

20. Luo D., Huang X., Huang Y., Miao M., Gao X. Optimal Trajectory Planning for Wheeled Robots (OTPW): A Globally and Dynamically Optimal Trajectory Planning Method for Wheeled Mobile Robots, *Machines*, 2024, Vol. 12 (10), pp. 668.
21. Han J., Ma C., Zou D. [et al.]. Distributed Multi-Robot SLAM Algorithm with Lightweight Communication and Optimization, *Electronics*, 2024, Vol. 13 (20), pp. 4129.
22. Zhang X., Zheng H. Research On Trajectory Planning Methods of Mobile Robots Based on SLAM Technology, *Highlights in Science, Engineering and Technology*, 2024, Vol. 111, pp. 116-125.

**Рыбак Лариса Александровна** – Белгородский государственный технологический университет им. В.Г. Шухова, e-mail: rlbgtu@gmail.com; г. Белгород, Россия; тел. +74722230530; д.т.н.; профессор, директор НИИ Робототехники и систем управления.

**Малышев Дмитрий Иванович** – Белгородский государственный технологический университет им. В.Г. Шухова; e-mail: malyshev.d.i@ya.ru; г. Белгород, Россия; тел. +79507134397; м.н.с.

**Дьяконов Дмитрий Алексеевич** – Белгородский государственный технологический университет им. В.Г. Шухова; e-mail: furno.xl@yandex.ru; г. Белгород, Россия; тел. +79606958167; инженер–исследователь.

**Мамченкова Анастасия Александровна** – Белгородский государственный технологический университет им. В.Г. Шухова; e-mail: mamchenkova03@yandex.ru; г. Белгород, Россия; тел. +79192282256; м.н.с.

**Rybak Larisa Alexandrovna** – Belgorod State Technological University named after V.G. Shukhov; e-mail: rlbgtu@gmail.com; Belgorod, Russia; phone: +74722230530; dr. of eng. sc.; professor, director of Research Institute of Robotics and Control Systems.

**Malyshev Dmitry Ivanovich** – Belgorod State Technological University named after V.G. Shukhov; e-mail: malyshev.d.i@ya.ru; Belgorod, Russia; phone: +79507134397; junior researcher.

**Dyakonov Dmitry Alekseevich** – Belgorod State Technological University named after V.G. Shukhov; e-mail: furno.xl@yandex.ru; Belgorod, Russia; phone: +79606958167; research engineer.

**Mamchenkova Anastasia Aleksandrovna** – Belgorod State Technological University named after V.G. Shukhov; e-mail: mamchenkova03@yandex.ru; Belgorod, Russia; phone: +79192282256; junior researcher.

УДК 519.876.5

DOI 10.18522/2311-3103-2025-2-185-193

**А.Ю. Тамм, Е.А. Барымова, М.И. Кузьмин**

## **ИССЛЕДОВАНИЕ ПРИМЕНЕНИЯ СПАЙКОВОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ И МЕТОДА КОНЕЧНЫХ ЭЛЕМЕНТОВ ДЛЯ ДИАГНОСТИКИ РТК**

*Одной из ключевых параметров любой современной механической системы является её вибрационные и акустические характеристики, оказывающие прямое воздействие на окружающую среду и человека в процессе работы. В связи с этим, актуальной остается задача диагностики вибрационных характеристик различных сложных по структуре механических объектов, к которым можно отнести промышленные робототехнические комплексы. В силу затрудненности возможности проведения диагностирования и экспериментальной отладки новых разрабатываемых механизмов, интересным является вопрос применения современных подходов к решению задачи диагностики, в частности, с применением нейронных сетей и численных методов. Целью данной работы стало исследование возможности совместного применения спайковой нейронной сети и метода конечных элементов для оценки вибрационных характеристик на примере подшипника волнового редуктора. В работе подробно описан алгоритм проведения диагностики, включающий в себя этапы разработки как конечно-элементной модели исследуемой механической системы, так и разработки архитектуры нейронной сети. При этом генерация обучающего и контрольного наборов данных для нейронной сети проводится на упрощенной конечно-элементной модели, имеющей характеристики, аналогичные детализированной, что обеспечивается совпадением первых десяти собственных форм сборки. Наборы данных сформированы на основе расчетов численными методами с применением явной схемы*

интегрирования во времени упрощенной модели редуктора с несколькими типами искусственно внесенных дефектов, аналогичных проявляющимся в процессе эксплуатации реального подшипника. Для анализа частотных характеристик разработана архитектура спайковой нейронной сети, доработанная в дальнейшем на обучающем наборе единичных дефектов. В результате исследования определено, что разработанная спайковая нейронная сеть обеспечивает классификацию данных на контрольной выборке с точностью 85%, что позволяет сделать вывод о применимости предлагаемой методики определения вибросостояния механических систем с совместным использованием нейронных сетей и метода конечных элементов.

