

УДК 621.438:004.8
DOI [https://doi.org/10.15589/znp2025.3\(501\).12](https://doi.org/10.15589/znp2025.3(501).12)

RESEARCH ON THE POSSIBILITIES OF USING MICROSOFT COPILOT ARTIFICIAL INTELLIGENCE TOOLS TO CONTROL THE THERMAL STATE OF GAS TURBINE ELEMENTS

ДОСЛІДЖЕННЯ МОЖЛИВОСТЕЙ ВИКОРИСТАННЯ ІНСТРУМЕНТІВ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ MICROSOFT COPILOT ДЛЯ КОНТРОЛЮ ТЕПЛОВОГО СТАНУ ЕЛЕМЕНТІВ ГАЗОТУРБІННИХ ДВИГУНІВ

Vitalii V. Savushkin
vvsavushkin.science@gmail.com
ORCID: 0009-0000-4465-6325
Serhiy I. Serbin
serhiy.serbin@nuos.edu.ua
ORCID: 0000-0002-3423-2681

В. В. Савушкін,
аспірант
С. І. Сербін,
докт. техн. наук, професор

Admiral Makarov National University of Shipbuilding, Mykolaiv
Національний університет кораблебудування імені адмірала Макарова, м. Миколаїв

Abstract. Gas turbine engines (GTEs) in power plants have been identified as playing a pivotal role in contemporary power generation systems. In view of the relentless technological development of production processes and the increasing complexity of the continuous improvement of electronic components used in consumer and professional products, the issue of constantly expanding energy generation capacities is relevant and even crucial in the pursuit of technological superiority. Moreover, concomitant with the enhancement of living standards in developed countries, there has been an increase in the utilisation of equipment, both in domestic and service sector contexts. It is important to note that these processes also require additional energy. Consequently, enhancing the capacity and efficiency of gas turbine engines in power plants, a predominant method of energy generation, has become a pressing concern in the present day. A methodology for enhancing the power and efficiency of gas turbine engines involves the augmentation of temperature at the inlet of the high-pressure turbine. The implementation of this method invariably entails the potential for thermal and dynamic loads to be exerted on turbine components, which, in turn, may precipitate the failure of gas turbine engine components and assemblies. Consequently, the monitoring of the thermal state of gas turbine engine components during the modernisation of existing engines or the design of new ones, with the introduction of measures to increase the temperature at the turbine inlet, is of paramount importance for maintaining the proper functioning of the units. The *purpose* of this article is to undertake a theoretical investigation into methodologies for the monitoring of the thermal state of gas turbine engine components, as proposed by the Microsoft Copilot (MC) artificial intelligence (AI) tool. This tool is operated by the GPT-4 (Generative Pre-trained Transformer) model, which was developed by Microsoft in collaboration with OpenAI for the Windows 10 and 11 operating systems, Android, iOS, the Microsoft 365 service, and the Microsoft Edge web browser. The sequence of queries directed towards MC AI is regarded as a means to comprehend the methodology required to identify optimal solutions to the task at hand. In order to achieve the aforementioned research objective, a *methodology* for constructing queries is proposed, founded upon the principles of approximation and refinement. The following paper sets out a scheme for constructing queries to MC AI. The obtained *results* made it possible to correct the general information on solving the issue of controlling the temperature state of gas turbine engine components. The *scientific novelty* of the study lies in the justification and testing of the approach to using AI to solve applied problems of controlling the thermal state of gas turbine engine components. The *practical importance* of this approach lies in its implementation for the formation of queries using the principle of approximation and refinement. This principle allows for the effective application of AI capabilities for analytics, technical solution generation, and the optimisation of the process of monitoring the thermal state of GTE turbine components.

Key words: gas turbine engine; thermal diagnostics; thermal load; high-pressure turbine; artificial intelligence; Microsoft Copilot; GPT-4; power plant; engineering queries; digital technologies.

Анотація. Газотурбінні двигуни (ГТД) у складі енергетичних установок відіграють вирішальну роль у сучасних системах генерації електроенергії. Зважаючи на неперервний розвиток виробничих процесів, питання постійного розширення потужностей генерації енергії є актуальним і навіть вирішальним у гонитві за технологічною перевагою. Також із підвищенням рівня життя у розвинутих країнах світу все більше зростає кількість обладнання, що використовується як у побуті, так і в сферах обслуговування та надання послуг. А ці процеси, також потребують додаткового обсягу енергії. Отже, нарощування потужностей та покращення ефективності роботи ГТД у складі енергетичних установок як одного з розповсюджених методів генерації енергії є актуальним питанням. Одним з методів підвищення потужності та ефективності ГТД є підвищення температури на вході в турбіну високого тиску. Реалізація цього методу завжди пов'язана з ризиками термічного та динамічного навантаження на елементи турбіни і, як наслідок, з можливим виходом із ладу вузлів та агрегатів ГТД. Тому контроль теплового стану елементів турбіни ГТД в процесі модернізації розроблених двигунів або проектування нових з впровадженням заходів щодо підвищення температури на вході в турбіну, є дуже важливим задля зберігання належного функціонування установок. *Метою* статті є дослідження можливостей додаткового контролювання теплового стану елементів турбіни ГТД інструментами штучного інтелекту (ШІ) Microsoft Copilot (MC), який працює в складі GPT-4 (Generative Pre-trained Transformer), розробленого корпорацією Microsoft спільно з OpenAI для операційних систем Windows 10 та 11, Android, iOS, сервісу Microsoft 365 та веббраузера Microsoft Edge. Розглянуто послідовність запитів до ШІ MC для розуміння шляху отримання найкращих варіантів розв'язання поставленого завдання. Для досягнення мети дослідження запропоновано *методику* побудови запитів за принципом наближення та уточнення. Представлено план побудови запитів до ШІ MC. Отримані *результати* дозволили відкоригувати загальні відомості щодо вирішення питання контролю температурного стану елементів турбіни ГТД. *Наукова новизна* проведеного дослідження полягає в обґрунтуванні та апробації підходу до використання ШІ для розв'язання прикладних завдань контролю теплового стану елементів турбіни газотурбінного двигуна. *Практична значимість* полягає у реалізації підходу до формування запитів із використанням принципу наближення та уточнення, що дозволяє ефективно застосовувати можливості ШІ для аналітики, генерації технічних рішень та потенційної оптимізації процесу контролю теплового стану елементів турбіни ГТД.

Ключові слова: газотурбінний двигун; тепла діагностика; температурне навантаження; турбіна високого тиску; штучний інтелект; Microsoft Copilot; GPT-4; енергетична установка; цифрові технології.

