

УДК 691.175.3

© А. И. Валиев, аспирант

© А. М. Сулейманов, д-р техн. наук, профессор

(Казанский государственный

архитектурно-строительный университет,

Казань, Россия)

E-mail: tatcomposite@mail.ru, sulejmanov@kgasu.ru

DOI 10.23968/1999-5571-2024-21-1-48-56

© А. И. Valiev, post-graduate student

© А. М. Sulejmanov, Dr. Sci. Tech., Professor

(Kazan State University of Architecture

and Civil Engineering,

Kazan, Russia)

E-mail: tatcomposite@mail.ru, sulejmanov@kgasu.ru

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ УПРУГО-МЕХАНИЧЕСКИХ СВОЙСТВ ГИБРИДНЫХ ПОЛИМЕРНЫХ КОМПОЗИТОВ ПРИ ИЗГИБЕ НА ОСНОВЕ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

PREDICTION OF ELASTIC-MECHANICAL PROPERTIES OF HYBRID POLYMER COMPOSITES AT BENDING ON THE BASIS OF ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

Приведены результаты исследований конечно-элементного моделирования упруго-механических свойств полимерных композитов на основе волокнистых наполнителей из угле- и стекловолокон и эпоксидного связующего по трехточечной схеме нагружения. Численные эксперименты проведены для образцов, имеющих разную толщину, градиентное и симметричное относительно срединной плоскости содержание волокнистых наполнителей в сжатой и растянутой зонах при различных отношениях расстояния между опорами к толщине, проведена оценка стоимости композита. Изучено различное содержание и расположение волокнистых наполнителей на упруго-механические свойства образцов. Для прогнозирования предельной нагрузки при допустимом прогибе использована методика моделирования на основе искусственных нейронных сетей.

Ключевые слова: стеклопластик, углепластик, гибрид, упруго-механические свойства, прогнозирование, искусственная нейронная сеть.

The paper submits the results of finite element modeling of elastic-mechanical properties of polymer composites based on fibrous fillers of carbon and glass fibers and epoxy binder under a three-point loading scheme. Numerical experiments were carried out for samples with variable thickness and gradient and symmetric with respect to the median plane content of fiber fillers in the compressed and tensile zones taking into account the different ratios of the distance between supports to thickness. There was estimated the cost of the composite. There was studied the impact of variable content and placement of fiber fillers on elastic-mechanical properties of samples. To predict the ultimate load at the allowable deflection, there was used a modeling technique based on artificial neural networks.

Keywords: fiberglass, carbon fiber, hybrid, elastic-mechanical properties, prediction, artificial neural network.

Введение

Повышение эффективности конструкций, материалов, изделий неразрывно связано с внедрением новых конструкционных полимерных материалов высокой удельной прочности и жесткости. Основной же прин-

цип создания полимерных материалов нового поколения реализуется парадигмой единства «материал – технология – конструкция» [1].

Объем рынка полимерных композиционных материалов увеличивается с каждым

годом, по оценке экспертов, объем мирового рынка к 2029 г. вырастет до 17,24 млн тонн [2]. С ростом строительных объемов и необходимостью широкого внедрения полимерных композитов повышаются и требования к ним. Одним из основных факторов, сдерживающих внедрение полимерных композитов в ответственных конструкциях, таких как пешеходные мостовые сооружения, является достижение предельных деформаций элементов конструкций, устанавливаемых исходя из технологических, конструктивных, эстетико-психологических требований по ГОСТ 27751-2014¹ и СП 20.13330.2016². Решить данную проблему возможно за счет оптимизации сечений полимерных композитов с последующей разработкой гибридных (с оптимальным содержанием слоев различных типов) наполнителей в едином связующем.

Полимерные композиты имеют анизотропию механических свойств как всего материала, так и каждого его слоя. Рациональное же расположение слоев позволяет увеличить прочность и жесткость [3]. Основные механические характеристики полимерных композитов определяются при воздействии нагрузок растяжения, сжатия, сдвига. При испытании на изгиб появляется нагрузка, которая возникает из комбинации всех трех режимов нагружения. Общий прогиб при этом будет составлять сумму прогиба от изгибающего момента и от прогиба от сдвига под действием поперечной силы [4].

