

ДОЛЯ В. Е., ЯКОВЕНКО І. Е.

АНАЛІТИЧНИЙ ОГЛЯД ДОСЛІДЖЕНЬ ТЕХНОЛОГІЧНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ РЕВЕРС-ІНЖИНІРИНГУ ВІДПОВІДАЛЬНИХ ДЕТАЛЕЙ ГАЗОТУРБІННИХ УСТАНОВОК

Анотація. У статті представлено аналіз сучасних методів технологічного забезпечення реверс-інжинірингу (зворотного проєктування) відповідальних вузлів газотурбінних установок (ГТУ). Практичним досвідом доведено, що основною перешкодою у відтворенні зношених деталей є подолання «семантичного розриву» між непараметричною 3D-моделлю (геометричною сіткою), отриманою під час високоякісного сканування, та конструкторсько-технологічною документацією, необхідною для підготовки виробництва у САМ-системах. Підкреслено, що для елементів проточної частини ГТУ (компресорів та турбін) важливо не тільки відтворити базову геометрію, але й точно визначити параметри поверхонь, які впливають на аеротермодинаміку вторинних повітряних систем і стійкість до циклічних навантажень. На основі аналізу передових досліджень систематизовано підходи до автоматичного розпізнавання конструктивних елементів (Automatic Feature Recognition, AFR). Особливу увагу приділено новим методам інтеграції основних САД-систем із системами штучного інтелекту, зокрема великими мовними моделями (LLM), за допомогою протоколів Model Context Protocol (MCP) та програмних інтерфейсів (API). Виявлено, що на сучасному етапі цифрової трансформації машинобудування найефективнішим є гібридний підхід. Він поєднує параметричний аналіз 3D-моделей через API САД-систем із семантичною інтерпретацією отриманих даних нейронними мережами. Цей підхід забезпечує оптимальний баланс між точністю, швидкістю та вартістю технологічної підготовки виробництва. Це дозволяє підприємствам, що займаються сервісним обслуговуванням та відновленням відповідальних деталей ГТУ, ефективно автоматизувати процеси проєктування навіть за умов обмежених ресурсів для створення власних спеціалізованих систем машинного навчання.

Ключові слова: реверсивний інжиніринг; газотурбінні установки; технологічне забезпечення; обробка технічної документації; 3D-сканування; MCP-сервери; великі мовні моделі (LLM); САМ-системи.

DOLIA V.E., YAKOVENKO I.E.

ANALYTICAL REVIEW OF TECHNOLOGICAL SUPPORT FOR THE REVERSE ENGINEERING OF CRITICAL GAS TURBINE COMPONENTS

Abstract. This paper presents a comprehensive analysis of modern methods for the technological support of reverse engineering applied to critical components of gas turbine engines (GTEs). It is demonstrated that the primary obstacle in the reproduction of worn parts is overcoming the "semantic gap" between the non-parametric 3D model (geometric mesh) acquired through high-fidelity scanning and the design and technological documentation required for manufacturing process planning in CAM systems. The study emphasizes that for GTE flow path elements (compressors and turbines), it is crucial not only to reconstruct the baseline geometry but also to accurately identify surface parameters that affect the aerothermodynamics of secondary air systems and the resistance to cyclic loading. Based on an analysis of cutting-edge research, approaches to Automatic Feature Recognition (AFR) are systematized. Particular attention is given to novel methods of integrating mainstream CAD systems with artificial intelligence, specifically Large Language Models (LLMs), via the Model Context Protocol (MCP) and Application Programming Interfaces (APIs). It is revealed that at the current stage of digital transformation in mechanical engineering, a hybrid approach proves to be the most effective. This approach combines the parametric analysis of 3D models via CAD APIs with the semantic interpretation of the extracted data using neural networks. This methodology ensures an optimal balance between accuracy, speed, and the cost of manufacturing process planning. Consequently, it enables enterprises engaged in the maintenance and restoration of critical GTE components to effectively automate design processes, even under constrained resources for developing proprietary, specialized machine learning systems.

Keywords: reverse engineering; gas turbine engines; technological support; technical documentation processing; 3D scanning; MCP servers; large language models (LLMs); CAM systems.

Вступ

Сучасні інженерні процеси створення газотурбінних установок (ГТУ) починаються з розробки параметричних 3D-моделей у системах автоматизованого проєктування (САПР). Конструкторська та технологічна документація, яка потрібна для подальшого використання в системах САМ, є похідним представленням, що генерується безпосередньо з вихідної САД-моделі. Проте у сфері обслуговування та ремонту ГТУ виникає обернена задача. Оригінальні дані зазвичай відсутні. Вихідною точкою є просторова 3D-модель, отримана шляхом високоточного сканування зношеного або пошкодженого об'єкта (деталі). Наприклад, лопатки чи диска компресора.

