

МАШИНОСТРОЕНИЕ

УДК 620.169.1

DOI 10.46973/0201-727X_2026_2_194

*А. В. Ерпалов, К. А. Хорошевский, И. В. Гадолина***ОЦЕНКА ОСТАТОЧНОГО РЕСУРСА КОНСТРУКЦИЙ
ПРИ СЛУЧАЙНОМ НАГРУЖЕНИИ
НА ОСНОВЕ ОДНОМЕРНОЙ СВЁРТОЧНОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ***

Аннотация. Предложена модель оценки остаточного ресурса элементов конструкций при случайном вибрационном нагружении на основе одномерной свёрточной нейронной сети (*1D-CNN*), на вход которой подаётся распределение максимумов процесса напряжений, а на выходе формируется относительная долговечность. Для обучения сети сформирован набор из 12 000 реализаций стационарных и нестационарных случайных процессов, включая процессы с ударными воздействиями и реальные эксплуатационные записи; эталонные значения долговечности получены методом «падающего дождя» с линейным суммированием повреждений, а гиперпараметры оптимизированы байесовским методом (минимальная ошибка $RMSE = 0,0403$). Экспериментальная верификация на образцах из лёгкого сплава МА-15, испытанных на электродинамическом вибростенде при трёх уровнях нагружения, показала погрешность прогноза от 6 до 25 %, возрастающую при высоких уровнях вследствие малоциклового усталости. С учётом разброса экспериментальных данных модель признана верифицированной.

Ключевые слова: остаточный ресурс; усталостная долговечность; случайное нагружение; одномерная свёрточная нейронная сеть; метод «падающего дождя».

Для цитирования: Ерпалов, А. В. Оценка остаточного ресурса конструкций при случайном нагружении на основе одномерной свёрточной нейронной сети / А. В. Ерпалов, К. А. Хорошевский, И. В. Гадолина // Вестник Ростовского государственного университета путей сообщения. – 2026. – № 2. – С. 194–209. – DOI 10.46973/0201-727X_2026_2_194.

Введение

Обеспечение прочностной надёжности и прогнозирование остаточного ресурса элементов конструкций, работающих в условиях случайного вибрационного нагружения, – одна из ключевых задач машиноведения и механики конструкций [1, 2]. Накопление усталостных повреждений при случайном нагружении носит вероятностный характер и зависит как от статистических характеристик процесса напряжений, так и от усталостных свойств материала [3].

Традиционно для оценки усталостной долговечности применяют два подхода – временной и частотный. Временной подход рассматривает реализацию случайного процесса нагружения, выделяет циклы методом «падающего дождя» (*rainflow*) и суммирует повреждения по гипотезе Пальмгрена – Майнера [3]. Частотные (спектральные) методы оценивают повреждение непосредственно по спектральной плотности напряжений через её спектральные моменты [2, 4]; разработаны методы для различных форм спектра и новые частотные критерии оценки повреждения механических компонентов [5, 6].

Основное ограничение спектральных методов состоит в том, что они строго справедливы лишь для стационарных гауссовских центрированных процессов, тогда как в реальной эксплуатации преобладают нестационарные и негауссовские воздействия. Для их учёта развиваются квазистационарное гауссовское приближение [7], оценка долговечности на коротких интервалах с учётом структурной динамики [8], представление процесса совокупностью гауссовых составляющих [9] и анализ через спектры высших порядков [10]; исследуются нестационарность и негауссовость вибрационного нагружения [11], повреждение негауссовских бимодальных процессов [12], статистическая изменчивость и дисперсия повреждения [13–15], доверительные интервалы его оценки [16] и ресурс конструкций при нестационарном воздействии [17].

Перспективны методы эмпирической декомпозиции сигнала (EMD) [18, 19], их применение для фильтрации сигналов с датчиков [20, 21] и снижения смещения мод [22]; авторами настоящей работы ранее предложен метод на основе вариационной модовой декомпозиции [23]. Для учёта асимметрии

* Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда № 25-29-20268. – URL: <https://rscf.ru/project/25-29-20268>.

цикла используют частотные модели коррекции среднего напряжения [24–27]. Вопросы цифровой обработки случайного сигнала, сопоставления подходов к заданию нагруженности и учёта демпфирования рассмотрены в работах авторов [28–30].

В последнее десятилетие для оценки усталостной долговечности и остаточного ресурса интенсивно применяют методы машинного обучения. Обзоры архитектур одномерных свёрточных сетей и нейросетевых моделей усталости приведены в [31, 32]. Глубокие свёрточные и рекуррентные сети используют для оценки остаточного ресурса [33], прогнозирования многоосевой долговечности [34], предела выносливости сталей [35] и оценки повреждения по нейросетевым моделям [36, 37]; развиваются модели для аддитивно изготовленных материалов [38, 39], гибридные архитектуры *CNN-LSTM* [40], физически информированные сети при малом объёме данных [41], методы распознавания образов для малоциклового усталости [42], трансформерные модели с графовым вниманием [43] и подходы, объединяющие физические знания и глубокое обучение [44]. Применительно к случайному и широкополосному нагружению предложены модели машинного обучения, прогнозирующие долговечность преимущественно по спектральным параметрам [45–48], в том числе для случайной вибрации деталей и конструкций [49, 50]. В отечественных работах нейросетевые и ансамблевые модели применяют для контроля характеристик случайных сигналов, предиктивной аналитики и диагностики технического состояния объектов [51–53].

В отличие от спектральных методов, требующих стационарности и гауссовости процесса, и от временных методов, требующих полной реализации нагружения и значительных вычислительных затрат, предлагаемый подход использует компактное входное представление – гистограмму распределения максимумов процесса – и применим как к стационарным, так и к нестационарным негауссовским процессам. В отличие от существующих нейросетевых моделей, ориентированных преимущественно на спектральные параметры или узкие классы нагружения [45–48], в настоящей работе на вход свёрточной сети подаётся непосредственно распределение максимумов, что не требует допущений о стационарности и виде спектра, а по точности модель сопоставима с эталонным методом «падающего дождя» при существенно меньших затратах на этапе прогноза. Вместе с тем вопрос использования распределения максимумов в качестве входных данных свёрточной сети для оценки остаточного ресурса остаётся недостаточно изученным.

Целью исследования является разработка и экспериментальная верификация модели оценки остаточного ресурса конструкций при случайном нагружении на основе одномерной свёрточной нейронной сети, использующей в качестве входных данных распределение максимумов процесса напряжений.

Постановка задачи

Рассматривается элемент конструкции, испытывающий случайное вибрационное нагружение, которое описывается случайным процессом напряжений $\sigma(t)$ [МПа]. Требуется по реализации процесса нагружения оценить относительную долговечность D в диапазоне от 0 до 1, где значение $D = 1$ соответствует разрушению (исчерпанию ресурса).

В отличие от временных методов, требующих полной схематизации реализации, и спектральных методов, ограниченных стационарными гауссовскими процессами, в работе ставится задача построения модели, которая: 1) принимает на вход компактное представление процесса – распределение максимумов; 2) обучается на эталонных значениях долговечности, полученных апробированным методом «падающего дождя» с линейным суммированием повреждений; 3) обеспечивает приемлемую точность как для стационарных, так и для нестационарных и негауссовских процессов. Для обучения и тестирования такой модели необходим представительный набор случайных процессов с известными значениями долговечности.

Исходные данные и формирование обучающей выборки

Для обучения нейросетевой модели использован набор случайных процессов напряжений $\sigma(t)$ [МПа], сформированный на основе методики синтеза, разработанной и опубликованной авторами ранее [23]. В указанной работе подробно приведены аналитические представления спектральных плотностей мощности, типы синтезируемых процессов и их статистические характеристики (среднеквадратическое значение, коэффициент нерегулярности, коэффициент эксцесса), поэтому ниже методика синтеза изложена кратко. Все реализации ограничены по уровню напряжений максимальными выбросами приблизительно до 300 МПа; частота дискретизации составляла 100 Гц. Параметры синтеза выбирались исходя из того, что наибольшие напряжения в конструкциях машиностроительных объектов возникают при низкочастотном воздействии.

Базовый набор включает стационарные гауссовские процессы (узкополосный, типа «белый шум», широкополосный одномодальный и бимодальный) и нестационарные процессы (комбинированный switching-процесс из сегментов стационарных процессов разной дисперсии и широкополосности, а также равномерно модулированные процессы двух типов). Краткий перечень базовых процессов приведён в табл. 1; аналитические зависимости спектральных плотностей мощности, параметры комбинирования сегментов и полные статистические характеристики процессов приведены в [23]. Процессы с изменяющимся математическим ожиданием не рассматривались, поскольку частотные методы оценки долговечности применимы только к центрированным процессам.