Расчет композитных материалов выполняются на основе физического моделирования с использованием метода конечных элементов и др. [5]. Прогнозирование упруго-механических свойств гибридных полимерных композитов возможно моделированием на основе различных методик, таких как ге-

нетические алгоритмы, искусственные нейронные сети, алгоритмы случайного леса, повышения градиента и др., которые ускоряют разработку конструкционных материалов [6]. Искусственные нейронные сети (ИНС) позволяют анализировать большое количество информации, изучать, выявлять латентные связи и корреляцию между входными и выходными данными [7]. Для разработки материалов с прогнозированием их жесткости и прочности формулировки ИНС просты в исполнении, имеют малые ошибки, что делает ИНС предпочтительными для прогнозирования [8, 9].

За последнее десятилетие выполнено большое количество работ с применением машинного обучения для прогнозирования физико-механических свойств полимерных композиционных материалов [10–15], алгоритмы машинного обучения демонстрируют потенциал с точки зрения прогнозирования свойств от микроуровня до макроуровня, их совместную корреляцию, улучшая численное моделирование, ускоряя разработку новых эффективных конструкционных материалов [16–20].

Целью исследования является численный расчет балок из полимерных композитов, в том числе гибридных, подвергнутых трехточечному изгибу, обладающих различными геометрическими характеристиками (толщиной, расположением волокон) и рецептурой (различные виды волокон), с последующим созданием искусственной нейронной сети для прогнозирования упруго-механических свойств таких композитов.

Методы

Для численного моделирования напряженно-деформированного состояния полимерных композитов, подвергнутых изгибу, рассмотрены следующие композиты:

1. Пластина из стеклопластика (рис. 1, а);
2. Гибридная пластина из угле-, стеклопластика с симметричной толщиной углепластика относительно нейтральной оси (рис. 1, б);

¹ ГОСТ 27751-2014. Надежность строительных конструкций и оснований. Основные положения. М.: Стандартинформ, 2015. 16 с.

² СП 20.13330.2016. Нагрузки и воздействия. Актуализированная редакция СНиП 2.01.07-85*. М.: Стандартинформ, 2018. 95 с.

3. Пластина из углепластика (рис. 1, в).

На рис. 2 представлена гибридная пластина, где t — общая толщина пластины, мм; $t_{1,1}$ — толщина углепластика в сжатой зоне, мм; $t_{1,2}$ — толщина стеклопластика в сжатой зоне, мм; $t_{2,1}$ — толщина стеклопластика в растянутой зоне, мм; $t_{2,2}$ — толщина углепластика в растянутой зоне, мм; l — пролет, мм; F, H — нагрузка; f — прогиб, мм; толщина монослоя пластины принята равной 0,25 мм. Общая толщина пластины для расчета принята 2, 4 и 6 мм. Пролет l принят по стандартному соотношению толщины пластины к длине (1:32) по ГОСТ 57866–2017 (рис. 2).

Стоимость C , руб., рассчитывалась на основе данных из открытых источников.

Для гибридных пластин приняты следующие допущения:

- 1) структура полимерных композитов симметрична относительно срединной плоскости;
- 2) слои деформируются совместно и линейно;
- 3) в структуре полимерного композита отсутствуют дефекты и поры;
- 4) соотношение «волокно–матрица» — 60 : 40.

Расчет балок из полимерных композитов выполнен в ПК «ANSYS 2020 R2». Конечно-элементная модель балки при трехточечной схеме нагружения представлена на рис. 3. Тип конечного элемента «SOLID 186».

Физико-механические характеристики для полимерных композитов приняты согласно библиотеке данных ПК «ANSYS 2020 R2»:

- для углепластика — Epoxy Carbon UD (230 GPa) Prepreg (табл. 1);
- для стеклопластика — Epoxy E-Glass UD (табл. 1);
- для материала опор — Structural Steel.

ИНС выполнена в ПК «Matlab V.R2016a» с помощью инструмента «nnstar». Инструмент «nftool» использует нормированные значения в диапазоне $[-1; 1]$, поэтому перед обучением ИНС результаты значения входных/выходных данных нормализуются/денормализуются. Архитектура ИНС по прогнозированию упруго-механических свойств полимерных композитов представлена на рис. 4.