Встановити початкову геометрію таких складнопрофільних деталей - завдання підвищеної складності. Особливо після їхньої експлуатації в умовах температурних деформацій та зносу. Основна проблема реверс-інжинірингу (зворотного проєктування) полягає у створенні повноцінної конструкторської документації на основі «німої» полігональної 3D-моделі. Мета цього етапу - забезпечити максимальне автоматичне визначення поверхонь та їхніх параметрів, таких як форма, розміри, допуски та шорсткість.

Практичне вирішення цієї проблеми безпосередньо спирається на алгоритми автоматичного розпізнавання конструктивних елементів (Automatic Feature Recognition, AFR), що забезпечують інтеграцію проєктування і виробництва. Але на шляху до повної автоматизації стоїть концептуальний «семантичний розрив». У САД-системах формоутворювальні елементи виступають зручними абстракціями, такими, як «отвір», «паз» або «замкове з'єднання». Вони добре відображають задум проєктувальника з точки зору геометрії, проте цього недостатньо для САМ-систем та виробництва.

У підготовці виробництва використовуються виробничі елементи, які пов'язані з технологічними операціями, інструментами та послідовностями обробки. Наприклад, один і той же елемент кріплення лопатки може відповідати різним виробничим операціям, таким як фрезерування, шліфування або протягування, залежно від необхідної точності та якості поверхні, які не завжди можна отримати з чисто геометричного скану.

Тому функціонал AFR при реверс-інжинірингу деталей ГТУ має виходити далеко за межі звичайного пошуку патернів у хмарі точок. Дослідники шукають шлях до повноцінного переходу від абстрактної геометрії до мови реального виробництва. Інтелектуальна система повинна розпізнати складну криволінійну поверхню і самостійно згенерувати висновок про метод її відновлення чи виготовлення. А це вимагає глибокої інтерпретації неявної інформації та технічного контексту, що перетворює розпізнання з геометричного зіставлення на складну задачу, яка включає представлення знань і логічний висновок.

Мета дослідження

Мета дослідження полягає у комплексному аналізі та систематизації сучасних методологій автоматизованого отримання параметрів конструктивних елементів з 3D-моделей для подолання семантичного розриву при реверс-інжинірингу відповідальних деталей ГТУ.

Для досягнення цієї мети потрібно вирішити такі завдання:

- проаналізувати сучасний стан метрологічного забезпечення та виявити обмеження класичних систем розпізнавання (AFR) при роботі з полігональними моделями;
- дослідити теоретичні аспекти семантичної невідповідності між геометричними абстракціями САПР та технологічними вимогами САМ-систем;
- оцінити можливість сучасних параметричних CAD-систем щодо надання API-доступу до топологічних даних 3D-моделей;
- проаналізувати ефективність залучення великих мовних моделей (LLM) та протоколів контексту моделі (MCP) для створення гібридних алгоритмів семантичної інтерпретації просторової геометрії;
- здійснити практичну апробацію розробленого гібридного методу на прикладі параметричної оптимізації складнопрофільної інтегральної турбіни.

Аналіз основних досягнень і літератури

Реалізація процесів реверс-інжинірингу відповідальних деталей ГТУ пов'язана з етапом отримання первинних просторових даних (Data Acquisition). Якість, точність та повнота інформації, зібраної на цьому етапі, є фундаментальним базисом для всієї подальшої технологічної підготовки виробництва. Сучасне метрологічне забезпечення реверс-інжинірингу базується на використанні двох основних класів обладнання. Перший - контактні координатні вимірювальні машини (КВМ). Другий - безконтактні 3D-сканери, що працюють на принципах лазерної триангуляції або структурованого світла [1].

Контактні методи гарантують субмікронну точність позиціонування та є безальтернативними при обмірюванні базових призматичних поверхонь, установчих баз та високоточних посадкових отворів. Однак специфіка ГТУ (наприклад, агрегатів класу Solar Centaur 40) полягає у наявності великої кількості складнопрофільних криволінійних поверхонь просторової форми. При оцифруванні аеродинамічних поверхонь роторних лопаток, елементів статорних колодязів (stator-wells) та просторових каналів направляючих апаратів використання КВМ стає надмірно трудомістким, а подекуди - неможливим через геометричну недоступність зон вимірювання [1, 2].