ПОСТАНОВКА ЗАВДАННЯ

Сучасні вимоги до ефективності та надійності енергетичних установок зумовлюють необхідність удосконалення методів контролю теплового стану елементів газотурбінних двигунів, зокрема турбін високого тиску, що працюють в умовах підвищених температур. Підвищення температури на вході в турбіну є одним із найефективніших способів збільшення потужності та коефіцієнта корисної дії ГТД, однак це створює додаткові термічні та механічні навантаження на конструктивні елементи.

У зв'язку з цим виникає потреба у пошуку нових інструментів для допомоги в розробці та впровадженні рішень щодо температурного контролю, які забезпечували б надійність і довговічність елементів двигуна. На наш погляд перспективним напрямом є використання інструментів штучного інтелекту, зокрема Microsoft Copilot, що працює на основі моделі GPT-4, для прогнозу та аналітичної підтримки інженерних рішень.

Запропонований в цієї статті метод формування інженерних запитів до ШІ з метою отримання релевантних рішень щодо контролю теплового стану елементів турбіни ГТД дозволить надати практичні рекомендації щодо застосування отриманих рішень у процесі модернізації або проектування енергетичних установок. Методика формування ефективних запитів до ШІ за принципом наближення та уточнення

дозволить систематизовано отримувати відповідну технічно обґрунтовану інформацію від штучного інтелекту, поступово звужуючи сферу пошуку від загального до конкретного. Такий підхід забезпечує точність відповідей, адаптованих до специфіки завдання, мінімізує ризики неправильного трактування запиту, підвищує ефективність використання ШІ в інженерних дослідженнях і сприяє прийняттю оптимальних рішень при аналізі теплового стану елементів турбіни ГТД.

АНАЛІЗ ОСТАННІХ ДОСЛІДЖЕНЬ І ПУБЛІКАЦІЙ

Підвищення температури на вході в турбіну є добре відомим фактором, що позитивно впливає на термодинамічну ефективність газотурбінних двигунів, сприяючи зменшенню питомої витрати палива та підвищенню ефективності. За період з 50-х років минулого століття температура на вході в турбіну зросла з приблизно 1000 K до майже 2000 K у сучасних двигунах [1], що знаходяться в експлуатації. Внаслідок цього турбіна високого тиску (ТВТ) зазнає значних теплових навантажень, які можуть призвести до пошкодження або навіть вигорання її елементів [2]. Саме тому є дуже важливим проводити постійний моніторинг температурного стану елементів ТВТ, особливо під час модернізації чи проектуванні нових двигунів. З розвитком цифрових технологій намітився

чіткий вектор залучення програмних засобів у процес проектування та моніторингу стану деталей та вузлів машин та механізмів. У 2020-х роках спостерігається стрімкий ривок у розвитку інструментів штучного інтелекту, саме тому світові виробники машин та агрегатів все більше і більше залучають ШІ у виробництво та експлуатацію [3]. Наукові відкриття історично обмежувалися когнітивними можливостями людини та величезним масштабом потенційних просторів рішень [4]. Останні досягнення в області великих мовних моделей (Large Language Models – LLM) продемонстрували значні можливості в математичному мисленні, кодуванні та розв'язанні задач, які раніше вважалися такими, що вимагають людської експертизи [5, 6]. Однак перехід від ізольованих можливостей до повністю автономних наукових дослідницьких систем, здатних до оригінальних інновацій, залишається серйозним викликом, який може фундаментально змінити спосіб досягнення наукового прогресу. Незважаючи на останні досягнення в агентних фреймворках, що працюють на базі LLM, наукові інновації являють собою інтелектуальну межу, яка на порядки складніша за завдання автоматизації, які зараз виконують існуючі агенти ШІ. Хоча сучасні агенти можуть планувати зустрічі або отримувати структуровану інформацію, справжні наукові відкриття вимагають безпрецедентного рівня інтелекту. Дослідницький процес вимагає збереження цілісного розуміння тисяч статей, одночасно генеруючи ідеї, що фундаментально розширюють межі знань – інтелектуальні здібності, до яких існуючі архітектури не можуть наблизитися. В цій роботі показано деякі можливості застосування доступних інструментів ШІ MC на початковому етапі в ході підготовки до наукового дослідження щодо визначення температурного стану елементів турбіни ГТД. В наш час розроблені та проходять тестування спеціалізовані інструменти, які повністю зосереджені на підготовці та проведенні наукових досліджень з мінімізацією залучення людини [7], але мета цієї роботи полягає лише в визначенні сучасних можливостей ШІ в такого роду дослідницькому процесі.

ВІДОКРЕМЛЕННЯ НЕВИРІШЕНИХ РАНІШЕ ЧАСТИН ЗАГАЛЬНОЇ ПРОБЛЕМИ

Незважаючи на значну кількість досліджень, присвячених удосконаленню ГТД та методам контролю їх теплового стану, низка важливих аспектів залишається недостатньо вивченою. Зокрема, у сучасній науково-технічній літературі спостерігається обмежена кількість робіт, що комплексно розглядають можливості застосування інструментів штучного інтелекту для підтримки інженерних рішень у сфері теплової діагностики елементів турбіни. Відсутня усталена методологія взаємодії інженера зі штучним інтелектом у форматі покрокового формування запитів для

аналізу теплових навантажень, а також вочевидь спостерігається нестача практичних рекомендацій щодо застосування сучасних генеративних моделей (таких як GPT-4) для вирішення прикладних завдань в енергетичному машинобудуванні. Проведене дослідження дозволить, на наш погляд, прискорити впровадження інструментів ШІ в процес прийняття рішень щодо модернізації сучасних ГТД.

МЕТА ДОСЛІДЖЕННЯ

Метою статті є дослідження можливостей контролювання теплового стану елементів турбіни ГТД інструментами ШІ MC, який працює в складі GPT-4.

В якості **об'єкта дослідження** обрано процеси контролю теплового стану елементів турбіни ГТД в умовах підвищених температурних навантажень. **Предмет дослідження** – напрямки використання інструментів ШІ MC для підтримки інженерних рішень щодо контролю теплового стану елементів турбіни ГТД.

ОСНОВНИЙ МАТЕРІАЛ

Підготовка інструменту ШІ MC

Microsoft Copilot обрано у якості інструменту ШІ оскільки даний продукт корпорації Microsoft є умовно безкоштовним і дозволяє інженерам з усього світу використовувати цю версію програмного рішення для побудови базових алгоритмів розв'язання поставлених завдань.