Таблица 1

Базовый набор синтезированных случайных процессов [23]

№, п/п	Тип случайного процесса	Характер процесса
1	Узкополосный гауссовский процесс	Стационарный
2	Процесс типа «белый шум»	Стационарный
3	Широкополосный одномодальный процесс	Стационарный
4	Бимодальный (двухпиковый) процесс	Стационарный
5	Сумма двух широкополосных процессов ($WB + WB$)	Нестационарный
6	Сумма двух бимодальных процессов ($BM + BM$)	Нестационарный
7	Сумма широкополосного и бимодального процессов ($WB + BM$)	Нестационарный
8	Равномерно модулированный процесс (нарастание амплитуды от нулевого значения)	Нестационарный
9	Равномерно модулированный процесс (нарастание амплитуды не от нулевого значения)	Нестационарный

В работе базовый набор дополнен двумя типами процессов, расширяющими обучающую выборку. Первый – нестационарный узкополосный гауссовский процесс (уровень спектральной плотности мощности $500 \text{ МПа}^2/\text{Гц}$ на частоте 1 Гц) с наложенными затухающими высокочастотными колебаниями, моделирующими ударные воздействия (рис. 1) и задаваемыми зависимостью

$$y(t) = Ae^{-\xi\omega t} \sin(\omega t + \varphi),$$

где A – амплитуда импульса [МПа]; ξ – коэффициент демпфирования;
 ω – частота колебаний [Гц]; t – время [с]; φ – фаза.

Значения выбирались случайно в диапазонах: A от 100 до 150 МПа , ξ от $0,03$ до $0,05$, ω от 20 до 30 Гц ; длительность затухающих колебаний – от 3 до 5 с , число ударных воздействий в реализации – 20 .

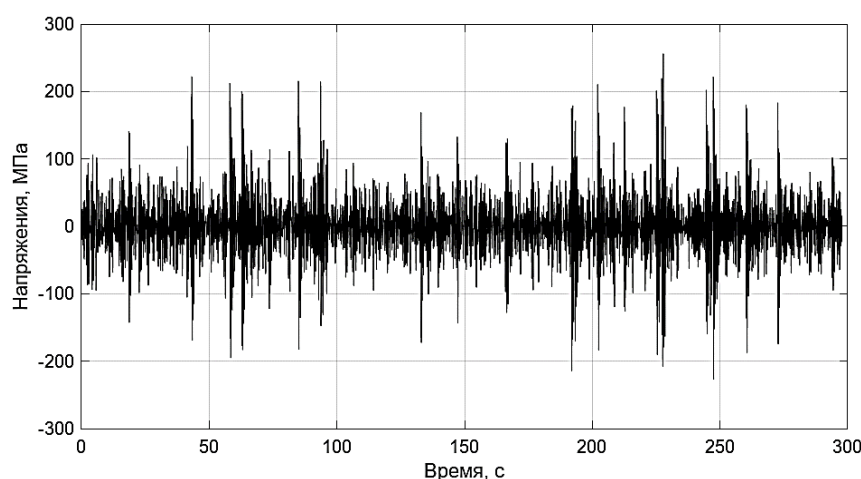


Рис. 1. Характерный узкополосный случайный процесс с ударными воздействиями

Второй – реальные эксплуатационные процессы, представляющие собой записи напряжений с тензодатчиков, установленных на транспортном средстве (рис. 2).

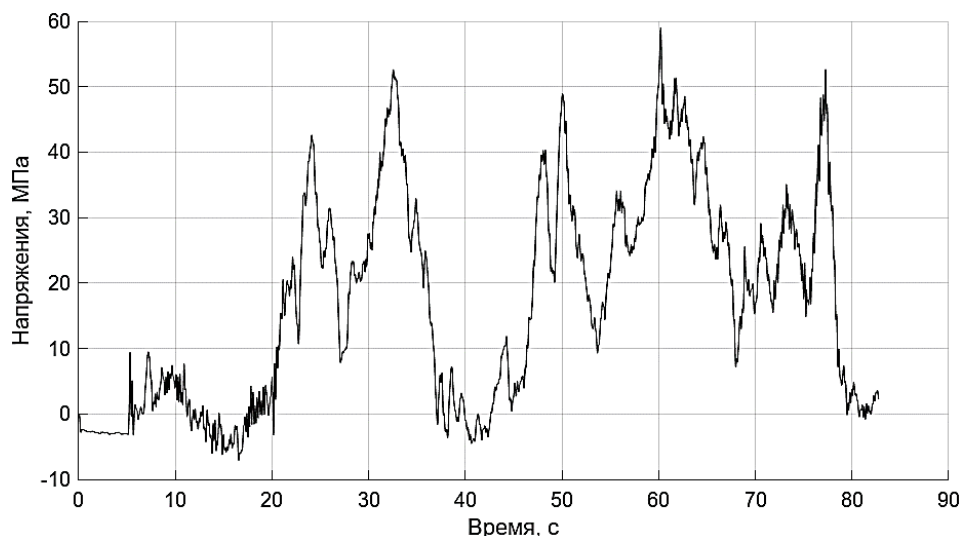


Рис. 2. Характерный эксплуатационный случайный процесс

На основе описанной методики синтеза при варьировании параметров спектральных плотностей мощности и статистических характеристик процессов сформирован расширенный набор из 12 000 реализаций случайных процессов, необходимый для обучения нейросетевой модели. Набор случайным образом разбит на обучающую, валидационную и тестовую выборки в соотношении 80 %/10 %/10 %; обучающая и валидационная выборки использовались в процессе обучения, тестовая – на заключительном этапе для проверки точности модели.

Формирование нейросетевой модели

Одномерные свёрточные нейронные сети предназначены для обработки числовых последовательностей. В задаче оценки долговечности в качестве такой последовательности использовано распределение максимумов случайного процесса напряжений (рис. 3). С точки зрения теории накопления повреждений рассмотрение последовательности максимумов процесса по существу соответствует подсчёту циклов нагружения.

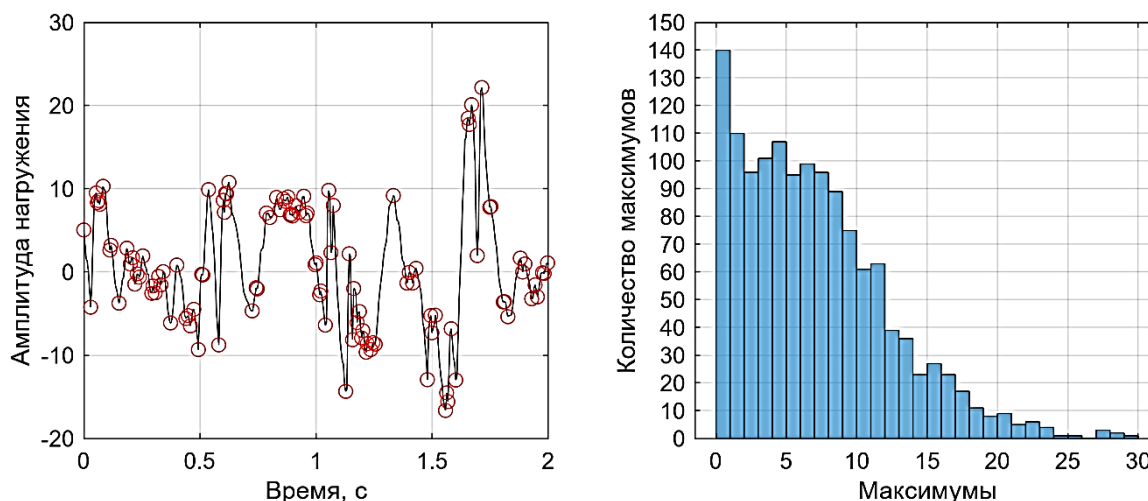


Рис. 3. Фрагмент случайного процесса с выделенными максимумами (слева) и гистограмма распределения максимумов процесса (справа)

Эталонные значения долговечности для обучения получены по методу «падающего дождя»: из исходного процесса выделяются максимумы, строится *rainflow*-распределение амплитуд, и по гипотезе линейного суммирования повреждений Пальмгрена – Майнера вычисляется накопленное повреждение:

$$D = \sum_{i=1}^k \frac{n_i}{N_i},$$

где n_i – число циклов с амплитудой i -го уровня; N_i – число циклов до разрушения при этой амплитуде, определяемое по кривой усталости; k – число уровней амплитуд (блоков нагружения); разрушению соответствует $D = 1$.

На рис. 4 сопоставлены три подхода к оценке долговечности. При временном подходе из исходного процесса выделяют максимумы, выполняют схематизацию (например, методом «падающего дождя») и по гипотезе линейного суммирования повреждений оценивают долговечность. При частотном подходе исходными данными служит спектральная плотность напряжений, по которой вычисляют спектральные моменты:

$$m_k = \int_0^{\infty} \omega^k G(\omega) d\omega,$$

где $G(\omega)$ – односторонняя спектральная плотность мощности процесса; k – порядок момента.

Далее по эмпирическим зависимостям переходят к распределению амплитуд и оценивают повреждение. В предлагаемом подходе максимумы процесса используются непосредственно в качестве входных данных свёрточной нейронной сети.