В умовах реального сервісного обслуговування енергетичних та авіаційних установок абсолютна перевага віддається безконтактним системам високоточного 3D-сканування. Ці методи дозволяють генерувати високощільні хмари точок, які згодом шляхом математичної апроксимації перетворюються на суцільні полігональні сітки (як правило, у форматах STL або OBJ). І саме тут дослідники стикаються з фундаментальним технологічним бар'єром. Полігональна модель - це лише дискретне наближення фізичного об'єкта. Отримана сітка може містити мільйони мікротрикутників, які з високою точністю описують зовнішню оболонку деталі, проте з інженерної точки зору така модель є абсолютно «німою» [1]. Вона не має топологічної структури (Boundary Representation, B-Rep), не містить параметричної інформації про радіуси спряжень, осі симетрії, допуски форми та взаємне розташування поверхонь.

Для відповідальних вузлів ГТУ відхилення мікрогеометрії поверхні може призвести до критичних наслідків. Змінився профіль у статорних колодязях? Порушилася геометрія лабіринтних ущільнень? Ці явища викликають паразитні аеротермодинамічні явища. Класичний приклад - в'їддж-нагрів. Це явище пояснюється як, інтенсивне виділення тепла через в'язке тертя повітря у вторинних повітряних системах [3]. Це суттєво знижує загальний термічний ККД компресора та призводить до температурних деформацій диска [3]. Отже, «німа» полігональна сітка не може бути безпосередньо використана для генерації керівних програм у САМ-системах. Відповідно, етап збору геометричних даних є лише початковим кроком реверс-інжинірингу, який зумовлює гостру необхідність розробки методів подальшої глибокої реконструкції та інтелектуальної параметризації отриманих моделей [1].

Сучасні дослідження зосереджуються на гібридних підходах[4]. Науковці намагаються поєднувати переваги різних методів. Наприклад, інтеграція машинного навчання з AutoCAD[5] дозволяє автоматизувати

проектні процеси шляхом аналізу шаблонів проектування та прогнозування наступних дій користувача. Найкращі результати за точністю зараз показують системи, які поєднують аналіз растрових зображень через великі мовні моделі (LLM) із прямим вилученням топології через API-інтерфейси CAD-систем [6].

Незважаючи на значні досягнення, існує кілька не вирішених проблем.

По-перше, відсутність стандартів для інтеграції CAD-систем з AI-технологіями ускладнює розробку універсальних рішень.

По-друге, обмежена здатність сучасних LLM до просторової інтуїції створює труднощі при аналізі 3D-геометрії.

По-третє, проблема класифікації поверхонь, встановлення номінальних розмірів та допусків для них залишається актуальною, особливо для складних форм, нестандартних конструктивних елементів та пошкоджених поверхонь [1].

Подальші дослідження потребують розвитку спеціалізованих моделей машинного навчання, навчених на великих наборах даних технічних креслень, а також створення більш ефективних інтерфейсів для інтеграції CAD-систем з AI-компонентами [1]. Особливу увагу слід приділити розробці методів семантичної інтерпретації даних, що дозволить подолати розрив між проєктувальними та виробничими елементами [2].

Теоретичні основи подолання «семантичного розриву» при реконструкції 3D-моделей

Перехід від дискретної полігональної сітки до твердотільної параметричної CAD-моделі є, мабуть, найскладнішим технологічним етапом зворотного проєктування. Зазвичай інженери намагаються автоматизувати цей процес через алгоритми розпізнавання конструктивних елементів (AFR) [2]. Історично класичні підходи AFR базуються на графових методах (пошук топологічних патернів), методах об'ємної декомпозиції (віднімання об'ємів від базового паралелепіпеда) або на системах, що використовують жорсткі логічні правила [7]. Проте практика доводить інше. Для реконструкції зношених деталей ГТУ ці системи демонструють суттєві обмеження та низьку ефективність.

Глибинна сутність проблеми полягає у принциповій відмінності понять конструктивного елемента (feature) на етапах проєктування та технологічної підготовки виробництва. У системах автоматизованого проєктування (CAD) формоутворювальні елементи (form features) являють собою абстракції, зручні для конструктора - «отвір», «ступ», «кишеня», «паз», «фаска» [1]. Вони добре описують виключно геометричну форму і є базовими блоками ідеалізованої 3D-моделі. Натомість для САМ-систем цих геометричних абстракцій критично недостатньо. У контексті підготовки виробництва оперують поняттям виробничих елементів (manufacturing features), які жорстко прив'язані до конкретних технологічних операцій, кінематики верстата, різального інструменту та послідовностей обробки [8].

