УДК 621.438:536.2:004.852
DOI https://doi.org/10.15589/znp2026.3(506).11

SYNTHETIC DATA GENERATION FOR NEURAL NETWORK-BASED THERMAL STATE MONITORING OF GAS TURBINE ENGINE BLADES BASED ON PHYSICALLY JUSTIFIED MODELS

СИНТЕТИЧНА ГЕНЕРАЦІЯ ДАНИХ ДЛЯ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОГО МОНІТОРИНГУ ТЕПЛОВОГО СТАНУ ЛОПАТОК ГТД НА ОСНОВІ ФІЗИЧНО ОБҐРУНТОВАНИХ МОДЕЛЕЙ

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. One of the key challenges in developing proactive monitoring systems for gas turbine engine (GTE) components is the limited availability of representative experimental data covering the full range of operating conditions. This is particularly relevant for cooled high-pressure turbine (HPT) blades, which operate under extreme thermal loads and whose thermal state is determined by the complex interaction of multiple parameters of the cooling system. The *aim* of this study is to develop and substantiate a methodology for synthetic training data generation based on physically justified mathematical models of heat transfer for training a hybrid neural network intended for thermal state monitoring of cooled HPT working blades. The synthetic dataset was formed with uniform coverage of five input parameters: inlet gas temperature, cooling air pressure, cooling air temperature, cooling air flow rate, and gas flow pressure ratio. The mathematical model used for data generation is based on heat transfer criterion equations and was calibrated against existing experimental measurements. The present paper proposes a virtual instrumentation scheme comprising thirty thermocouples distributed across three characteristic blade cross-sections and one optical pyrometer was developed. The *scientific novelty* of the proposed approach lies in the development of a comprehensive and reproducible methodology that simultaneously accounts for spatially distributed thermocouple measurements across multiple characteristic blade cross-sections and the integral signal of an optical pyrometer – a combination that is typical for real thermo-hydraulic testing conditions but has not previously been systematically reproduced in synthetic datasets for neural network training. The *practical significance* of the results consists in the fact that the proposed methodology enables uniform coverage of the entire operating range, creation of a balanced dataset for all blade condition classes, and investigation of the individual influence of each cooling system parameter without conducting costly full-scale experiments. The results confirm that a hybrid neural network trained on the generated synthetic data achieves a coefficient of determination $R^2 > 0{,}99$ and a mean absolute prediction error not exceeding 2 % of the operating temperature range, which confirms the adequacy of the methodology and its suitability for training neural network models for GTE blade thermal state monitoring.
Key words: gas turbine engine; turbine blade; synthetic data generation; neural network; heat transfer model; thermal state monitoring; cooling system.

Анотація. Однією з ключових проблем при розробці систем проактивного моніторингу елементів газотурбінних двигунів (ГТД) є обмежена доступність репрезентативних експериментальних даних, що охоплюють повний діапазон умов експлуатації. Особливо гостро ця проблема постає для охолоджуваних робочих лопаток турбіни високого тиску (ТВТ), які працюють в умовах екстремальних теплових навантажень, а їх тепловий стан визначається складною взаємодією множини параметрів системи охолодження. *Метою* даного дослідження є розробка та обґрунтування методології синтетичної генерації навчальних даних на основі фізично обґрунтованих математичних моделей теплопередачі для навчання гібридної нейронної мережі, призначеної для моніторингу теплового стану охолоджуваних робочих лопаток ТВТ ГТД. Синтетичний набір даних сформовано з рівномірним покриттям п’яти вхідних параметрів: температури газу на вході в турбіну, тиску охоло-

джуючого повітря, температури охолоджуючого повітря, витрати охолоджуючого повітря та перепаду тиску газового потоку. Математична модель, використана для генерації даних, базується на критеріальних рівняннях теплообміну та відкалібрована на основі наявних експериментальних вимірювань. У даній статті розроблено схему віртуального препарування лопатки, що включає тридцять термопар у трьох характерних перерізах по висоті пера та один оптичний пірометр. *Наукова новизна* запропонованого підходу полягає у розробці комплексної та відтворюваної методології, яка одночасно враховує просторово розподілені вимірювання термопар у кількох характерних перерізах по висоті пера лопатки та інтегральний сигнал оптичного пірометра - комбінацію, характерну для реальних умов теплогідравлічних випробувань, проте раніше систематично не відтворену у синтетичних наборах даних для навчання нейронних мереж. *Практична значимість* отриманих результатів полягає в тому, що запропонована методологія забезпечує рівномірне покриття всього діапазону режимів роботи, формування збалансованої вибірки для всіх класів стану лопатки та дослідження індивідуального впливу кожного параметра системи охолодження без проведення дорогих натурних експериментів. Отримані результати підтверджують, що гібридна нейронна мережа, навчена на сформованому синтетичному наборі даних, досягає коефіцієнта детермінації $R^2 > 0{,}99$ та середньої абсолютної похибки прогнозування, що не перевищує 2 % від діапазону робочих температур, що підтверджує адекватність методології та її придатність для навчання нейромережевих моделей моніторингу теплового стану лопаток ГТД.

Ключові слова: газотурбінний двигун; робоча лопатка; синтетична генерація даних; нейронна мережа; модель теплопередачі; моніторинг теплового стану; система охолодження.

ПОСТАНОВКА ЗАВДАННЯ

Підвищення надійності та ефективності роботи газотурбінних двигунів є одним із пріоритетних напрямків розвитку сучасного енергетичного машинобудування. Робочі лопатки турбіни високого тиску належать до найбільш теплонапружених елементів ГТД, оскільки безпосередньо контактують з високотемпературним газовим потоком за умов значних відцентрових та вібраційних навантажень. Перевищення допустимих температур поверхні лопатки навіть на незначну величину суттєво скорочує її ресурс та може призвести до катастрофічного руйнування, що обумовлює критичну важливість точного моніторингу теплового стану.