*Импульсные нейронные сети; конечно-элементное моделирование; мультидисциплинарные исследования; диагностика систем.*

**A.Yu. Tamm, E.A. Barymova, M.I. Kuzmin**

### **STUDY OF THE APPLICATION OF THE SPIKING NEURAL NETWORK AND FINITE ELEMENT METHOD FOR DIAGNOSTICS OF ROBOT ASSEMBLIES**

*One of the key parameters of any modern mechanical system is its vibration and acoustic characteristics, which have a direct impact on the environment and humans during operation. In this connection, the task of diagnosing the vibration characteristics of various complex mechanical objects, to which industrial robotic complexes can be referred, remains relevant. Due to the difficulty in carrying out diagnostics and experimental debugging of newly developed mechanisms, it is interesting to apply modern approaches to solving the problem of diagnostics, in particular, with the use of neural networks and numerical methods. The purpose of this work was to investigate the possibility of joint application of spike neural network and finite element method for estimation of vibration characteristics on the example of wave gearbox bearing. The paper describes in detail the algorithm of diagnostics, which includes the stages of development of both the finite element model of the investigated mechanical system and the development of the neural network architecture. At the same time, the generation of training and control datasets for the neural network is carried out on a simplified finite element model having characteristics similar to the detailed one, which is ensured by the coincidence of the first ten eigenforms of the assembly. The data sets were generated on the basis of numerical calculations using an explicit scheme of integration in time of a simplified model of a gearbox with several types of artificially introduced defects similar to those appearing during operation of a real bearing. To analyze the frequency characteristics, a spike neural network architecture was developed and further improved on a training set of single defects. As a result of the study it was determined that the developed spike neural network provides classification of data on the control dataset with 85% accuracy, which allows us to conclude about the applicability of the proposed method of determining the vibration state of mechanical systems with the joint use of neural networks and finite element method.*

*Pulse neural networks; finite element modeling; multidisciplinary research; system diagnostics.*

**Введение.** Вибрационная диагностика – метод диагностирования технических систем и оборудования, основанный на анализе параметров вибрации, либо создаваемой работающим оборудованием, либо являющейся вторичной вибрацией, обусловленной структурой исследуемого объекта.

При вибрационной диагностике, как правило, исследуются временной сигнал или спектр вибрации того или иного оборудования. Основными исследуемыми показателями в таком случае являются виброскорость, виброперемещение, виброускорение [1, 2].

Дефекты механических систем, как правило, отражаются на характере вибрации. Измерение показателей вибрации в соответствии с ГОСТ Р ИСО 7919-1-99 [3] позволяет получить сведения о техническом состоянии объекта, его неисправностях и остаточном потенциале.

Наибольшее развитие данный метод получил при диагностировании механических систем с вращающимися узлами, такие как подшипники, роторные машины, редукторы, двигатели и т.д.

Развитием методов вибрационной диагностики являются виброакустические методы, направленные на анализ акустической эмиссии и применяемые для определения допустимых границ эксплуатации оборудования, диагностирования его состояния и оценки акустического воздействия на человека. Для этого проводится идентификация и классификация вибрации и шумов, создаваемых механизмом. Примерами таких систем могут быть строительное оборудование, средства передвижения, электроника и любые другие системы, оказывающие влияние на безопасность и комфорт человека.

Основная часть современных исследований в области детектирования дефектов посвящена применению различных методов виброакустического анализа к экспериментальным установкам конкретных механических систем.

Так, в работе [4] представлен анализ зависимости частотной характеристики волнового редуктора под нагрузкой, полученной в предположении применимости теории оболочек, от размеров зуба гибкого колеса, эксцентрика и дисбаланса.

В статье [5] предложен подход к выявлению дефектов роликовых подшипников горнодобывающего оборудования. Проведен анализ причин появления повреждений и произведена разработка соответствующего ПО для анализа виброперемещений с использованием вейвлет-преобразования.