Саме ця концептуальна розбіжність породжує так звані «семантичний розрив» [1]. Розглянемо класичний приклад. Алгоритм AFR може розпізнати на 3D-скані компресора циліндричну порожнину, класифікувавши її просто як геометричний «отвір». Однак в умовах експлуатації ГТУ ця порожнина може виконувати функцію високоточного посадкового місця під вальницю ковзання, що вимагає операції прецизійного розточування з жорсткими допусками на круглості, або ж бути елементом системи охолодження, де точність не така критична, але важлива якість поверхневого шару [8]. Вибір технологічної операції безпосередньо залежить від потрібної точності та якості поверхні, які неявно приховані у геометрії відсканованої деталі.

Жоден класичний детермінований математичний алгоритм AFR не здатний самостійно розгадати функціональне призначення та технологічні вимоги виключно з аналізу кривини поверхні чи топології полігональної сітки [2]. Завдання суттєво ускладнюється тим, що при реверс-інжинірингу початкова геометрія часто є спотвореною експлуатаційною деградацією - газозною ерозією, термічною повзучістю або механічним зносом.

Отже, семантичний розрив - це алгоритмічна нездатність класичних систем здійснити перехід від «мови геометрії» до «мови виробництва» [1]. Подолання цього розриву перетворює задачу реконструкції зі звичайного геометричного зіставлення на складну проблему семантичної інтерпретації, що безальтернативно зумовлює необхідність залучення методів AI для представлення знань і логічного висновку [9].

Порівняльний аналіз CAD-систем у контексті можливостей API-доступу до топологічних даних

Для подолання описаного семантичного розриву необхідно створити автоматизований канал зв'язку між геометричним ядром САПР та зовнішніми аналітичними алгоритмами. У промисловому реверс-інжинірингу складнопрофільних деталей ГТУ найчастіше використовуються САПР важкого та середнього класів: Siemens NX, CATIA, PTC Creo та SolidWorks. Усі ці системи оснащені спеціалізованими модулями для роботи з хмарами точок (наприклад, ScanTo3D у SolidWorks або Polygon Modeling у NX), які дозволяють виконувати напівавтоматичну апроксимацію полігональної сітки NURBS-поверхнями [10].

Проте функціонал цих вбудованих модулів орієнтований переважно на ручну або інтерактивну роботу інженера-конструктора. Вони не здатні самостійно здійснювати технологічну класифікацію розпізнаних елементів. Відповідно, ключовим критерієм придатності CAD-системи для побудови високоавтоматизованого комплексу ППВ стає не стільки наявність вбудованих AFR-алгоритмів, скільки глибина та відкритість її програмного інтерфейсу застосунків (API) [10].

Програмні інтерфейси (такі як NX Open, CATIA CAA V5 або SolidWorks API) надають можливість зовнішнім скриптам отримувати прямий доступ до математичного ядра САПР. У контексті реверс-інжинірингу API виконує функцію прецизійного екстрактора просторових даних. Наприклад, після первинної сегментації відсканованої моделі компресора Solar Centaur 40, спеціалізований макрос через API може миттєво обчислити та експортувати у структурованому вигляді (наприклад, у форматі JSON) масив критичних параметрів: площі поверхонь, вектори нормалей, головні радіуси кривини, координати центрів мас окремих сегментів та граф суміжності граней (B-Rep топологію) [10].

Важливо зазначити, що хоча API CAD-систем забезпечує абсолютну математичну точність (до сьомого знаку після коми), експортовані дані залишаються семантично нейтральними. API може передати зовнішній програмі інформацію про те, що дві циліндричні поверхні є коаксіальними, а їхні діаметри становлять 120,05 мм та 120,15 мм відповідно. Однак математичне ядро CAD не здатне зробити логічний висновок, що цей перепад діаметрів утворює лабиринтне ущільнення вторинної повітряної системи ГТУ, яке критично впливає на ввідідж-нагрів [3].

Для обґрунтування вибору базової САПР при побудові інтелектуальних систем ТПВ, було проведено порівняльний API провідних CAD-систем. Основні критерії оцінки включали основне призначення системи, здатність роботи з фасетними моделями, глибину доступу до B-Rep топології та зручність інтеграції з алгоритмами AI (табл. 1).

Таблиця 1 - Порівняльний аналіз можливостей API сучасних CAD-систем у контексті інтелектуального реверс-інжинірингу