В архитектуре ИНС на входном уровне имеется семь узлов, соответствующих семи факторам прогнозирования, десяти слоям



Рис. 1. Рассматриваемые варианты пластин для численного моделирования НДС:
а — пластина из стеклопластика; б — гибридная пластина; в — пластина из углепластика

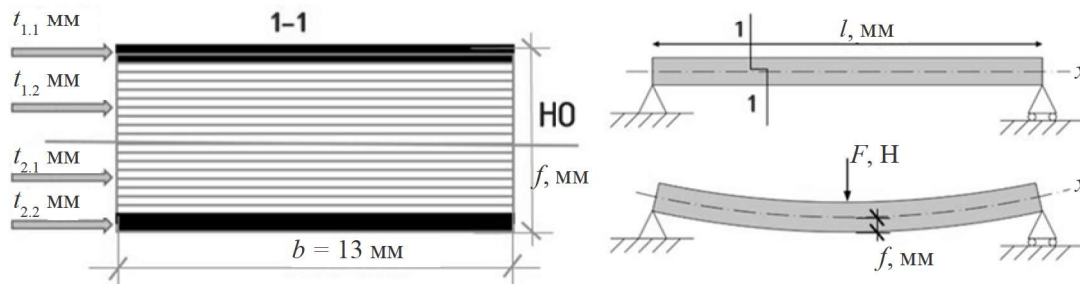


Рис. 2. Гибридная пластина

Физико-механические свойства полимерных композитов

Композиты	E_1 , ГПа	E_2 , ГПа	G_{12} , ГПа	ν_{12}	ν_{21}	X_{1p} , МПа	X_{1c} , МПа	X_{2p} , МПа	X_{2c} , МПа	$T_{1,2}$, МПа
Углепластик	121	8,6	4,7	0,27	0,4	2230	1082	29	100	60
Стеклопластик	45	10	5	0,3	0,4	1100	675	35	120	80

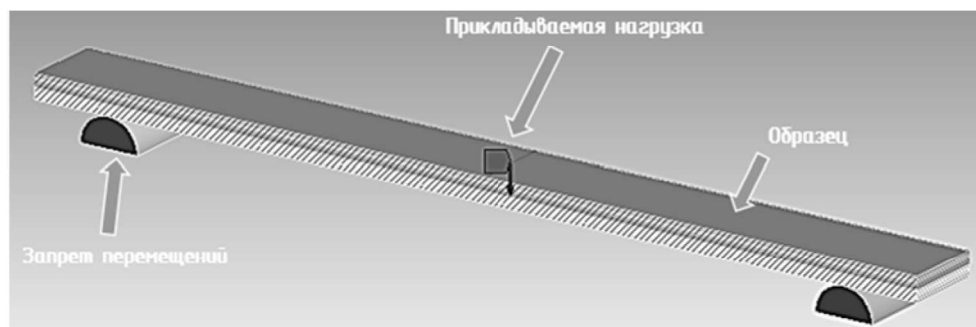


Рис. 3. Конечно-элементная модель полимерной композитной балки при трехточечной схеме нагружения в ПК «ANSYS 2020 R2»

в скрытом слое и двум в выходном слое, соответствующим допустимой нагрузке и прогибу ($l/120$) согласно ГОСТ 27751–2014 и СП 20.13330.2016.

Для ИНС база данных разделена на три части: обучающую, контрольную и тестирование. При этом 15 % результатов численных исследований использовались для тестирования, еще 15 % — для контроля, а остальные 70 % — для обучения. Тестовая база использовалась для наблюдения за повторяемостью и надежностью предлагаемой модели ИНС, контроль способствовал снижению риска возникновения переобучения сети, база данных обучения применялась для разработки модели прогнозирования.

Расчет выполнен по алгоритму Левенберга-Марквардта (LM), который увеличивает скорость обучения ИНС. Количество выполненных численных испытаний — 27.

Результаты и обсуждение

Параметры входных/выходных данных композитов по исходным данным, расчету в ПК «ANSYS 2020 R2» приведены в табл. 2. По нагрузке F при допустимом прогибе f вычисляется значение модуля упругости E , на-

пряжения крайних волокон σ , деформации крайних волокон ϵ по ГОСТ Р 57866–2017.

Адекватность результатов численного конечно-элементного моделирования подтверждена данными натурных испытаний композитов, изготовленных методом вакуумной инфузии [21].

