

СТУХЛЯК Петро

Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя
<https://orcid.org/0000-0001-9067-5543>

e-mail: stukhlyakpetro@gmail.com

ВЕРБИЦЬКИЙ Олег

Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя
<https://orcid.org/0009-0008-4480-9385>

e-mail: olivermelodia@gmail.com

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА СИСТЕМА ДЛЯ АВТОМАТИЗАЦІЇ ДОСЛІДЖЕНЬ ХАРАКТЕРИСТИК КОМПОЗИТНИХ МАТЕРІАЛІВ НЕЙРОННИМИ МЕРЕЖАМИ

Запропоновано підхід зі створення автоматизованої самонавчальної системи для забезпечення повного циклу розробки та досліджень композитів при обробці вхідних експериментальних даних для прогнозування оптимального складу інгредієнтів матеріалу.

Використання вказаної системи забезпечить високі експлуатаційні характеристики розроблених полімерних епоксикомпозитних матеріалів і покриттів різного функційного призначення на їхній основі для механізмів і машин.

Ключові слова: інтелектуальна система; штучний інтелект; нейронні мережі; глибоке навчання; композитні матеріали; автоматизація досліджень; прогнозування властивостей; обробка експериментальних даних; самонавчання; цифрове матеріалознавство.

STUKHLYAK Petro, VERBYTSKYI Oleh

Ternopil Ivan Puluj National Technical University

INTELLIGENT SYSTEM FOR THE AUTOMATION OF COMPOSITE MATERIAL CHARACTERISTICS RESEARCH USING NEURAL NETWORKS

The development of the scientific and technological sector of Ukrainian industry in the design of mechanisms and machines with improved performance and reduced material and energy consumption necessitates the use of composite materials and coatings based on them. The creation of new polymer-based composites is a promising approach to addressing this challenge. The most effective solution is the development of materials based on an epoxy matrix. This makes it possible to produce epoxy composite coatings on large-scale surfaces with complex geometries.

The development of such materials involves the use of modifiers and fillers of various origins to create multifunctional coatings. During experimental investigations, a significant challenge arises in processing large volumes of experimental data. Traditional approaches based on extensive experimental studies followed by data analysis require considerable time and financial resources. The automation of experimental data processing involves the application of neural network technologies for predicting the properties of composites both at the stage of material development and during their service life.

A comprehensive scientific approach based on the integration of mathematical modeling methods and advanced artificial intelligence architectures enables the planning and processing of experimental data for the construction of highly accurate and interpretable models using deep neural networks. The implementation of the proposed approach will facilitate the creation of self-learning research systems capable of designing composite materials with predetermined properties for modern industrial applications.

Keywords: intelligent system; artificial intelligence; neural networks; deep learning; composite materials; epoxy composites; research automation; material property prediction; experimental data processing; continual learning; digital materials science.

Стаття надійшла до редакції / Received 08.06.2026
Прийнята до друку / Accepted 22.07.2026
Опубліковано / Published 10.09.2026



This is an Open Access article distributed under the terms of the [Creative Commons CC-BY 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

© СТУХЛЯК Петро, ВЕРБИЦЬКИЙ Олег

ПОСТАНОВКА ПРОБЛЕМИ У ЗАГАЛЬНОМУ ВИГЛЯДІ ТА ЇЇ ЗВ'ЯЗОК ІЗ ВАЖЛИВИМИ НАУКОВИМИ ЧИ ПРАКТИЧНИМИ ЗАВДАННЯМИ

Розвиток машинобудівної, автомобільної, авіакосмічної, оборонної та інших галузей промисловості передбачає розробку нових композитних матеріалів із наперед заданими властивостями. Вказане є важливим завданням сучасного матеріалознавства для автоматизації обробки експериментів. Традиційні методи, що базуються на експериментальних дослідженнях з наступною обробкою результатів, вимагають значних часових та фінансових затрат. У зв'язку зі згаданим вище, даний напрямок досліджень є актуальним, що зумовлено постійною потребою прогнозування властивостей досліджуваних об'єктів і необхідністю аналізу та оброблення значних обсягів результатів експериментальних досліджень залежно від багатьох вхідних параметрів, що може бути використано при створенні матеріалів для визначення їхніх властивостей. Ефективним шляхом вирішення вказаної проблеми є використання елементів штучного інтелекту, а саме застосування технологій нейронних мереж для прогнозування властивостей композитів на етапі їхнього розроблення з використанням автоматизації процесу обробки великих масивів експериментальних даних.