Для використання ШІ MC достатньо у будь-якому браузері (наприклад, Google Chrome чи Microsoft Edge) ввести у адресній строчці copilot.com. Після переходу на сторінку ШІ MC треба ввести запит «Перейди на україномовну версію» для можливості початку роботи (рис. 1)

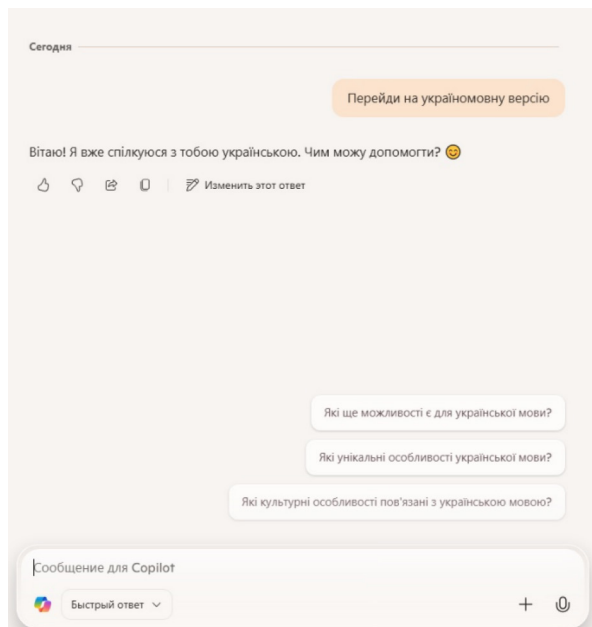


Рис. 1. Початок роботи з інструментом ШІ MC

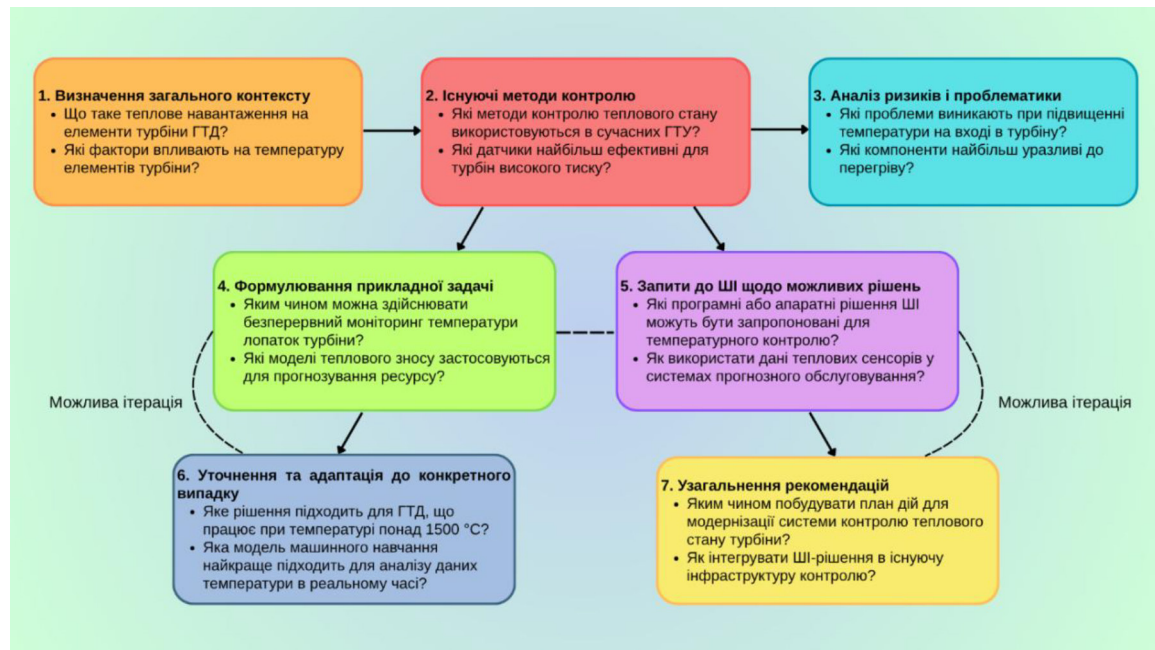


Рис. 2. Блок-схема побудови запитів

План побудови запитів

Для можливості формування запитів в середовищі ШІ МС було розроблено план їх побудови з можливістю подальшого розширення кожного з блоків при необхідності формування додаткових запитів.

Блок-схема плану відображено на рис. 2.

Наведемо приклади додаткових запитів для розширення меж збору інформації:

1. Запити про практичну реалізацію:
 - які компанії або виробники вже використовують ШІ для контролю теплового стану турбін?
 - який інтерфейс або API можна застосувати для інтеграції GPT-4 в інженерні системи моніторингу?
2. Запити про сумісність і безпеку:
 - які виклики або обмеження існують щодо безпеки при впровадженні ШІ у критичні енергетичні об'єкти?
 - як забезпечити надійність і відмовостійкість ШІ-рішень в умовах реального часу?
3. Запити щодо моделювання і симуляцій:
 - чи може GPT-4 допомогти в створенні цифрового двійника турбіни для моделювання теплових процесів?
 - які платформи можна використовувати спільно з GPT-4 для візуалізації температурних полів?
4. Запити про аналітику та обробку даних:
 - які методи аналізу даних найбільш ефективні для виявлення аномалій у температурному режимі?
 - як класифікувати режими перегріву за даними з сенсорів за допомогою ШІ?
5. Запити щодо навчання персоналу та впровадження:
 - як організувати підготовку інженерів до роботи з ШІ в технічних системах?

– які приклади сценаріїв використання Copilot у технічній освіті?

Ці запити можуть поглибити дослідження, допомогти сформуванню більш комплексної моделі застосування ШІ та забезпечити багатогранний підхід до розв'язання задачі.

Результати-відповіді ШІ МС на запити

Далі у табл. 1 наведено запити та відповіді ШІ МС згідно з планом (див. рис. 2).

Аналіз результатів-відповідей отриманих від ШІ МС

Аналізуючи відповіді інструменту ШІ МС, що наведені у табл. 1, стає зрозуміло, що обсяг наданої інформації є доволі об'ємним та глибоким та дозволяє розкрити тему роботи при більш детальному розгляді.

Щоб оцінити якість та зміст наданої інформації, було проведено структурований аналіз за кількома параметрами (див. рис. 3).

Детальний аналіз цих параметрів дозволив побудувати кругові діаграми, що відображені на рис. 4. Для проведення аналізу використовувався ШІ МС шляхом підрахунку застосування однакових понять, слів, словосполучень. Були задані питання щодо можливості розширення відповідей та, таким чином, оцінки глибини пояснення. Зрозумілість та практичність оцінювалась на основі власного досвіду авторів у сфері вимірювання температур деталей та вузлів ГТД, а також вираховувався відсоток відомих методів обробки інформації і статистичних викладок.