В работе [6] описан метод испытаний и экспериментальная установка для оценки крутильных колебаний волнового редуктора путем анализа спектра ускорений, получаемых акселерометром, размещенном на консольной балке, имитирующей звено манипулятора. При наличии дефекта в низкочастотной области спектра проявляются характерные всплески.

Часть работ посвящена сбору и анализу причин возникновения различных типов дефектов в механизмах. Например, в статье [7] проведена систематизация дефектов, возникающих в различных деталях редукторов. Описаны неисправности генератора волн и зубьев, а также проблемы, связанные с коррозией, смазкой и потерей устойчивости гибкого колеса. Изучено возникновение трещин в деталях редуктора и их причины.

В последнее время для решения задач выявления дефектов в механических системах развиваются подходы с использованием технологий машинного обучения для идентификации и классификации дефектов [8–10].

В частности, в статье [11] представлен подход для автоматизированного определения состояния волновых редукторов с применением сверточных нейронных сетей (СНС). В данных, полученных от нескольких датчиков, путем выполнения процедуры ранговой корреляции Спирмена выявляются значимые каналы для каждого из состояний, проводится их нормализация и классификация с помощью многомасштабной СНС (Multiscale Convolutional Neural Network MSCNN). В результате работы проведено тестирование разработанной нейронной сети (НС) на данных, полученных на экспериментальной установке для исследования реального промышленного робота, которая показала, что точность классификации сетью составляет выше 96%.

Применение метода конечных элементов (МКЭ) для оценки вибросостояния компонентов механических систем также является одним из перспективных направлений исследований. В работе [12] приведен пример валидации конечно-элементной (КЭ) модели планетарного редуктора. Путём конечно-элементного моделирования (КЭМ) для отдельных частей редуктора и в сборе были определены первые 10 собственных частот и форм колебаний. На экспериментальной установке получены частотные характеристики редуктора в зависимости от частот вращения. Также путем анализа частотных характеристик на модели и на стенде сделаны выводы об элементах конструкции, вносящих наибольший вклад в вибрацию.

**Описание или постановка решаемой задачи.** Перспективным направлением развития виброакустических методов является совместное применение численных методов для решения задачи построения характеристики класса состояний и моделей машинного обучения для классификации состояний.

Такой переход от эмпирических методов исследования вибросостояния объекта к использованию цифровых моделей, открывает новые возможности к обследованию сложных технических систем, в которых невозможно напрямую измерять вибрационные характеристики в силу сложности конструкции, а также позволяет разрабатывать инструменты диагностики до появления опытного образца системы.

В общем виде задачу диагностирования по вибросостоянию можно разделить на две подзадачи:

- 1) построение виброакустических образов классов состояний;
- 2) отнесение наблюдаемых виброакустических образов к конкретному классу состояний.

Для решения первой задачи в разработанном алгоритме используется МКЭ, в результате применения которого получают спектральные характеристики перемещений, формирующие обучающий и тестовый наборы данных. Для решения второй задачи применяется импульсная нейронная сеть (ИмНС), выполняющая определение наличия дефектов по спектральным характеристикам перемещений.

Место разработанного алгоритма совместного использования МКЭ и импульсной нейронной сети (ИмНС) в процессе диагностики системы представлено на рис. 1. За основу взята функциональная схема технического диагностирования [13], доработанная с учетом изменений, связанных с использованием системы поддержки моделирования (Simulation process design management – SPDM) и замены набора решающих правил экспертной системы на классификацию с использованием ИмНС.

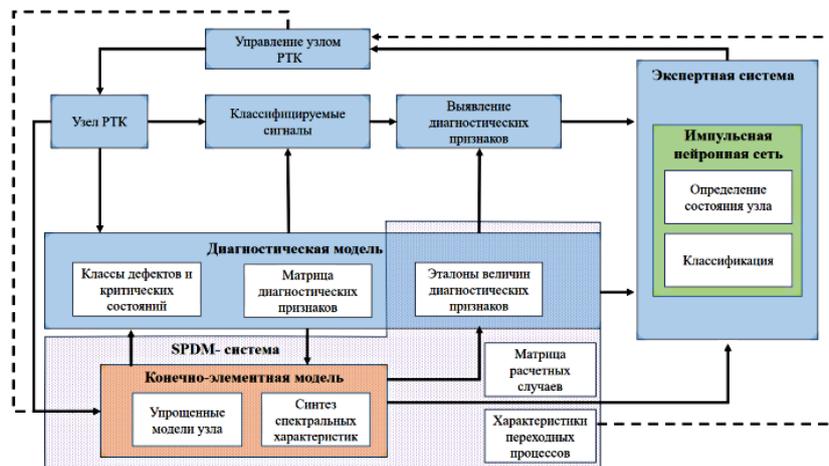


Рис. 1. Функциональная схема совместного использования МКЭ и ИмНС для задач виброакустической диагностики

Задача SPDM системы в данном случае в накоплении данных о результатах моделирования с использованием МКЭ состояний узла РТК с привнесенными дефектами, а также в хранении и систематизации самих расчетных моделей и синтезированных спектральных характеристик.

