ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫЕ ИССЛЕДОВАНИЯ ВОЗМОЖНОСТИ ОЦЕНКИ РЕСУРСА ЭКСПЛУАТАЦИИ КОМПОЗИТНЫХ КОНСТРУКЦИЙ ПРИ ИХ СИЛОВОМ НАГРУЖЕНИИ И ПРОМЫШЛЕННЫХ СТРОИТЕЛЬНЫХ КОНСТРУКЦИЙ

С. О. Козельская¹, В. В. Котельников², Д. А. Акимов³,
Ю. Г. Кутюрин¹, О. Н. Будадин¹

*АО «Центральный научно-исследовательский институт
специального машиностроения» (1), oleg.budadin@yandex.ru;
АНО ДПО «Учебный центр «Безопасность в промышленности» (2);
ФГБОУ ВО «МИРЭА – Российский технологический университет» (3),
г. Москва, Россия*

Ключевые слова: искусственная нейронная сеть; композитные конструкции; неразрушающий контроль; промышленные строительные конструкции; ресурс эксплуатации; силовая нагрузка.

Аннотация: Приведены результаты экспериментальных исследований возможности оценки ресурса различных конструкций из полимерных композиционных материалов (ПКМ) при приложении к ним силовых нагрузок (одноосной силовой статической и циклической) на основе анализа результатов их неразрушающего контроля и промышленных строительных объектов с использованием искусственных нейронных сетей (ИНС).

Показано, что погрешность оценки ресурса эксплуатации конструкций из ПКМ при их нагружении одноосной силовой нагрузкой и циклической нагрузкой с использованием предлагаемого метода не превышает 15 %, а для промышленных строительных объектов формируется зависимость вероятности предаварийного состояния от времени эксплуатации. Полученные данные позволяют своевременно проводить ремонтные работы конструкций или их вывод из эксплуатации и не допустить возникновения аварийных ситуаций.

Введение

Как показывает анализ последних 20 лет степень износа основных фондов в промышленности составляет 37 – 46 %, а доля основных фондов, находящихся в эксплуатации и полностью выработавших свой ресурс, составляет, ориентировочно, 15 %. Поэтому одной из актуальных проблем в развитии промышленности, связанной со снижением аварийных ситуаций и повышением безопасности труда, является оценка ресурса эксплуатации конструкций, работающих в условиях нагрузок для своевременной их замены или ремонта.

Особенно актуально данная проблема стоит для конструкций из полимерных композиционных материалов (ПКМ), которые, благодаря своим уникальным характеристикам, занимают все большую нишу в промышленности и промышленных строительных объектах, эксплуатируемых в экстремальных условиях.

В настоящее время для расчета оценки надежности конструкций из ПКМ и прогноза времени их безаварийной эксплуатации применяются преимущественно методы планового обследования – ускоренных климатических испытаний, разрушающих испытаний и другие, имеющие существенные недостатки.

Статья посвящена одному из перспективных направлений – технологии прогнозирования ресурса эксплуатации конструкций по их текущему состоянию с использованием математического аппарата нейронных сетей. В работах [1 – 5] представлены методы применения искусственных нейронных сетей (ИНС) для решения различных задач, в том числе оценки ресурса эксплуатации конструкций.

Нейронная сеть для определения ресурса конструкции может быть представлена как совокупность простых данных о связанных друг с другом нейронах, в качестве которых в работе используются результаты неразрушающего контроля (НК) – мониторинга температуры поверхности конструкции в процессе ее силового нагружения.

Нейрон состоит из нескольких входов и одного выхода, сумматора и блока функции, определяющих влияние на остальные нейроны.

Функционально нейрон умножает входную информацию (например, результаты НК) на некоторые коэффициенты (степень влияния прикладываемой нагрузки на ресурс конструкции), суммирует полученные произведения и преобразует в сумму в соответствии с активационной функцией, являющейся пороговой или сигмоидальной. Математически функцию нейрона представим уравнением

$$Y = F\left(\sum_{i=1}^n w_i h_i + w_0\right) = F(WH),$$

где W – весовые коэффициенты; H – входная информация (результаты НК); F – функция активации; Y – выходной вектор остаточного ресурса.