Треба відмітити таке поняття як структурованість викладки інформації. Інформація розділена на тематичні блоки, що дозволяє систематично розглядати складні технічні аспекти, такі як опис базових понять (температурне навантаження, фактори впливу),

Таблиця 1. Запити (З) та відповіді (В) ШІ МС

I. Визначення загального контексту	
З. Що таке теплове навантаження на елементи турбіни ГТД? В. Теплове навантаження на елементи турбіни газотурбінного двигуна – це кількість теплової енергії, яка передається компонентам турбіни під час її роботи. Це один із ключових параметрів, що визначає ресурс і надійність турбіни. Основні фактори, які впливають на теплове навантаження: Температура газу перед турбіною – чим вища температура, тим сильніше нагріваються лопатки, соплові апарати та інші елементи. Матеріали лопаток – спеціальні жаростійкі сплави та тепловий захист дозволяють витримувати високі температури. Охолодження – застосовуються системи внутрішнього та зовнішнього охолодження лопаток (наприклад, продування повітрям або парою). Режим роботи – при форсованому режимі або тривалому навантаженні температура може досягати критичних значень	З. Які фактори впливають на температуру елементів турбіни? В. Температура елементів турбіни газотурбінного двигуна залежить від кількох ключових факторів: Температура газу перед турбіною – основний фактор, що визначає рівень нагрівання. В авіаційних ГТД вона може перевищувати 1500 °С. Матеріал лопаток та соплового апарату – жаростійкі сплави, такі як нікелеві суперсплави, витримують високі температури без втрати міцності. Системи охолодження – сучасні турбіни мають внутрішнє повітряне охолодження, спеціальні канали для циркуляції холодного повітря та термобар’єрні покриття. Режим роботи двигуна (авіаційного) – при зльоті та форсажі температури значно вищі, ніж у крейсерському режимі. Аеродинаміка потоку газу – правильний розподіл температури газового потоку допомагає уникнути локальних перегрівів. Нааявність покриттів – захисні керамічні покриття знижують теплове навантаження на металеві елементи
II. Ознайомлення з існуючими методами контролю	
З. Які методи контролю теплового стану використовуються в сучасних газотурбінних установках? В. Контроль теплового стану є критично важливим для ефективної роботи газотурбінних установок та продовження їхнього ресурсу. У сучасних системах використовуються такі методи: Термопари та інфрачервоні датчики – вбудовані в конструкцію двигуна для вимірювання температури газового потоку та компонентів турбіни. Тепловізійний аналіз – застосовується для перевірки роботи лопаток турбіни та інших критичних вузлів під час випробувань або в експлуатації. Цифрове моделювання – системи моніторингу використовують математичні моделі для прогнозування температурного режиму та оцінки потенційних перегрівів. Автоматизовані системи діагностики – аналізують показники датчиків у реальному часі, виявляючи можливі перевищення допустимих значень. Контроль через акустичні датчики – дозволяє оцінювати зміни в роботі турбіни, викликані термічними деформаціями або механічними пошкодженнями	З. Які датчики або системи моніторингу найбільш ефективні для турбін високого тиску? В. Для турбін високого тиску застосовують найсучасніші системи моніторингу, щоб гарантувати безперебійну роботу і мінімізувати ризики перегріву або пошкоджень. Ось найбільш ефективні технології: Термопари – високоточні датчики для безперервного вимірювання температури газового потоку та окремих компонентів турбіни. Використовуються для моніторингу критичних зон, де можливе локальне перегрівання. Інфрачервоні пірометри – безконтактні датчики, які реєструють випромінювання нагрітих поверхонь і дозволяють вимірювати температуру лопаток у реальному часі. Оптичні датчики температури – волоконно-оптичні системи забезпечують точні виміри навіть у важкодоступних зонах, використовуючи ефект зміни світлового сигналу залежно від температури. Акустична емісія – дозволяє виявляти мікротріщини і дефекти, що виникають під дією високих температур і навантажень. Системи моніторингу вібрації – оцінюють механічний стан турбіни, допомагаючи виявити нестабільність або зношення деталей. Цифрові моделі термодинамічного аналізу – прогностичні алгоритми аналізують дані з датчиків і моделюють температурні режими для оптимізації роботи турбіни
III. Аналіз ризиків і проблематики	
З. Які проблеми виникають при підвищенні температури на вході в турбіну? В. Підвищення температури на вході в турбіну має значний вплив на її роботу та може призводити до серйозних проблем, зокрема: Теплове старіння матеріалів – висока температура прискорює процес деградації металевих компонентів, особливо жароміцних сплавів.	З. Які компоненти найбільш уразливі до перегріву? В. У газотурбінному двигуні до перегріву найбільш чутливі такі ключові компоненти: Лопатки турбіни – працюють у зоні найвищих температур, можуть втрачати міцність через термічне старіння або утворення мікротріщин.

Продовження таблиці 1

Окисиджування та корозія – за підвищених температур активніше відбувається утворення оксидних плівок, що знижує міцність та термін служби деталей. Термічне розширення – нерівномірне розширення елементів може викликати механічні напруження, деформації або навіть руйнування. Зниження ефективності охолодження – системи охолодження можуть не впоратися із надмірним тепловим навантаженням, що спричиняє перегрів лопаток та інших вузлів. Формування гарячих зон – нерівномірний розподіл температури створює області надмірного нагрівання, що може призвести до локальних пошкоджень. Посилене утворення відкладень – високі температури сприяють накопиченню продуктів горіння на поверхнях, що впливає на аеродинаміку та робочі характеристики турбіни. Ризик термоударів – швидкі зміни температури можуть спричиняти утворення тріщин, особливо під час різких змін режиму роботи	Соплові апарати – направляють потік газів, витримуючи екстремальне теплове навантаження. Перегрів може спричинити ерозію або деформацію. Диски турбіни – зазнають комбінованого впливу високих температур та механічних навантажень. Перегрів може викликати втомне руйнування. Камера згоряння – область, де формуються гарячі гази. Нерівномірний нагрів може спричинити локальні перегріви та пошкодження матеріалу. Підшипники та ущільнення – високі температури впливають на мастильні матеріали, що підвищує ризик виходу з ладу. Жаростійкі покриття – поступове зношення термобар’єрних шарів знижує ефективність теплового захисту
IV. Формулювання прикладної задачі	
3. Яким чином можна здійснювати безперервний моніторинг температури лопаток турбіни? В. Безперервний моніторинг температури лопаток турбіни є критично важливим для безпечної та ефективної роботи газотурбінних двигунів. Ось основні методи, що використовуються для цього: Вбудовані термомпари – одні з найнадійніших датчиків, що інтегруються безпосередньо в лопатки або сопловий апарат. Вони вимірюють температуру в реальному часі та передають дані до системи управління. Оптичні волоконні датчики – використовують зміну характеристик світлового сигналу залежно від температури. Вони забезпечують точні вимірювання навіть у важкодоступних місцях. Інфрачервоні пірометри – безконтактні датчики, що реєструють теплове випромінювання нагрітих поверхонь і дозволяють проводити моніторинг без втручання в конструкцію. Системи акустичної емісії – аналізують характер звукових хвиль, що утворюються при перегріві або виникненні мікротріщин у лопатках. Цифрове моделювання та прогнозування – математичні моделі, які аналізують дані з датчиків, прогнозують майбутні зміни температури та допомагають оптимізувати роботу турбіни. Автоматизовані системи діагностики – обробляють дані з усіх датчиків, виявляючи тенденції перегріву і потенційні ризики	3. Які моделі теплового зносу застосовуються для прогнозування ресурсу? В. Для прогнозування ресурсу газотурбінних двигунів використовують різні моделі теплового зносу, які враховують термічне навантаження, механічну деградацію та експлуатаційні умови. Основні з них: Модель лінійного термічного старіння – враховує накопичення мікропошкоджень у матеріалах через тривалу дію високих температур. Модель кривої Кофіна-Менсона – використовується для оцінки кількості циклів термічного навантаження до виникнення тріщин у матеріалах. Модель пошкоджуваності Ларсона-Міллера – заснована на визначенні часу до руйнування деталей під дією високих температур та механічних навантажень. Модель акумульованого пошкодження на основі механіки руйнування – аналізує розвиток мікротріщин та прогнозує момент структурного виходу з ладу. Модель термоеластопластичної деформації – враховує вплив циклічних навантажень на зміну форми та механічні властивості матеріалу
V. Запити до ШІ щодо можливих рішень	
3. Які програмні або апаратні рішення ШІ можуть бути запропоновані для температурного контролю в ГТД? В. Штучний інтелект активно впроваджується для моніторингу та управління температурними режимами газотурбінних двигунів. Ось деякі апаратні та програмні рішення, які можуть бути використані: Апаратні рішення: Інтелектуальні сенсори температури – використання волоконно-оптичних датчиків або високоточних інфрачервоних пірометрів, що передають дані в режимі реального часу.	3. Як використати дані теплових сенсорів у системах прогнозного обслуговування? В. Дані з теплових сенсорів є ключовими для прогнозного обслуговування газотурбінних двигунів, оскільки вони дозволяють виявляти тенденції перегріву, аналізувати знос компонентів та запобігати відмовам. Ось основні способи їх використання:

