

УДК 539.42, 004.032.26,

О. Ясній^{1, 2}, д.т.н., проф., В. Ясній¹, д.т.н., доц., О. Малишевська³, д.б.н., доц.,
І.Дідич¹

¹Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, Україна.

²Краківський технологічний університет, Польща

³Івано-Франківський національний медичний університет, Україна

МОДЕЛЮВАННЯ ФУНКЦІОНАЛЬНИХ ВЛАСТИВОСТЕЙ ПСЕВДОПРУЖНИХ СПЛАВІВ З ПАМ'ЯТТЮ ФОРМИ МЕТОДАМИ МАШИННОГО НАВЧАННЯ

О. Yasniy^{1,2}, Dr. Science, Prof., V. Yasniy¹, Dr. Science, Assoc. Prof., O. Malyshevskaya²,
Dr. Science, Assoc. Prof., I. Didych¹

¹Ternopil Ivan Puluj National Technical University, Ukraine,

²Cracow University of Technology, Poland,

³Ivano-Frankivsk National Medical University, Ukraine

MODELING OF FUNCTIONAL PROPERTIES OF PSEUDOELASTIC SHAPE MEMORY ALLOYS BY METHODS OF MACHINE LEARNING

Abstract. There were predicted the functional properties of pseudoelastic alloy by machine learning methods, namely, the dependence of the dissipated energy and the strain range of NiTi alloy on the number of loading cycles. The obtained results are in good agreement with the experimental data. It was found that the random forests method gives the lowest prediction error of 3,9% and 7% in the test set of W_d-N and $\Delta\varepsilon-N$ dependences, respectively.

Сплави з пам'яттю форми (СПФ) - функціональні матеріали, яким властиві ефекти пам'яті форми та надпружність [1-3]. Завдяки цим властивостям застосування таких матеріалів є надзвичайно важливим у таких галузях науки і техніки як медицина, біоінженерія, машинобудування, будівництво тощо.

Під час експлуатації відповідальні елементи конструкцій піддаються циклічному навантаженню, часто зі змінною амплітудою, що призводить до передчасної втрати функціональних властивостей та їх руйнуванню. В свою чергу, для оцінки міцності та довговічності елементів конструкцій важливо вміти моделювати функціональні властивості матеріалу. Таку задачу можна ефективно розв'язувати методами машинного навчання, зокрема, застосовуючи нейронні мережі та випадкові ліси [4-6].

Мета дослідження – змоделювати залежності розсіяної енергії та розмаху деформації NiTi сплаву від кількості циклів навантаження.

Одним із методів машинного навчання, котрим моделюють дані, є нейронні мережі. Зокрема, структура нейронних мереж тісно пов'язана із застосуванням алгоритмів навчання. Тому для досягнення гарної продуктивності досить часто застосовують навчання з учителем, під яким розуміють цільовий вихід, який відповідає певним вхідним сигналам.

Метод випадкових лісів здатний ефективно обробляти дані. Він складається з довільної кількості простих дерев. Зокрема, алгоритм будує множину дерев прийняття рішень, і потім усереднює результати їх передбачень.

Функціональні властивості моделювали за експериментальними даними, отриманими для NiTi сплаву у статті [7]. У процесі навчання масив даних розділили на дві нерівні частини – навчальну та тестову вибірки. Вибірка містила 719 елементів, з яких 70% вибрали випадково для навчальної вибірки, а 30% залишили, щоб оцінити якість прогнозування. Для моделювання залежності розсіяної енергії від кількості

циклів навантаження вхідним параметром слугувала розсіяна енергія W_d , тоді як кількість циклів N розглядали як вихідний параметр. Зокрема, вибірка для прогнозування розмаху деформації NiTi сплаву від кількості циклів навантаження містила 760 елементів. Тут, вхідним параметром обрали розмах деформації $\Delta\varepsilon$, а кількість циклів N - як вихідний параметр.

Залежності розсіяної енергії за цикл від кількості циклів навантаження подано на рис. 1.