Вказаний підхід дозволить створити самонавчальні дослідницькі системи для формування композитів з наперед заданими характеристиками для сучасної промисловості.

АНАЛІЗ ДОСЛІДЖЕНЬ ТА ПУБЛІКАЦІЙ

Розвиток напрямку досліджень в Україні у галузі розроблення складу та структури композитних матеріалів (КМ), особливо на основі полімерів, характеризується переходом від використання класичних аналітичних моделей до методів «інформатики матеріалів» (Materials Informatics).

Застосування багатошарових нейронних мереж для прогнозування міцнісних характеристик композитів та структурних параметрів матриці на основі епоксидних полімерів та наповнювачів є найбільш цікавим з науково-технічної точки зору при створенні КМ. Сучасні дослідження показують, що нейромережеві технології максимально ефективні при виявленні впливу на структуру, і як наслідок, на властивості композитів при їх формуванні. Вказані технології є перспективними при обробці складних нелінійних залежностей, які важко описати традиційними рівняннями механіки суцільних середовищ. [1, 2]. При розробці полімерних композитних матеріалів, у тому числі і на основі епоксидних зв'язувачів слід враховувати велику кількість факторів (вхідних параметрів; тип епоксидного зв'язувача та затверджувача та їх співвідношення, концентрацію наповнювача, його розмір і форму, активність по відношенню до полімерної матриці, режими формування матеріалу у виробі, тощо. Авторами [2-6] доведено ефективність нейромережевої обробки експериментальних даних для більш точного визначення фізико-механічних, триботехнічних та структурних параметрів епоксидних композитів з різними наповнювачами. У даному напрямку досліджень полімерних композитних матеріалів різного функціонального призначення, у тому числі і як пошарових покриттів, методи машинного навчання є найважливішим інструментом для моделювання фізико-хімічних процесів на різних стадіях створення епоксидних композитів для різноманітних механізмів і машин як у вигляді окремих деталей, так і як покриттів різного призначення. Особливо важливим є врахування обмеженої кількості вибірок [6]. Однією з головних проблем використання нейронних мереж є обмежена кількість якісних експериментальних даних. Вказана проблема визначається підходами різних авторів при визначенні одних і тих же характеристик полімерних композитів при використанні різних експериментальних методик, що значно скорочує кількість значимих вибірок. Сучасні автори пропонують стратегії навчання на малих наборах даних (*small datasets*), використовуючи методи регуляризації та трансферного навчання, що дозволяє досягати високої точності навіть при обмеженій кількості натурних випробувань [6]. Такий підхід дозволить автоматизувати аналіз і обробку експериментальних даних на всіх стадіях створення композитних матеріалів. Авторами доведена можливість використання алгоритмів глибокого навчання (*Deep Learning*) для автоматизації обробки результатів досліджень [7-9]. Вказаний підхід є особливо важливим для аналізу складних спектрограмних даних у полімерних системах [5].

Важливим методом при дослідженні властивостей полімерних композитних матеріалів є застосування нейронних мереж з використанням баз експериментальних даних, експертних правил та генетичних алгоритмів. Вказане вище дозволяє не лише прогнозувати властивості, а й розв'язувати зворотну задачу - оптимізацію складу композиту під конкретні технічні вимоги за мінімальною кількістю ітерацій [10-14]. У даному напрямку обробки експериментальних результатів досліджень найбільш перспективним є створення автономних систем, здатних до безперервного донавчання (*Continual Learning*) у процесі надходження нових даних без втручання оператора [15,16]. На жаль сучасними вченими у вказаному напрямку досліджень не приділено достатньо уваги. Тому актуальною проблемою є розробка автоматизованих систем для прогнозування та аналізу фізико-механічних характеристик композитних матеріалів при використанні глибоких нейронних мереж.