Продовження таблиці 1

– Адаптивні системи охолодження – керовані ШП механізми подачі охолоджувального повітря, які змінюють потоки залежно від отриманих даних про температуру. – Акустичні сенсори – аналізують звукові хвилі для виявлення ранніх ознак перегріву або механічних пошкоджень. Програмні рішення: – Прогностичні алгоритми – моделі машинного навчання, що аналізують історичні дані для прогнозування теплового зносу компонентів. – Цифрові двійники – віртуальні моделі двигуна, що симулюють теплові процеси та дозволяють тестувати різні режими експлуатації. – Автоматизовані системи діагностики – збирають дані з датчиків, аналізують зміни температури та видають рекомендації щодо коригування режиму роботи. – Нейромережі для аналізу відмов – використовують штучний інтелект для виявлення аномалій у температурних режимах і попередження можливих несправностей	1. Аналіз трендів температури Збір довгострокових даних про зміни температури дозволяє виявити повільне деградування матеріалів або зростання локальних перегрівів. Використання часових рядів для аналізу відхилень від номінальних параметрів допомагає прогнозувати потенційні проблеми. 2. Визначення аномалій Штучний інтелект може виявляти нестандартні температурні коливання, що сигналізують про можливі несправності або порушення в системах охолодження. Аналіз теплових карт дозволяє виявити гарячі зони до моменту пошкодження. 3. Оптимізація режиму роботи На основі отриманих даних можна коригувати навантаження на турбіну, змінюючи параметри циклу чи потоки охолодження. Автоматичні системи можуть регулювати потік охолоджувального повітря відповідно до прогнозованої температури. 4. Прогностичні моделі зносу Використання математичних моделей для прогнозування залишкового ресурсу компонентів дозволяє планувати заміну деталей завчасно. Алгоритми машинного навчання можуть враховувати попередні збої для прогнозування моменту виходу з ладу. 5. Аварійне оповіщення та автоматизований контроль При виявленні критичних температурних перевищень система може автоматично подавати сигнали тривоги, повідомляючи операторів або здійснюючи автоматичне коригування параметрів роботи
VI. Уточнення та адаптація до конкретного випадку	
3. Яке рішення підходить для ГТД, що працює при температурі понад 1500 °C? В. Для газотурбінних двигунів, що працюють при температурах понад 1500 °C, необхідно застосовувати високотемпературні технології та спеціальні матеріали, здатні витримувати екстремальні умови. Ось кілька ключових рішень: 1. Жаростійкі матеріали – Нікелеві та кобальтові суперсплави – мають високу термостійкість і механічну міцність. – Керамічні композиційні матеріали – набагато легші за метал, витримують високі температури без значного охолодження. – Термоеластичні покриття – керамічні бар'єрні покриття, які зменшують теплове навантаження на лопатки турбіни. 2. Інноваційні методи охолодження – Внутрішнє повітряне охолодження – через спеціальні канали в лопатках проходить охолоджувальне повітря. – Зовнішнє охолодження – застосовуються методи плівкової ізоляції для мінімізації нагріву матеріалу. – Плазмове покриття – використовується для термічного захисту поверхонь від перегріву. 3. Оптимізація горіння – Покращені камери згорання – забезпечують рівномірний розподіл температури та зменшують гарячі зони. – Адаптивне управління подачею палива – змінює параметри згорання для зменшення екстремальних температур.	3. Яка модель машинного навчання найкраще підходить для аналізу даних температури в реальному часі? В. Для аналізу даних температури в реальному часі найкраще підходять нейромережеві моделі, здатні швидко обробляти потоки даних, виявляти аномалії та прогнозувати майбутні тенденції. Ось кілька оптимальних варіантів: 1. LSTM (Long Short-Term Memory) Чудово підходить для аналізу часових рядів, оскільки враховує попередні значення температури. Використовується для прогнозування змін і виявлення довгострокових трендів у температурних режимах. 2. CNN (Convolutional Neural Network) Ефективна для теплового картування та аналізу температурних розподілів. Може бути застосована для виявлення зон перегріву на лопатках турбіни за допомогою інфрачервоних сенсорів. 3. Transformer-based models (наприклад, Time-Series Transformers) Використовують самоувагу, що дозволяє аналізувати складні температурні залежності. Підходять для обробки великих потоків даних у реальному часі. 4. Reinforcement Learning (RL) для управління охолодженням Дозволяє оптимізувати параметри охолодження на основі реальних показників. Використовується у адаптивних системах охолодження, які регулюють потік повітря залежно від температури.