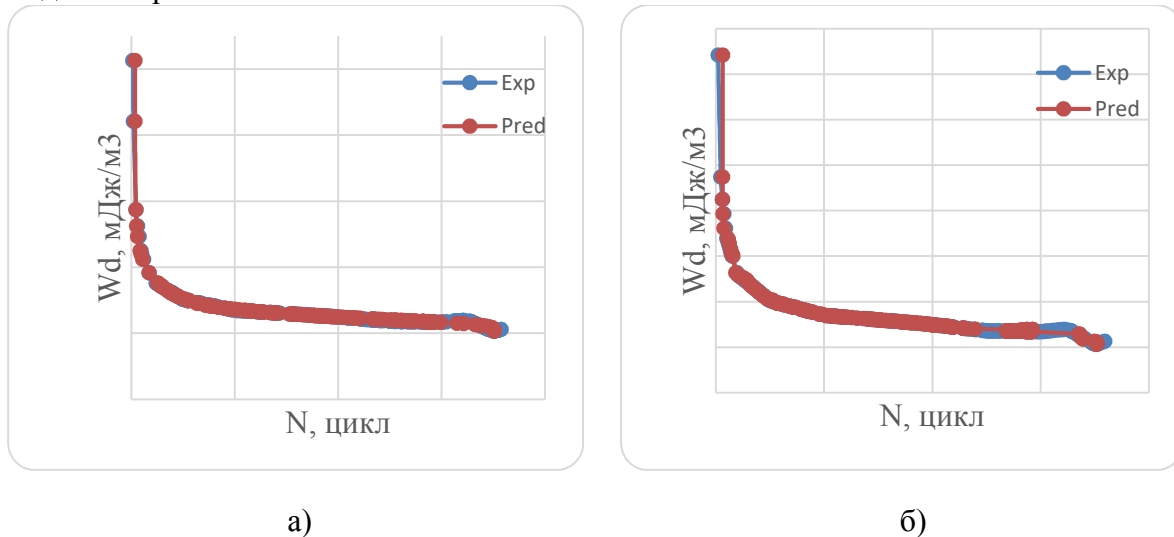


Рис. 1. Прогнозовані та експериментальні залежності розсіяної енергії NiTi сплаву від кількості циклів навантаження, одержані методом нейронних мереж (а) та випадкових лісів (б)

Похибка методу випадкових лісів для тестової вибірки становить 3,9%, тоді як похибка методу нейронних мереж 5,5%.

Залежності розмаху деформації нітинолу від кількості циклів навантаження показано на рис. 2.