**Методика исследования.** В настоящее время широко известны примеры использования для решения задач классификации искусственных НС [14], основанных на перцептронной модели нейрона. Тем не менее данные НС обладают существенными недостатками: необходимость большого объема обучающих примеров, слабая объяснимость и пр. [15], что ограничивает практическое применение подобных НС в задачах с малым количеством примеров.

Помимо перцептрона известны разнообразные импульсные модели нейронов: точечные, пространственные, биоинспирированные, порогового интегратора, сегментная спайковая модель CSNM, Ижикевича, Ходжкина-Хаксли [16].

При разработке представляемого алгоритма использовалась ИмНС на основе сегментно-спайковой модели нейрона CSNM

Выбор ИмНС для классификации состояния обусловлен тем, что для обучения НС, реализующих подобную модель, достаточно малого количества примеров, а также с перспективами значительного повышения производительности подобных сетей при исполь-

зовании специализированных вычислителей. Детальное описание модели нейрона, используемой при реализации представляемого алгоритма, можно найти в [17]. Ключевой особенностью подобной модели в контексте практического применения для задач вибродиагностики является возможность структурной адаптации сети: для каждого вновь встреченного класса возможно наращивать новый нейрон в сети, что в перспективе может быть использовано для создания самообучающихся систем диагностики.

На первом шаге алгоритма (рис. 2) формируется перечень возможных производственных дефектов или критических состояний рассматриваемого узла робототехнического комплекса (РТК).

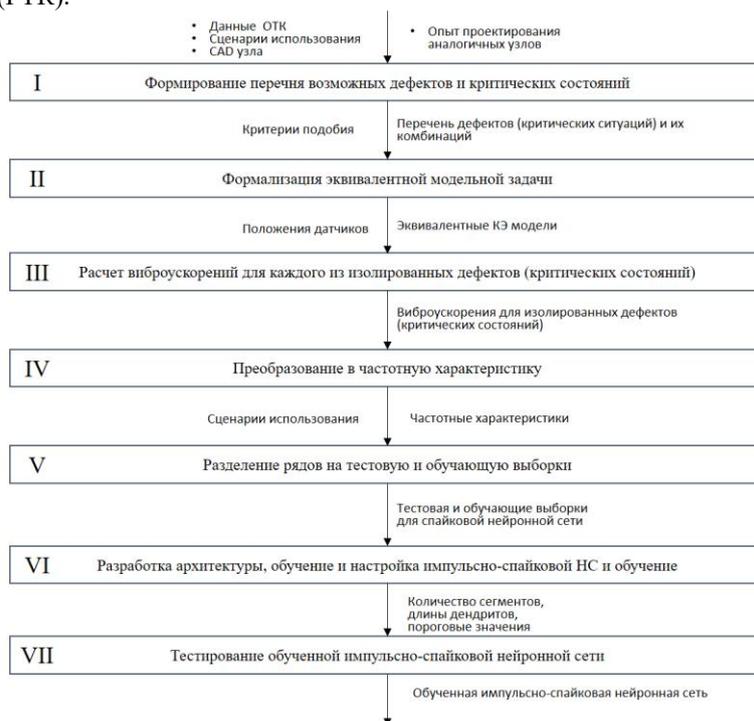


Рис. 2. Алгоритм совместного использования МКЭ и ИмНС для диагностики узла РТК

На втором шаге разрабатывается упрощенная модель, эквивалентная по макропараметрам проектируемому узлу РТК. При этом в упрощенной модели должны учитываться характерные особенности геометрии рассматриваемого узла, влияющие на его собственные частоты и формы колебаний. Например, для волнового редуктора потребуется моделирование эксцентрика, подшипника, деформируемого колеса и жесткого колеса, а при оценке дефектов в зубчатом зацеплении и его. В качестве критериев эквивалентности упрощенной модели можно использовать близость первых 10 собственных частот и форм колебаний упрощенной модели к характеристикам рассматриваемого узла РТК, на котором в дальнейшем предполагается использовать обученную НС. Исходя из заранее сформированного перечня потенциальных дефектов, составляется матрица расчетных случаев для упрощенной модели и выбирается точка расположения датчика перемещений.