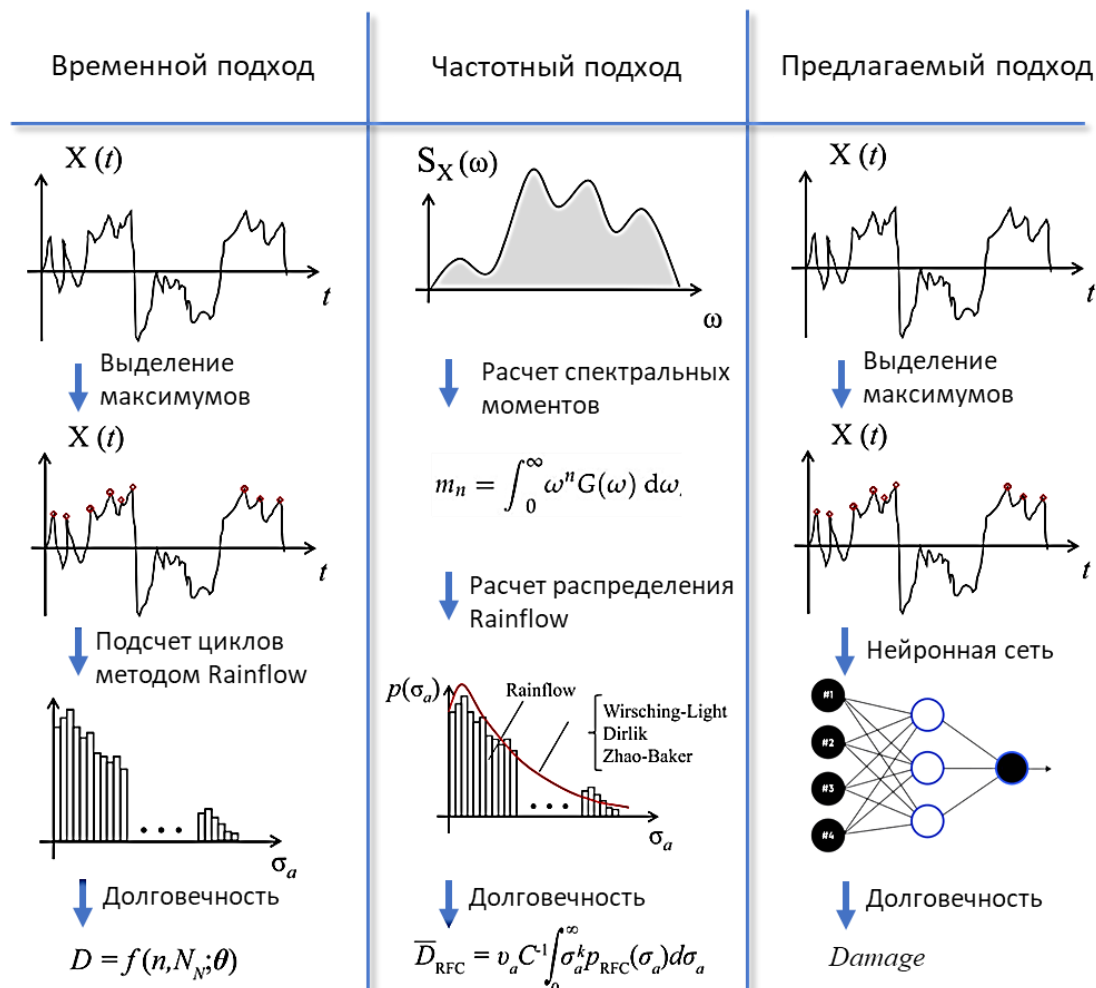


Рис. 4. Сопоставление временного, частотного и предлагаемого (нейросетевого) подходов к оценке долговечности

Структура свёрточной нейронной сети (рис. 5) выбрана по результатам анализа литературы и опыта работы с нейронными сетями. Она состоит из двух последовательно расположенных одномерных

свёрточных слоёв; после каждого свёрточного слоя применяются функция активации *ReLU* и слой нормализации данных. Далее следуют операция глобальной подвыборки по максимальному значению (*global max pooling*) и полносвязный слой, формирующий на выходе предсказанное значение относительной долговечности.

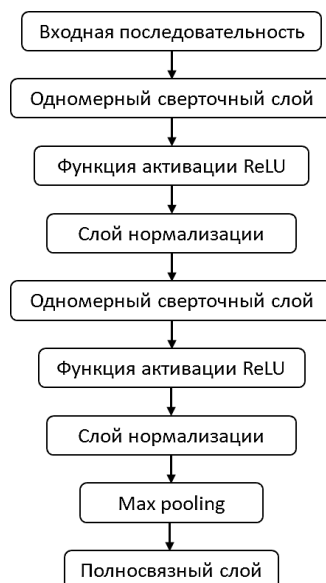


Рис. 5. Структура одномерной свёрточной нейронной сети

Выбор архитектуры обусловлен характером входных данных – распределением максимумов, представляющим собой одномерную последовательность фиксированной длины. Одномерные свёрточные слои выявляют локальные закономерности в распределении (положение максимумов, асимметрию и др.), при этом за счёт совместного использования весов число обучаемых параметров существенно меньше, чем у полносвязной сети сопоставимой ёмкости. Два последовательных свёрточных слоя обеспечивают иерархическое выделение признаков: первый слой формирует низкоуровневые локальные признаки, второй объединяет их в более сложные; увеличенная вдвое карта признаков второго слоя позволяет описать большее число комбинаций локальных особенностей без чрезмерного роста размерности модели.

Функция активации *ReLU* вводит нелинейность, обеспечивает разреженность активаций и снижает влияние затухания градиента при обучении. Слой нормализации стабилизирует и ускоряет обучение, уменьшая чувствительность к масштабу входных данных и распределению активаций. Операция глобальной подвыборки по максимальному значению (*global max pooling*) выделяет наиболее значимый признак вдоль всей последовательности и формирует представление фиксированной размерности, что сокращает число параметров и снижает риск переобучения по сравнению с полным разворачиванием карт признаков. Завершающий полносвязный слой отображает агрегированные признаки в скалярную оценку относительной долговечности. Поскольку входными данными является распределение фиксированной длины, а не длинная временная последовательность, применение более глубоких или рекуррентных архитектур признано избыточным: рассмотренная компактная сеть обеспечивает требуемую точность при умеренном числе параметров и устойчивости к переобучению на имеющемся объёме данных.

Оба свёрточных слоя использовали одинаковый размер фильтра, при этом карта признаков второго слоя выбиралась вдвое большей, чем первого. Оптимизация гиперпараметров выполнена байесовским методом средствами инструмента *Experiment Manager* пакета *MATLAB*; критерием оптимизации служила минимизация среднеквадратической ошибки на тестовой выборке:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (d_i - y_i)^2},$$

где d_i – эталонное значение относительной долговечности; y_i – значение, предсказанное моделью; n – объём выборки.

Диапазоны варьирования гиперпараметров: размер фильтра – от 4 до 80; карта признаков первого свёрточного слоя – от 5 до 80; скорость обучения (*learning rate*) – от 0,001 до 0,1. Максимальное число эпох обучения составляло до 100 с ранней остановкой по ошибке на валидационной выборке. Всего

средствами байесовской оптимизации оценено 28 конфигураций гиперпараметров; такое число испытаний обусловлено высокой выборочной эффективностью байесовского метода, обеспечивающего поиск близкого к оптимальному решения при существенно меньшем числе испытаний по сравнению с поиском по сетке или случайным поиском. Дальнейшее увеличение числа испытаний и эпох обучения не приводило к снижению ошибки на валидационной выборке.

Результаты обучения модели

Минимальная среднеквадратическая ошибка составила $RMSE = 0,0403$ при следующих значениях гиперпараметров: размер фильтра – 65, карта признаков первого свёрточного слоя – 39, скорость обучения – 0,0139. Зависимость фактических значений долговечности (полученных методом «падающего дождя») от предсказанных разработанной моделью приведена на рис. 6. Предсказанные значения группируются вдоль диагональной линии с коэффициентом корреляции Пирсона 0,96, что свидетельствует о хорошей сходимости модели во всём диапазоне долговечностей.