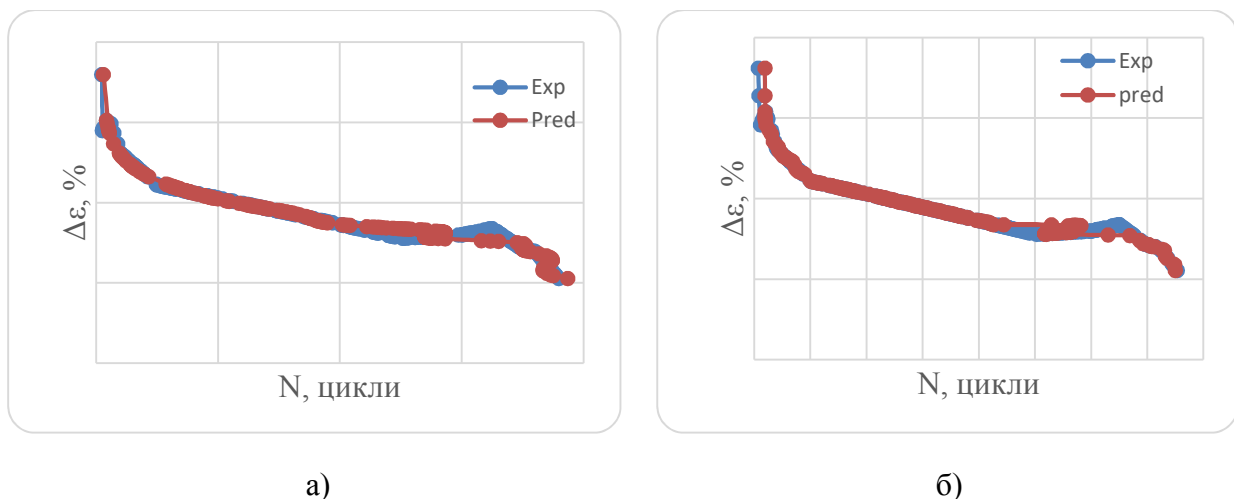


Рис. 2. Прогнозовані та експериментальні залежності розмаху деформації NiTi сплаву від кількості циклів навантаження, одержані методом нейронних мереж (а) та випадкових лісів (б)

Похибка методу випадкових лісів для тестової вибірки становить 7%, а для нейронних мереж – 7,5%. Параметри моделей машинного навчання наведено у табл. 1-2.

Табл. 1. Параметри нейронних мереж

Залежності	Ім'я мережі	Алгоритм навчання	Функція помилки	Функція прихованої активації	Функція вихідної активації
$W_d - N$	MLP 1-4-1	BFGS	SOS	Тангенціальна	Експоненційна
$\Delta\varepsilon - N$	MLP 1-8-1	BFGS	SOS	Тангенціальна	Тангенціальна

Табл. 2. Параметри випадкових лісів

Залежності	Кількість дерев
$W_d - N$	520
$\Delta\varepsilon - N$	1000

Отримані результати добре узгоджуються з експериментальними даними. Методи машинного навчання, зокрема, нейронні мережі та випадкові ліси є потужним інструментом, котрим можна оцінити фундаментальні властивості NiTi сплаву. Найменшу похибку (3,9 і 7%) отримано методом випадкових лісів у всіх тестових вибірках.

Література.

1. Онишко О. С. Моделювання фізико-хімічної поведінки тіл, виготовлених зі сплавів з пам'яттю форми, за наявності електричного поля // Фіз.-хім. механіка матеріалів. – 2017. – **53**, № 4. – С. 107–111.

(Onyshko O. S. Modeling of the physicochemical behavior of bodies made of alloys with shape memory in the presence of electric fields // Materials Science. – 2018. – **53**, № 4. – P. 541–547.)

2. Ma H. and Cho C. Feasibility study on a superelastic SMA damper with re-centring capability // Mater. Sci. Eng. A. Elsevier. – 2008. – 473, № 1–2. – P. 290–296.

3. Calculation of constructive parameters of SMA damper / P. Yasniy, M. Kolisnyk, O. Kononchuk, and V. Iasnii // Sci. J. TNTU. – 2017. – **88**, № 4. – P. 7–15.

4. Прогнозування діаграм втомного руйнування алюмінієвого сплаву D16T методами машинного навчання / О. П. Ясній, О. А. Пастух, Ю. І. Пиндус, Н. С. Луцик, І. С. Дідич // Фіз.-хім. механіка матеріалів. – 2018. – **54**, № 3. – С. 43–48.

O. P. Yasniy, O. A. Pastukh, Yu. I. Pyndus, N. S. Lutsyk, I. S. Didych: Prediction of the Diagrams of Fatigue Fracture of D16T Aluminum Alloy by the Methods of Machine Learning, Materials Science, 3(**54**), 2018, 333 – 338.

5. O. Yasniy, I. Didych, Yu. Lapusta: Prediction of fatigue crack growth diagrams by methods of machine learning under constant amplitude loading, Acta Metallurgica Slovaca, **26**(1), 2020, 31 –33.

6. Oleh Yasniy, Iryna Didych, Sergiy Fedak, Yuri Lapusta. Modeling of AMg6 aluminum alloy jump-like deformation properties by machine learning methods, Procedia Structural Integrity, **28**, 2020, 1392–1398.

7. Volodymyr Iasnii, Petro Yasniy. Degradation of functional properties of pseudoelastic NiTi alloy under cyclic loading: an experimental study, Acta mechanica et automatica, **13**(2), 2019, 95-100.