На рисунке 1 приведена структура трехслойной нейронной сети прямого распространения, используемой для определения ресурса конструкции, где 1-й слой состоит из значений $h_1, h_2, \dots, h_n$ – входной информации о результатах НК, дефектах, инцидентах с конструкцией в процессе ее эксплуатации и т.п.; 2-й слой является промежуточным, для повышения точности установления функциональной зависимости между входными параметрами и ресурсом конструкции. При необходимости, вводятся значения по текущему состоянию конструкции: внешние факторы, текущие эксплуатационные значения и т.п.; 3-й слой состоит из значения y – несущей способности, определяемой из спектра $y \in Y$.

Обучение ИНС заключается в том, что каждому входному набору данных $h_1, h_2, \dots, h_n$ определяются степени влияния на другие данные и на ресурс конструкции.

Обучение определено как поиск коэффициентов и параметров нейронной сети, при которых будет выполняться необходимое отображение входного вектора $H(h_1, h_2, \dots, h_n)$ значений результатов НК в выходное Y – значение ресурса.

Это достигается путем минимизации суммы разности квадратов между желаемыми выходами и получаемыми ИНС [6]

$$E = \frac{1}{2} \sum_i^M \sum_j^N (y_j(W, H_i) - d_{i,j})^2 \rightarrow \min,$$

где $d_{i,j}$ – желаемый выход j -го выходного нейрона для i -го обучающего примера; W – матрица весовых коэффициентов ИНС: коэффициенты одного нейрона представлены строкой матрицы H_i , где i – обучающий пример.

На основе анализа различных параметров сети (вида нейронов, числа слоев и связей, типов сетей), выполненного в целях оптимальной ИНС для решения задачи определения ресурса конструкции по результатам НК, предлагается пошаговый алгоритм редукции сети с учетом конкуренции связей нейронов между собой.

Рис. 1. Структура трехслойной нейронной сети, используемая для определения ресурса конструкции

Шаг 1. Задание исходных значений для каждого элемента (нейрона). Основывается на внесении информации НК, сведений о параметрах конструкции, эксплуатационных дефектах.

Шаг 2. Ввод значений весовых коэффициентов – степень связи, с которой i -й нейрон связан с j -м нейроном следующего слоя. Данные значения могут обуславливаться внешними факторами.

Шаг 3. Вычисление значений каждого нейрона по формуле

$$g_i = \frac{S_i}{K}, \quad S_i = \sum_{j=1}^m W_{i,j}^{l1} x_j,$$

где S_i – сумма произведений всех весов i -го нейрона на значение соответствующего этому весу j -го нейрона следующего слоя; g_i – величина i -го элемента следующего слоя; K – коэффициент, который используется для обновления значений нейронов предыдущего слоя, $K = 1$; i принимает значение $0 \dots n$, n – число нейронов предыдущего слоя; j принимает значение $0 \dots m$, m – число элементов следующего слоя НС.

Шаг 4. Обновление значений весов.

$$W_{i,j}^{l1} = \frac{W_{i,j}^{l1} \sum_i (W_{i,j}^{l1})}{(1 - x_i x_j)},$$

где $W_{i,j}^{l1}$ – значения весов предыдущей итерации.

Шаг 5. Если $W_{i,j}^{l1} \leq 0,001$, то $W_{i,j}^{l1} = 0$. Таким образом происходит сокращение числа конкурирующих между собой нейронов.

Шаг 6. Вычисление значений вероятности предаварийного состояния конструкции в условиях ее нагружения.

В случаях, когда прогнозирование осуществляется по косвенным показателям – результатам реакции изделий на прилагаемые нагрузки (например, изменение температурного поля), остаточный ресурс (вероятность предаварийного состояния) будет определяться путем решения уравнения

$$\bar{\varphi}_k(r) + \int_{t_k}^{t_k + \Theta} E\{f_2[q(\tau) | r]\} dr = 1,$$

где $\bar{\varphi}_k$ – коэффициент выработки ресурса; E – интенсивность процесса; r – вектор деградации материала; q – вероятность предаварийного состояния (не разрушения) в текущий момент времени t .

Шаг 7. Исследование значений нейронов на противоречие в конкуренции

$$I_i = \sum_{k=1}^n W_{i,k}^{pr} x_i, \quad k \neq i, \quad I_i \geq 0,$$

где $W_{i,k}^{pr} = W_{i,k}^{pr} - \Delta x_i \Delta x_k$ – обновление значения $W_{i,k}^{in}$; $W_{i,k}^{pr}$ – значение $W_{i,k}^{pr}$ на предыдущей итерации; $\Delta x_i \Delta x_k$ – разница значений x_i и x_k на двух итерациях.