Закінчення таблиці 1

4. Штучний інтелект і моніторинг – Цифрові двійники – моделюють температурні режими та прогнозують поведінку компонентів. – Адаптивні системи охолодження – змінюють параметри охолодження залежно від температурного навантаження. – Інтелектуальні теплові сенсори – використовують машинне навчання для аналізу та коригування температурних параметрів.	5. Autoencoder для виявлення аномалій Допомагає розпізнавати відхилення в температурних режимах, які можуть сигналізувати про несправності. Використовується для автоматизованого діагностування відмов
VII. Узагальнення рекомендацій	
3. Яким чином побудувати план дій для модернізації системи контролю теплового стану турбіни? В. Створення плану модернізації системи контролю теплового стану турбіни потребує поетапного аналізу, впровадження сучасних технологій та оптимізації процесів моніторингу. Ось детальна стратегія дій: 1. Аналіз поточної системи Оцінити ефективність існуючих датчиків температури та методів обробки даних. Визначити проблемні зони, де можливий локальний перегрів або недостатнє охолодження. Провести аудит надійності системи автоматичного контролю. 2. Визначення вимог до нової системи Встановити порогові значення температури та критичні точки контролю. Обрати типи сенсорів (термопари, волоконно-оптичні, інфрачервоні), які відповідатимуть температурним навантаженням. Врахувати можливість інтеграції ШІ для прогнозного аналізу та виявлення аномалій. 3. Вибір технологічних рішень Впровадити високоточні датчики температури з реєстрацією у реальному часі. Використати цифрові двійники для моделювання поведінки системи при зміні режимів роботи. Розглянути автоматичне управління охолодженням, яке змінює параметри залежно від отриманих даних. 4. Прогнозне технічне обслуговування Використовувати машинне навчання для аналізу накопичених даних і прогнозування відмов. Створити систему автоматичних оповіщень, що інформують про можливе перегрівання. Впровадити алгоритми самонавчання, які коригують параметри роботи турбіни. 5. Тестування та впровадження Провести серію випробувань нової системи у різних режимах роботи. Аналізувати отримані результати, коригувати методи контролю. Інтегрувати нову систему у загальну архітектуру газотурбінного двигуна. 6. Оптимізація та довгострокове удосконалення Постійно аналізувати ефективність впроваджених рішень. Здійснювати оновлення алгоритмів на основі накопичених даних. Враховувати нові технологічні розробки для покращення системи моніторингу	3. Як інтегрувати ШІ-рішення в існуючу інфраструктуру контролю? В. Інтеграція ШІ-рішень у систему контролю газотурбінного двигуна потребує стратегічного підходу та узгодження з існуючими технологіями. Ось ключові кроки, які допоможуть ефективно впровадити штучний інтелект: 1. Оцінка поточної інфраструктури Проаналізувати існуючі датчики та системи моніторингу температури. Оцінити можливості обробки великих масивів даних (Big Data). Визначити, які компоненти системи можна покращити за допомогою ШІ. 2. Вибір відповідних ШІ-рішень Моделі машинного навчання для аналізу температурних даних та прогнозування відмов. Нейромережі для виявлення аномалій та адаптивного управління охолодженням. Цифрові двійники для моделювання та тестування поведінки турбіни. 3. Інтеграція алгоритмів прогнозного обслуговування Впровадити автоматичний аналіз трендів температури, щоб прогнозувати знос компонентів. Використати платформи предиктивного аналізу, що оптимізують технічне обслуговування. Підключити системи самонавчання, які коригують параметри роботи турбіни. 4. Встановлення інтелектуальних сенсорів Інтегрувати волоконно-оптичні датчики для точного вимірювання температури. Використати інфрачервоні тепловізори для безконтактного моніторингу критичних зон. Забезпечити глибоку інтеграцію між сенсорами та алгоритмами ШІ. 5. Автоматизація управління турбіною Запровадити адаптивні алгоритми охолодження, які змінюють параметри залежно від показників сенсорів. Розробити автоматизовану систему оповіщень, що виявляє загрози перегріву. Використати реєстрацію даних у хмарних платформах для централізованого аналізу. 6. Тестування та оптимізація Запустити пілотний проект на одному двигуні для виявлення потенційних проблем. Провести калібрування моделей ШІ для підвищення їхньої точності. Постійно збирати та аналізувати дані, удосконалюючи алгоритми



Рис. 3. Блок-схема структурованого аналізу

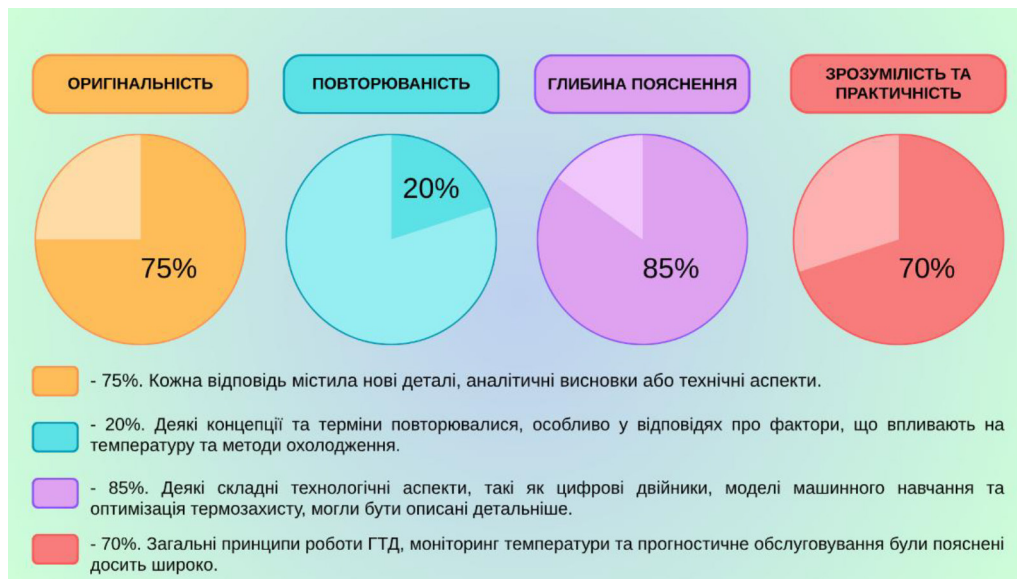


Рис. 4. Кругові діаграми параметрів аналізу інформації

методи контролю та моніторингу (датчики, системи аналізу), прогнозування ресурсу (моделі зносу, математичні алгоритми), інтеграція ІІІ та новітні технології (цифрові двійники, машинне навчання) тощо. Використано структурні елементи, що підвищують читабельність: списки для узагальнення інформації, виділення ключових моментів, діалоговий стиль та таке інше. Все це, безумовно, підвищує зрозумілість матеріалу, ефективне засвоєння складних концепцій, логічну послідовність у розгляді теми, гнучкість у використанні знань для наукових робіт.