ФОРМУЛЮВАННЯ ЦІЛЕЙ СТАТТІ

Метою статті є розроблення підходу зі створення автоматизованої самонавчальної системи, що забезпечила б повний цикл дослідження композитів при обробці вхідних експериментальних даних для прогнозування оптимального складу матеріалу, що забезпечить високі експлуатаційні характеристики для полімерних композитних матеріалів і покриттів різного функційного призначення на їхній основі.

ВИКЛАД ОСНОВНОГО МАТЕРІАЛУ

Для досягнення поставленої мети у роботі застосовано комплексний науковий підхід, що базується на інтеграції методів математичного моделювання, статистичного аналізу та передових архітектур штучного інтелекту. Вказаний підхід дозволяє планувати і обробляти експериментальні дані для побудови високоточних моделей з високим рівнем інтерпретованості при використанні глибоких нейронних мереж. Детальні технічні характеристики конфігурації нейромережі наведено у табл. 1.

Основними складовими методології є:

Нейромережеве моделювання та архітектурні рішення. Основою системи, що працює з експериментальними базами даних є багатошарові нейронні мережі (БШНМ). Використання даних нейронних мереж дозволить з високим ступенем точності встановити вплив складних нелінійних зв'язків між вхідними

параметрами складу (тип матриці, вид наповнювача, їх дисперсність) на вихідні фізико-механічні характеристики епоксидних композитних матеріалів. Авторами [7,8] використана архітектура багатошарового перцептрона (MLP) з 5–12 прихованими шарами і функцією активації ReLU. Вказаний підхід забезпечує високу збіжність алгоритму при прогнозуванні фізико-механічних характеристик епоксикомпозитних матеріалів: міцність, твердість, зносостійкість, модуль пружності, тощо.

Таблиця 1.

Технічні параметри та конфігурація нейромережевих модулів системи

Параметр	Опис та значення	Призначення у системі
Архітектура мережі	Багатошаровий перцептрон (MLP) з елементами ResNet	Забезпечення глибокої екстракції ознак та уникнення проблеми зникаючого градієнта функції втрат
Кількість прихованих шарів	5–12 (адаптивно)	Глибина моделі дозволяє враховувати складні нелінійні взаємодії між компонентами композиту залежно від технологічних факторів
Функція активації	ReLU (для прихованих шарів), Sigmoid/Linear (для виходу)	ReLU забезпечує швидку збіжність, а Linear дозволяє отримувати точні числові значення прогнозов властивостей досліджуваних матеріалів
Алгоритм оптимізації	Adam (Adaptive Moment Estimation)	Динамічне коригування швидкості навчання для кожної ваги, що важливо при неоднорідному розподілі вхідних даних та різних масштабах ознак
Швидкість навчання (Learning Rate)	10^{-3} з дисконтуванням до 10^{-5}	Забезпечує стабільність навчання при наближенні до глобального мінімуму помилки
Метод регуляризації	Dropout (20%) та L2-регуляризація	Запобігання перенавчанню моделі на обмежених вибірках при використанні отриманих експериментальних даних
Функція втрат (Loss Function)	MSE (Mean Squared Error) / MAE	Визначення середньоквадратичної помилки при прогнозуванні фізико-механічних характеристик епоксидних композитів
Обробка даних (Pre-processing)	Min-Max Scaling / Z-score Normalization	Приведення різних фізичних величин до єдиної системи масштабування
Batch Size	32–128 зразків	Система управління використанням пам'яті для прискорення ітерацій навчання у реальному часі

Інтелектуальний пре-процесинг та статистична обробка. Для підвищення точності навчання застосовуються методи нормалізації даних (Min-Max Scaling) та очищення від шумів. Заданий показник точності становить понад 95% при обробці фізико-механічних характеристик епоксикомпозитів. Мінімізується вплив випадкових похибок при використанні вимірювального обладнання, що дозволяє привести різні фізичні характеристики до єдиного обчислювального масштабу.