Шаг 8. Вычисление новых значения нейронов с учетом учета противоречия в конкуренции

$$x_i = \frac{S_i}{K + I_i}.$$

Шаг 9. Если значения нейронов не превышают установленного порога, то изменение весов у нейронов прекращают. Иначе, продолжается изменение весов и пересчет значений (переход к шагу 4).

Алгоритм является итерационным и используется для установления наиболее конкурентных связей в ИНС для определения влияний на несущую способность конструкции.

Прогнозирование наступления предельных значений ресурса по критерию увеличения внутренних повреждений основано на концепциях механики разрушения материалов, включая характеристики усталостной и хрупкой прочности.

Данный подход основывается на том, что функция долговечности представляет собой функцию от числа циклов, величины или времени нагрузки до разрушения. Статистическую информацию получают на основе исследования однотипных элементов конструкций, работающих в идентичных условиях эксплуатации, например, методами НК. В этом случае используют приближенные значения числовых характеристик функции распределения по результатам испытаний серий образцов материалов конструкций, находящихся в условиях, приближенных к эксплуатационным.

Для обучения ИНС проведены серии испытаний однотипных конструкций при приложении к ним одноосных силовых статических и циклических нагрузок с получением результатов НК.

В качестве примера в табл. 1 приведены характеристики изменения одного из параметров, показывающих состояние конструкции при воздействии на нее циклической или одноосной силовой нагрузки – температуры в критической точке поверхности однотипных конструкций (рис. 2), в том числе для случаев разрушения, и некоторые характеристики изменения температуры в процессе приложения нагрузок, по которым проводилось обучение ИНС (градиент изменения температуры в диапазоне времени 15 с – для циклического нагружения и 24 с – для одноосного силового нагружения).

На рисунке 3 представлена установка для проведения экспериментальных исследований.

Методика экспериментальных исследований заключалась в следующем:

- в процессе прессования в образец закладывались оптоволоконные линии с волоконными брэгговскими решетками (**ВБР**);
- образец закреплялся в разрывной машине;
- осуществлялось «обучение» нейронной сети на однотипных образцах изделий;

Таблица 1

Изменение температуры от времени циклического нагружения

График изменения температуры от времени	Вид силового нагружения	Комментарии
Циклическое	Разрушение. Градиент на 15 с 0,095 град/с
Разрушения нет. Градиент на 15 с 0,04 град/с
Разрушения нет. Градиент на 15 с 0,03 град/с
Растяжение	Разрушение (органопластик). Градиент на 24 с 0,026 град/с
Разрушение (органопластик). Градиент на 24 с 0,025 град/с
Разрушение (органопластик). Градиент на 24 с 0,45 град/с

Рис. 2. Образец для проведения экспериментов

Рис. 3. Установка для проведения экспериментальных исследований:

1 – образец; 2 – испытательная машина; 3 – термографическая система «ИРТИС-2000»;
4 – компьютерная система регистрации и предварительной обработки данных контроля

- перед закрепленным образцом устанавливался термограф «ИРТИС-2000» (включен в реестр средств измерений РФ);
- оптоволоконные линии с ВБР подключались к интеррогатору для измерения деформаций внутри образца;
- образец в разрывной машине нагружался силовой циклической нагрузкой частотой 5 Гц или одноосной силовой нагрузкой; в процессе нагружения термографом регистрировались температурное поле поверхности и деформация материала внутри образца;
- нагружение образца продолжалось в течение заданного интервала времени или до его разрушения;
- после завершения нагружения образца зарегистрированная информация (температурное поле и деформация) обрабатывалась в соответствии с разработанным методом;
- в результате обработки полученной информации вычислялась кривая зависимости вероятности предаварийного состояния от числа циклов нагружения или от величины и времени нагружения, в случае одноосной силовой нагрузки, и сравнивалась рассчитанная величина ресурса (число циклов или величина нагрузки до разрушения, соответствующая 100%-й вероятности предаварийного состояния) с фактическим числом циклов или фактической нагрузкой. Далее определялась погрешность прогнозирования.