Сучасні підходи до моніторингу теплового стану лопаток ґрунтуються на використанні систем вимірювання, що поєднують контактні методи (термопари) та безконтактні (оптичні пірометри). Однак отримання повної та репрезентативної експериментальної бази даних, яка охоплювала б весь діапазон можливих режимів роботи системи охолодження, є надзвичайно складним і ресурсомістким завданням. Проведення натурних випробувань потребує значних матеріальних та часових витрат, а в окремих випадках є неможливим через об'єктивні обставини експлуатаційного або організаційного характеру.

Перспективним вирішенням зазначеної проблеми є застосування методів синтетичної генерації навчальних даних на основі фізично обґрунтованих математичних моделей теплопередачі. Такий підхід дозволяє отримати репрезентативний набір даних з рівномірним покриттям усього діапазону зміни вхідних параметрів системи охолодження без необхідності проведення повного обсягу дорогих натурних експериментів. При цьому принциповою умовою є фізична обґрунтованість використовуваних математичних моделей та їх попередня калібровка на основі наявних експериментальних вимірювань, що забезпечує достовірність згенерованих даних.

Запропонований у даній статті підхід до формування синтетичного набору даних є інноваційним інструментом при розробці нейромережевих систем моніторингу теплового стану критичних елементів ГТД, що визначає його наукову і практичну значимість для задач технічної діагностики та проактивного управління ресурсом двигуна.

АНАЛІЗ ОСТАННІХ ДОСЛІДЖЕНЬ І ПУБЛІКАЦІЙ

Питанням моніторингу та прогнозування теплового стану робочих лопаток ТВТ ГТД присвячено значну кількість наукових публікацій, що свідчить про актуальність та складність даної проблематики.

У роботі [1] розглянуто методи експериментального визначення температурного стану елементів ГТД із застосуванням телеметричної системи вимірювання, що забезпечує одночасний моніторинг температур як нерухомих, так і обертових елементів турбіни. Показано, що поєднання контактних та безконтактних методів вимірювання дозволяє отримати повну картину розподілу температур по профілю лопатки, однак практична реалізація таких систем є складним інженерним завданням, а обсяг отриманих даних обмежений кількістю випробувальних режимів.

Проблема обмеженості експериментальних даних для навчання моделей машинного навчання в задачах технічної діагностики розглядається в роботі [2], де запропоновано використання методів аугментації даних на основі фізичних моделей для розширення навчальних вибірок. Автори демонструють, що навчання на синтетично розширених вибірках дозволяє суттєво підвищити узагальнюючу здатність моделей порівняно з навчанням виключно на реальних даних.

В роботах [3, 4] досліджено застосування згорткових нейронних мереж (Convolutional Neural

Network – CNN) для аналізу просторових температурних полів у теплоенергетичних системах. Показано, що CNN-архітектури здатні ефективно виявляти просторові закономірності розподілу температур, що є критично важливим для задач виявлення локальних зон перегріву на поверхні лопаток.

Питанням математичного моделювання теплообміну в охолоджуваних лопатках ТВТ присвячено роботу [5], в якій розроблено критеріальні рівняння для визначення коефіцієнтів тепловіддачі залежно від режимних параметрів потоку охолоджуючого повітря. Запропоновані рівняння враховують вплив числа Рейнольдса, числа Прандтля та геометричних характеристик каналів охолодження, що забезпечує їх універсальність для широкого класу конструкцій лопаток.

У роботі [6] розглянуто підходи до синтетичної генерації даних для навчання моделей прогнозування в задачах технічної діагностики авіаційних двигунів. Авторами показано, що використання фізично обґрунтованих генеративних моделей дозволяє отримати синтетичні дані, статистичні характеристики яких близькі до реальних експериментальних вимірювань, що підтверджує їх придатність для навчання нейронних мереж.

Аналіз можливостей безконтактного вимірювання температур поверхні лопаток за допомогою оптичних пірометрів та особливостей інтерпретації отриманих даних представлено в роботі [7]. Показано, що пірометричні вимірювання мають інтегральний характер та залежать від спектральної випромінювальної здатності поверхні, кута спостереження та стану поверхні лопатки, що необхідно враховувати при формуванні навчальних вибірок для нейромережевих моделей.

Незважаючи на значний обсяг досліджень у зазначених напрямках, питання комплексної методології формування синтетичних навчальних вибірок для нейромережевого моніторингу теплового стану охолоджуваних лопаток ТВТ, що враховують одночасно просторовий розподіл температур від термопар та інтегральні показання пірометра, залишаються недостатньо дослідженими.

ВІДОКРЕМЛЕННЯ НЕВИРІШЕНИХ РАНІШЕ ЧАСТИН ЗАГАЛЬНОЇ ПРОБЛЕМИ

Проведений аналіз останніх досліджень і публікацій дозволяє констатувати, що на сьогодні в науковій літературі достатньо повно висвітлено окремі аспекти моніторингу теплового стану робочих лопаток ТВТ ГТД, а саме: методи експериментального вимірювання температур із застосуванням телеметричних систем [1], підходи до аугментації та синтетичної генерації даних для задач технічної діагностики [2], застосування глибокого навчання для аналізу температурних полів [3–4], критеріальні рівняння теплообміну в охолоджуваних лопатках [5], генеративні моделі для діагностики авіаційних двигунів [6], а також методи безконтактного пірометричного вимірювання температур поверхні [7]. Разом з тим, аналіз існуючих публікацій виявив низку невирішених питань, що стримують розвиток нейромережевих систем моніторингу теплового стану охолоджуваних лопаток ТВТ. По-перше, у більшості відомих робіт синтетична генерація даних розглядається або як суто статистична процедура аугментації без урахування фізичних закономірностей теплопередачі, або як результат складного тривимірного числового моделювання, що потребує значних обчислювальних ресурсів. Підхід, що поєднує фізичну обґрунтованість на основі критеріальних рівнянь теплообміну з прийнятною обчислювальною складністю, залишається недостатньо розробленим. По-друге, практично відсутні роботи, в яких методологія формування синтетичного набору даних враховує одночасно просторовий розподіл температур від дискретних термопар у кількох характерних перерізах по висоті пера лопатки та інтегральні показання оптичного пірометра. Така комбінована схема вимірювань є типовою для реальних теплогідравлічних випробувань охолоджуваних лопаток, однак її відтворення у синтетичних даних досі не було систематично досліджено. По-третє, відкритим залишається питання структуризації синтетичних даних у форматі, придатному для безпосередньої подачі на входи гібридної нейронної мережі з паралельними модулями обробки просторових температурних полів та режимних параметрів системи охолодження. Відсутність чіткої методології такої структуризації ускладнює відтворюваність результатів та їх практичне застосування.