На рис. 5 приведены зависимости $F/(t_{1,1}=t_{2,2})$ с построением уравнений регрессий. Анализ графиков показал, что высокая эффективность материала в части увеличения допустимой нагрузки по допустимому прогибу с относительно небольшим удорожанием при симметричном увеличении толщины слоя углепластика относительно нейтральной оси достигается уже при $t_{1,1} = t_{2,2} = 0,25$ мм и предполагает увеличение допустимой нагрузки для $t = 2$ мм в 59,7, для $t = 4$ мм — 30,35, для $t = 6$ мм — 20,57 раз.

Результаты обучения сети и регрессионный анализ модели представлены на рис. 6. Максимальная ошибка при проверке промежуточных значений (при $t = 3$ мм) с повторным численным моделированием в ПК «ANSYS 2020 R2» по отношению к результатам обучения ИНС при количестве

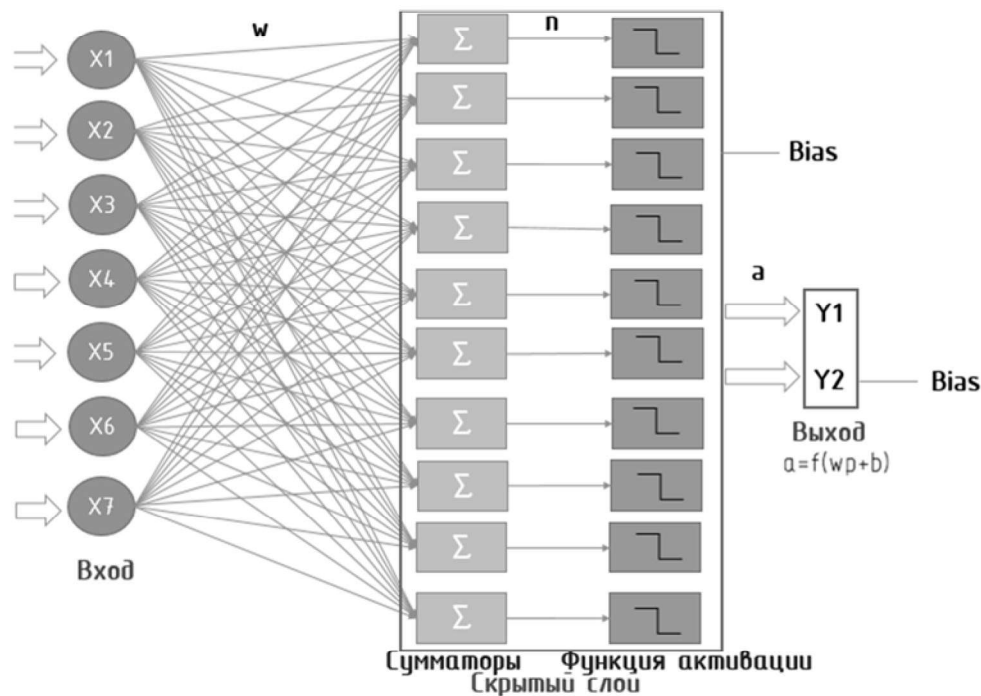


Рис. 4. Архитектура ИНС

вводимых параметров входных и выходных данных в количестве 14 (для $t = 2$ и 4 мм) составила не более 20 %; для промежуточных значений (при $t = 3$ и 5 мм) с переобучением ИНС при количестве вводимых параметров входных и выходных данных в количестве 27 (для $t = 2, 4, 6$ мм) составила не более 15 %. Уже в первом приближении получен высокий уровень прогнозирования, что указывает на перспективность применения ИНС для разработки полимерных композитов с минимальными затратами времени и ресурсов. Для достижения большей точности модели ИНС необходимо увеличение количества параметров входных и выходных данных для обучения ИНС с применением различных алгоритмов.

Выводы

1. Выполнено адекватное численное конечно-элементное моделирование гибридных полимерных композитов для различных композитов, имеющих разную толщину, различное, симметричное относительно срединной плоскости содержание волокнистых

наполнителей в сжатой и растянутой зонах, при различных отношениях расстояния между опорами к толщине; проведена оценка стоимости образцов. Выполнен анализ по эффективности материала в части увеличения допускаемой нагрузки по допустимому прогибу. Показано, что высокая эффективность материала при симметричном увеличении толщины слоя углепластика относительно нейтральной оси достигается уже при $t_{1,1} = t_{2,2} = 0,25$ мм и предполагает увеличение допускаемой нагрузки для $t = 2$ мм в 59,7, для $t = 4$ мм — 30,35, для $t = 6$ мм — 20,57 раз.