Экспериментальные исследования на образцах композитных конструкций (лопатках) для условия силового одноосного нагружения

В качестве исходных данных использованы результаты контроля композитных конструкций (лопаток), полученные в [7] – динамическое распределение температуры на поверхности изделия при его одноосном силовом нагружении. На рисунке 4 приведены некоторые графики из [7] – зависимости изменения температуры поверхности исследуемого объекта из ПКМ от времени при одноосном силовом нагружении изделия (t – время нагружения изделия, с).

На рисунке 5, в качестве примера, показаны графики эксплуатационной надежности исследуемых образцов, полученные с помощью разработанного метода на базе искусственных нейронных сетей с использованием в качестве исходных данных результаты рис. 4.

Сравнивая графики рис. 4 и 5 сделан ряд выводов:

– величина изменения температуры, которая была достигнута в зоне концентратора напряжения при испытании изделия одноосным силовым нагружением в [7], на сороковой секунде составляет $1,6\text{ }^{\circ}\text{C}$ (рис. 4, а), что соответствует

Рис. 4. Зависимости изменения температуры ΔT поверхности исследуемого объекта в зоне (а) и вне зоны (б) концентратора напряжения в материале от времени t при одноосном силовом нагружении изделия:
1 – экспериментальные данные тепловизора;
2 – расчетная температура в точке избыточного напряжения

Вероятность предаварийного состояния

a)

Вероятность предаварийного состояния

б)

Рис. 5. Зависимости вероятности предаварийного состояния от изменения температуры ΔT на поверхности изделия в области (a) и вне (б) концентратора напряжения в материале

вероятности предаварийного состояния, ориентировочно, 0,15 (рис. 5, a). При этом разрушение контролируемого изделия прогнозируется при достижении температуры поверхности в зоне концентратора напряжения, ориентировочно, 4°C .

– аналогично, величина изменения температуры, которая была достигнута вблизи зоны концентратора напряжения при испытании изделия одноосным силовым нагружением в [7], на сороковой секунде составляет $0,6^\circ\text{C}$ (рис. 5, б), что соответствует вероятности предаварийного состояния, ориентировочно, 0,18. При этом разрушение контролируемого изделия прогнозируется при достижении температуры поверхности в зоне концентратора напряжения, ориентировочно, $2,6^\circ\text{C}$.

– разница в рассчитанной величине предаварийного состояния по температурным полям в различных точках поверхности исследуемого изделия составляет менее 10 %. Таким образом, измеряя динамическую температуру в различных точках поверхности контролируемого изделия в процессе его нагружения, проводя соответствующую обработку полученных результатов в соответствии с разработанным методом, можно оценивать текущую величину предаварийного состояния и, при необходимости, остановить процесс нагружения изделия или его эксплуатацию.

Экспериментальные исследования на образцах композитных конструкций (лопатках) для условия силового циклического нагружения

На основе предварительных экспериментальных исследований на ряде образцов проведено обучение нейронной сети процессу оценки ресурса (числу циклов) образцов до их разрушения.

После обучения нейронной сети проведены контрольные экспериментальные исследования для подтверждения достоверности разработанного метода оценки ресурса эксплуатации.

Циклические нагрузки прикладывали к образцам до их разрушения.

На рисунке 6 представлен образец с концентратором напряжения после разрушения; рис. 7 – термограмма образца в процессе испытаний; рис. 8 – графики изменения температуры на поверхности от числа циклов в критических точках образцов – в тех точках, где происходит разрушение образцов (рис. 8, *а*, *б*, – соответственно образцы с концентратором напряжения и без него).

В процессе циклического нагружения образца температура в области пониженной прочности возрастает до разрушения образца (см. рис. 8, *а*). При разрушении образца происходит лавинообразное увеличение температуры, ориентировочно, на 2°C . Разрушение образца произошло на 25-м цикле нагружения, при этом температура в месте разрушения составляла, ориентировочно, 28°C .

Следует отметить, что при увеличении температуры в процессе циклического нагружения наблюдалось предварительные (неполные) разрушения структуры образца в зоне пониженной прочности на 20...40 цикле и 105...110 цикле. Это выражалось в скачкообразном увеличении температуры на $0,3...0,5^{\circ}\text{C}$. Данные изменения температуры могут являться признаками начала разрушения образцов и потенциально – критерием прекращения нагружения образца, не доводя его до разрушения.