Таким чином, існує нагальна потреба у розробці комплексної та відтворюваної методології синтетичної генерації навчальних даних, яка базується на фізично обґрунтованих моделях теплопередачі, віддзеркалює реальну схему вимірювань теплогідравлічних випробувань охолоджуваних лопаток та забезпечує формування структурованого набору даних, придатного для навчання гібридних нейронних мереж моніторингу теплового стану робочих лопаток ТВТ ГТД.

МЕТА ДОСЛІДЖЕННЯ

Метою даного дослідження є розробка та обґрунтування відтворюваної методології синтетичної генерації навчальних даних на основі фізично обґрунтованих математичних моделей теплопередачі для навчання гібридної нейронної мережі, призначеної для моніторингу теплового стану охолоджуваних робочих лопаток ТВТ ГТД. Стаття має методологічний характер і спрямована на формування відтворюваного алгоритму побудови синтетичних навчальних вибірок, придатного для адаптації до конкретних конструктивних та експлуатаційних параметрів досліджуваної лопатки. Верифікація методології на реальних експериментальних даних конкретного

двигуна виходить за рамки даної роботи та є предметом подальших досліджень.

Як об'єкт **дослідження** обрано тепловий стан охолоджуваних робочих лопаток ТВТ ГТД за різних умов роботи системи охолодження, що характеризується просторовим розподілом температур по висоті пера та вздовж профілю лопатки.

Предметом дослідження є методологія формування синтетичного набору навчальних даних, що включає: схему віртуального препарування лопатки термопарами та оптичним пірометром; структуру вхідних даних для гібридної нейронної мережі з паралельними модулями обробки просторових температурних полів та режимних параметрів; процедури нормалізації гетерогенних даних різної фізичної природи; валідацію згенерованих синтетичних даних на основі наявних експериментальних вимірювань теплового стану робочих лопаток.

ОСНОВНИЙ МАТЕРІАЛ

Схема вимірювань та об'єкт дослідження

Для досліджень виберемо охолоджувані робочі лопатки турбіни високого тиску, конструкція яких з точки зору геометрії пера та системи внутрішніх каналів охолодження відповідає параметрам сучасних ГТД. Схема вимірювань розроблена відповідно до загальноприйнятої практики теплогідравлічних випробувань охолоджуваних лопаток на спеціалізованих стендах, що дозволяє відтворити реальні теплові навантаження без проведення випробувань безпосередньо на обертовому роторі двигуна.

Контактні вимірювання температури поверхні лопатки здійснюються мікрокабельними термопарами (МКТП), розміщеними у трьох характерних перерізах по висоті пера. Перерізи розташовуються у прикореневій, середній та периферійній зонах пера лопатки, що відповідають зонам з принципово різними умовами теплообміну. Конкретне положення перерізів по висоті пера визначається конструктивними особливостями досліджуваної лопатки. У кожному перерізі розміщено 10 термопар з рівномірним розподілом вздовж профілю від вхідної до вихідної кромки, що в сумі формує масив з 30 точок вимірювання.

Безконтактні вимірювання реалізовано оптичним пірометром, поле зору якого у вигляді плями перекриває спинку лопатки по діагоналі через усі три перерізи. Центр плями зміщений до вхідної кромки на рівні 40 % довжини профілю на висоті 50 % пера, що відповідає типовому розташуванню пірометричних систем у реальних ГТД. Просторовий розподіл чутливості пірометра в межах плями описується функцією Гауса, що забезпечує коректне відтворення інтегрального характеру безконтактних вимірювань. Блок схема препарування РЛ ТВТ відображено на рис. 1.