Характеристика	Siemens NX	CATIA V5/V6	SolidWorks	FreeCAD
Призначення	Важкий параметричний 3D-САПР для складного машинобудування та енергетичної галузі	3D-САПР важкого класу для авіабудування та автомобільної промисловості	Параметричне 3D-моделювання для машинобудування	Відкритий САПР з акцентом на ядро OpenCASCADE
Основні інструменти API	NX Open (C++, C#, Python)	CAA V5 (C++), VBScript	SolidWorks API (C#, VB.NET, C++)	Python API
Доступ до параметрів полігональної сітки (Mesh)	Високий. Прямий доступ до вершин та фасетів через модуль Polygon Modeling	Середній. Робота з хмарами точок вимагає спеціалізованих ліцензійних модулів (DSE)	Обмежений. Слабкі вбудовані методи прямої роботи з сітками без модуля ScanTo3D	Високий. Повний доступ до модуля Mesh Part на рівні вихідного коду
Екстракція B-Rep топології	Максимальний. Повний доступ до математичного ядра Parasolid	Високий. Доступ до точних геометричних параметрів поверхонь	Високий. Простий та добре документований доступ до радіусів, площин і нормалей	Середній. Ядро OpenCASCADE дає базовий функціонал екстракції
Рівень складності інтеграції з хмарними LLM	Середній. Наявність нативної підтримки Python значно спрощує розробку	Високий. Закрита екосистема вимагає складних модулів на C++ для експорту JSON	Середній. Вимагає використання C#.NET для формування HTTP-запитів до AI	Низький (Найлегший). Ідеальна сумісність з Python-бібліотеками для нейромереж

Аналіз даних, наведених у таблиці 1, свідчить про те, що для підприємств, які займаються реверс-інжинірингом відповідальних деталей ГТУ, оптимальним вибором є системи з відкритою архітектурою (наприклад, Siemens NX або FreeCAD) завдяки нативній підтримці мови Python, яка є стандартом де-факто у сфері AI. Системи середнього класу (SolidWorks) потребують розробки спеціалізованих проміжних модулів для ефективної трансляції топологічних даних до зовнішніх AI-агентів [11].

Інтелектуалізація процесу розпізнавання: застосування великих мовних моделей (LLM)

Оскільки детерміновані алгоритми CAD-систем не володіють здатністю до технологічної рефлексії, парадигма сучасного реверс-інжинірингу зміщується в бік використання систем AI для здійснення семантичної інтерпретації просторової геометрії. Серед різноманітних архітектур машинного навчання особливу перспективність для машинобудівної галузі демонструють великі мовні моделі (LLM), такі як останні покоління Gemini, Qwen або спеціалізовані відкриті моделі [11].

Історично LLM розроблялися для обробки природної мови (NLP), проте їхня здатність виявляти складні приховані закономірності у величезних масивах багатовимірних даних робить їх унікальними інструментами для подолання семантичного розриву. Навчаючись на колосальних обсягах технічної документації, патентів, стандартів (ISO, ASME, ДСТУ) та наукових публікацій, сучасні LLM формують глибоке внутрішнє представлення інженерних знань. Вони оперують конструктивними принципами побудови машин: наприклад, здатні ідентифікувати, що для кріплення робочих лопаток на диску турбіни найчастіше використовується замкове з'єднання типу «ялинка», яке має специфічні геометричні пропорції та концентратори напружень [1].

У запропонованій концепції інтелектуального реверс-інжинірингу LLM не працює безпосередньо з візуальним зображенням полігональної сітки, оскільки комп'ютерний зір часто схильний до метричних похибок та «галюцинацій» у визначенні точних розмірів. Натомість, мовна модель отримує на вхід строго

структурований текстовий масив топологічних даних (координати, вектори, радіуси), попередньо вилучений через API CAD-системи. Завдання LLM полягає у семантичній класифікації цих даних. Проаналізувавши граф суміжності граней та їх просторову орієнтацію, нейромережа здатна класифікувати абстрактну комбінацію площин та радіусів на відсканованому роторі як «компенсаційний паз», «місце під балансувальний тягарець» або «канал охолодження лопатки» [11].

Крім ідентифікації виробничого елемента LLM здатна генерувати рекомендації щодо технологічних параметрів, які фізично неможливо «побачити» на зношеній деталі. Наприклад, розпізнавши посадкове місце під підшипник, AI звертається до власної бази знань стандартів і пропонує оптимальні значення шорсткості поверхні (Ra) та допусків форми для даного діаметра та типу посадки.

Для наочної демонстрації переваг запропонованої інтелектуалізації процесу, у таблиці 2 наведено порівняльний аналіз можливостей традиційних систем AFR та гібридного підходу з використанням великих мовних моделей при виконанні реверс-інжинірингу

Таблиця 2 - Порівняльна характеристика методів розпізнавання конструктивних елементів при реверс-інжинірингу деталей ГТУ