2. Разработана ИНС по прогнозированию упруго-механических свойств гибридных полимерных композитов при изгибе, позволяющая сократить продолжительность и затраты на разработку материала. В первом приближении получен высокий уровень прогнозирования, максимальная ошибка при прогнозировании промежуточных значений составляет не более 20 %. Повышение точности прогнозирования упруго-механических свойств гибридных полимерных компози-

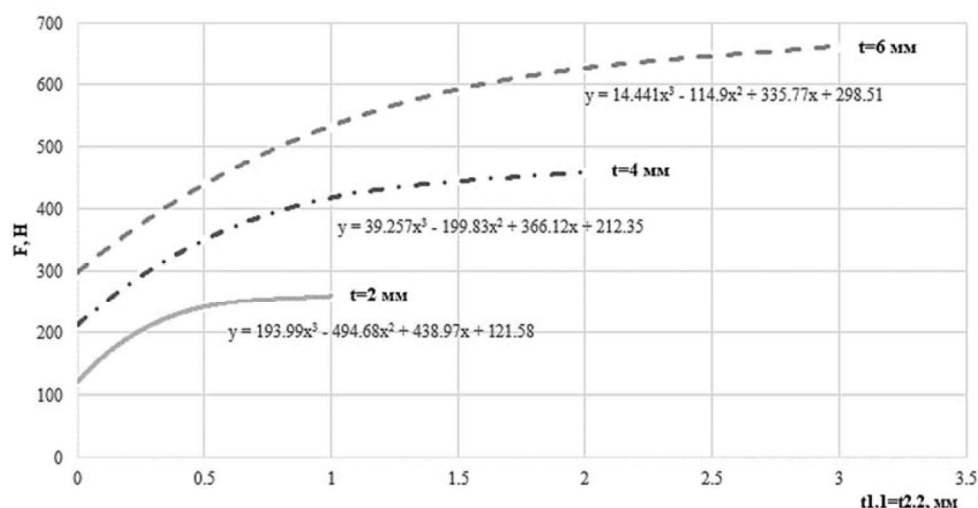


Рис. 5. Графики зависимостей $F/(t_{1,1} = t_{2,2})$

Таблица 2

Параметры входных/выходных композитов

№	Выходные данные		Входные данные				
	F, Н	f, мм	t, мм	$t_{1,1} = t_{2,2}$, мм	$t_{1,2} = t_{2,1}$, мм	l, мм	C, руб.
ИНС	Y1	Y2	X1	X2 = X5	X3 = X4	X6	X7
1	121,39	0,53	2	0	1	64	0,14
2	204,18			0,25	0,75		8,33
3	240,53			0,5	0,5		16,51
4	255,13			0,75	0,25		24,70
5	259,68			1	0		32,89
6	210,29	1,07	4	0	2	128	0,56
7	295,78			0,25	1,75		16,93
8	350,80			0,5	1,5		33,31
9	389,32			0,75	1,25		49,68
10	416,11			1	1		66,06
11	434,17			1,25	0,75		82,43
12	445,80			1,5	0,5		98,81
13	453,11			1,75	0,25		115,18
14	458,05	1,60	6	2	0	192	131,56
15	295,15			0	3		1,26
16	378,92			0,25	2,75		25,82
17	442,05			0,5	2,5		50,38
18	492,26			0,75	2,25		74,94
19	532,64			1	2		99,51
20	564,99			1,25	1,75		124,07
21	590,69			1,5	1,5		148,63
22	610,83			1,75	1,25		173,19
23	626,35			2	1		197,76
24	638,19			2,25	0,75		222,32
25	647,14			2,5	0,5		246,88
26	654,08			2,75	0,25		271,45
27	659,85	3	0	296,01			