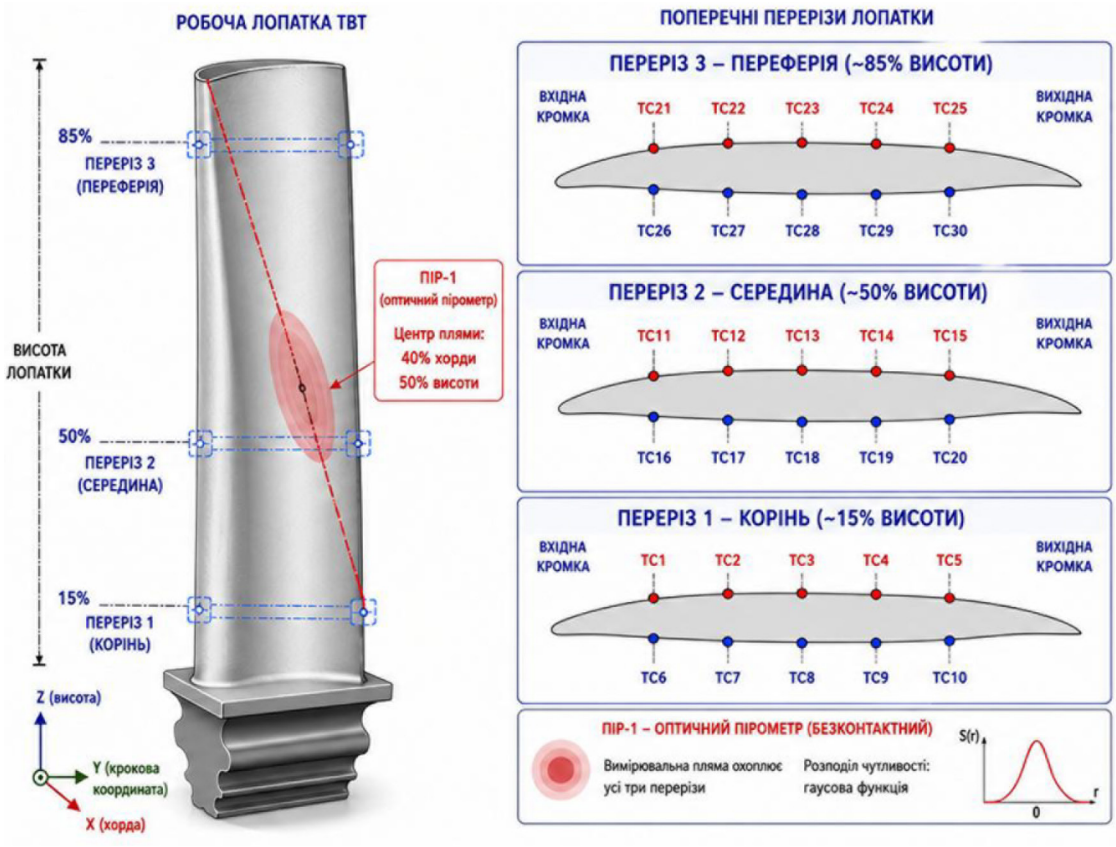


Рис. 1. Блок схема препарування РЛ ТВТ

Поєднання 30 точкових вимірювань термопарами та одного інтегрального вимірювання пірометром формує комбіновану інформаційну базу, що є достатньою для навчання гібридної нейронної мережі та відповідає реальним умовам теплогідравлічних випробувань охолоджуваних лопаток ТВТ ГТД.

Структура вхідних даних та параметри системи охолодження

Формування вхідних даних для гібридної нейронної мережі здійснюється у два паралельні потоки, що відповідають двом модулям мережевої архітектури – повнозв'язному (Fully-Connected Neural Network – FNN) [3, 4] для обробки режимних параметрів та згортковому – CNN [3, 4] для обробки просторово розподілених температурних вимірювань.

Перший потік даних формується з п'яти скалярних режимних параметрів, що визначають умови теплового навантаження на лопатку та ефективність роботи системи охолодження. Склад параметрів та діапазони їх зміни наведено в табл. 1.

Таблиця 1. Режимні параметри системи охолодження та діапазони їх зміни

Параметр	Позначення	Одиниця вимірювання	Діапазон значень
Температура газу на вході	$T_{вх}$	K	800–1000
Тиск охолоджуючого повітря	$P_{охол}$	кПа	150–450
Температура охолоджуючого повітря	$T_{охол}$	K	450–650
Перепад тиску газового потоку	$P_{Гвх}/P_{Гвих}$	–	1.0–2.0
Витрата охолоджуючого повітря	$G_{охол}$	г/с	0.002–0.012

Слід підкреслити, що наведені діапазони зміни параметрів відповідають умовам випробувань охолоджуваних лопаток на спеціалізованих теплогідравлічних стендах, а не умовам роботи лопаток безпосередньо у складі ГТД. На відміну від реальних двигунів, де температура газового потоку перед турбіною сягає 1500–1900 К, а тиск охолоджуючого повітря становить 2,0–2,5 МПа, стендові випробування проводяться при знижених рівнях температур та тисків із збереженням подібності за критеріями теплообміну – числами Рейнольдса, Нуссельта та Прандтля. Такий підхід є загальноприйнятою практикою теплогідравлічних досліджень охолоджуваних лопаток [5] та дозволяє отримати достовірні дані про ефективність системи охолодження при суттєво менших технічних складнощах і вартості проведення випробувань порівняно з натурними умовами роботи двигуна.

Діапазони зміни кожного параметра визначені таким чином, щоб охопити весь спектр режимів роботи теплогідравлічного стенду – від мінімальних теплових навантажень до максимально допустимих для даної установки. Нижня межа перепаду тиску газового потоку $P_{Гвх}/P_{Гвих} = 1{,}05$ відповідає мінімально значущому перепаду, що забезпечує усталену течію через міжлопатковий канал стенду; значення перепаду, що дорівнює одиниці, є фізично недосяжним в умовах реальної течії. Діапазон витрати охолоджуючого повітря $G_{охол}$ = 0,002–0,012 г/с відповідає масштабу досліджуваної лопатки та продуктивності системи подачі охолоджуючого повітря конкретної стендової установки. Це забезпечує здатність навченої нейронної мережі до узагальнення та коректного прогнозування в усьому робочому діапазоні стенду, а масштабування отриманих результатів на умови реального двигуна здійснюється через критерії подібності теплообміну.

Другий потік вхідних даних формується на основі температурних вимірювань від термопар та оптичного пірометра і подається на вхід CNN-модуля у вигляді двовимірної матриці розміром 4 × 10. Структуру матриці наведено в табл. 2.

Перші три рядки матриці містять дискретні значення температур від термопар у відповідних перерізах, просторове розташування яких по висоті пера відображається порядком рядків – від кореневого до периферійного. Десять стовпців кожного рядка відповідають фіксованим позиціям вздовж профілю лопатки, що дозволяє CNN-модулю аналізувати градієнти температур як між перерізами, так і вздовж профілю.

Четвертий рядок матриці містить показання оптичного пірометра, яке через інтегральний характер вимірювання є однаковим для всіх десяти стовпців. Така організація даних дозволяє CNN-модулю за допомогою згорткових фільтрів виявляти кореляцію між інтегральним показанням пірометра та локальними значеннями температур від термопар.

Таблиця 2. Структура вхідної матриці для CNN-модуля (4 × 10)

Рядок	Джерело даних	Позиції вздовж профілю (10 стовпців)
1	Термопари кореневого перерізу	$T_1 \ldots T_{10}$ (від вхідної до вихідної кромки)
2	Термопари середнього перерізу	$T_{11} \ldots T_{20}$ (від вхідної до вихідної кромки)
3	Термопари периферійного перерізу	$T_{21} \ldots T_{30}$ (від вхідної до вихідної кромки)
4	Оптичний пірометр	$T_{пір}$ (однакове значення в усіх 10 стовпцях)

Структура вхідних даних та параметри системи охолодження відображені на рис. 2.