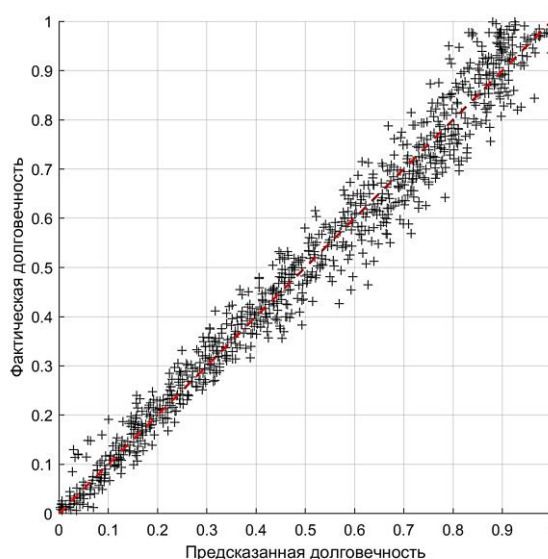


Рис. 6. Точность нейросетевой модели долговечности на тестовой выборке (фактические значения в сопоставлении с предсказанными)

Экспериментальная верификация модели

Для верификации модели проведены усталостные испытания конструктивно подобных образцов. Объектами испытаний служили плоские образцы III типа толщиной 2 мм с галтельным переходом по ГОСТ 25.502–79 с дополнительными грузами (рис. 7). Грузы – селективно подобранные шайбы и болты общей массой 47,6 г – подбирались из условия попадания первой изгибной частоты колебаний в диапазон частот случайного нагружения. Материал образцов – лёгкий сплав МА-15.

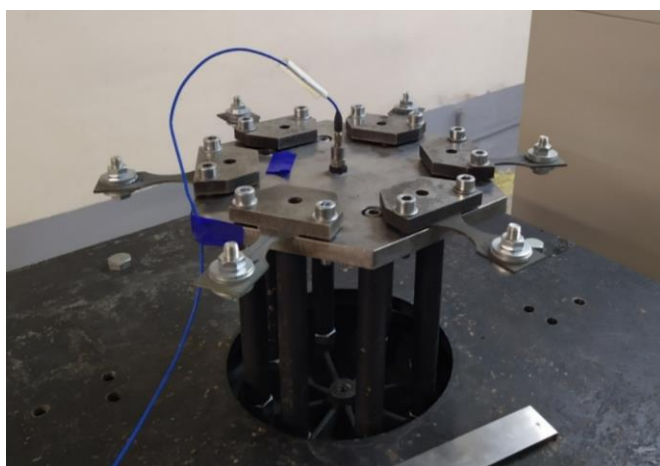


Рис. 7. Конструктивно подобные образцы в оснастке вибростенда

Нагружение осуществлялось в вертикальном направлении на электродинамическом вибростенде; на каждом уровне нагружения испытывалось по шесть образцов. Случайное нагружение задавалось в диапазоне частот от 15 до 80 Гц с постоянным уровнем спектральной плотности (спектр тапа «белый шум») при трёх значениях спектральной плотности виброускорения: 0,01245; 0,0153 и 0,018 $g^2/Гц$. Идентификация собственных частот и форм колебаний образца выполнена в модуле *ANSYS Modal*, спектральные плотности напряжений в наиболее опасной точке – в модуле *ANSYS Random Vibration*. Коэффициент демпфирования, определённый двумя экспериментальными методами, изменялся в диапазоне 0,0024–0,0036; в расчётах принято среднее значение 0,003. Подробно эксперимент описан в работе [30].

Для расчёта эталонных долговечностей использована кривая усталости материала МА-15, описываемая степенной зависимостью (уравнение Баскина):

$$\sigma_a^m N = \sigma_{-1}^m N_0,$$

где σ_a – амплитуда напряжений; N – число циклов до разрушения; σ_{-1} – предел выносливости; N_0 – базовое число циклов; m – показатель степени кривой усталости.

Для сплава МА-15 приняты: $\sigma_{вр} = 210$ МПа, $N_0 = 10^6$, $\sigma_{-1} = 81,52$ МПа, $m = 5,76$. Поскольку напряжения в образцах в ходе испытаний не контролировались, случайный процесс напряжений в опасном сечении генерировался по расчётной спектральной плотности напряжений; длина реализации принималась равной экспериментальной.

Полученные в результате испытаний значения времени до разрушения и результаты прогноза нейросетевой моделью приведены в табл. 2.

Таблица 2

**Время до разрушения образцов (с) на разных уровнях случайного нагружения:
эксперимент и прогноз нейросетевой модели**

Образец	Уровень нагружения								
	0,01245 $g^2/Гц$			0,0153 $g^2/Гц$			0,018 $g^2/Гц$		
	эксперимент, с	модель, с	разница	эксперимент, с	модель, с	разница	эксперимент, с	модель, с	разница
1	17642	16587	6 %	8460	10283	18 %	8788	11489	24 %
2	12618	11903	6 %	14520	17245	16 %	13031	16873	23 %
3	18000	16932	6 %	16527	20271	18 %	12142	15946	24 %
4	18000	17474	3 %	18465	21924	16 %	13561	17266	21 %
5	–	–	–	18660	21923	15 %	13698	18085	24 %
6	–	–	–	22980	27238	16 %	16325	21670	25 %
7	–	–	–	14513	17303	16 %	12924	16270	21 %
8	–	–	–	14585	17140	15 %	–	–	–
9	–	–	–	14585	17469	17 %	–	–	–
10	–	–	–	16917	20155	16 %	–	–	–
11	–	–	–	18420	22083	17 %	–	–	–

Зависимость фактического (экспериментального) времени до разрушения от предсказанного нейросетевой моделью показана на рис. 8. С увеличением амплитуды нагружения погрешность прогноза в сравнении с экспериментом возрастает: для уровня 0,01245 $g^2/Гц$ расхождение не превышает 6 %, для 0,0153 $g^2/Гц$ – 18 %, для 0,018 $g^2/Гц$ – 25 %. Относительные долговечности, предсказанные нейронной сетью, изменяются от 0,94 до 1,32.

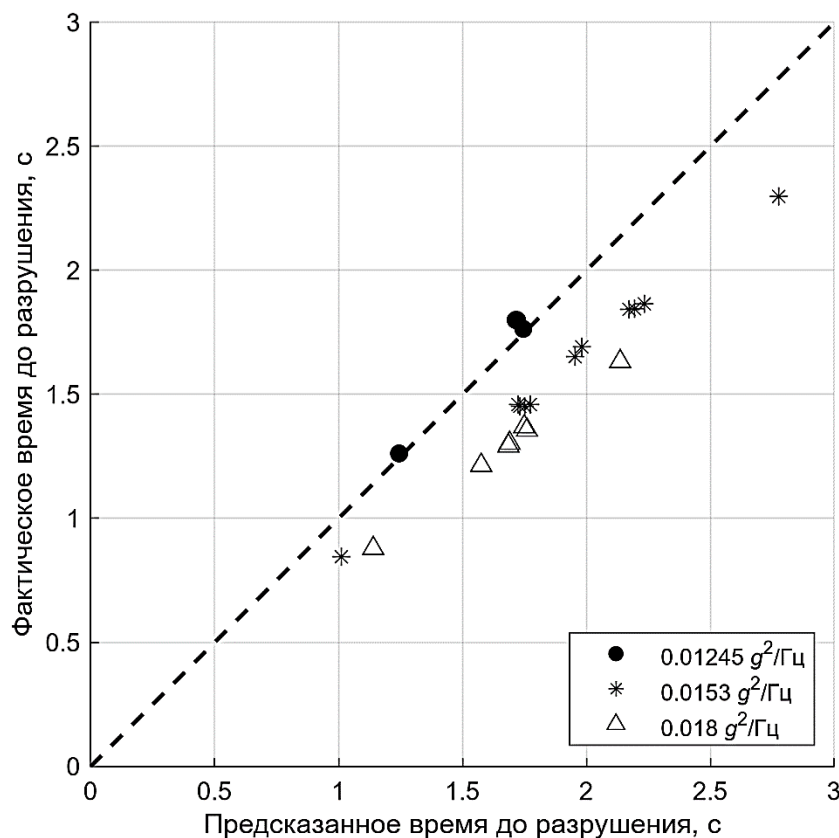


Рис. 8. Зависимость фактического времени до разрушения от предсказанного нейросетевой моделью

Рост погрешности прогноза при высоких уровнях нагружения связан с возникновением относительно высокого уровня напряжений – выше условного предела текучести материала. В этом случае механизм накопления повреждений необходимо описывать закономерностями малоциклового усталости, которые в настоящей работе не учитывались. С позиции усталости материала погрешность прогноза до 25 % можно считать удовлетворительной, в особенности с учётом значительного разброса экспериментальных данных – до 63 % для значений долговечности на одном и том же уровне нагружения (для уровня $0,0153 g^2/Гц$).

Достижение более высокой точности при разработке подобных интеллектуальных моделей затруднено по ряду причин. Во-первых, обучение по эталонным значениям, полученным расчётными методами, наследует их собственные погрешности: метод «падающего дождя» и гипотеза линейного суммирования повреждений [3] имеют известные ограничения, а кривая усталости материала обладает вероятностной природой и значительным разбросом, особенно на низких уровнях нагружения. Во-вторых, обучение непосредственно по экспериментальным данным более предпочтительно, однако требует большого объёма испытаний, получение которого затруднительно [41]. С учётом этих факторов нейросетевую модель оценки остаточного ресурса по совокупности результатов следует считать верифицированной.