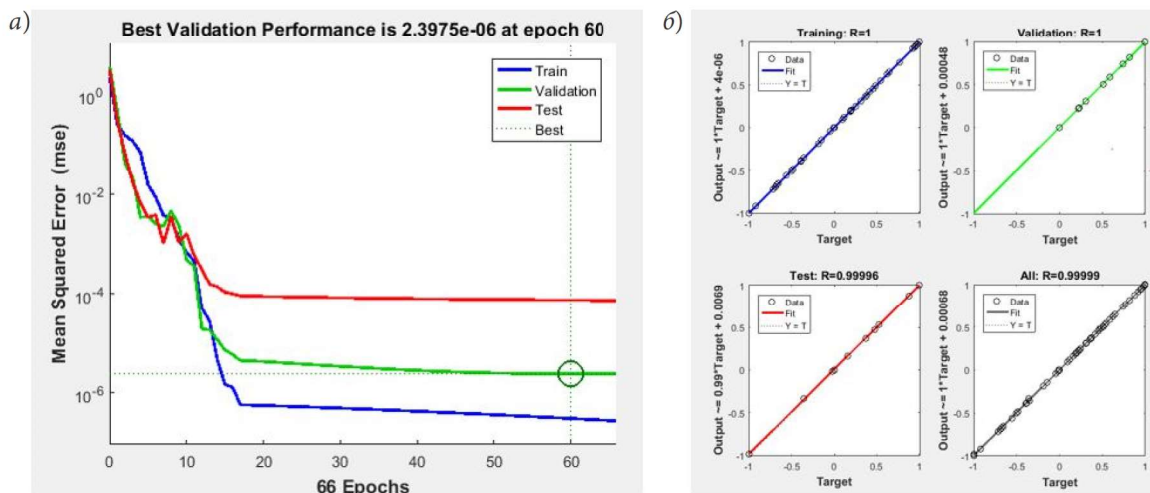


Рис. 6. Результаты обучения ИНС: а — результаты обучения сети; б — регрессионный анализ модели

тов возможно только посредством увеличения количества данных для обучения искусственной нейронной сети.

Библиографический список

1. Каблов Е. Н. Роль фундаментальных исследований при создании материалов нового поколения // Тез. докладов XXI Менделеевского съезда по общей и прикладной химии. В 6 т. Т. 4. СПб., 2019. С. 24.
2. Composites Market – Global Industry Analysis and Forecast (2022–2029) // Maximize market research: URL: <https://www.maximizemarketresearch.com/marketreport/global-composites-market/34243/> (дата обращения: 10.07.2023).
3. Zheng Y., Guo Z. Investigation of joint behavior of disk-lock and cuplock steel tubular scaffold // Journal of Constructional Steel Research. 2021. V. 177. DOI 10.1016/J.JCSR.2020.106415.
4. Каюмов Р. А., Тазюков Б. Ф., Мухамедова И. З., Шакирзянов Ф. Р. Большие прогибы вязкоупругих панелей // Известия вузов. Математика. 2019. № 11. С. 80–86.
5. Baran I., Cinar K., Ersoy N., Akkerman R., Hattel J. H. A Review on the Mechanical Modeling of Composite Manufacturing Processes. Arch. Comput. Methods Eng., 2016. No. 24. Pp. 365–395.
6. Chen C.-T., Gu G. X. Machine learning for composite materials. MRS Commun. 2019. No 9. Pp. 556–566.
7. Ramprasad R., Batra R., Pilania G., Mannodi-Kanakkithodi A., Kim C. Machine learning in materials informatics: Recent applications and prospects. NPJ Comput. Mater., 2017. No 3, 1 p.
8. Николукин А. Н. Анализ моделей прочности сцепления корродированной арматуры в железобетонных элементах на основе искусственных нейронных сетей и генетических алгоритмов // Фундаментальные, поисковые и прикладные исследования РААСН по научному обеспечению развития архитектуры, градостроительства и строительной отрасли Российской Федерации в 2018 году: сб. науч. тр. РААСН; Российская академия архитектуры и строительных наук (РААСН). Т. 2. М., 2019. С. 630–640.
9. Karamov R., Akhatov I., Sergeichev I. V. Prediction of Fracture Toughness of Pultruded Composites Based on Supervised Machine Learning. Polymers 2022, 14, 3619. URL: <https://doi.org/10.3390/polym14173619>
10. Nwankpa C., Ijomah W., Gachagan A., Marshall S. Activation Functions: Comparison of trends in Practice and Research for Deep Learning // 2nd International Conference on Computational Sciences and Technologies. 2020. Pp. 124–133.
11. Ye S., Li B., Li Q., Zhao H.-P., Feng X.-Q. Deep neural network method for predicting the mechanical properties of composites. Appl. Phys. Lett., 2019. No 115, 161901.
12. Yang C., Kim Y., Ryu S., Gu G. X. Prediction of composite microstructure stress-strain curves using convolutional neural networks. Mater. Des., 2020. No 189, 108509.
13. Qi Z., Zhang N., Liu Y., Chen W. Prediction of mechanical properties of carbon fiber based on cross-scale FEM and machine learning. Compos. Struct., 2019. No 212. Pp. 199–206.
14. Shirvanimoghaddam K., Khayyam H., Abdizadeh H., Akbari M. K., Pakseresht A., Ghasali E., Naebe M. Boron carbide reinforced aluminium matrix composite: Physical,