Вихідним сигналом гібридної нейронної мережі є вектор, що містить прогнозовані значення температур у тридцяти точках розташування термопар та прогнозоване значення показання оптичного пірометра. Така структура вихідних даних забезпечує одночасне прогнозування як локальних температур у дискретних точках, що є важливим для виявлення зон перегріву, так і інтегральної характеристики від пірометра для валідації результатів.

Математична модель генерації синтетичних даних та процедури нормалізації

Математична модель генерації синтетичних температурних полів базується на критеріальних рівняннях теплообміну, що визначають залежність коефіцієнтів тепловіддачі від режимних параметрів потоку як з боку гарячого газу, так і з боку охолоджуючого повітря у внутрішніх каналах лопатки. Використання критеріальних рівнянь забезпечує фізичну обґрунтованість згенерованих даних при збереженні прийнятної обчислювальної складності порівняно з повномасштабним тривимірним числовим моделюванням.

Коефіцієнт тепловіддачі з боку охолоджуючого повітря у внутрішніх каналах лопатки визначається за критеріальним рівнянням у вигляді залежності числа Нуссельта від чисел Рейнольдса та Прандтля [5]:

$$Nu = C \cdot \mathrm{Re}^m \cdot \mathrm{Pr}^n, \quad (1)$$

де Nu – число Нуссельта;

Re – число Рейнольдса;

Pr – число Прандтля;

C, m, n – емпіричні коефіцієнти, що залежать від геометрії поверхні та режиму течії.

Температура поверхні лопатки в кожній точці вимірювання визначається з рівняння теплового балансу між тепловим потоком з боку гарячого газу та тепловим потоком, що відводиться охолоджуючим повітрям [5]:

$$q_{газ} = q_{охол}, \quad (2)$$

де $q_{газ}$ – тепловий потік з боку гарячого газу;

$q_{охол}$ – тепловий потік, що відводиться охолоджуючим повітрям.

Відмітимо, що

$$\alpha_{газ} \cdot (T_{газ} - T_{ст}) = \alpha_{охол} \cdot (T_{ст} - T_{охол}), \quad (3)$$

де $\alpha_{газ}$, $\alpha_{охол}$ – коефіцієнти тепловіддачі з боку газу та охолоджуючого повітря відповідно, Вт/(м^2 · К);

$T_{газ}$ – температура газового потоку, К;

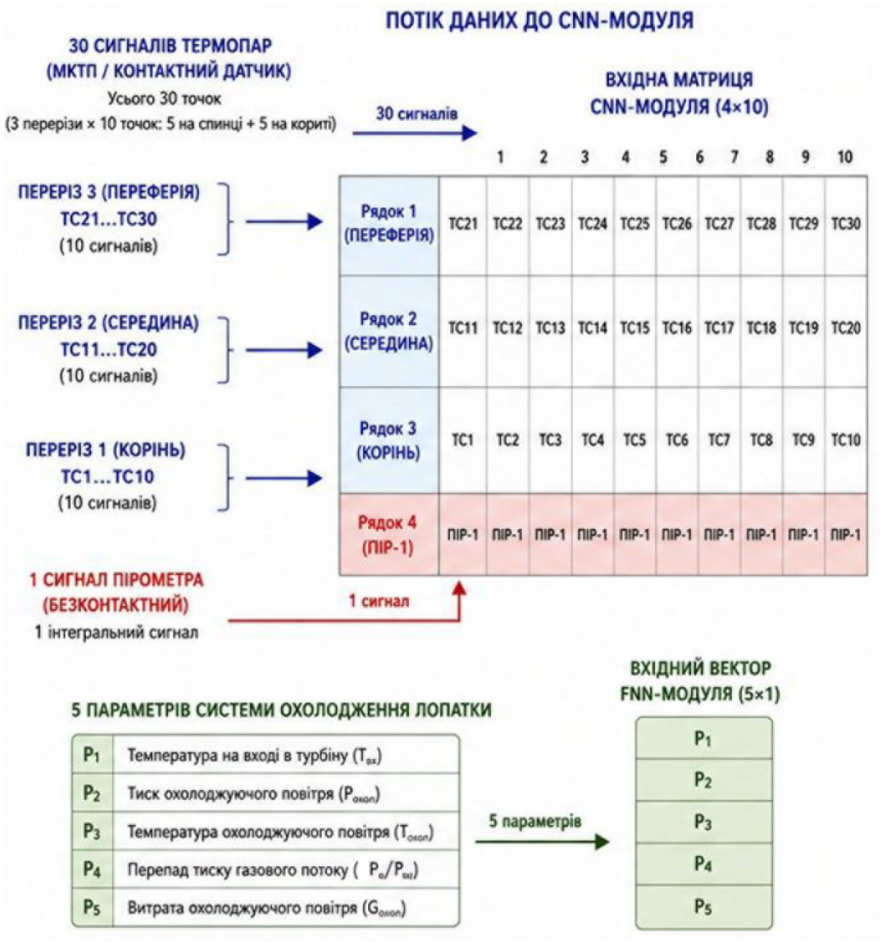


Рис. 2. Динаміка функції втрат під час навчання гібридної нейронної мережі

$T_{ст}$ – температура стінки лопатки, К;

$T_{охол}$ – температура охолоджуючого повітря, К.

З рівняння (3) температура поверхні лопатки визначається як [5]:

$$T_{ст} = (\alpha_{газ} \cdot T_{газ} + \alpha_{охол} \cdot T_{охол})/(\alpha_{газ} + \alpha_{охол}). \quad (4)$$

Просторовий розподіл температури по поверхні лопатки для проведення тривимірних розрахунків формується на рівномірній сітці достатньої роздільної здатності для забезпечення коректної інтерполяції між точками вимірювання термопар та адекватного моделювання інтегрального сигналу пірометра шляхом згортки температурного поля з ваговою функцією Гауса. Вибір конкретної роздільної здатності сітки визначається кількістю точок вимірювання та необхідною точністю інтерполяції.