Выводы

1 На основе ранее опубликованной авторами методики синтеза случайных процессов сформирован расширенный набор из 12 000 реализаций, дополненный нестационарным процессом с ударными воздействиями и реальной эксплуатационной записью с тензодатчиков; эталонные значения долговечности для обучения получены методом «падающего дождя» с линейным суммированием повреждений.

2 Разработана модель оценки остаточного ресурса конструкции при случайном нагружении на основе одномерной свёрточной нейронной сети, использующая в качестве входных данных распределение максимумов процесса и формирующая на выходе относительную долговечность в диапазоне от 0 до 1. Гиперпараметры модели оптимизированы байесовским методом; на тестовой выборке достигнута среднеквадратическая ошибка $RMSE = 0,0403$.

3 Выполнена экспериментальная верификация модели по результатам усталостных испытаний конструктивно подобных образцов из сплава МА-15 на электродинамическом вибростенде. Погрешность прогноза долговечности изменяется от 6 до 25 % и возрастает при высоких уровнях нагружения

вследствие перехода к малоцикловой усталости, не учитываемой моделью; с учётом разброса экспериментальных данных (до 63 %) модель признана верифицированной.

Список литературы

- 1 A comparative review of time- and frequency-domain methods for fatigue damage assessment / M. Muñiz-Calvente [et al.] // *International Journal of Fatigue*. – 2022. – Vol. 163. – Art. 107069. – DOI 10.1016/j.ijfatigue.2022.107069.
- 2 **Dirlik, T.** Dirlik and Tovo-Benasciutti spectral methods in vibration fatigue: a review with a historical perspective / T. Dirlik, D. Benasciutti // *Metals*. – 2021. – Vol. 11, No. 9. – Art. 1333. – DOI 10.3390/met11091333.
- 3 **Miner, M. A.** Cumulative damage in fatigue / M. A. Miner // *Journal of Applied Mechanics*. – 1945. – Vol. 12, No. 3. – P. A159–A164. – DOI 10.1115/1.4009458.
- 4 Vibration fatigue by spectral methods: from structural dynamics to fatigue damage – theory and experiments / J. Slavic, M. Boltezar, M. Mrsnik [et al.]. – Amsterdam : Elsevier, 2021. – 300 p. – DOI 10.1016/C2019-0-04580-3.
- 5 **Park, J. B.** Fatigue damage model comparison with formulated tri-modal spectrum loadings under stationary Gaussian random processes / J. B. Park, C. Y. Song // *Ocean Engineering*. – 2015. – Vol. 105. – P. 72–82. – DOI 10.1016/j.oceaneng.2015.05.039.
- 6 **Braccesi, C.** Random fatigue. A new frequency domain criterion for the damage evaluation of mechanical components / C. Braccesi, F. Cianetti, L. Tomassini // *International Journal of Fatigue*. – 2015. – Vol. 70. – P. 417–427. – DOI 10.1016/j.ijfatigue.2014.07.005.
- 7 **Trapp, A.** Fatigue assessment of non-stationary random loading in the frequency domain by a quasi-stationary Gaussian approximation / A. Trapp, P. Wolfsteiner // *International Journal of Fatigue*. – 2021. – Vol. 148. – Art. 106214. – DOI 10.1016/j.ijfatigue.2021.106214.
- 8 **Zorman, A.** Short-time fatigue-life estimation for non-stationary processes considering structural dynamics / A. Zorman, J. Slavič, M. Boltežar // *International Journal of Fatigue*. – 2021. – Vol. 147. – Art. 106178. – DOI 10.1016/j.ijfatigue.2021.106178.
- 9 **Wolfsteiner, P.** Fatigue assessment of non-stationary random vibrations by using decomposition in Gaussian portions / P. Wolfsteiner // *International Journal of Mechanical Sciences*. – 2017. – Vol. 127. – P. 10–22. – DOI 10.1016/j.ijmecsci.2016.05.024.
- 10 **Wolfsteiner, P.** Fatigue life due to non-Gaussian excitation – an analysis of the fatigue damage spectrum using higher order spectra / P. Wolfsteiner, A. Trapp // *International Journal of*

References

- 1 A comparative review of time- and frequency-domain methods for fatigue damage assessment / M. Muñiz-Calvente [et al.] // *International Journal of Fatigue*. – 2022. – Vol. 163. – Art. 107069. – DOI 10.1016/j.ijfatigue.2022.107069.
- 2 **Dirlik, T.** Dirlik and Tovo-Benasciutti spectral methods in vibration fatigue: a review with a historical perspective / T. Dirlik, D. Benasciutti // *Metals*. – 2021. – Vol. 11, No. 9. – Art. 1333. – DOI 10.3390/met11091333.
- 3 **Miner, M. A.** Cumulative damage in fatigue / M. A. Miner // *Journal of Applied Mechanics*. – 1945. – Vol. 12, No. 3. – P. A159–A164. – DOI 10.1115/1.4009458.
- 4 Vibration fatigue by spectral methods : from structural dynamics to fatigue damage – theory and experiments / J. Slavic, M. Boltezar, M. Mrsnik [et al.]. – Amsterdam : Elsevier, 2021. – 300 p. – DOI 10.1016/C2019-0-04580-3.
- 5 **Park, J. B.** Fatigue damage model comparison with formulated tri-modal spectrum loadings under stationary Gaussian random processes / J. B. Park, C. Y. Song // *Ocean Engineering*. – 2015. – Vol. 105. – P. 72–82. – DOI 10.1016/j.oceaneng.2015.05.039.
- 6 **Braccesi, C.** Random fatigue. A new frequency domain criterion for the damage evaluation of mechanical components / C. Braccesi, F. Cianetti, L. Tomassini // *International Journal of Fatigue*. – 2015. – Vol. 70. – P. 417–427. – DOI 10.1016/j.ijfatigue.2014.07.005.
- 7 **Trapp, A.** Fatigue assessment of non-stationary random loading in the frequency domain by a quasi-stationary Gaussian approximation / A. Trapp, P. Wolfsteiner // *International Journal of Fatigue*. – 2021. – Vol. 148. – Art. 106214. – DOI 10.1016/j.ijfatigue.2021.106214.
- 8 **Zorman, A.** Short-time fatigue-life estimation for non-stationary processes considering structural dynamics / A. Zorman, J. Slavič, M. Boltežar // *International Journal of Fatigue*. – 2021. – Vol. 147. – Art. 106178. – DOI 10.1016/j.ijfatigue.2021.106178.
- 9 **Wolfsteiner, P.** Fatigue assessment of non-stationary random vibrations by using decomposition in Gaussian portions / P. Wolfsteiner // *International Journal of Mechanical Sciences*. – 2017. – Vol. 127. – P. 10–22. – DOI 10.1016/j.ijmecsci.2016.05.024.
- 10 **Wolfsteiner, P.** Fatigue life due to non-Gaussian excitation – an analysis of the fatigue damage spectrum using higher order spectra / P. Wolfsteiner, A. Trapp // *International Journal of*

Fatigue. – 2019. – Vol. 127. – P. 203–216. – DOI 10.1016/j.ijfatigue.2019.06.005.

11 Non-stationarity and non-Gaussianity in vibration fatigue / J. Slavič [et al.] // Conference Proceedings of the Society for Experimental Mechanics Series. – 2020. – Vol. 97. – P. 73–76. – DOI 10.1007/978-3-030-12676-6_7.

12 Assessment of fatigue damage induced by non-Gaussian bimodal processes with emphasis on spectral methods / S. Gao [et al.] // Ocean Engineering. – 2021. – Vol. 220. – Art. 108489. – DOI 10.1016/j.oceaneng.2020.108489.

13 **Marques, J. M. E.** Variance of the fatigue damage in non-Gaussian stochastic processes with narrow-band power spectrum / J. M. E. Marques, D. Benasciutti // Structural Safety. – 2021. – Vol. 93. – Art. 102131. – DOI 10.1016/j.strusafe.2021.102131.

14 **Marques, J. M. E.** More on variance of fatigue damage in non-Gaussian random loadings – effect of skewness and kurtosis / J. M. E. Marques, D. Benasciutti // Procedia Structural Integrity. – 2020. – Vol. 25. – P. 101–111. – DOI 10.1016/j.prostr.2020.04.014.

15 **Marques, J. M. E.** Variability of the fatigue damage due to the randomness of a stationary vibration load / J. M. E. Marques, D. Benasciutti, R. Tovo // International Journal of Fatigue. – 2020. – Vol. 141. – Art. 105891. – DOI 10.1016/j.ijfatigue.2020.105891.

16 **Benasciutti, D.** The use of fractional order statistics for estimating nonparametric confidence intervals for quantiles of the fatigue damage computed in service random loadings / D. Benasciutti, J. M. E. Marques // IOP Conference Series : Materials Science and Engineering. – 2023. – Vol. 1275, No. 1. – Art. 012020. – DOI 10.1088/1757-899X/1275/1/012020.