Гібридний підхід та експертні системи. Реалізовано поєднання БІШМ з базою експертних правил (Expert Rule Base). Вказаний підхід дозволяє нейронним мережам генерувати числові прогнози з наступним фільтруванням відповідно до фундаментальних фізичних обмежень. Наприклад, система автоматично відхиляє варіанти складу, де концентрація наповнювача перевищує критичну межу, що призводить до суттєвого зниження характеристик полімерного композитного матеріалу.

Механізм автоматизованої екстракції ознак (Feature Extraction). Модель самостійно ідентифікує найбільш вагомі чинники впливу на властивості епоксикомпозитного матеріалу після його формування. Вказане вище дозволяє проводити глибокий аналіз результатів із виявленням аномалій у випробуваннях та визначати «чутливість» характеристик композиту до зміни концентрації наповнювача на рівні до 0,1% та інших технологічних параметрів при формуванні матеріалу з врахуванням часу витримки перед використанням, або його додаткової термічної обробки.

Динамічне донавчання (Incremental Learning). Завдяки модульній архітектурі реалізовано метод інкрементального навчання, що дозволяє інтегрувати нові експериментальні результати без необхідності повного перенавчання моделі «з нуля». Це забезпечує актуальність бази знань системи у реальному часі та дозволяє підвищувати точність прогнозів на 10–15% щоквартально при накопиченні нових експериментальних даних.

Реалізація методів, що вказані вище дозволяє автоматизувати аналітичний цикл дослідження матеріалів, забезпечуючи високу швидкість обробки даних (до 5 ГБ/сек) та надійність отриманих характеристик досліджуваних епоксидних матеріалів як у вигляді деталей конструкцій механізмів, так і як покриттів їхніх робочих поверхонь.

РОЗРОБЛЕННЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ З МОЖЛИВІСТЮ САМОНАВЧАННЯ

Запропонована архітектура системи базується на принципі безперервного циклу накопичення і обробок знань. Схема механізму самонавчання реалізована в режимі реального часу і представлена на (рис.1). Вказана структура відображає архітектуру перспективного автоматизованого комплексу, що базується на принципах безперервного машинного навчання (Continual Learning) та інтелектуального аналізу даних.

Застосовуваний програмно-апаратний комплекс використовує результати експериментальних досліджень цифрових моделей для створення замкненого циклу розробки нових епоксикомпозитних матеріалів різного функціонального призначення, що можуть бути впроваджені у вузлах і механізмах технологічного обладнання.

4.1. *Модуль системного моніторингу та продуктивності.* Верхній сегмент схеми (рис.1) ілюструє метрики життєздатності системи. Ключовими показниками є *системна доступність* (на рівні 99.98%) та динаміка навчання нейромереж. Важливим аспектом у даному випадку є графік залежності точності від кількості епох, що демонструє здатність алгоритмів нейромережі до самовдосконалення з ростом обсягу бази експериментальних даних при досягненні швидкості обробки у 5 ГБ/сек.