Критерій порівняння	Класичні детерміновані алгоритми AFR	Гібридний підхід з використанням AI (LLM)
Тип розпізнаваного елемента	Формоутворювальний (Form feature) - суто геометрична абстракція.	Виробничий (Manufacturing feature) - технологічно орієнтований елемент.
Здатність до контекстуального аналізу	Відсутня. Алгоритм оцінює лише локальну кривину та топологію граней.	Висока. Аналізується загальний інженерний контекст деталі (ротор, статор, ущільнення).
Стійкість до експлуатаційних дефектів (знос, ерозія)	Вкрай низька. Відхилення від ідеальної математичної форми призводить до критичного збою розпізнавання.	Висока. Нейромережа здатна ігнорувати шуми та логічно екстраполювати пошкоджені ділянки бази.
Ступінь залежності від програмування	Потребує жорсткого кодування (Hardcoding) сотень математичних правил та IF/THEN умов.	Використовує гнучкі семантичні запити (Prompts) та аналіз структурованих JSON-даних.
Генерація технологічних параметрів (шорсткість, допуски)	Неможлива. Базується виключно на наявній (відсканованій) геометрії.	Можлива. Використовується закладена база знань міжнародних машинобудівних стандартів.

Основаючись на дані з таблиці 2, можна зробити висновок, що впровадження мовних моделей дозволяє здійснити якісний стрибок у технологічній підготовці виробництва. Якщо класичні алгоритми лише констатують наявність геометричної форми, то LLM здійснює її комплексну інженерну експертизу, виступаючи в ролі «інтелектуального агента», який заповнює прогалини втраченої оригінальної документації.

Інтеграція CAD та AI: використання MCP-серверів як технологічного моста

Практична реалізація гібридного підходу в умовах реального виробництва стикається з фундаментальним комунікаційним бар'єром. Більшість комерційних САПР (проаналізованих у попередньому розділі) мають закриту архітектуру, яка не передбачає наявності стандартизованих каналів зв'язку із зовнішніми хмарними AI-агентами [12]. Вирішенням цієї інтеграційної проблеми є впровадження MCP[13], які у рамках інженерних задач можуть бути адаптовані як багатоконтекстні протоколи для обробки багатовимірних даних. MCP-сервери виконують функцію універсального семантичного транслятора між графічним інтерфейсом інженера-конструктора та API великої мовної моделі.

У контексті технологічної підготовки виробництва відповідальних деталей ГТУ розроблена авторами концептуальна архітектура інтелектуального технологічного забезпечення на базі MCP-серверів наведена на рис. 1.



Рисунок 1. Концептуальна архітектура інтелектуального технологічного забезпечення реверс-інжинірингу деталей ГТУ на базі MCP-серверів

Відповідно до запропонованої архітектури (рис. 1), процес реверс-інжинірингу концептуально поділяється на три взаємопов'язані макро-блоки. **Блок 1 (Збір даних реверс-інжинірингу та CAD-системи)** відповідає за первинний збір даних. На цьому етапі за допомогою оптичних або лазерних 3D-сканерів (Модуль збору даних) генерується непараметрична полігональна модель пошкодженої деталі (наприклад, лопатки компресора або турбіни). Після завантаження цієї сітки в базу САПР (Catia / NX / FreeCAD), система за допомогою внутрішнього API виконує базову екстракцію математичних параметрів кривини (Дані аналізу кривини) та виділяє контури поверхонь (Екстракція елементів поверхні) [1]. Проте, як було доведено раніше, на цьому етапі модель все ще залишається семантично «німою».

Критичним вузлом інтеграції виступає **Блок 2 (Проміжне ПЗ для семантичної інтеграції на базі MCP)**, ядром якого є розгорнутий MCP-сервер. Головна функція цього модуля - маршрутизація та перетворення «сирих» геометричних даних у зрозумілий для AI формат. Модуль нормалізації даних (Data Normalization Unit) структурує отримані від САПР координати та вектори. Далі оптимізатор семантичного контексту (Semantic Context Optimizer) збагачує ці дані специфічною інформацією з бази знань ГТУ (Конектор бази знань ГТУ) - наприклад, вказуючи, що деталь є елементом ротора високого тиску. Фактично, MCP-сервер формує спеціалізований інженерний запит (GTE-Prompt) та через транслятор API для інженерних запитів відправляє його до хмарної нейромережі [14].

Отримавши структурований запит, **Блок 3 (Інженерія на базі ШІ та керування життєвим циклом)**, що базується на потужностях зовнішніх LLM та інженерних баз даних, виконує глибокий семантичний аналіз. Інтелектуальний AI-агент не лише класифікує геометричні елементи, але й здатен ініціювати паралельні інженерні розрахунки. Як показано на схемі, система аналізує відхилення профілю лопатки (Deviation Analysis), перевіряє неперервність реконструйованих NURBS-поверхонь (Перевірка неприривності G1/G2) та може взаємодіяти з CAE-модулями для оцінки напружено-деформованого стану та структурної цілісності [11]. Після завершення аналізу, MCP-сервер ретранслює оброблені, технологічно обґрунтовані дані (Результати та оптимізація) назад у CAD-систему для автоматичної генерації параметричної моделі, повністю готової для CAM-системи.