17 **Orlando, A.** Structural response and fatigue assessment of a small vertical axis wind turbine under stationary and non-stationary excitation / A. Orlando, L. Pagnini, M. P. Repetto // Renewable Energy. – 2021. – Vol. 170. – P. 251–266. – DOI 10.1016/j.renene.2021.01.123.

18 **Niu, Q.** An empirical mode decomposition-based frequency-domain approach for the fatigue analysis of nonstationary processes / Q. Niu, S. Yang, X. Li // Fatigue & Fracture of Engineering Materials & Structures. – 2018. – Vol. 41, No. 9. – P. 1980–1996. – DOI 10.1111/ffe.12836.

19 A novel approach for stress cycle analysis based on empirical mode decomposition / R. Li [et al.] // MFPT 2018 : Intelligent Technologies and Equipment for Human Performance Monitoring. – 2018. – P. 4–12.

Fatigue. – 2019. – Vol. 127. – P. 203–216. – DOI 10.1016/j.ijfatigue.2019.06.005.

11 Non-stationarity and non-Gaussianity in vibration fatigue / J. Slavič [et al.] // Conference Proceedings of the Society for Experimental Mechanics Series. – 2020. – Vol. 97. – P. 73–76. – DOI 10.1007/978-3-030-12676-6_7.

12 Assessment of fatigue damage induced by non-Gaussian bimodal processes with emphasis on spectral methods / S. Gao [et al.] // Ocean Engineering. – 2021. – Vol. 220. – Art. 108489. – DOI 10.1016/j.oceaneng.2020.108489.

13 **Marques, J. M. E.** Variance of the fatigue damage in non-Gaussian stochastic processes with narrow-band power spectrum / J. M. E. Marques, D. Benasciutti // Structural Safety. – 2021. – Vol. 93. – Art. 102131. – DOI 10.1016/j.strusafe.2021.102131.

14 **Marques, J. M. E.** More on variance of fatigue damage in non-Gaussian random loadings – effect of skewness and kurtosis / J. M. E. Marques, D. Benasciutti // Procedia Structural Integrity. – 2020. – Vol. 25. – P. 101–111. – DOI 10.1016/j.prostr.2020.04.014.

15 **Marques, J. M. E.** Variability of the fatigue damage due to the randomness of a stationary vibration load / J. M. E. Marques, D. Benasciutti, R. Tovo // International Journal of Fatigue. – 2020. – Vol. 141. – Art. 105891. – DOI 10.1016/j.ijfatigue.2020.105891.

16 **Benasciutti, D.** The use of fractional order statistics for estimating nonparametric confidence intervals for quantiles of the fatigue damage computed in service random loadings / D. Benasciutti, J. M. E. Marques // IOP Conference Series : Materials Science and Engineering. – 2023. – Vol. 1275, No. 1. – Art. 012020. – DOI 10.1088/1757-899X/1275/1/012020.

17 **Orlando, A.** Structural response and fatigue assessment of a small vertical axis wind turbine under stationary and non-stationary excitation / A. Orlando, L. Pagnini, M. P. Repetto // Renewable Energy. – 2021. – Vol. 170. – P. 251–266. – DOI 10.1016/j.renene.2021.01.123.

18 **Niu, Q.** An empirical mode decomposition-based frequency-domain approach for the fatigue analysis of nonstationary processes / Q. Niu, S. Yang, X. Li // Fatigue & Fracture of Engineering Materials & Structures. – 2018. – Vol. 41, No. 9. – P. 1980–1996. – DOI 10.1111/ffe.12836.

19 A novel approach for stress cycle analysis based on empirical mode decomposition / R. Li [et al.] // MFPT 2018 : Intelligent Technologies and Equipment for Human Performance Monitoring. – 2018. – P. 4–12.

20 An improved VMD-based denoising method for time domain load signal combining wavelet with singular spectrum analysis / J. Fu [et al.] // *Mathematical Problems in Engineering*. – 2020. – Vol. 2020. – Art. 1485937. – DOI 10.1155/2020/1485937.

21 **Soman, R.** Semi-automated methodology for damage assessment of a scaled wind turbine tripod using enhanced empirical mode decomposition and statistical analysis / R. Soman // *International Journal of Fatigue*. – 2020. – Vol. 134. – Art. 105475. – DOI 10.1016/j.ijfatigue.2020.105475.

22 Median ensemble empirical mode decomposition / X. Lang [et al.] // *Signal Processing*. – 2020. – Vol. 176. – Art. 107686. – DOI 10.1016/j.sigpro.2020.107686.

23 Метод оценки долговечности конструкций при стационарном и нестационарном случайных нагружениях с применением вариационной модовой декомпозиции / А. В. Ерпалов, К. А. Хоросhevский, Е. А. Румянцева, И. В. Гадолина // *Заводская лаборатория. Диагностика материалов*. – 2024. – Т. 90, № 9. – С. 63–74. – DOI 10.26896/1028-6861-2024-90-9-63-74.

24 **Niesłony, A.** Mean stress effect correction in frequency-domain methods for fatigue life assessment / A. Niesłony, M. Böhm // *Procedia Engineering*. – 2015. – Vol. 101. – P. 347–354. – DOI 10.1016/j.proeng.2015.02.042.

25 **Niesłony, A.** Frequency-domain fatigue life estimation with mean stress correction / A. Niesłony, M. Böhm // *International Journal of Fatigue*. – 2016. – Vol. 91. – P. 373–381. – DOI 10.1016/j.ijfatigue.2016.02.031.

26 A unified mean stress correction model for fatigue thresholds prediction of metals / Y. Liu [et al.] // *Engineering Fracture Mechanics*. – 2020. – Vol. 223. – Art. 106787. – DOI 10.1016/j.engfracmech.2019.106787.

27 **Oh, G.** Effective stress and fatigue life prediction with mean stress correction models on a ferritic stainless steel sheet / G. Oh // *International Journal of Fatigue*. – 2022. – Vol. 157. – Art. 106707. – DOI 10.1016/j.ijfatigue.2021.106707.

28 Выбор частоты дискретизации и оптимального метода цифровой обработки сигнала в задачах, учитывающих случайный процесс нагружения, для оценки долговечности / И. В. Гадолина, Н. Г. Лисаченко, Ю. А. Свирский, Д. А. Дубин // *Заводская лаборатория. Диагностика материалов*. – 2019. – Т. 85, № 7. – С. 64–72. – DOI 10.26896/1028-6861-2019-85-7-64-72.

29 **Gadolina, I. V.** Varied approaches to loading assessment in fatigue studies / I. V. Gadolina, N. A. Ma-

20 An improved VMD-based denoising method for time domain load signal combining wavelet with singular spectrum analysis / J. Fu [et al.] // *Mathematical Problems in Engineering*. – 2020. – Vol. 2020. – Art. 1485937. – DOI 10.1155/2020/1485937.

21 **Soman, R.** Semi-automated methodology for damage assessment of a scaled wind turbine tripod using enhanced empirical mode decomposition and statistical analysis / R. Soman // *International Journal of Fatigue*. – 2020. – Vol. 134. – Art. 105475. – DOI 10.1016/j.ijfatigue.2020.105475.

22 Median ensemble empirical mode decomposition / X. Lang [et al.] // *Signal Processing*. – 2020. – Vol. 176. – Art. 107686. – DOI 10.1016/j.sigpro.2020.107686.

23 Method for assessing the durability of structures under stationary and non-stationary random loading using variational mode decomposition (VMD) / A. V. Erpalov, K. A. Khoroshevskii, E. A. Rumyanцева, I. V. Gadolina // *Industrial Laboratory. Diagnostics of Materials*. – 2024. – Vol. 90, No. 9. – P. 63–74. – DOI 10.26896/1028-6861-2024-90-9-63-74.

24 **Niesłony, A.** Mean stress effect correction in frequency-domain methods for fatigue life assessment / A. Niesłony, M. Böhm // *Procedia Engineering*. – 2015. – Vol. 101. – P. 347–354. – DOI 10.1016/j.proeng.2015.02.042.

25 **Niesłony, A.** Frequency-domain fatigue life estimation with mean stress correction / A. Niesłony, M. Böhm // *International Journal of Fatigue*. – 2016. – Vol. 91. – P. 373–381. – DOI 10.1016/j.ijfatigue.2016.02.031.

26 A unified mean stress correction model for fatigue thresholds prediction of metals / Y. Liu [et al.] // *Engineering Fracture Mechanics*. – 2020. – Vol. 223. – Art. 106787. – DOI 10.1016/j.engfracmech.2019.106787.

27 **Oh, G.** Effective stress and fatigue life prediction with mean stress correction models on a ferritic stainless steel sheet / G. Oh // *International Journal of Fatigue*. – 2022. – Vol. 157. – Art. 106707. – DOI 10.1016/j.ijfatigue.2021.106707.