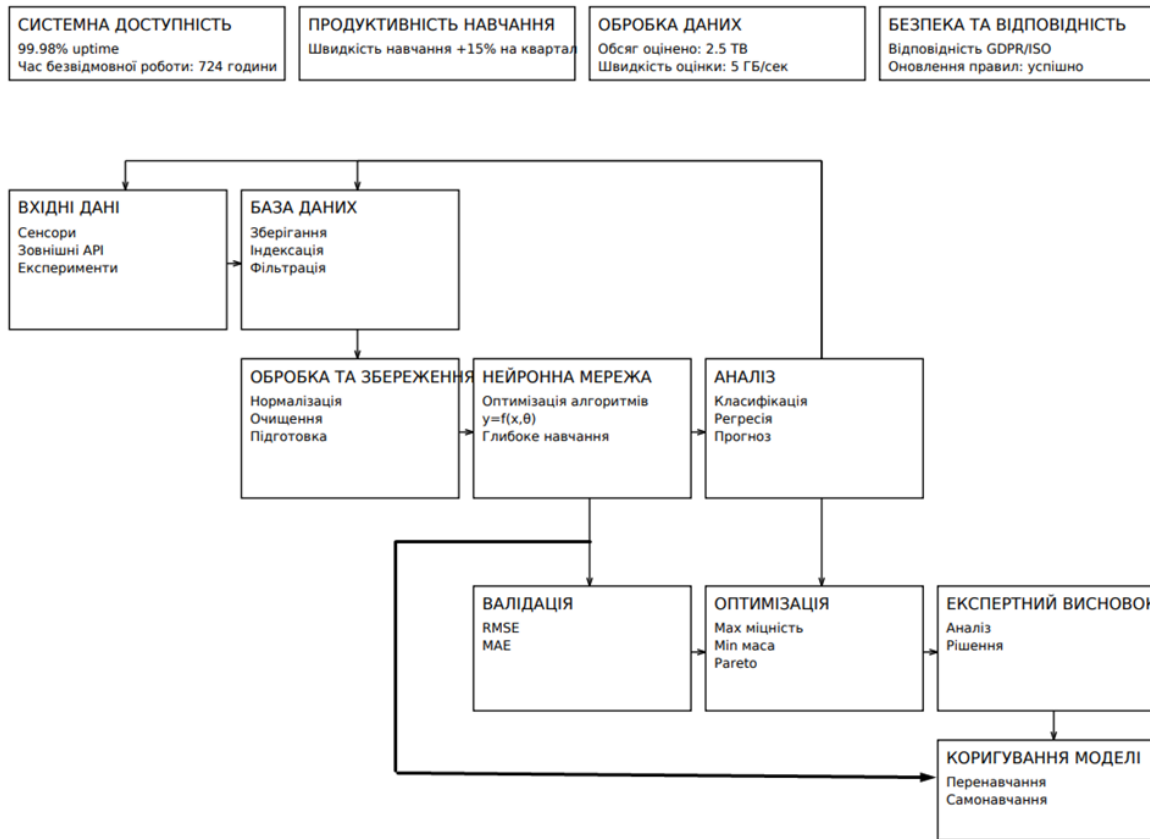


Рис.1. Схема системи самонавчання в реальному часі

4.2. *Модуль збору даних* агрегує інформацію з сенсорів у реальному часі, зовнішніх API та експериментальні дані. Система отримує інформацію з двох основних джерел. Сенсори та IoT-пристрої забезпечують потік даних у реальному часі про стан зразків та умови експерименту. Зовнішні API та бази експериментів дозволяють інтегрувати результати попередніх досліджень для формування первинних масивів великих даних (Big Data).

4.3. *Інтелектуальна структурована база даних* виступає центральним вузлом зберігання даних, що забезпечує автоматичну індексацію, очищення даних від шумів та виділення релевантних ознак. Завдяки системі логування процесів гарантується прозорість і відтворюваність кожного етапу моделювання. Висока продуктивність системи забезпечує обробку даних зі швидкістю до 5 ГБ/с.

4.4. *Ядро самонавчання* представлене у вигляді багаторівневої нейронної мережі, що базується на глибокому навчанні (Deep Learning). Система здатна до «динамічної оцінки», порівнюючи стару та нову моделі для постійної оптимізації точності. Цільове збільшення точності досягали до +15% на квартал.

Процес навчання включає: оптимізацію алгоритмів: використання генетичних підходів та методів глибокого навчання для вилучення ознак (feature extraction) та динамічне оновлення. В останньому випадку дана схема демонструє перехід від «старої моделі» до «нової» без втрати попередніх знань, що розв'язує проблему катастрофічного «забування» в нейромережі.

4.5. *Аналітичний блок* забезпечує багатофакторний аналіз:

класифікація та регресія виконує регресійний аналіз, класифікацію властивостей та видає «Експертний висновок» щодо прогнозування фізико-механічних властивостей композитних матеріалів на основі вхідних параметрів інгредієнтів в матеріалі.

Коригування моделі (Самонавчання) здійснюють за рахунок реалізації зворотного зв'язку, де нові результати прогнозів автоматично верифікуються наступними експериментальними дослідженнями. У даному випадку система коригує власні алгоритми без втручання людини.