Принципово важливим етапом є калібрування математичної моделі на основі наявних експериментальних даних. Калібрування полягає у підборі емпіричних коефіцієнтів *C*, *n*, *m* у рівнянні (1) таким чином, щоб розрахункові значення температур поверхні відповідали експериментальним з мінімальною систематичною похибкою. Для демонстрації методології розглянемо приклад калібрування моделі на експериментальних даних, отриманих при температурі гріючого газу в діапазоні від 800 до 1000 К. Такий діапазон є типовим для випробувань охолоджуваних лопаток на спеціалізованих теплогідравлічних стендах і забезпечує достатню кількість режимних точок для надійного калібрування моделі.

Перед подачею на входи гібридної нейронної мережі всі дані проходять процедуру нормалізації. Для п'яти режимних параметрів, що подаються на вхід FNN-модуля, застосовується метод стандартизації (*Z*-score normalization) [8]:

$$x_{норм} = \frac{x - \mu_x}{\sigma_x}, \quad (5)$$

де $x_{норм}$ – нормалізований параметр;

x – параметр;

μ_x – середнє значення параметра y навчальній вибірці;

σ_x – стандартне відхилення параметра.

Вибір саме методу стандартизації, а не альтернативного масштабування до фіксованого діапазону [0, 1] (min-max normalization), обумовлений кількома факторами. По-перше, стандартизація є більш стійкою до наявності викидів у даних, які є неминучими при широкому діапазоні варіювання режимних параметрів. По-друге, вона зберігає інформацію про форму розподілу даних, що є важливим для коректного відображення фізичних закономірностей. По-третє, стандартизовані дані з нульовим математичним сподіванням та одиничним стандартним відхиленням є оптимальними для роботи функцій активації типу ReLU, що широко застосовуються в сучасних архітектурах нейронних мереж [8].

Для температурних даних вхідної матриці CNN-модуля застосовується глобальна нормалізація на основі статистичних характеристик усього масиву температурних вимірювань [8]:

$$T_{норм} = \frac{T - \mu_T}{\sigma_T}, \quad (6)$$

де $T_{норм}$ – нормалізована температура поверхні робочої лопатки (РЛ);

T – температура поверхні РЛ;

μ_T – середнє значення температури по всій навчальній вибірці;

σ_T – стандартне відхилення.

На відміну від по-канальної нормалізації, глобальний підхід для температурних даних є більш доцільним, оскільки всі вимірювання є однорідними за фізичною природою та вимірюються в одних одиницях (К). Це дозволяє зберегти відносні співвідношення між показаннями різних датчиків, що є критично важливим для коректного навчання CNN-модуля на просторових температурних розподілах. Слід підкреслити, що коефіцієнти нормалізації μ_T та σ_T повинні визначатися виключно на навчальній вибірці та залишатися незмінними при обробці валідаційних і тестових даних – порушення цього правила призводить до витоку інформації та завищення оцінок точності моделі [8].

Весь сформований масив даних розподіляється на три незалежні вибірки. Рекомендоване співвідношення 70/15/15 для навчальної, валідаційної та тестової вибірок відповідно є загальноприйнятою практикою в задачах машинного навчання [8]. Навчальна вибірка використовується безпосередньо для налаштування вагових коефіцієнтів мережі. Валідаційна вибірка слугує для моніторингу процесу навчання, налаштування гіперпараметрів та своєчасного виявлення перенавчання. Тестова вибірка забезпечує фінальну об'єктивну оцінку якості навченої моделі на даних, що жодним чином не брали участі в процесі навчання; це гарантує неупередженість отриманих метрик точності.

Результати навчання та валідація синтетичних даних

Для демонстрації працездатності запропонованої методології синтетичної генерації даних розглянемо приклад навчання гібридної нейронної мережі на сформованому наборі синтетичних даних з температурним діапазоном гріючого газу від 800 до 1000 К. Наведені нижче результати ілюструють загальні закономірності процесу навчання та є характерними для широкого класу задач моніторингу теплового стану охолоджуваних лопаток ТВТ.

Для навчання гібридної нейронної мережі рекомендується використання оптимізатора Adam (Adaptive Moment Estimation) [8]. Принципова

перевага Adam порівняно з класичним стохастичним градієнтним спуском (SGD) полягає в адаптивному налаштуванні швидкості навчання окремо для кожного параметра моделі на основі оцінок першого та другого моментів градієнтів. Це забезпечує значно швидшу збіжність та стійкість навчання в умовах гетерогенних вхідних даних, що є характерним для розглядуваної задачі з паралельними потоками різнорідної інформації від термопар та пірометра.

Початкова швидкість навчання 0,001 є загальноприйнятим стартовим значенням для оптимізатора Adam [8] і забезпечує баланс між швидкістю збіжності та стабільністю навчання. Занадто висока швидкість навчання призводить до нестійкості процесу оптимізації та осциляцій функції втрат, тоді як занадто низька – до надмірно повільної збіжності. У процесі навчання рекомендується застосування механізму динамічного зменшення швидкості навчання при виході валідаційної похибки на плато, що дозволяє досягти більш точного мінімуму функції втрат на пізніх етапах навчання.

Як функція втрат використовується середньоквадратична похибка MSE (Mean Squared Error), що є стандартним вибором для задач регресії [8]. MSE забезпечує більш сильне штрафування великих похибок порівняно з середньою абсолютною похибкою MAE, що є бажаним для задач моніторингу теплового стану, де недопустимо пропускати випадки значного відхилення температури від норми.