28 The choice of the sampling frequency and optimal method of signal digital processing in the problems considering a random loading process for assessing durability / I. V. Gadolina, N. G. Lisachenko, Yu. A. Svirskiy, D. A. Dubin // *Industrial Laboratory. Diagnostics of Materials*. – 2019. – Vol. 85, No. 7. – P. 64–72. – DOI 10.26896/1028-6861-2019-85-7-64-72.

29 **Gadolina, I. V.** Varied approaches to loading assessment in fatigue studies / I. V. Gadolina, N. A. Makhutov, A. V. Erpalov // *International*

khutov, A. V. Erpalov // International Journal of Fatigue. – 2021. – Vol. 144. – Art. 106035. – DOI 10.1016/j.ijfatigue.2020.106035.

30 **Хорошевский, К. А.** Расчётно-экспериментальное исследование влияния демпфирования конструкции на её долговечность при случайном нагружении / К. А. Хорошевский, А. В. Ерпалов, И. В. Гадолина // Вестник ЮУрГУ. Серия «Математика. Механика. Физика». – 2023. – Т. 15, № 4. – С. 47–57. – DOI 10.14529/mmph230406.

31 1D convolutional neural networks and applications: a survey / S. Kiranyaz, O. Avci, O. Abdeljaber [et al.] // Mechanical Systems and Signal Processing. – 2021. – Vol. 151. – Art. 107398. – DOI 10.1016/j.ymssp.2020.107398.

32 **Chen, J.** Fatigue modeling using neural networks : a comprehensive review / J. Chen, Y. Liu // Fatigue & Fracture of Engineering Materials & Structures. – 2022. – Vol. 45, No. 4. – P. 945–979. – DOI 10.1111/ffe.13640.

33 **Li, X.** Remaining useful life estimation in prognostics using deep convolution neural networks / X. Li, Q. Ding, J.-Q. Sun // Reliability Engineering & System Safety. – 2018. – Vol. 172. – P. 1–11. – DOI 10.1016/j.res.2017.11.021.

34 A novel method of multiaxial fatigue life prediction based on deep learning / J. Yang, G. Kang, Y. Liu, Q. Kan // International Journal of Fatigue. – 2021. – Vol. 151. – Art. 106356. – DOI 10.1016/j.ijfatigue.2021.106356.

35 Machine learning-based predictions of fatigue life and fatigue limit for steels / L. He, Z. Wang, H. Akebono, A. Sugeta // Journal of Materials Science & Technology. – 2021. – Vol. 90. – P. 9–19.

36 **Jimenez-Martinez, M.** Fatigue damage effect approach by artificial neural network / M. Jimenez-Martinez, M. Alfaro-Ponce // International Journal of Fatigue. – 2019. – Vol. 124. – P. 42–47.

37 **Zhang, X.-C.** A deep learning based life prediction method for components under creep, fatigue and creep-fatigue conditions / X.-C. Zhang, J.-G. Gong, F.-Z. Xuan // International Journal of Fatigue. – 2021. – Vol. 148. – Art. 106236. – DOI 10.1016/j.ijfatigue.2021.106236.

38 Modelling fatigue life prediction of additively manufactured Ti-6Al-4V samples using machine learning approach / J. Horňas, J. Běhal, P. Homola [et al.] // International Journal of Fatigue. – 2023. – Vol. 169. – Art. 107483. – DOI 10.1016/j.ijfatigue.2022.107483.

39 Graphical feature construction-based deep learning model for fatigue life prediction of AM alloys / H. Wu, A. Wang, Z. Gan, L. Gan // Materials. – 2024. – Vol. 18, No. 1. – Art. 11. – DOI 10.3390/ma18010011.

Journal of Fatigue. – 2021. – Vol. 144. – Art. 106035. – DOI 10.1016/j.ijfatigue.2020.106035.

30 **Khoroshevsky, K. A.** A computational and experimental study of the influence of structural damping on a structure's durability under random loading / K. A. Khoroshevsky, A. V. Erpalov, I. V. Gadolina // Bulletin of the South Ural State University. Series «Mathematics, Mechanics, Physics». – 2023. – Vol. 15, No. 4. – P. 47–57. – DOI 10.14529/mmph230406.

31 1D convolutional neural networks and applications: a survey / S. Kiranyaz, O. Avci, O. Abdeljaber [et al.] // Mechanical Systems and Signal Processing. – 2021. – Vol. 151. – Art. 107398. – DOI 10.1016/j.ymssp.2020.107398.

32 **Chen, J.** Fatigue modeling using neural networks : a comprehensive review / J. Chen, Y. Liu // Fatigue & Fracture of Engineering Materials & Structures. – 2022. – Vol. 45, No. 4. – P. 945–979. – DOI 10.1111/ffe.13640.

33 **Li, X.** Remaining useful life estimation in prognostics using deep convolution neural networks / X. Li, Q. Ding, J.-Q. Sun // Reliability Engineering & System Safety. – 2018. – Vol. 172. – P. 1–11. – DOI 10.1016/j.res.2017.11.021.

34 A novel method of multiaxial fatigue life prediction based on deep learning / J. Yang, G. Kang, Y. Liu, Q. Kan // International Journal of Fatigue. – 2021. – Vol. 151. – Art. 106356. – DOI 10.1016/j.ijfatigue.2021.106356.

35 Machine learning-based predictions of fatigue life and fatigue limit for steels / L. He, Z. Wang, H. Akebono, A. Sugeta // Journal of Materials Science & Technology. – 2021. – Vol. 90. – P. 9–19.

36 **Jimenez-Martinez, M.** Fatigue damage effect approach by artificial neural network / M. Jimenez-Martinez, M. Alfaro-Ponce // International Journal of Fatigue. – 2019. – Vol. 124. – P. 42–47.

37 **Zhang, X.-C.** A deep learning based life prediction method for components under creep, fatigue and creep-fatigue conditions / X.-C. Zhang, J.-G. Gong, F.-Z. Xuan // International Journal of Fatigue. – 2021. – Vol. 148. – Art. 106236. – DOI 10.1016/j.ijfatigue.2021.106236.

38 Modelling fatigue life prediction of additively manufactured Ti-6Al-4V samples using machine learning approach / J. Horňas, J. Běhal, P. Homola [et al.] // International Journal of Fatigue. – 2023. – Vol. 169. – Art. 107483. – DOI 10.1016/j.ijfatigue.2022.107483.

39 Graphical feature construction-based deep learning model for fatigue life prediction of AM alloys / H. Wu, A. Wang, Z. Gan, L. Gan // Materials. – 2024. – Vol. 18, No. 1. – Art. 11. – DOI 10.3390/ma18010011.

40 Multiaxial fatigue life prediction for various metallic materials based on the hybrid CNN-LSTM neural network / F. Heng, J. Gao, R. Xu [et al.] // *Fatigue & Fracture of Engineering Materials & Structures*. – 2023. – Vol. 46, No. 5. – P. 1979–1996. – DOI 10.1111/ffe.13977.

41 A physics-informed neural network approach to fatigue life prediction using small quantity of samples / D. Chen, Y. Li, K. Liu, Y. Li // *International Journal of Fatigue*. – 2023. – Vol. 166. – Art. 107270. – DOI 10.1016/j.ijfatigue.2022.107270.

42 An image recognition based multi-axial low-cycle fatigue life prediction method with CNN model / X. Sun, T. Zhou, K. Song, X. Chen // *International Journal of Fatigue*. – 2023. – Vol. 167. – Art. 107324. – DOI 10.1016/j.ijfatigue.2022.107324.

43 Remaining useful life prediction via a deep adaptive transformer framework enhanced by graph attention network / P. Liang, Y. Li, B. Wang, X. Yuan, L. Zhang // *International Journal of Fatigue*. – 2023. – Vol. 174. – Art. 107722.

44 Remaining useful life prediction of aero-engine enabled by fusing knowledge and deep learning models / Y. Li, Y. Chen, Z. Hu, H. Zhang // *Reliability Engineering & System Safety*. – 2023. – Vol. 229. – Art. 108869.

45 **Sun, H.** A novel artificial neural network model for wide-band random fatigue life prediction / H. Sun, Y. Qiu, J. Li // *International Journal of Fatigue*. – 2022. – Vol. 157. – Art. 106701. – DOI 10.1016/j.ijfatigue.2021.106701.

46 Novel models for fatigue life prediction under wideband random loads based on machine learning / H. Sun, Y. Qiu, J. Li [et al.] // *Fatigue & Fracture of Engineering Materials & Structures*. – 2024. – Vol. 47. – No. 9. – P. 3342–3360. – DOI 10.1111/ffe.14371.

47 Fatigue life prediction based on modified narrowband method under broadband random vibration loading / S.-D. Wu, D.-G. Shang, P.-C. Liu [et al.] // *International Journal of Fatigue*. – 2022. – Vol. 159. – Art. 106832. – DOI 10.1016/j.ijfatigue.2022.106832.