mechanical characterization and mathematical modelling. *Mater. Sci. Eng.*, 2016. No 658. Pp. 135–149.

15. Li X., Liu Z., Cui S., Luo C., Li C., Zhuang Z. Predicting the effective mechanical property of heterogeneous materials by image based modeling and deep learning. *Comput. Methods Appl. Mech. Eng.*, 2019. No 347. Pp. 735–753.

16. Almeida-Fernandes L., Silvestre N., Correia J. R., Arruda M. Fracture toughness-based models for damage simulation of pultruded GFRP materials. *Compos. Part B Eng.*, 2020. No 186. 107818.

17. Fernandes L. A., Silvestre N., Correia J. R. Characterization of transverse fracture properties of pultruded GFRP material in tension. *Compos. Part B Eng.*, 2019. No 175. 107095.

18. Vedernikov A., Safonov A., Tucci F., Carlone P., Akhatov I. Pultruded materials and structures: A review. *J. Compos. Mater.*, 2020. No 54. Pp. 4081–4117.

19. Song L., Meng S., Xu C., Fang G., Yang Q. Finite element-based phase-field simulation of interfacial damage in unidirectional composite under transverse tension. *Model. Simul. Mater. Sci. Eng.*, 2019. No 27. 55011.

20. Gu G. X., Chen C.-T., Buehler M. J. De novo composite design based on machine learning algorithm. *Extrem. Mech. Lett.*, 2018. No 18. Pp. 19–28.

21. Валиев А. И., Шакирзянов Ф. Р., Сулейманов А. М., Низамов Р. К. Оценка напряженно-деформированного состояния гибридных полимерных композитов, изготовленных методом вакуумной инфузии // Известия КГАСУ. 2023. № 4 (66). С. 241–254.

References

1. Kablov E. N. *Roľ fundamental'nykh issledovaniy pri sozdanii materialov novogo pokoleniya* [The role of fundamental research in the creation of new generation materials]. *Trudy XXI Mendeleevskogo syezda po obshchey i prikladnoy khimii v 6 tomakh* [Proceedings of the XXI Mendeleev Congress on General and Applied Chemistry in 6 vols.]. Vol. 4. St. Petersburg, 2019, 24 p.

2. *Composites Market – Global Industry Analysis and Forecast (2022–2029). Maximize market research.* Available at: <https://www.maximizemarketresearch.com/marketreport/global-composites-market/34243/> (accessed: 10.07.2023).

3. Zheng Y., Guo Z. Investigation of joint behavior of disk-lock and cup lock steel tubular scaffold. *Journal of Constructional Steel Research*, 2021, vol. 177. DOI: 10.1016/J.JCSR.2020.106415.

4. Kayumov R. A., Tazyukov B. F., Mukhamedova I. Z., Shakirzyanov F. R. *Bol'shie progiby vyazkouprugikh paneley* [Considerable deflections of viscoelastic panels]. *Izvestiya*

vuzov. Matematika – Proceedings of Higher Schools. Mathematics, 2019, no. 11, pp. 80–86.

5. Baran I., Cinar K., Ersoy N., Akkerman R., Hattel J. H. Review on the mechanical modeling of composite manufacturing processes. *Arch. Comput. Methods Eng.*, 2016, no. 24, pp. 365–395.

6. Chen C.-T., Gu G. X. Machine learning for composite materials. *MRS Commun.*, 2019, no. 9, pp. 556–566.

7. Ramprasad R., Batra R., Pilania G., Mannodi-Kanakkithodi A., Kim C. Machine learning in materials informatics: Recent applications and prospects. *NPJ Comput. Mater.*, 2017, no. 3, 1 p.