З точки зору авторів найбільший інтерес викликають відповіді на ІV блок запитів, а саме

«Формулювання прикладної задачі», в якому висвітлюється питання моніторингу температури та використання моделей теплового зносу для прогнозування ресурсу. Цей блок відображає чіткий взаємозв'язок між відносно простими методами вимірювання температур та доволі складними процесами моделювання теплових процесів, які впливають на терміни працездатності як окремих елементів, так і ГТД в цілому. Тобто цей блок висвітлює важливість цілі моніторингу температурного стану елементів ГТД.

Щодо використання ІІІ при аналізі вимірних температур, пізнавальним є використання даних теплових сенсорів у системах прогностичного обслуговування.

Штучний інтелект може виявляти нестандартні температурні коливання, що сигналізують про можливі несправності або порушення в системах охолодження. Аналіз теплових карт дозволяє виявити гарячі зони до моменту пошкодження. Далі ШІ МС наводить моделі машинного навчання, що найкраще підходять для аналізу даних температури в реальному часі. Тобто надає інструменти (також див. блок VII «Узагальнення рекомендацій»), які можуть бути імплементовано в системи моніторингу та діагностики температурного стану елементів ГТД, що дозволяє відразу реалізувати структуру такої системи та побудувати алгоритм її роботи.

Окрім переваг викладення інформації слід відмітити певні недоліки, які виражаються у наступних рекомендаціях до відповідей ШІ МС:

- доповнити відповіді графічними матеріалами (варто включати діаграми, щоб візуалізувати взаємозв'язки між параметрами);
- поглибити аналіз технологій (включити більше математичних моделей та розрахунків);
- уникати повторів;
- додати приклади реального впровадження ШІ-рішень;

– надавати контрастний аналіз ефективності різних моделей прогнозування, що дозволить краще обґрунтувати вибір оптимальних рішень.

В цілому застосування інструментів ШІ МС дозволяє доволі швидко визначити всі базові аспекти запланованого дослідження, побудувати план роботи, визначитись з термінологією, зрозуміти шляхи подальшого більш глибокого аналізу інформації, визначати ціль, об'єкт та предмет дослідження, в тому числі сформулювати наукову новизну та практичну значимість. Написання необхідних запитів дозволить стати ШІ МС своєрідним консультантом у процесі проведення дослідження.

Приклад використання ШІ МС для обробки статистичних даних. Для представлення можливостей використання ШІ МС у процесі обробки статистичних даних наведемо приклад обробки значень температур поверхні робочих лопаток (РЛ) турбіни високого тиску (ТВТ), виміряних за допомогою телеметричної системи вимірювання (ТСВ) в процесі випробувань модернізованого ГТД.

Для цього було завантажено до ШІ МС дані вимірювань, відображені на рис. 5.

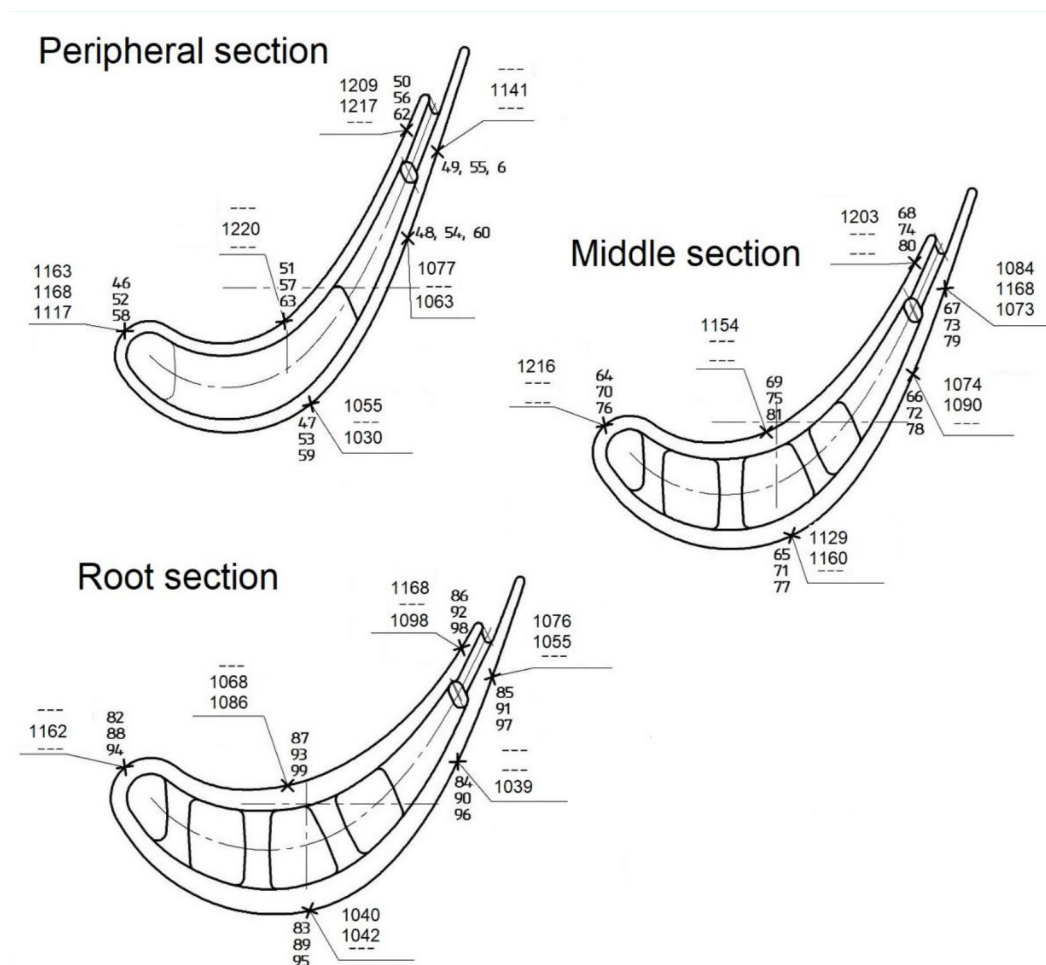


Рис. 5. Температури металу РЛ ТВТ, виміряних ТСВ [8]

При обробці інформації ШІ МС відзначив, що експериментальні дані можна розбити на три ділянки:

- периферійна зона – спостерігаються найвищі температури (до 1220 K), що може свідчити про максимальне теплове навантаження, нерівномірність розподілу температури (розбіжності до 200 K) та може призводити до термічної втоми матеріалу;
- середня частина – температури варіюються від 1070 K до 1216 K, відносно стабільні значення вказують на більш рівномірні умови теплообміну, проте можливі локальні перегріву;
- коренева частина – діапазон температур (1039 K–1168 K) є нижчим, ніж у периферійній зоні, і це зрозуміло, оскільки коренева частина лопатки отримує більше теплового екранування та охолодження.