Для запобігання перенавчанню в архітектурі мережі застосовується комплекс взаємодоповнюючих механізмів регуляризації. Шари Dropout з імовірністю вимкнення нейронів 0,3 запобігають надмірній спеціалізації окремих нейронів на конкретних прикладах навчальної вибірки шляхом випадкового вимкнення 30 % нейронів під час кожної ітерації навчання. Шари пакетної нормалізації (Batch Normalization) після кожного повнозв'язного шару стабілізують розподіл активацій та дозволяють використовувати вищі швидкості навчання без ризику розбіжності. Механізм ранньої зупинки (early stopping) з терпінням 50 епох автоматично зупиняє навчання при відсутності покращення валідаційної похибки протягом заданої кількості епох та зберігає модель з найкращими показниками на валідаційній вибірці.

Характерна динаміка зміни функції втрат під час навчання представлена на рис. 3.

Стабільне зменшення як навчальної, так і валідаційної похибок протягом усього процесу навчання є свідченням ефективності обраної архітектури та коректності сформованого синтетичного набору даних. Відсутність розходження між кривими навчальної та валідаційної похибок підтверджує відсутність перенавчання та високу узагальнюючу здатність навченої моделі. Незначні флуктуації валідаційної кривої на пізніх етапах навчання є нормальним явищем, обумовленим стохастичною природою мінібатчевого градієнтного спуску.

Після завершення навчання якість моделі оцінюється на тестовій вибірці за комплексом метрик, що включає середню абсолютну похибку MAE, середньоквадратичну похибку RMSE та коефіцієнт детермінації R^2. Для прикладу застосування методології з температурним діапазоном 800–1000 К отримано наступні результати, наведені в табл. 3.

Таблиця 3. Метрики точності прогнозування на тестовій вибірці

Тип даних	MAE, К	RMSE, К	R^2	95 % довірчий інтервал, К
Термопари (30 точок)	3,84	5,12	0,9951	±7,6
Пірометр	2,93	3,76	0,9971	±5,8
Загальна*	**3,79**	**5,08**	**0,9953**	**±7,5**

** Примітка: загальні значення MAE та RMSE розраховані як середньозважені за всіма 31 вихідними змінними (30 термопар + 1 пірометр).*

Необхідно підкреслити методологічний характер наведених нижче результатів. Оскільки ця стаття

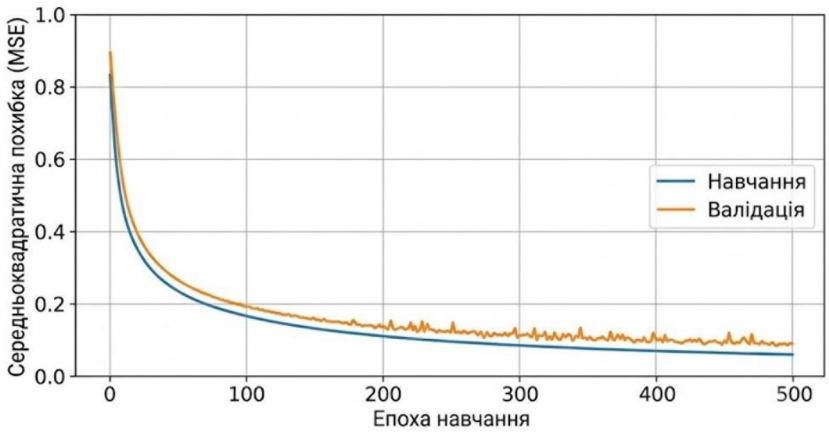


Рис. 3. Динаміка функції – втрат під час навчання гібридної нейронної мережі

присвячена розробці та обґрунтуванню підходу до формування синтетичних навчальних вибірок, а не звіту про конкретне натурне дослідження, наведені метрики точності отримано шляхом навчання та тестування гібридної нейронної мережі виключно на синтетичних даних, згенерованих за описаною методологією в межах стендового діапазону параметрів. Такий підхід є загальноприйнятим при публікації методологічних робіт у галузі машинного навчання для технічної діагностики [2, 6, 8] і дозволяє продемонструвати внутрішню узгодженість та відтворюваність методології без прив'язки до конфіденційних експериментальних даних конкретного двигуна. Верифікація навченої моделі на реальних експериментальних даних теплового стану лопаток конкретного ГТД є предметом подальших досліджень і буде представлена в окремій публікації.

Отримані метрики точності підтверджують ефективність запропонованої методології. Коефіцієнт детермінації $R^2 = 0{,}9953$ свідчить про те, що навчена модель пояснює понад 99 % варіацій температурних даних у досліджуваному діапазоні. Середня абсолютна похибка прогнозування для всіх вихідних змінних становить 3,79 К, що у відносному вимірі складає близько 1,90 % від повного діапазону робочих температур 800–1000 К.

Дещо вища точність прогнозування показань оптичного пірометра ($MAE = 2{,}93$ К) порівняно з термопарами ($MAE = 3{,}84$ К) є закономірною і пояснюється інтегральним характером пірометричних вимірювань. Усереднення температури по площі плями пірометра знижує чутливість до локальних флуктуацій температурного поля, що робить цю величину більш передбачуваною для нейронної мережі порівняно з точковими вимірюваннями термопар.

Аналіз розподілу похибок прогнозування показує, що гістограма похибок має форму, близьку до нормального розподілу з центром поблизу нуля, що підтверджує відсутність систематичної похибки в прогнозах моделі. Рівномірна якість прогнозування по всій висоті пера лопатки – відмінності між перерізами за показником MAE не перевищують 0,2 К – свідчить про здатність моделі однаково ефективно відтворювати температурні розподіли в різних зонах лопатки з різними умовами теплообміну.

Таким чином, наведений приклад демонструє внутрішню узгодженість та обчислювальну ефективність запропонованої методології синтетичної генерації навчальних даних: гібридна нейронна мережа, навчена на сформованому синтетичному наборі даних, демонструє стійку збіжність та високу точність відтворення температурних полів у межах стендового діапазону параметрів. Це підтверджує коректність обраної структури вхідних даних, процедур нормалізації та архітектурних рішень гібридної мережі як методологічної основи для подальших досліджень із застосуванням реальних експериментальних даних. Методологія є універсальною та може бути адаптована для різних діапазонів робочих температур і конструктивних параметрів системи охолодження шляхом відповідного налаштування математичної моделі теплопередачі та гіперпараметрів навчання нейронної мережі.