Рис. 6. Разрушенный образец с концентратором напряжения после испытания

Рис. 7. Термограмма образца 1 и область образца с концентратором напряжения 2

a)

б)

Рис. 8. Зависимости изменения температуры T на поверхности образца в области пониженной прочности (а) и критической зоне образца без концентратора напряжения (б) от числа циклов нагружения N : 1 – область начала разрушения образца; 2 – область разрушения образца

На рисунке 9 приведена зависимость изменения величины нагружения образца P , т, от числа циклов нагружения N ; рис. 10 – зависимость изменения деформации образца ϵ от числа циклов нагружения N и величины нагрузки.

Одновременно на основе результатов обучения и предлагаемого метода оценки ресурса эксплуатации строили кривую зависимости предаварийного состояния

Рис. 9. Зависимость изменения величины нагружения P образца от числа циклов нагружения N

Рис. 10. Зависимость изменения деформации образца ε от числа циклов нагружения N и величины нагрузки

испытываемых образцов от числа циклов нагружения. На рисунке 11 показаны графики зависимости предаварийного состояния от числа циклов в критических точках образцов – в тех точках, где происходит разрушение образцов (рис. 11, *а, б*, соответственно образцы с концентратором напряжения и без него). Из данного рисунка видно, что наибольшее различие в количестве циклов, при которых происходит разрушение образцов, фактических и оцененных предлагаемым методом составляет $\delta = (252 - 220)/252 \times 100 \% = 12,6 \%$. Такая погрешность вполне приемлема для практического использования.

Экспериментальные исследования разработанного метода оценки ресурса промышленных строительных конструкций проводились на здании единого складского хозяйства ЗФ ПАО «ГМК «Норильский никель» (рис. 12). По результатам технической диагностики с применением методов ультразвукового и визуального измерительного контроля определены дефекты на конструкции здания (рис. 13), которые нанесены на схему расположения дефектов, при этом каждому дефекту присвоена категория (весовой коэффициент нейрона).

Для получения дополнительной информации проведен прочностной расчет (программный комплекс SCAD) строительной конструкции с учетом выявленных дефектов. По результатам проведенных работ сформирован вектор входных данных для модели прогнозирования и проведено обучение нейронной сети.

Рис. 11. Зависимости вероятности предаварийного состояния в критической зоне образца от числа циклов нагружения N :
а – с концентратором напряжения; *б* – без концентратора напряжения

Рис. 12. Фотография здания единого складского хозяйства

Рис. 14. Прогнозный временной ряд вероятностей предаварийного состояния на основе результатов нейросетевой обработки данных

На основании полученных данных проведен анализ вероятности предаварийного состояния и построено соотношение с результатами изменений предельного ресурса конструкции. Рисунок 14 наглядно показывает изменение безопасности эксплуатации здания от времени эксплуатации и дату начала ремонтных работ, что позволит исключить аварийную ситуацию.

Выводы

Экспериментальные исследования показали возможности использования данных неразрушающего контроля для оценки ресурса эксплуатации композитных конструкций в условиях их силового нагружения (статического одноосного и циклического) и промышленных строительных объектов методом искусственного интеллекта на основе распределенных нейронных сетей. Погрешность оценки ресурса эксплуатации композитных конструкций не превышает 15 %, что является вполне приемлемым для практического использования. Зависимость предаварийного состояния от времени эксплуатации промышленных строительных конструкций позволяет принять своевременные меры по их ремонту для исключения аварийных ситуаций.

Реализация предлагаемого подхода позволит создать новое поколение методов испытаний и прогнозирования эксплуатационной устойчивости с оценкой предельного ресурса эксплуатации элементов и конструкций, что, в конечном счете, даст дополнительную возможность для выработки практических рекомендаций по подтверждению или продлению гарантийных сроков эксплуатации и повышению надежности и безопасности эксплуатации конструкций.

Список литературы

1. Прогнозирование предельного ресурса эксплуатации сложных технических систем на основе прогностического моделирования и элементов искусственного интеллекта / О. Н. Будадин, А. А. Кульков, А. Н. Рыков [и др.] // Контроль. Диагностика. – 2015. – № 12. – С. 28 – 33.
2. Созыкин, А. В. Обзор методов обучения глубоких нейронных сетей / А. В. Созыкин // Вестн. Южно-Уральского гос. ун-та. Серия: Вычислительная математика и информатика. – 2017. – Т. 6, № 3. – С. 28 – 59. doi: 10.14529/cmse170303

3. Прогнозирование остаточного ресурса на основе мягких вычислений / Д. А. Акимов, В. В. Котельников, Д. А. Скоселева, А. Ю. Дятченкова // Современная наука: актуальные проблемы теории и практики. Серия: Естественные и технические науки. – 2017. – № 1. – С. 20 – 22.

