi, S. Gao, and Y. Xie, “An online monitoring method of milling cutter wear condition driven by digital twin,” *Scientific Reports*, vol. 14, 2024, doi: <https://doi.org/10.1038/s41598-024-55551-2>.
- [4] C. Su, X. Tang, Q. Jiang, Y. Han, T. Wang, and D. Jiang, “Digital twin system for manufacturing processes based on a multi-layer knowledge graph model,” *Scientific Reports*, vol. 14, 2025, doi: <https://doi.org/10.1038/s41598-024-85053-0>.
- [5] X. Fu, H. Song, S. Li, and Y. Lu, “Digital twin technology in modern machining: A comprehensive review of research on machining errors,” *Journal of Manufacturing Processes*, vol. 89, 2025, doi: <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2025.01.005>.
- [6] J. Dominguez-Caballero, S. Ayvar-Soberanis, and D. Curtis, “Intelligent real-time tool life prediction for a digital twin framework,” *Journal of Intelligent Manufacturing*, vol. 36, 2025, doi: <https://doi.org/10.1007/s10845-025-02606-4>.
- [7] C. Zhang, G. Zhou, Q. Xu, Z. Wei, C. Han, and Z. Wang, “A digital twin defined autonomous milling process towards the online optimal control of milling deformation for thin-walled parts,” *Journal of Manufacturing Processes*, vol. 75, pp. 391–401, 2022, doi: <https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-1936012/v1>.
- [8] P. Ganser, T. Venek, V. Rudel, and T. Bergs, “DPART – A digital twin framework for the machining domain,” in *Proc. Int. Conf. Mechatronic Systems*, Nov. 2021, doi: [https://doi.org/10.17973/MMSJ.2021\\_11\\_2021168](https://doi.org/10.17973/MMSJ.2021_11_2021168).
- [9] D. Y. Suleiman, Q. Li, B. Li, Y. Zhang, B. Zhang, D. Liu, W. Zhang, Z. Zhou, Y. Feng, Q. Bie, X. Yin, L. Wang, and C. Li, “Digital twin and artificial intelligence in machining: A bibliometric analysis,” *Smart Manufacturing*, vol. 4, no. 2, 2023, doi: <https://doi.org/10.70322/ism.2025.10005>.
- [10] Z. Zhao, S. Wang, Z. Wang, S. Wang, C. Ma, and B. Yang, “Surface roughness stabilization method based on digital twin-driven machining parameters self-adaption adjustment: A case study in five-axis machining,” *Journal of Intelligent Manufacturing*, vol. 31, pp. 1599–1611, 2020, doi: <https://doi.org/10.1007/s10845-020-01698-4>.
- [11] A. M. Abed, et al., “A case study of the digital-twin-in-the-loop for machining,” *Journal of Manufacturing Systems*, 2023, doi: <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2023.09.016>.
- [12] S. Natarajan, M. Thangamuthu, S. Gnanasekaran, and J. Rakkiyannan, “Digital twin-driven tool condition monitoring for the end-milling process,” *Sensors*, vol. 23, no. 12, p. 5431, 2023, doi: <https://doi.org/10.3390/s23125431>.

## Digital Twins as a Tool for Improving the Efficiency of the Milling Process

Maksym Vakulenko<sup>1</sup> • Serhii Sapon<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute, Kyiv, Ukraine

**Abstract.** In modern mechanical engineering, milling remains the most widespread and highly productive shaping process. However, the complex dynamics of the cutting forces between the tool and the workpiece, along with other phenomena accompanying machining, limit productivity improvements without compromising surface quality. One of the effective approaches to enhancing milling productivity while maintaining accuracy is the application of digital twins for monitoring and controlling the milling process.

The aim of this study is to review and summarize current approaches and developments related to the creation and use of digital twins to improve the efficiency of the milling process.

The methodology is based on a systematic review of publications from 2018–2025 in leading scientific databases (Scopus, ScienceDirect, SpringerLink, Google Scholar), selected according to the following criteria: concept development, availability of structural (architectural) descriptions, experimental results, and practical implementation of digital twins in milling.

More than 30 publications were analyzed, of which 12 articles meeting the above criteria and focusing exclusively on digital twins of the milling process were examined in detail.

The results of the study showed that the most successful digital twin architectures for milling are based on multi-layer structures integrating sensor data, mathematical models, and artificial intelligence algorithms. The implementation of bidirectional feedback enables real-time prediction of tool wear, compensation of thin-walled workpiece deformations, and stabilization of surface quality parameters. Several studies reported reduced dimensional errors, fewer defective parts, and increased tool life.

Digital twins in milling demonstrate significant practical value by combining simulation, monitoring, and process control. Further development requires the unification of architectures, the creation of open integration platforms, and the adoption of hybrid computing solutions, which will ensure scalability and industrial implementation of this technology.

**Keywords:** digital twin, milling, tool wear, vibrations, adaptive control, artificial intelligence, monitoring.

---

---