

УДК 681.5:004.8

Вербицький О. - ст. гр. КАа-12, Завіша І. - ст. гр. КАа-12

*Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя*

## **РОЗРОБКА СИСТЕМИ АВТОМАТИЗАЦІЇ ДЛЯ ОБРОБКИ ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНИХ ДАНИХ НА ОСНОВІ НЕЙРОМЕРЕЖ ДЛЯ АНАЛІЗУ ХАРАКТЕРИСТИК МАТЕРІАЛІВ**

Науковий керівник: д.т.н., професор Стухляк П.Д.

Verbytskyy O, Zavisha I.

*Ternopil Ivan Puluj National Technical University*

## **NEURAL NETWORK-BASED AUTOMATED SYSTEM FOR EXPERIMENTAL DATA PROCESSING AND INVESTIGATION OF MATERIAL PROPERTIES**

Supervisor: Prof. Petro Stukhlyak, D.Sc

Ключові слова: *композитні матеріали, машинне навчання, нейронні мережі, прогнозування властивостей*

Keywords: *composite materials, machine learning, neural networks, property prediction.*

**1. ВСТУП ТА ПОСТАНОВКА ПРОБЛЕМИ.** Сучасний рівень розвитку промисловості України диктує жорсткі вимоги до експлуатаційних характеристик конструкційних матеріалів, в тому числі і на основі полімерів. Основним вектором розвитку є підвищення ресурсоздатності та збільшення міжремонтного періоду агрегатів при одночасному зниженні їх металоємності. Композитні матеріали (КМ) на основі реактопластів, є найбільш перспективними для вирішення поставлених завдань. Проте розробка нових КМ пов'язана з необхідністю обробки колосальних масивів експериментальних даних, отриманих під час випробувань та структурних досліджень. Традиційні статистичні методи часто не здатні виявити складні нелінійні залежності в таких системах, що робить впровадження штучного інтелекту (ШІ) актуальним і необхідним етапом наукового пошуку.

**2. ТЕОРЕТИЧНЕ ОБҐРУНТУВАННЯ ПІДХОДУ ВИКОРИСТАННЯ НЕЙРОМЕРЕЖ.** Нейронні мережі (НМ) моделюють принципи функціонування біологічних нейронів, виступаючи як універсальні апроксиматори функцій. У напрямку дослідження матеріалів НМ дозволяють автоматизувати процес пошуку кореляцій між вхідними параметрами: склад, технологія, вибір полімерної матриці, форма, розмір наповнювачів і модифікаторів та вихідними характеристиками : мехнічна міцність, теплопровідність, зносостійкість, залишкові напруження полімерних композитів. **Математичний апарат функціонування нейрона.** Кожен нейрон у прихованих шарах системи здійснює лінійну комбінацію вхідних сигналів з відповідними ваговими

$$z = \sum_{i=1}^n (w_i \cdot x_i) + b,$$

коефіцієнтами  $w_i$  та додаванням зміщення  $b$ :

В моделі з нелінійністю використовують активаційну функцію  $f(z)$ . У дослідженні виділено найбільш ефективні функції для задач сучасного матеріалознавства: **ReLU**

**(Rectified Linear Unit)** забезпечує швидке навчання глибоких моделей. **Сигмоїда** ефективна для задач класифікації та визначення ймовірностей. **Гіперболічний тангенс (tanh)** моделює складні нелінійні переходи

**3. КЛАСИФІКАЦІЯ ТА АДАПТАЦІЯ АРХІТЕКТУР НМ.** Для обробки експериментальних даних характеристик КМ важливим є обґрунтований вибір конкретних типів архітектур для отримання значимих результатів. **Згорткові НМ (CNN)** використовують для аналізу мікрофотографій, зображень межі поділу фаз у системі «наповнювач – зв’язувач» та деформації зразків. Завдяки шарам згортки та пулінгу (max-pooling), система автоматично виділяє ключові структурні ознаки. **Рекурентні НМ (RNN, LSTM):** Оптимальні для обробки часових послідовностей, наприклад, кінетики структурування або зміни властивостей при тривалому навантаженні. Моделі LSTM вирішують проблему «затухання градієнта», дозволяючи мережі зберігати інформацію про попередні стани системи протягом тривалого часу. **Трансформери:** Використовують механізм «самоуваги» (self-attention), що дозволяє паралельно аналізувати взаємозв’язки між усіма компонентами багатofакторного експерименту одночасно.

**4. МЕТОДОЛОГІЯ НАВЧАННЯ ТА ОПТИМІЗАЦІЇ.** Процес навчання НМ є ітеративним і базується на мінімізації функції витрат (Cost function), яка відображає різницю між прогнозованим та реальним значенням характеристики матеріалу. **Алгоритм зворотного поширення (Backpropagation).** Оновлення вагових коефіцієнтів відбувається через канал зворотного зв’язку за правилом градієнтного

спуску:  $\omega_{\text{new}} = \omega_{\text{old}} - \eta \frac{\partial L}{\partial \omega}$ , де  $\omega_{\text{new}}$  - оновлені ваги нейронів,  $\eta$  — швидкість навчання,  $\frac{\partial L}{\partial \omega}$

а  $\frac{\partial L}{\partial \omega}$  - градієнт функції витрат. Даний підхід дозволяє системі автоматично коригувати внутрішні параметри до моменту досягнення мінімальної похибки. **Подолання проблем навчання.** При роботі з глибокими архітектурами виникають ризики «недонавчання» (underfitting) або «перенавчання» (overfitting). Для стабілізації процесу застосовують **Batch normalization**, що нормалізує внутрішні значення нейронів для прискорення навчання. **Dropout** запобігає випадковому відключенні нейронів під час ітерацій для запобігання надмірній спеціалізації моделі на конкретних прикладах.

**5. ПРАКТИЧНІ РЕЗУЛЬТАТИ ТА ВИСНОВКИ.** Ключовим об’єктом практичного аналізу стали залишкові напруження в епоксикомпозитах. Останні суттєво впливають на адгезію, зносостійкість та загальну довговічність покриттів, їхню експлуатаційну надійність. За допомогою розроблених нейромережевих моделей проаналізовано залежність внутрішніх напружень від двох чинників: товщини покриття (L) та вмісту наповнювача (q). Досліджувалися три типи наповнювачів: Електрокорунд, карбід кремнію, карбід бору. Визначено майбутні напрямки розвитку автоматизованих систем при використанні нейронних мереж для розробки і прогнозування полімерних композитних матеріалів з наперед заданими характеристиками.