4. Соловьев, Р. А. Автоматическая сегментация спутниковых снимков на базе модифицированной сверточной нейронной сети UNET. – Текст : электронный / Р. А. Соловьев, Д. В. Тельпухов, А. Г. Кустов // Инженерный вестник Дона. – 2017. – № 4 (47). – 36 с. – URL : <https://cyberleninka.ru/article/n/avtomaticheskaya-segmentatsiya-sputnikovyh-snimkov-na-baze-modifitsirovannoy-svyortochnoy-neyronnoy-seti-unet> (дата обращения: 11.02.2021).

5. Recurrent Neural Networks with Backtrack-Points and Negative Reinforcement Applied to Cost-Based Abduction / A. Abdelbar, M. El-Hemaly, E. Andrews, D. C. Wunsch // Neural Networks. – 2005. – Vol. 18, No. 5-6. – P. 755 – 764. doi: 10.1016/j.neunet.2005.06.026

6. Котельников, В. В. Метод проведения мониторинга технического состояния магистральных газопроводов на основе теории искусственных нечетких нейронных сетей / В. В. Котельников // Новая наука: стратегии и векторы развития. – 2016. – № 10-1. – С. 111 – 114.

7. Тепловой контроль композитных конструкций в условиях силового и ударного нагружения / В. В. Ключев, О. Н. Будадин, Е. В. Абрамова [и др.]. – М. : Спектр, 2017. – 200с.

Experimental Studies of the Possibility of Estimating the Operating Resource of Composite Structures under their Power Loading and Industrial Building Structures

S. O. Kozelskaya¹, V. V. Kotelnikov², D. A. Akimov³,
Yu. G. Kutyurin¹, O. N. Budadin¹

*JSC Central Research Institute of Special
Mechanical Engineering (1), oleg.budadin@yandex.ru;
ANO DPO Training Center “Safety in Industry” (2);
MIREA - Russian Technological University (3), Moscow, Russia*

Keywords: artificial neural network; composite structures; non-destructive testing; industrial building structures; service life; power load.

Abstract: The article presents the results of experimental studies of the possibility of assessing the resource of various structures made of polymer composite materials (PCM) when applying power loads (uniaxial power static and cyclic) to them based on the analysis of the results of their non-destructive testing and industrial building objects using artificial neural networks (ANNs).

It is shown that the error in assessing the service life of structures from PCMs when they are loaded with a uniaxial power load and cyclic load using the proposed method does not exceed 15 %, and for industrial construction objects, the dependence of the probability of a pre-emergency state on the operating time is formed. The data obtained allow timely repair work of structures or their decommissioning and prevent emergencies.

References

1. Budadin O.N., Kul'kov A.A., Rykov A.N., Kozel'skaya S.O., Morozova T.Yu. [Forecasting the limiting resource of operation of complex technical systems on the basis of predictive modeling and elements of artificial intelligence], *Kontrol'. Diagnostika* [The control. Diagnostics], 2015, no. 12, pp. 28-33. (In Russ., abstract in Eng.)
2. Sozykin A.B. [Review of methods of teaching deep neural networks], *Vestnik Yuzhno-Ural'skogo gosudarstvennogo universiteta. Seriya: Vychislitel'naya matematika i informatika* [Bulletin of the South Ural State University. Series: Computational Mathematics and Informatics], 2017, vol. 6, no. 3, pp. 28-59, doi: 10.14529/cmse170303 (In Russ., abstract in Eng.)
3. Akimov D.A., Kotel'nikov V.V., Skoseleva D.A., Dyatchenkova A.Yu. [Prediction of the residual resource based on soft calculations], *Sovremennaya nauka: aktual'nyye problemy teorii i praktiki. Seriya: Yestestvennyye i tekhnicheskiye nauki* [Modern science: actual problems of theory and practice. Series: Natural and technical sciences], 2017, no. 1, pp. 20-22. (In Russ., abstract in Eng.)
4. <https://cyberleninka.ru/article/n/avtomaticheskaya-segmentatsiya-sputnikovyh-snimkov-na-baze-modifitsirovannoy-svyortochnoy-neyronnoy-seti-unet> (accessed 11 February 2021).
5. Abdelbar A., El-Hemaly M., Andrews E., Wunsch D.C. Recurrent Neural Networks with Backtrack-Points and Negative Reinforcement Applied to Cost-Based Abduction, *Neural Networks*, 2005, vol. 18, no. 5-6, pp. 755-764, doi: 10.1016/j.neunet.2005.06.026
6. Kotel'nikov V.V. [Method of monitoring the technical condition of main gas pipelines based on the theory of artificial fuzzy neural networks], *Novaya nauka: strategii i vektory razvitiya* [New science: strategies and vectors of development], 2016, no. 10-1, pp. 111-114. (In Russ.)
7. Klyuyev V.V., Budadin O.N., Abramova Ye.V., Pichugin A.N., Kozel'skaya S.O. *Teplovoy kontrol' kompozitnykh konstruksiy v usloviyakh silovogo i udarnogo nagruzheniya* [Thermal control of composite structures in conditions of power and shock loading], Moscow: Spektr, 2017, 200 p. (In Russ.)