На третьем шаге поочередно для каждого из рассматриваемых дефектов выполняется расчет с использованием упрощенной модели методом конечных элементов в явной постановке и определяются зависимости компонент перемещений от времени в выбранной точке расположения датчика с привнесенными в конструкцию дефектами. Массив полученных зависимостей перемещений в выбранной точке конструкции для каждого дефекта является исходными данными для формирования синтетического обучающего набора данных.

На четвертом шаге полученный массив векторов перемещений путем приведения к единому масштабу (1) и быстрого преобразования Фурье трансформируется в частотную характеристику для каждого варианта дефектов. Аналогичным образом формируется синтетический набор для тестирования НС.

$$x'(t) = \frac{x(t) - \overline{x(t)}}{\sigma(x(t))}, \quad (1)$$

где  $x(t)$  – исходный временной ряд;  $\overline{x(t)}$  – среднее значение временного ряда;  $\sigma$  – среднеквадратичное отклонение.

В общем случае для тестирования и валидации НС используются зависимости перемещений, полученные в результате натурных испытаний. При этом по мере более детальной проработки проектируемого узла РТК для синтеза наборов данных целесообразно использовать все более адекватную и менее упрощенную модель. Одним из путей повышения адекватности модели является детальное моделирование зубчатого зацепления с использованием МКЭ, при этом наряду с адекватностью модели необходимо учитывать ограниченность вычислительных ресурсов, т.е. использовать подходы к моделированию, позволяющие сократить время вычислений, пример подобного подхода приведен в [18].

На пятом шаге преобразованные данные разделяются на обучающую и тестовые выборки, причем тестовая выборка включает в себя только результаты КЭ расчета с комбинацией дефектов. Также на этом шаге выбирается архитектура нейронной сети.

На шестом шаге проводится обучение НС. Обучение проводится путем наращивания длин дендритов, критерием выступает среднее значение ошибки при классификации примеров из обучающей выборки.

На последнем, седьмом шаге осуществляется тестирование разработанной импульсной сети на подготовленной ранее тестовой выборке.

Последние два шага имеют итерационный характер и ограничены допустимой точностью классификации НС, получаемой в результате тестирования.

После завершения обучения НС ее можно применять для определения наличия дефектов в рассматриваемом узле РТК при их комбинации. При этом на вход подается частотная характеристика зависимости перемещений от времени для характерной точки рассматриваемого узла РТК.

**Результаты исследования.** Далее представлены результаты применения данного алгоритма в частном случае классификации состояния волнового редуктора РТК для определения наличия комбинации дефектов в подшипнике.

В качестве характерных состояний были выбраны следующие:

- ◆ отсутствие дефектов;
- ◆ наличие радиального биения;
- ◆ наличие осевого биения;
- ◆ наличие несоосности;
- ◆ наличие дисбаланса масс.

Для каждого из видов дефектов была введена степень выраженности дефекта и рассматривалось по 8 ее уровней. Таким образом было рассмотрено 32 обучающих примера.

В качестве тестовых данных использовалось 16 примеров комбинаций несоосности с одним из других рассматриваемых дефектов.

При этом для выполнения четвертого шага после выбора и сортировки в порядке возрастания 5 ведущих частот для каждого временного ряда формируется вектор из 15 признаков. Для компенсации разброса частот при переводе в задержки импульсов по методике, описанной в [19] проводилось их логарифмирование.

В представляемой частной реализации рассматривалось два варианта архитектуры НС:

- ◆ 4 нейрона, по одному нейрону на дефект;
- ◆ 12 нейронов, по одному нейрону на каждую компоненту перемещений характерной точки.

В итоге наилучшие результаты были получены при использовании архитектуры с одним нейроном на один вид дефекта, при этом было выполнено двухэтапное обучение:

◆ настройка структуры нейронов методом структурного обучения [20] по усреднённым задержкам для всех тестовых примеров каждого класса;

◆ донастройка порогов нейронов в течение 10 эпох по задержкам 32 примеров.

В конце каждой итерации происходило тестирование на всей тестовой выборке. В качестве функции потерь использовалось среднеквадратичное отклонение между полученным и целевым ответами, для наращивания длин дендритов использовался оптимизатор Adam [21].