8. Nikol'yukin A. N. *Analiz modeley prochnosti stsepleniya korrodirovannoy armatury v zhelezobetonnykh elementakh na osnove iskusstvennykh neyronnykh setey i geneticheskikh algoritmov* [Analysis of corroded reinforcement adhesion strength models in reinforced concrete elements based on artificial neural networks and genetic algorithms]. *Trudy RAASN «Fundamental'nye, poiskovye i prikladnye issledovaniya RAASN po nauchnomu obespecheniyu razvitiya arkhitektury, gradostroitelstva i stroitel'noy otrasli Rossiyskoy Federatsii v 2018 godu»* [Proceedings of the RAASN “Fundamental, search and applied research of RAASN on scientific support for the development of architecture, urban planning and construction industry of the Russian Federation in 2018”]. Moscow, 2019, Russian Academy of Architecture and Construction Sciences (RAASN) Publ., vol. 2, pp. 630–640.

9. Karamov R., Akhatov I., Sergeichev I. V. Prediction of fracture toughness of pultruded composites based on supervised machine learning. *Polymers*, 2022, no. 14, 3619. Available at: <https://doi.org/10.3390/polym14173619>

10. Nwankpa C., Ijomah W., Gachagan A., Marshall S. Activation functions. Comparison of trends in practice and research for deep learning. *Proceedings of the 2-nd International Conference on Computational Sciences and Technologies*, 2020, pp. 124–133.

11. Ye S., Li B., Li Q., Zhao H.-P., Feng, X.-Q. Deep neural network method for predicting the mechanical properties of composites. *Appl. Phys. Lett.*, 2019, no. 115, 161901.

12. Yang C., Kim Y., Ryu S., Gu G. X. Prediction of composite microstructure stress-strain curves using convolutional neural networks. *Mater. Des.*, 2020, no. 189, 108509.

13. Qi Z., Zhang N., Liu Y., Chen W. Prediction of mechanical properties of carbon fiber based on cross-scale FEM and machine learning. *Compos. Struct.*, 2019, no. 212, pp. 199–206.

14. Shirvanimoghaddam K., Khayyam H., Abdizadeh H., Akbari M. K., Pakseresht A., Ghasali E., Naebe M. Boron carbide reinforced aluminium matrix composite. Physical, mechanical characterization and mathematical modeling. *Mater. Sci. Eng.*, 2016, no. 658, pp. 135–149.

15. Li X., Liu Z., Cui S., Luo C., Li C., Zhuang Z. Predicting the effective mechanical property of heterogeneous materials by image based modeling and deep learning. *Comput. Methods Appl. Mech. Eng.*, 2019, no. 347, pp. 735–753.
16. Almeida-Fernandes L., Silvestre N., Correia J. R., Arruda M. Fracture toughness-based models for damage simulation of pultruded GFRP materials. *Compos. Part B Eng.*, 2020, no. 186, 107818.
17. Fernandes L. A., Silvestre N., Correia J. R. Characterization of transverse fracture properties of pultruded GFRP material in tension. *Compos. Part B Eng.*, 2019, no. 175, 107095.
18. Vedernikov A., Safonov A., Tucci F., Carlone P., Akhatov I. Pultruded materials and structures. Review. *J. Compos. Mater.*, 2020, no. 54, pp. 4081–4117.
19. Song L., Meng S., Xu C., Fang G., Yang Q. Finite element-based phase-field simulation of interfacial damage in unidirectional composite under transverse tension. *Model. Simul. Mater. Sci. Eng.*, 2019, no. 27, 55011.
20. Gu G. X., Chen C.-T., Buehler M. J. De novo composite design based on machine learning algorithm. *Extrem. Mech. Lett.*, 2018, no. 18, pp. 19–28.
21. Valiev A. I., Shakirzyanov F. R., Suleymanov A. M., Nizamov R. K. *Otsenka napryazhenno-deformirovannogo sostoyaniya gibridnykh polimernykh kompozitov, izgotovlennykh metodom vakuumnoy infuzii* [Estimation of stress-strain state of hybrid polymer composites manufactured by vacuum infusion]. *Izvestiya KGASU – Bulletin of KGASU*, 2023, no. 4 (66), pp. 241–254.