48 A new frequency-domain method for fatigue prediction of offshore structures under wideband random loadings / B. Wu, W. Lu, X. Li [et al.] // *Ocean Engineering*. – 2023. – Vol. 281. – Art. 114812. – DOI 10.1016/j.oceaneng.2023.114812.

49 Random vibration fatigue behavior of directionally solidified superalloy: experiments and evaluation of life prediction methods / H. Lu, J. Wang, Y. Lian [et al.] // *International Journal of Fatigue*. – 2023. – Vol. 175. – Art. 107746. – DOI 10.1016/j.ijfatigue.2023.107746.

50 **Zhang, H.** Data-based deep learning for random vibration fatigue life prediction of car seat frame /

40 Multiaxial fatigue life prediction for various metallic materials based on the hybrid CNN-LSTM neural network / F. Heng, J. Gao, R. Xu [et al.] // *Fatigue & Fracture of Engineering Materials & Structures*. – 2023. – Vol. 46, No. 5. – P. 1979–1996. – DOI 10.1111/ffe.13977.

41 A physics-informed neural network approach to fatigue life prediction using small quantity of samples / D. Chen, Y. Li, K. Liu, Y. Li // *International Journal of Fatigue*. – 2023. – Vol. 166. – Art. 107270. – DOI 10.1016/j.ijfatigue.2022.107270.

42 An image recognition based multi-axial low-cycle fatigue life prediction method with CNN model / X. Sun, T. Zhou, K. Song, X. Chen // *International Journal of Fatigue*. – 2023. – Vol. 167. – Art. 107324. – DOI 10.1016/j.ijfatigue.2022.107324.

43 Remaining useful life prediction via a deep adaptive transformer framework enhanced by graph attention network / P. Liang, Y. Li, B. Wang, X. Yuan, L. Zhang // *International Journal of Fatigue*. – 2023. – Vol. 174. – Art. 107722.

44 Remaining useful life prediction of aero-engine enabled by fusing knowledge and deep learning models / Y. Li, Y. Chen, Z. Hu, H. Zhang // *Reliability Engineering & System Safety*. – 2023. – Vol. 229. – Art. 108869.

45 **Sun, H.** A novel artificial neural network model for wide-band random fatigue life prediction / H. Sun, Y. Qiu, J. Li // *International Journal of Fatigue*. – 2022. – Vol. 157. – Art. 106701. – DOI 10.1016/j.ijfatigue.2021.106701.

46 Novel models for fatigue life prediction under wideband random loads based on machine learning / H. Sun, Y. Qiu, J. Li [et al.] // *Fatigue & Fracture of Engineering Materials & Structures*. – 2024. – Vol. 47. – No. 9. – P. 3342–3360. – DOI 10.1111/ffe.14371.

47 Fatigue life prediction based on modified narrowband method under broadband random vibration loading / S.-D. Wu, D.-G. Shang, P.-C. Liu [et al.] // *International Journal of Fatigue*. – 2022. – Vol. 159. – Art. 106832. – DOI 10.1016/j.ijfatigue.2022.106832.

48 A new frequency-domain method for fatigue prediction of offshore structures under wideband random loadings / B. Wu, W. Lu, X. Li [et al.] // *Ocean Engineering*. – 2023. – Vol. 281. – Art. 114812. – DOI 10.1016/j.oceaneng.2023.114812.

49 Random vibration fatigue behavior of directionally solidified superalloy: experiments and evaluation of life prediction methods / H. Lu, J. Wang, Y. Lian [et al.] // *International Journal of Fatigue*. – 2023. – Vol. 175. – Art. 107746. – DOI 10.1016/j.ijfatigue.2023.107746.

50 **Zhang, H.** Data-based deep learning for random vibration fatigue life prediction of car seat frame /

H. Zhang, S. Wang // Nonlinear Dynamics. – 2025. – Vol. 113, No. 5. – P. 4121–4145. – DOI 10.1007/s11071-024-09972-3.

51 **Алюнов, Д. Ю.** Рекуррентная нейронная сеть для контроля ширины спектра нестационарного случайного сигнала / Д. Ю. Алюнов // Вестник Чувашского университета. – 2023. – № 2. – С. 5–17. – DOI 10.47026/1810-1909-2023-2-5-17.

52 **Федотов, М. В.** Предиктивная аналитика технического состояния систем тепловозов с использованием нейросетевых прогнозных моделей / М. В. Федотов, В. В. Грачев // Бюллетень результатов научных исследований. – 2021. – № 3. – С. 102–114. – DOI 10.20295/2223-9987-2021-3-102-114.

53 **Ломакина, Л. С.** Диагностирование и прогнозирование состояний технических и технологических объектов на основе ансамблевых технологий машинного обучения / Л. С. Ломакина, А. Н. Двитовская, К. А. Корелин // Информационные и математические технологии в науке и управлении. – 2025. – № 4 (40). – С. 26–37. – DOI 10.25729/ESI.2025.40.4.003.

H. Zhang, S. Wang // Nonlinear Dynamics. – 2025. – Vol. 113, No. 5. – P. 4121–4145. – DOI 10.1007/s11071-024-09972-3.

51 **Alyunov, D. Yu.** Recurrent neural network for controlling the spectrum width of a non-stationary random signal / D. Yu. Alyunov // Bulletin of the Chuvash University. – 2023. – No. 2. – P. 5–17. – DOI 10.47026/1810-1909-2023-2-5-17.

52 **Fedotov, M. V.** Predictive analytics of the technical condition of diesel locomotive systems using neural network predictive models / M. V. Fedotov, V. V. Grachev // Bulletin of Scientific Research Results. – 2021. – No. 3. – P. 102–114. – DOI 10.20295/2223-9987-2021-3-102-114.

53 **Lomakina, L. S.** Diagnostics and forecasting of technical and technological object states based on ensemble machine learning technologies / L. S. Lomakina, A. N. Dvitovskaya, K. A. Korelin // Information and Mathematical Technologies in Science and Management. – 2025. – No. 4 (40). – P. 26–37. – DOI 10.25729/ESI.2025.40.4.003.

A. V. Erpalov, K. A. Khoroshevsky, I. V. Gadolina

RESIDUAL LIFE ASSESSMENT OF STRUCTURES UNDER RANDOM LOADING BASED ON A ONE-DIMENSIONAL CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK

Abstract. A model is proposed for assessing the residual life of structural elements under random vibration loading, based on a one-dimensional convolutional neural network (1D-CNN) that takes the stress-process maxima distribution as input and outputs the relative durability. A training set of 12,000 realizations of stationary and non-stationary random processes – including processes with shock impacts and real operational records – was generated; the reference durability values were obtained by the rainflow method with linear damage summation, and the hyperparameters were tuned by Bayesian optimization (minimum error $RMSE = 0.0403$). Experimental verification on MA-15 light-alloy specimens tested on an electrodynamic shaker at three loading levels yielded a prediction error of 6 to 25 %, increasing at high levels owing to low-cycle fatigue. Taking the scatter of the experimental data into account, the model is considered verified.

Keywords: residual life; fatigue life; random loading; one-dimensional convolutional neural network; rainflow method.

For citation: Erpalov, A. V. Residual life assessment of structures under random loading based on a one-dimensional convolutional neural network / A. V. Erpalov, K. A. Khoroshevsky, I. V. Gadolina // Vestnik Rostovskogo Gosudarstvennogo Universiteta Putej Soobshcheniya. – 2026. – No. 2. – P. 194–209. – DOI 10.46973/0201-727X_2026_2_194.

Сведения об авторах

Ерпалов Алексей Викторович
Южно-Уральский государственный
университет (национальный
исследовательский университет)
(ФГАОУ ВО «ЮУрГУ (НИУ)»),
старший научный сотрудник,
кандидат технических наук,
e-mail: erpalovav@susu.ru

Information about the authors

Erpalov Aleksey Victorovich
South Ural State University
(National Research University)
(FSAEIHE SUSU (NRU)),
Senior Researcher,
Candidate of Engineering Sciences,
e-mail: erpalovav@susu.ru

Хорошевский Кирилл Антонович
Южно-Уральский государственный
университет (национальный
исследовательский университет)
(ФГАОУ ВО «ЮУрГУ (НИУ)»),
инженер,
e-mail: khoroshevskiika@susu.ru

Гадолина Ирина Викторовна
Институт машиноведения
им. А. А. Благонравова
Российской академии наук,
старший научный сотрудник,
кандидат технических наук, доцент,
e-mail: gadolina@mail.ru

Khoroshevsky Kirill Antonovich
South Ural State University
(National Research University)
(FSAEIHE SUSU (NRU)),
Engineer,
e-mail: khoroshevskiika@susu.ru

Gadolina Irina Victorovna
Institute of Machines Science named
after A. A. Blagonravov of the Russian
Academy of Sciences (IMASH RAS),
Senior Researcher,
Candidate of Engineering Sciences,
Associate Professor,
e-mail: gadolina@mail.ru