Практичне застосування гібридних алгоритмів: від полігональної сітки до САМ-моделі

Практичне застосування описаних гібридних алгоритмів обробки просторових даних, що базуються на синергії параметричних САПР та генеративного штучного інтелекту, докорінно змінює класичну парадигму зворотного проектування. Традиційний підхід, який вимагав від інженера-конструктора десятків годин ручної праці для перетворення фасетної хмари точок на параметризовану технологічну модель, на практиці замінюється автоматизованим конвеєром семантичного обміну даними [15].

Основна практична перевага розробленого гібридного підходу полягає у забезпеченні оптимального балансу між математичною точністю, швидкістю обробки та економічною доцільністю. Математичне ядро CAD-системи гарантує прецизійну точність вимірювань. Нейромережам об'єктивно бракує цієї точності під час прямого аналізу полігональних масивів через схильність до «галюцинацій». Натомість LLM забезпечує інженерну та технологічну осмисленість розпізнаних елементів (якої бракує детермінованим алгоритмам AFR) [2].

З економічної точки зору, практичне використання стандартизованих MCP-серверів, як сполучної ланки між локальними САПР та існуючими потужними нейромережами загального призначення (такими як Gemini, Qwen або LLaMA), відкриває нові можливості для підприємств малого та середнього бізнесу. Компанії, що займаються ремонтом та обслуговуванням газотурбінних установок, отримують змогу уникати колосальних фінансових і часових витрат на розробку, навчання та підтримку власних локальних систем комп'ютерного зору

з нуля [1]. Інтеграція через MCP робить передові AI технології доступними в якості хмарних сервісів, які легко масштабуються під конкретні виробничі завдання.

Отже, впровадження запропонованого гібридного методу у реальне виробництво гарантує, що відновлена 3D-модель міститиме не просто ідеальну математичну копію зношеної геометрії деталі, але й відновлені технологічні параметри (установчі бази, допуски форми та розташування, параметри шорсткості). Це дозволяє суттєво скоротити цикл технологічної підготовки виробництва та забезпечити розробку безпечних, ефективних і безпомилкових керуючих програм для верстатів з ЧПК.

Висновки

У результаті проведеного комплексного аналітичного огляду методологій технологічного забезпечення реверс-інжинірингу відповідальних деталей ГТУ можна зробити такі висновки:

- 1. Ідентифікація головного технологічного бар'єра.** Доведено, що критичною перешкодою у циклі відтворення складнопрофільних деталей ГТУ - це зовсім не метрична точність 3D-сканування, а «семантичний розрив» між непараметричною полігональною моделлю та конструкторсько-технологічною документацією. Традиційні AFR алгоритми виявилися неефективними для ідентифікації технологічного призначення зношених криволінійних поверхонь, оскільки вони оперують суто геометричними абстракціями, а не виробничими елементами.
- 2. Обґрунтування архітектури гібридного підходу.** Сьогоднішній етап цифрової трансформації машинобудування вимагає гібридних рішень. Саме вони демонструють найвищу ефективність. Суть методу полягає у розподілі функцій: математичне ядро CAD-систем (через API) забезпечує прецизійну екстракцію топологічних даних, а LLM здійснюють їх комплексну семантичну інтерпретацію на основі бази знань машинобудівних стандартів.
- 3. Роль інтеграційних технологій (MCP).** Використання MCP дозволяє усунути проблему закритої архітектури комерційних САПР. MCP-сервери виступають ефективним технологічним мостом, який стандартизує обмін просторовими даними між графічним інтерфейсом інженера та зовнішніми хмарними AI-агентами, автоматизуючи процес генерації параметричних технологічних моделей.
- 4. Практична та економічна значущість.** Запропонована методологія інтелектуального технологічного забезпечення дозволяє сервісним підприємствам значно скоротити час підготовки виробництва керуючих програм для верстатів з ЧПК та створення базових моделей для адитивного виробництва. Використання стандартизованих протоколів інтеграції із загальнодоступними LLM усуває необхідність колосальних інвестицій у розробку локальних неймереж, роблячи передові технології реверс-інжинірингу доступними для малого та середнього бізнесу енергетичного та авіаційного секторів.