Experimentelle Studien zur Möglichkeit der Bewertung der Lebensdauer von Verbundkonstruktionen unter ihrer Kraftbelastung und Industriebaukonstruktionen

Zusammenfassung: Es sind die Ergebnisse experimenteller Studien zur Möglichkeit, die Ressource verschiedener Strukturen aus Polymerverbundwerkstoffen (PVS) bei Anwendung von Kraftbelastungen (einachsige Kraft statisch und zyklisch) auf sie zu bewerten, basierend auf der Analyse der Ergebnisse ihrer zerstörungsfreien Test- und Industriegebäudeobjekte mit künstlichen neuronalen Netzen (KNN), vorgestellt.

Es ist gezeigt, dass der Fehler bei der Beurteilung der Lebensdauer von Konstruktionen von PVS, wenn sie mit einer einachsigen Leistungslast und einer zyklischen Last unter Verwendung des vorgeschlagenen Verfahrens belastet werden, nicht mehr als 15 % übersteigt, und für Industriebauobjekte wird die Abhängigkeit der Wahrscheinlichkeit eines störfallnahen Zustands von der Betriebszeit gebildet. Die erhaltenen Daten ermöglichen rechtzeitige Reparaturarbeiten an Baukonstruktionen oder deren Stilllegung und verhindern Notfälle.

Études expérimentales sur la possibilité d'évaluer la capacité d'exploitation des structures composites sous charge de force et des structures de construction industriels

Résumé: Sont présentés les résultats de la recherche expérimentale de la possibilité d'évaluer le rendement des conceptions différentes de polymères des matériaux composites (PMC) lors du chargement de force (uniaxe de force statique et cyclique) à la base de l'analyse des résultats de leur contrôle non destructif et des objets avec l'emploi des réseaux de neurones artificiels (RNA).

Est montré que l'erreur de l'estimation de la durée de vie des structures à partir de PMC lors du chargement uniaxe de force statique et cyclique avec l'utilisation de la méthode proposée ne dépasse pas 15 %, et pour les objets industriels, la probabilité d'état de pré-accident dépend du temps d'exploitation. Les données obtenues permettent de réparer ou de mettre hors service les structures en temps voulu et d'éviter les situations d'urgence.

Авторы: *Козельская Софья Олеговна* – кандидат технических наук, старший научный сотрудник, АО «Центральный научно-исследовательский институт специального машиностроения»; *Котельников Владимир Владимирович* – кандидат технических наук, директор АНО ДПО «Учебный центр «Безопасность в промышленности»; *Акимов Дмитрий Александрович* – кандидат технических наук, начальник лаборатории, ФГБОУ ВО «МИРЭА – Российский технологический университет»; *Кутюрин Юрий Григорьевич* – кандидат технических наук, начальник лаборатории, ведущий научный сотрудник; *Будадин Олег Николаевич* – доктор технических наук, главный научный сотрудник, АО «Центральный научно-исследовательский институт специального машиностроения», г. Москва, Россия.

Рецензент: *Далинкевич Андрей Александрович* – доктор химических наук, главный научный сотрудник, АО «Центральный научно-исследовательский институт специального машиностроения», г. Москва, Россия.