Виявлення потенційних аномалій:

1. Різкі температурні перепади – у периферійній зоні спостерігаються високі значення (1209 K–1220 K), що може свідчити про локальні зони перегріву.
2. Нижчі температури в кореневій частині – значення становлять 1039 K–1042 K, що підтверджує ефективність термозахисту.
3. Нерівномірний розподіл температур у середній зоні – перепади між 1073 K і 1216 K можуть вказувати на неоднорідність теплообміну та можливу нестабільність потоку газу.

Вплив охолодження та матеріалів:

1. Низька ефективність охолодження периферійної частини може бути наслідком недостатнього плівкового охолодження або нестабільності повітряного потоку.
2. Знос термобар'єрного покриття – зона з максимальними температурами може бути місцем деградації матеріалу.
3. Неоднорідність газового потоку – вихрові структури можуть створювати локальні перегріву на поверхні лопаток.

Рекомендації щодо корекції:

1. Провести термографічне дослідження для підтвердження зон перегріву.
2. Оптимізувати внутрішнє повітряне охолодження для рівномірного розподілу температури.
3. Використати цифрові двійники для аналізу поведінки лопаток під різними навантаженнями.
4. Впровадити адаптивне управління потоками охолодження, щоб зменшити локальні температурні піки.

Тобто бачимо не тільки простий аналіз значень та порівняння їх лише за величинами, але більш глибоке тлумачення причин нерівномірного розподілу температур по поверхні РЛ, що є незвичним, оскільки, ШІ МС не має інформації про характер випробувань й про деталі та особливості складання конкретного ГТД. Наданий ШІ аналіз більшою мірою співпадає з висновками, що вказані в роботі [8].

ВИСНОВКИ

Використання інструментів ШІ МС у процесі наукових досліджень демонструє значний потенціал для підвищення ефективності роботи. ШІ МС є помічником у зборі та аналізі інформації, формуванні структурованих висновків, прогнозуванні тенденцій та удосконаленні методології досліджень. Його застосування особливо корисне на етапах первинного пошуку даних та концептуалізації моделей. Основними перевагами слід вважати:

- швидкість і доступність інформації;
- аналіз та систематизація;
- адаптивність до специфічних запитів;
- автоматизація обробки даних;
- прогнозування та моделювання.

Серед головних недоліків можна відмітити:

- обмежена експериментальна перевірка;
- відсутність повної гарантії точності;
- відсутність самостійного творчого мислення.

REFERENCES

- [1] Han, J. C. (2018). Advanced cooling in gas turbines 2016 Max Jakob Memorial Award Paper. *J. Heat Transfer*, 140(11): 113001 (20 pages).
- [2] Guo, X., Zheng, W., Xiao, C., Li, L., Antonov, S., Zheng, Y., & Feng, Q. (2019). Evaluation of microstructural degradation in a failed gas turbine blade due to overheating. *Engineering Failure Analysis*, 103, pp. 308–318.
- [3] Chen, S., Xie, B., Wu, L., Qiao, Z., Zhu, R., & Xie, C. (2024). Wind turbine gearbox condition monitoring using AI-enabled virtual indicators. *Measurement Science and Technology*, 35(10).
- [4] Wang, H., Fu, T., Du, Y., Gao, W., Huang, K., Liu, Z., Chandak, P., Liu, S., P., Van Katwyk, P., & Deac, A. (2023). Scientific discovery in the age of artificial intelligence. *Nature*, 620(7972), pp. 47–60.
- [5] Didolkar, A., Goyal, A., Ke, N.R., Guo, S., Valko, M., Lillicrap, T., Rezende, D.J., Bengio, Y., Mozer, M.C., & Arora, S. (2024). Metacognitive capabilities of llms: An exploration in mathematical problem solving. *NeurIPS*, 37, pp. 19783–19812.
- [6] Guo, D., Zhu, Q., Yang, D., Xie, Z., Dong, K., Zhang, W., Chen, G., Bi, X., Wu, Y., & Li, Y.K. (2024). Deepseek-coder: When the large language model meets programming—the rise of code intelligence. *arXiv preprint arXiv:2401.14196*.
- [7] Tang, J., Xia, L., Li, Z., Huang, C. (2025). AI-Researcher: autonomous scientific innovation. *arXiv:2505.18705*.
- [8] Savushkin, V. V., & Serbin, S. I. (2025). Vyznachenya temperaturnogo stanu elementiv gazoturbinnogo dviguna za dopomogou telemetrichoi sistemi [Determination of the gas turbine engine thermal condition elements using a telemetry system]. *Zbirnik naukovih prats Natsionalnogo universitetu korablobuduvannya imeni admiral Makarova - Collection of scientific papers of the Admiral Makarov National University of Shipbuilding*, № 2(500) [in Ukrainian].

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

- [1] Han, J.C. (2018). Advanced cooling in gas turbines 2016 Max Jakob Memorial Award Paper. *J. Heat Transfer*, 140(11): 113001 (20 pages).
- [2] Guo, X., Zheng, W., Xiao, C., Li, L., Antonov, S., Zheng, Y., Feng, Q. (2019). Evaluation of microstructural degradation in a failed gas turbine blade due to overheating. *Engineering Failure Analysis*, 103, pp. 308–318.
- [3] Chen, S., Xie, B., Wu, L., Qiao, Z., Zhu, R., Xie, C. (2024). Wind turbine gearbox condition monitoring using AI-enabled virtual indicators. *Measurement Science and Technology*, 35(10).
- [4] Wang, H., Fu, T., Du, Y., Gao, W., Huang, K., Liu, Z., Chandak, P., Liu, S., P., Van Katwyk, P., Deac, A. (2023). Scientific discovery in the age of artificial intelligence. *Nature*, 620(7972), pp. 47–60.
- [5] Didolkar, A., Goyal, A., Ke, N.R., Guo, S., Valko, M., Lillicrap, T., Rezende, D.J., Bengio, Y., Mozer, M.C., Arora, S. (2024). Metacognitive capabilities of llms: An exploration in mathematical problem solving. *NeurIPS*, 37, pp. 19783–19812.
- [6] Guo, D., Zhu, Q., Yang, D., Xie, Z., Dong, K., Zhang, W., Chen, G., Bi, X., Wu, Y., Li, Y.K. (2024). Deepseek-coder: When the large language model meets programming—the rise of code intelligence. *arXiv preprint arXiv:2401.14196*.
- [7] Tang, J., Xia, L., Li, Z., Huang, C. (2025). AI-Researcher: autonomous scientific innovation. *arXiv:2505.18705*.
- [8] Савушкін, В. В., Сербін, С. І. (2025). Визначення температурного стану елементів газотурбінного двигуна за допомогою телеметричної системи. *Збірник наукових праць Національного університету кораблебудування імені адмірала Макарова*, № 2 (500).

© Савушкін В. В., Сербін С. І.

Дата надходження статті до редакції: 18.08.2025

Дата затвердження статті до друку: 28.08.2025

Опубліковано: 24.11.2025

Стаття поширюється на умовах ліцензії CC BY 4.0