ВИСНОВКИ

Розроблено та обґрунтовано методологію синтетичної генерації навчальних даних на основі фізично обґрунтованих математичних моделей теплопередачі для навчання гібридної нейронної мережі моніторингу теплового стану охолоджуваних робочих лопаток турбіни високого тиску ГТД. Запропонована методологія включає схему віртуального препарування лопатки з комбінацією контактних та безконтактних вимірювань, структуризацію вхідних даних у два паралельні потоки для CNN- та FNN-модулів, фізично обґрунтовані процедури нормалізації гетерогенних даних та калібровки математичної моделі на основі наявних експериментальних вимірювань. Показано, що коректне застосування кожного з перелічених етапів є необхідною умовою для формування репрезентативного синтетичного набору даних, що адекватно відтворює реальні умови теплогідравлічних випробувань охолоджуваних лопаток. Стаття має методологічний характер і формує відтворювану основу для подальших досліджень із верифікацією на реальних експериментальних даних теплового стану лопаток конкретних ГТД.

Демонстрація запропонованої методології підтвердила її практичну ефективність: навчання гібридної нейронної мережі на сформованому синтетичному наборі даних забезпечує досягнення коефіцієнта детермінації $R^2 > 0{,}99$ та середньої абсолютної похибки прогнозування, що не перевищує 2 % від діапазону робочих температур при рівномірній якості прогнозування по всій висоті пера лопатки. Запропонована методологія є універсальною та може бути адаптована для широкого класу задач моніторингу теплового стану охолоджуваних елементів ГТД шляхом відповідного налаштування математичної моделі теплопередачі та гіперпараметрів навчання нейронної мережі відповідно до конкретних конструктивних та експлуатаційних умов.

REFERENCES

[1] Savushkin, V, Serbin, S. (2025). Vyznachennia temperaturnoho stanu elementiv hazoturbinnoho dvyhuna za dopomohoiu telemetrychnoi systemy [Determination of the gas turbine engine thermal condition elements using a telemetry system]. *Zbirnyk naukovykh prats Natsionalnoho universytetu korablebuduvannia imeni admirala Makarova – Збірник наукових праць Національного університету кораблебудування імені адмірала Макарова*, 2(2025), pp. 104–110 [in Ukrainian].

[2] Shorten, C, Khoshgoftaar, T. (2019). A survey on image data augmentation for deep learning. *Journal of Big Data*, 6:60, pp. 48.

[3] Li, X, Ding, Q, Sun, J-Q. (2018). Remaining useful life estimation in prognostics using deep convolution neural networks. *Reliability Engineering & System Safety*, 2018, v. 172, pp. 1–11.

[4] Chen, C, Chandra, S, Han, Y, Seo, H. (2022) Deep learning-based thermal image analysis for pavement defect detection and classification considering complex pavement conditions. *Remote Sens*, 2022, 14 (106), pp. 17.

[5] Han, J-C, Dutta, S, Ekkad, S. (2013). Gas turbine heat transfer ang cooling technolodgy. *CRC Press Taylor & Francis Group*, 2013, 2, pp. 31–144.

[6] Saxena, A, Simon, D. (2008). Damage propagation modeling for aircraft engine run-to-failure simulation, *Proceedings of the 1st International Conference on Prognostics and Health Management (PHM08)*, 2008, pp. 1–9.

[7] Neupane, S, Jatana, G. S, Lutz, TP, Partridge, W. P. (2023). Development of a multi-spectral pyrometry sensor for high-speed transient surface-temperature measurements in combustion-relevant harsh environments. *Sensors*, 2023, 23(1), pp. 105.

[8] Goodfellow, I, Bengio, Y, Courville, A. (2016). Deep Learning. *MIT Press*, 2016, 800 p.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

[1] Савушкін, В., Сербін, С. (2025). Визначення температурного стану елементів газотурбінного двигуна за допомогою телеметричної системи. *Збірник наукових праць Національного університету кораблебудування імені адмірала Макарова*, 2(2025), С. 104–110.

[2] Shorten, C, Khoshgoftaar, T. (2019). A survey on image data augmentation for deep learning. *Journal of Big Data*, 6:60, pp. 48.

[3] Li, X, Ding, Q, Sun, J-Q. (2018). Remaining useful life estimation in prognostics using deep convolution neural networks. *Reliability Engineering & System Safety*, 2018, v. 172, pp. 1–11.

[4] Chen, C, Chandra, S, Han, Y, Seo, H. (2022) Deep learning-based thermal image analysis for pavement defect detection and classification considering complex pavement conditions. *Remote Sens*, 2022, 14 (106), pp. 17.

[5] Han, J-C, Dutta, S, Ekkad, S. (2013). Gas turbine heat transfer ang cooling technolodgy. *CRC Press Taylor & Francis Group*, 2013, 2, pp. 31–144.

[6] Saxena, A, Simon, D. (2008). Damage propagation modeling for aircraft engine run-to-failure simulation, *Proceedings of the 1st International Conference on Prognostics and Health Management (PHM08)*, 2008, pp. 1–9.

[7] Neupane, S, Jatana, G. S, Lutz, TP, Partridge, W. P. (2023). Development of a multi-spectral pyrometry sensor for high-speed transient surface-temperature measurements in combustion-relevant harsh environments. *Sensors*, 2023, 23(1), pp. 105.

[8] Goodfellow, I, Bengio, Y, Courville, A. (2016). Deep Learning. *MIT Press*, 2016, 800 p.

© Савушкін В. В., Сербін С. І.

Дата першого надходження статті до видання: 24.06.2026
Дата прийняття статті до друку після рецензування: 17.07.2026
Дата публікації (оприлюднення) статті: 02.11.2026



Стаття поширюється на умовах ліцензії відкритого доступу (CC BY 4.0)