Таблица 1

### Результаты классификации комбинированных дефектов волнового редуктора

Архитектура	Использование фильтрации частот по порогу	Точность определения дефекта	
		Обучающие данные	Тестовые данные
4 нейрона (по одному нейрону на дефект)	да	100%	62,5%
	нет	97,66%	85,94%
12 нейронов (по нейрону на каждую компоненту перемещений)	да	89,84%	71,88%
	нет	93,75%	75%

В табл. 1 представлены результаты классификации комбинированных дефектов с помощью ИмНС, обученной на данных синтетическом наборе данных, полученных с применением МКЭ. При этом при обучении НС не получала в качестве примеров частотные характеристики для конструкции с комбинированными дефектами. Наибольшая точность для рассмотренных архитектур НС составила 85%.

**Выводы.** Таким образом показана принципиальная возможность использования разработанного алгоритма для совместного применения ИмНС и МКЭ для диагностики узлов РТК при определении наличия комбинаций дефектов в конструкции по виброускорениям.

Дальнейшие исследования предполагают расширение номенклатуры дефектов, определение рациональной архитектуры ИмНС, а также определение минимальной достаточной адекватности упрощенной модели в зависимости от рассматриваемых дефектов и критических состояний узла РТК.

### БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Пархоменко П.П. О технической диагностике. – М.: Знание, 1969. – 90 с.
2. Челомей В.Н. и др. Вибрации в технике. Т. 5. – М.: Машиностроение, 1981. – 496 с.
3. ГОСТ Р ИСО 7919-1-99. Контроль состояния машин по результатам измерений вибрации на вращающихся валах. Общие требования. – М.: Госстандарт.
4. Masoumi M., Alimohammadi H. An investigation into the vibration of harmonic drive systems // *Frontiers of Mechanical Engineering*. – 2013. – Vol. 8. – P. 409-419.
5. Gerike B., Mokrushev A. The Detection of Defects in Rolling Bearings Based on the Analysis of Vibroacoustic Signal // *Proceedings of the 9th China-Russia Symposium: “Coal in the 21 Century: Mining, Intelligent Equipment and Environment Protection”*. – 2018.
6. Huang D., Zong P., Jingjun G. Defect elimination in torsional harmonic reducer based on harmonic resonance // *Vibroengineering PROCEDIA*. – 2019. – Vol. 28. – P. 6.
7. Raviola A., De Martin A., Guida R., Jacazio G., Mauro S., & Sorli M. Harmonic Drive Gear Failures in Industrial Robots Applications: An Overview // *PHM Society European Conference*. – 2021. – Vol. 6.
8. Abdeljaber O., Avci O., Kiranyaz S., Gabbouj M., Inman D. Real-Time Vibration-Based Structural Damage Detection Using One-Dimensional Convolutional Neural Networks // *Journal of Sound and Vibration*. – 2016. – Vol. 388. – P. 154-170. – DOI: 10.1016/j.jsv.2016.10.043.
9. Abdeljaber O., Sassi S., Avci O., Kiranyaz S., Ibrahim A., Gabbouj M. Fault Detection and Severity Identification of Ball Bearings by Online Condition Monitoring // *IEEE Transactions on Industrial Electronics*. – 2018. – DOI: 10.1109/TIE.2018.2886789.