ВИСНОВКИ З ДАНОГО ДОСЛІДЖЕННЯ І ПЕРСПЕКТИВИ ПОДАЛЬШИХ РОЗВІДОК У ДАНОМУ НАПРЯМІ

Впровадження запропонованої системи дозволяє досягти наступних результатів.

Скорочення часу на випробування композитів з наступним аналізом і обробкою результатів досліджень. Представлена архітектура дозволяє значно скоротити час на розробку композитів завдяки мінімізації кількості натурних випробувань та автоматизації аналітичних процесів. Нейромережеві технології здатні пропонувати різні підходи під задані вимоги (оптимальна міцність, задане навантаження, економна складова, що враховує співвідношення інгредієнтів в матеріалі, тощо). Автономність передбачає концепцію самонавчання у реальному часі, забезпечуючи життєздатність моделі протягом тривалого часу при накопиченні нових знань. Практична значущість роботи полягає у створенні інструментарію для швидкого виходу нових композитних продуктів на ринок. Технологічність полягає у масштабуванні системи що відповідає сучасним стандартам безпеки даних (GDPR/ISO). Вказане робить її придатною для впровадження у високотехнологічні галузі матеріалознавства.

Незважаючи на високу ефективність запропонованої інтелектуальної системи, існують певні технологічні та методологічні проблеми, які потребують подальшого опрацювання:

До одного із основних питань, що стосуються обробки експериментальних результатів досліджень, є проблема «малих вибірок». Для навчання глибоких нейронних мереж потрібні великі масиви даних, проте експерименти з інноваційними наповнювачами (наприклад, функціоналізованими нанотрубками) часто обмежені невеликими серіями експериментів, що пов'язано як з технологічними, так і з економічними чинниками. У зв'язку з викладеним вище перспективним є впровадження методів Transfer Learning (перенесення знань з однієї моделі на іншу) та синтетичної генерації даних за допомогою генеративно-змагальних мереж (GAN).

Інтерпретованість моделей («Чорна скринька»). Висока точність нейромережевих технологій часто супроводжується низькою прозорістю прийняття рішень. У зв'язку зі згаданим важливим завданням є розвиток Explainable AI (XAI), що дозволить науковцям у галузі матеріалознавства виявити механізми зміни властивостей композитів з врахуванням природи виявлених нейромережею закономірностей для направленої регулювання структурних характеристик, і як наслідок, зміни властивостей композитів.

Синхронізація сенсорів у реальному часі: Як показано на схемі самонавчання, система критично залежить від безперебійного потоку даних. Актуальним є питання оптимізації протоколів передачі даних для мінімізації затримок (latency) при обробці сигналів з тензодатчиків та термічних сенсорів під час активної фази випробувань матеріалів.

Кібербезпека та цілісність даних: Враховуючи стратегічну важливість розробок у сфері нових матеріалів, блок «Безпека та відповідність» потребує інтеграції криптографічних методів захисту баз даних та моделей від зовнішнього зломисного маніпулювання навчальними вибірками (data poisoning attacks).

Врахування впливу деградації матеріалу. Більшість сучасних моделей фокусуються на початкових характеристиках композитів. Перспективним є розвиток прогнозних модулів для оцінки стабільної довговічності композитних матеріалів в умовах дії агресивних середовищ та циклічних навантажень протягом усього життєвого циклу роботи вузла де використовують розроблений матеріал.

Вирішення цих питань дозволить трансформувати концептуальну схему в повноцінний промисловий стандарт цифрового матеріалознавства.