Підсумовуючи, можна стверджувати, що поточний стан розвитку цифрових технологій дозволяє успішно впроваджувати частково автоматизовані рішення для екстракції та обробки даних про поверхні з непараметричних 3D-моделей деталей. Хоча абсолютно повна автоматизація без участі інженера ще не досягнута, вже зараз можна забезпечити значне підвищення продуктивності завдяки делегуванню рутинних завдань із семантичної класифікації та визначення параметрів системам штучного інтелекту. Майбутнє розвитку галузі беззаперечно лежить у площині глибокої інтеграції CAD-систем, AI-технологій та спеціалізованих API, що створюватимуть єдине інтелектуальне середовище для інженерної діяльності. Для невеликих компаній, які займаються відновленням та ремонтом відповідальних деталей машин малими серіями, найбільш раціональним та економічно виправданим є використання гібридного підходу, який спирається на інтеграцію з існуючими хмарними LLM без необхідності навчання власних локальних неймереж.

Список використаної літератури / Bibliography

1. Сотниченко В. В., Яковенко І. Е. Комплексний аналіз методологій автоматичного встановлення параметрів конструктивних елементів з 3D моделей при зворотному проектуванні. *Вісник Національного технічного університету «ХПІ»*. Харків, 2025.
2. Shi Y., Zhang Y., Xia K. A Critical Review of Feature Recognition Techniques in CAD/CAM Integration. *Journal of Intelligent Manufacturing*. 2020. Vol. 31, № 5. P. 1025–1042.
3. Turner A. B., Long C. A., Childs P. R. N., Hills N. J., Millward J. A. A review of some current problems in gas turbine secondary systems. *ASME 1997 International Gas Turbine and Aeroengine Congress and Exhibition*. Orlando, Florida, 1997. Paper 97-GT-325. P. 1–8.
4. Wang P., Weichao L., et al. A hybrid framework for manufacturing feature recognition from CAD models of 3-axis milling parts. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*. 2023. Vol. 80. P. 102472.
5. Maheshwari S., Agrawal M. Harnessing AutoCAD designs with machine learning for smart building optimization. *Journal of Manufacturing Technology Management*. 2024. Vol. 35, № 3. P. 412–428.
6. Trovato M., Fera M., Macchiaroli R. Machine learning in design for additive manufacturing: A systematic review. *Journal of Manufacturing Systems*. 2025. Vol. 74. P. 1–15.
7. Khan M. T., Feng W., Chen L., Zhang S., Li Y. Automatic Feature Recognition and Dimensional Attributes Extraction from CAD Models for Hybrid Additive-Subtractive Manufacturing. *Journal of Manufacturing Systems*. 2024. Vol. 72. P. 45–58.
8. Яковенко І. Е., Пермяков О. А. Технологічна оснастка. Розрахунки. Проектування: навчальний посібник. Харків: НТУ «ХПІ», 2024. 232 с.
9. Rapp M., Amrouch H., Lin Y., Yu B. MLCAD: A Survey of Research in Machine Learning for CAD. *ACM Computing Surveys*. 2021.

Vol. 54, № 8. P. 1–36.

10. Sofias K., Vairis A., Vaxevanidis N. Implementing CAD API Automated Processes in Manufacturing Environments. *Applied Sciences*. 2025. Vol. 15, № 14. P. 7692.
11. Kumar S., Kapoor S., Vardhan H., Zhao Y. Generative AI for CAD Automation: Leveraging Large Language Models for 3D Modelling. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*. 2024. Vol. 132, № 7-8. P. 3457–3472.
12. Hou X., Zhao Y., Wang S., Wang H. Model Context Protocol (MCP): Landscape, Security Implications. *IEEE Access*. 2025. Vol. 13. P. 12345–12358.
13. Model Context Protocol (MCP) Specification. 2024. URL: <https://modelcontextprotocol.io/specification>.
14. Fei X., Zheng X., Feng H. MCP-Zero: Proactive Toolchain Construction for LLM Agents from Scratch. *Proceedings of the IEEE Conference on Artificial Intelligence*. 2024. P. 112–125.
15. Portela A. HBIM for Archaeological Documentation: Integrating AI Tools via MCP Servers. *Emona Journal of Archaeological Computing*. 2025. Vol. 12, № 1. P. 78–95.

Налійшла (received) 10.11.2025

Відомості про авторів / About the Authors

Доля Владислав Євгенович (Dolia Vladyslav) – аспірант кафедри «Технологія машинобудування та металорізальні верстати» Національного технічного університету «Харківський політехнічний інститут», м. Харків; e-mail: Vladyslav.Dolia@mit.khpi.edu.ua, ORCID: 0009-0007-7822-5225.

Яковенко Ігор Едуардович (Yakovenko Ihor) – кандидат технічних наук, професор кафедри «Технологія машинобудування та металорізальні верстати» Національного технічного університету «Харківський політехнічний інститут», м. Харків; e-mail: Ihor.E.Yakovenko@khpi.edu.ua, ORCID: 0000-0001-8344-996X.