10. *Avcı O., Abdeljaber O., Kiranyaz S., Hussein M., Gabbouj M., Inman D.* A review of vibration-based damage detection in civil structures: From traditional methods to Machine Learning and Deep Learning applications // *Mechanical Systems and Signal Processing*. – 2021. – Vol. 147.
11. *Yang G., Zhong Y., Yang L., Du R.* Fault Detection of Harmonic Drive Using Multiscale Convolutional Neural Network // *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*. – 2020.
12. *Wang H., Fang K., Li, Jie, Xi, Chaofei.* Analysis and experimental study on vibration characteristics of the RV reducer // *Advances in Mechanical Engineering*. – 2023.
13. *Костюков В.Н., Науменко А.П.* Основы виброакустической диагностики и мониторинга машин. – Омск: ОмГТУ, 2011. – 414 с.
14. *Shrestha A., Mahmood A.* Review of Deep Learning Algorithms and Architectures // *IEEE Access*. – 2019.
15. *Calude C.S., Heidari S., Sifakis J.* What perceptron neural networks are (not) good for? // *Information Sciences*. – 2023. – Vol. 621.
16. *Yamazaki K., Vo-Ho V.-K., Bulsara D., Le N.* Spiking Neural Networks and Their Applications: A Review // *Brain Sci*. – 2022. – Vol. 12.
17. *Бахшиев А.В., Демчева А.А.* Сегментная спайковая модель нейрона // *Известия вузов. ПНД*. – 2022. – Т. 30, № 3. – С. 299-310.
18. *Кузьмин М.И., Тамм А.Ю., Прохоренкова И.Г.* Разработка методики моделирования зубчатого зацепления волнового редуктора с применением МКЭ // *Экстремальная робототехника*. – 2024. – № 1 (34). – С. 376-386.
19. *Корсаков А.М., Астапова Л.А., Бахшиев А.В.* Применение сегментной спайковой модели нейрона со структурной адаптацией для решения задач классификации // *Информатика и автоматизация*. – 2022. – Т. 21, № 3. – Р. 493-520.
20. *Бахшиев А.В., Корсаков А.М., Астапова Л.А., Станкевич Л.А.* Структурная адаптация сегментной спайковой модели нейрона. – Институт прикладной физики Российской академии наук, 2021.
21. *Kingma D.P., Ba J.* Adam: A Method for Stochastic Optimization // *arXiv:1412.6980 [cs]*. – arXiv, 2017.

## REFERENCES

1. *Parkhomenko P.P.* О технической диагностике [On technical diagnostics]. Moscow: Znanie, 1969, 90 p.
2. *Chelomey V.N. i dr.* Vibratsii v tekhnike [Vibrations in engineering]. Vol. 5. Moscow: Mashinostroenie, 1981, 496 p.
3. GOST R ISO 7919-1-99. Kontrol' sostoyaniya mashin po rezul'tatam izmereniy vibratsii na vrashchayushchikhsya valakh. Obshchie trebovaniya [GOST R ISO 7919-1-99. Machine condition monitoring based on vibration measurements on rotating shafts. General requirements]. Moscow: Gosstandart.
4. *Masoumi M., Alimohammadi H.* An investigation into the vibration of harmonic drive systems, *Frontiers of Mechanical Engineering*, 2013, Vol. 8, pp. 409-419.
5. *Gerike B., Mokrusev A.* The Detection of Defects in Rolling Bearings Based on the Analysis of Vibroacoustic Signal, *Proceedings of the 9th China-Russia Symposium: "Coal in the 21 Century: Mining, Intelligent Equipment and Environment Protection"*, 2018.
6. *Huang D., Zong P., Jingjun G.* Defect elimination in torsional harmonic reducer based on harmonic resonance, *Vibroengineering PROCEDIA*, 2019, Vol. 28, pp. 6.
7. *Raviola A., De Martin A., Guida R., Jacazio G., Mauro S., & Sorli M.* Harmonic Drive Gear Failures in Industrial Robots Applications: An Overview, *PHM Society European Conference*, 2021, Vol. 6.
8. *Abdeljaber O., Avcı O., Kiranyaz S., Gabbouj M., Inman D.* Real-Time Vibration-Based Structural Damage Detection Using One-Dimensional Convolutional Neural Networks, 2016, Vol. 388, p. 154-170. DOI: 10.1016/j.jsv.2016.10.043.
9. *Abdeljaber O., Sassi S., Avcı O., Kiranyaz S., Ibrahim A., Gabbouj M.* Fault Detection and Severity Identification of Ball Bearings by Online Condition Monitoring, *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2018. DOI: 10.1109/TIE.2018.2886789.
10. *Avcı O., Abdeljaber O., Kiranyaz S., Hussein M., Gabbouj M., Inman D.* A review of vibration-based damage detection in civil structures: From traditional methods to Machine Learning and Deep Learning applications, *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2021, Vol. 147.
11. *Yang G., Zhong Y., Yang L., Du R.* Fault Detection of Harmonic Drive Using Multiscale Convolutional Neural Network, *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2020.
12. *Wang H., Fang K., Li, Jie, Xi, Chaofei.* Analysis and experimental study on vibration characteristics of the RV reducer, *Advances in Mechanical Engineering*, 2023.
13. *Kostyukov V.N., Naumenko A.P.* Osnovy vibroakusticheskoy diagnostiki i monitoringa mashin [Fundamentals of vibroacoustic diagnostics and monitoring of machines]. Omsk: OmGTU, 2011, 414 p.