References

1. LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*, 521(7553), 436-444.
2. Danylo Stukhliak, Oleg Totosko, Petro Stukhliak, Oleh Yasniy and Andrii Stanko (2024). Neural networks for processing experimental studies of the modulus of elasticity and hardness of epoxy composites containing Al₂O₃, ZnO and PTFE. *CEUR Workshop Proceedings*, 4057, paper 8. URL: <https://ceur-ws.org/Vol-4057/paper8.pdf>.
3. Stukhliak, P., Yasniy, O., Totosko, O., & Stukhliak, D. (2025). Prediction of Antifriction Characteristics of Epoxyfuran Coatings Using an Artificial Neural Network. B. D. Pavlenko, P. Tryshyn, N. Honchar, & O. Kozlova (Ред.), *Smart Innovations in Energy and Mechanical Systems* (Вип. 1480, с. 219–230). Springer Nature Switzerland. https://doi.org/10.1007/978-3-031-95191-6_21
4. Totosko, O., Stukhliak, P., Stukhliak, D., & Yasniy, O. (2025). Comprehensive Research of Physical and Mechanical Characteristics of Composite Materials Using Neural Networks. *Advances in Materials Science and Engineering*, 2025(1), 9142300. <https://doi.org/10.1155/amse/9142300>
5. Mookherjee, S., et al. (2020). Machine learning in polymer science and technology. *Polymer Reviews*.
6. Zhang, Y., & Ling, C. (2018). A strategy to apply machine learning to small datasets in materials science. *NPJ Computational Materials*.
7. Yasniy, O., Maruschak, P., Mykytyshyn, A., Didych, I., & Tymoshchuk, D. (2025). Artificial intelligence as applied to classifying epoxy composites for aircraft. *Aviation*, 29(1), 22–29. <https://doi.org/10.3846/aviation.2025.23149>
8. Tymoshchuk, D., Didych, I., Yasniy, O., Mykytyshyn, A., Kovtun, V. AutoML TPOT with XAI analysis: optimization and interpretation of a machine learning model for the classification of epoxy composites. *CEUR Workshop Proceedings*, 2025, 4146, pp. 286-295

9. Tymoshchuk, D., Didych, I., Maruschak, P., Yasniy, O., Mykytyshyn, A., & Mytnyk, M. (2025). Machine learning approaches for classification of composite materials. *Modelling*, 6(4), 118. <https://doi.org/10.3390/modelling6040118>
10. Yasniy, O., Tymoshchuk, D., Didych, I., Iasnii, V., & Pasternak, I. (2025). Modelling the properties of shape memory alloys using machine learning methods. *Procedia Structural Integrity*, 68, 132–138. <https://doi.org/10.1016/j.prostr.2025.06.033>
11. Yasniy, O., Tymoshchuk, D., Didych, I., Zoloty, R., & Tymoshchuk, V. (2025). Modeling of shape memory alloys hysteresis behavior considering the loading cycle frequency. *Procedia Structural Integrity*, 72, 188–194. <https://doi.org/10.1016/j.prostr.2025.08.091>
12. Tymoshchuk, D., Yasniy, O., Didych, I., Maruschak, P., & Lapusta, Y. (2026). Prediction of SMA hysteresis behavior: A deep learning approach with explainable AI. *Computers, Materials & Continua*, 1–10. <https://doi.org/10.32604/cmc.2026.077062>
13. Yasniy, O., Didych, I., Tymoshchuk, D., Maruschak, P., & Demchyk, V. (2025). Prediction of structural elements lifetime of titanium alloy using neural network. *Procedia Structural Integrity*, 72, 181–187. <https://doi.org/10.1016/j.prostr.2025.08.090>
14. Yasniy, O., Pasternak, I., Didych, I., Fedak, S., & Tymoshchuk, D. (2023). Methods of jump-like creep modeling of AMg6 aluminum alloy. *Procedia Structural Integrity*, 48, 149–154. <https://doi.org/10.1016/j.prostr.2023.07.141>
15. Yasniy, O., Tymoshchuk, D., Didych, I., Zagorodna, N., & Malyshevska, O. (2024). Modelling of automotive steel fatigue lifetime by machine learning method. *CEUR Workshop Proceedings*, 3896, 165–172.
16. Yashiy, O., Kornichuk, A., Didych, I., Tymoshchuk, D., & Pasternak, I. (2025). Failure criterion for thread-like fibers in a thermoelastic medium. *Procedia Structural Integrity*, 68, 126–131. <https://doi.org/10.1016/j.prostr.2025.06.032>