14. Shrestha A., Mahmood A. Review of Deep Learning Algorithms and Architectures, *IEEE Access*, 2019.
15. Calude C.S., Heidari S., Sifakis J. What perceptron neural networks are (not) good for?, *Information Sciences*, 2023, Vol. 621.
16. Yamazaki K., Vo-Ho V.-K., Bulsara D., Le N. Spiking Neural Networks and Their Applications: A Review, *Brain Sci.*, 2022, Vol. 12.
17. Bakhshiev A.V., Demcheva A.A. Segmentnaya spaykovaya model' neyrona [Segmental spiking neuron model], *Izvestiya vuzov. PND [Izvestiya VUZov. Applied Nonlinear Dynamics]*, 2022, Vol. 30, No. 3, pp. 299-310.
18. Kuz'min M.I., Tamm A.Yu., Prokhorenkova I.G. Razrabotka metodiki modelirovaniya zubchatogo zatsepleniya volnovogo reduktora s primeneniem MKE [Development of a Methodology for Modeling Gear Engagement of Harmonic Reducer Using FEM], *Ekstremal'naya robototekhnika [Extreme Robotics]*, 2024, NO. 1 (34), pp. 376-386.
19. Korsakov A.M., Astapova L.A., Bakhshiev A.V. Primenenie segmentnoy spaykovoy modeli neyrona so strukturnoy adaptatsiyey dlya resheniya zadach klassifikatsii [Application of segmental spiking neuron model with structural adaptation for classification tasks], *Informatika i avtomatizatsiya [Informatics and Automation]*, 2022, Vol. 21, No. 3. pp 493-520.
20. Bakhshiev A.V., Korsakov A.M., Astapova L.A., Stankevich L.A. Strukturnaya adaptatsiya segmentnoy spaykovoy modeli neyrona [Structural adaptation of segmental spiking neuron model]. Institut prikladnoy fiziki Rossiyskoy akademii nauk, 2021.
21. Kingma D.P., Ba J. Adam: A Method for Stochastic Optimization, *arXiv:1412.6980 [cs]*. arXiv, 2017.

**Тамм Александр Юрьевич** – Центральный научно-исследовательский и опытно-конструкторский институт робототехники и технической кибернетики; e-mail: a.tamm@rtc.ru; г. Санкт-Петербург, Россия; тел.: +79315352707; руководитель научно-исследовательского центра.

**Барымова Елизавета Андреевна** – Центральный научно-исследовательский и опытно-конструкторский институт робототехники и технической кибернетики; e-mail: e.barymova@rtc.ru; г. Санкт-Петербург, Россия; тел.: +79114660782; математик.

**Кузьмин Марк Игоревич** – Центральный научно-исследовательский и опытно-конструкторский институт робототехники и технической кибернетики; e-mail: kuzmin-mark@bk.ru; г. Санкт-Петербург, Россия; тел.: +79523674674; инженер.

**Tamm Alexander Yurievich** – Russian State Scientific Center for Robotics and Technical Cybernetics; e-mail: a.tamm@rtc.ru; Saint-Petersburg, Russia; phone: +79315352707; head of scientific and research department.

**Barymova Elizaveta Andreevna** – Russian State Scientific Center for Robotics and Technical Cybernetics; e-mail: e.barymova@rtc.ru; Saint-Petersburg, Russia; phone: +79114660782; mathematician.

**Kuzmin Mark Igorevich** – Russian State Scientific Center for Robotics and Technical Cybernetics; e-mail: kuzmin-mark@bk.ru; Saint-Petersburg, Russia; phone: +79523674674; engineer.

УДК 007:51

DOI 10.18522/2311-3103-2025-2-193-201

**Ф.А. Хуссейн, В.А. Костюков****ГИБРИДНЫЙ МЕТОД РЕШЕНИЯ МНОГОАГЕНТНОЙ ЗАДАЧИ  
КОММИВОЯЖЁРА**

*Рассматривается проблема распределения задач в многоагентной системе, где каждый агент представляет собой робота, а каждая задача представляется позицией, которая должна быть посещена одним агентом. Эта задача очень похожа на многоагентную задачу коммивояжёра, которая в отличие от знаменитой задачи коммивояжера, задействует несколько коммивояжеров, которые посещают заданное количество городов ровно один раз и возвращаются в исходное положение с минимальными затратами на поездку. Поэтому проводится анализ многоагентной задачи коммивояжёра как представителя задачи целераспределения. Многоагентная задача коммивояжера является важной для области оптимизации маршрутов и распределения задач между несколькими агентами. Она включает в себе две различные, однако, взаимосвязанные под-*