

ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЕ МЕТОДЫ МОНИТОРИНГА СОСТОЯНИЯ И ПРОГНОЗИРОВАНИЯ РЕСУРСА РАБОТЫ РЕДУКТОРОВ

И.К. Фарукшин, *ilya.farukshin@mail.ru*

О.О. Сиверин, *siverinoo@susu.ru*

Е.Е. Алексеев, *alekseevee@susu.ru*

В.Д. Саломонов, *vladik.salomonov.04@bk.ru*

В.Д. Афтенко, *vlad.aftenko@gmail.com*

Южно-Уральский государственный университет, Челябинск, Россия

Аннотация. В статье представлен анализ современных методов мониторинга состояния и прогнозирования срока службы редукторов, являющихся ключевыми узлами промышленных систем. Рассмотрены традиционные подходы к диагностике – виброанализ, акустическая диагностика и тепловой контроль, которые, несмотря на распространённость, обладают ограниченной информативностью и не позволяют в полной мере прогнозировать остаточный ресурс работы оборудования. Особое внимание уделено современным методам на основе искусственного интеллекта и машинного обучения, которые обеспечивают автоматическое извлечение параметров сигналов (виброакустических, тепловых и др.), несут информацию о состоянии оборудования, выявляют нелинейные закономерности и позволяют строить достоверные модели процессов поломки оборудования. Анализируются три основных направления интеллектуальной диагностики: методы машинного обучения, нейросетевые подходы и гибридные системы, объединяющие алгоритмы предобработки сигналов с моделями глубокого обучения.

Ключевые слова: редуктор, техническая диагностика, машинное обучение, нейронные сети, гибридные методы, виброанализ, акустическая диагностика, тепловой контроль, остаточный ресурс, цифровой двойник

Для цитирования: Интеллектуальные методы мониторинга состояния и прогнозирования ресурса работы редукторов / И.К. Фарукшин, О.О. Сиверин, Е.Е. Алексеев и др. // Вестник ЮУрГУ. Серия «Металлургия». 2025. Т. 25, № 4. С. 57–63. DOI: 10.14529/met250405

Original article
DOI: 10.14529/met250405

INTELLIGENT METHODS FOR CONDITION MONITORING AND LIFETIME PREDICTION OF GEARBOXES

I.K. Farukshin, *ilya.farukshin@mail.ru*

O.O. Siverin, *siverinoo@susu.ru*

E.E. Alekseev, *alekseevee@susu.ru*

V.D. Salomonov, *vladik.salomonov.04@bk.ru*

V.D. Aftenko, *vlad.aftenko@gmail.com*

South Ural State University, Chelyabinsk, Russia

Abstract. The article presents an analysis of modern methods for monitoring the condition and predicting the service life of gearboxes, which are key components of industrial systems. Traditional diagnostic approaches are considered, including vibration analysis, acoustic diagnostics, and thermal monitoring, which, despite their wide application, have limited informativeness and do not fully allow for accurate prediction of the remaining useful life of equipment. Particular attention is given to modern methods based on artificial intelligence and machine learning, which enable the automatic extraction of signal parameters (vibroacoustic, thermal, etc.) that carry information about the equipment's condition, reveal nonlinear patterns, and allow the construction of reliable models of equipment failure processes.

Three main directions of intelligent diagnostics are analyzed: machine learning methods, neural network approaches, and hybrid systems that combine signal preprocessing algorithms with deep learning models.

Keywords: gearbox, technical diagnostics, machine learning, neural networks, hybrid methods, vibration analysis, acoustic diagnostics, thermal control, remaining useful life, digital twin

For citation: Farukshin I.K., Siverin O.O., Alekseev E.E., Salomonov V.D., Aftenko V.D. Intelligent methods for condition monitoring and lifetime prediction of gearboxes. *Bulletin of the South Ural State University. Ser. Metallurgy*. 2025;25(4):57–63. (In Russ.) DOI: 10.14529/met250405

Введение

Одним из векторов развития современной металлургической промышленности является совершенствование технологического оборудования, направленное на максимальное использование автоматизированных и роботизированных комплексов с применением точных высоконагруженных приводов, обеспечивающих эффективное управление технологическим процессом. Редукторы представляют собой один из наиболее важных элементов современных промышленных систем, основное назначение которых – понижение частоты вращения и, соответственно, повышение вращающего момента ведомого вала по сравнению с ведущим валом [1]. От надежности редукторов напрямую зависит эксплуатационная устойчивость технологических комплексов в таких отраслях, как энергетика, горнодобывающая и металлургическая промышленность, транспорт, авиация, робототехника и оборонная техника.

Работа редукторов в металлургии протекает в условиях значительных нагрузок, вибрационных и температурных воздействий, что предопределяет высокую вероятность возникновения отказов. Нарушение их работоспособности приводит к непредвиденным простоям оборудования, увеличению затрат на техническое обслуживание и ремонт.

При этом традиционные стратегии обслуживания оборудования, плано-предупредительное и реактивное, не обеспечивают оптимального баланса между затратами и надежностью, а также не позволяют на 100 % обеспечить бесперебойную и качественную работу оборудования [2].

На сегодняшний день на производстве к основным методам текущего контроля состояния редуктора относят виброанализ, акустическую диагностику и тепловой контроль.

Виброанализ широко применяется для выявления основных дефектов редукторов: смещение центра масс вращающихся деталей, нарушение соосности валов, погрешности из-

готовления зубчатых передач и кинематические погрешности их пересопряжения, износ и изменение геометрии зубчатых пар и ослабление крепежных элементов. Однако на сегодняшний день отсутствует единый диагностический критерий оценки состояния редукторов по параметрам вибрации, который с одинаковым успехом мог быть применен для оценки фактического состояния данного оборудования и использован для построения прогноза технического состояния [3].

Акустическая диагностика позволяет фиксировать шумы и ударные импульсы при зацеплении зубьев. Этот метод удобен для экспресс-контроля, но подвержен влиянию внешних источников звука и требует специальных условий измерений. Важным аспектом является выбор подходящего места для установки источника фиксации звука и других компонентов системы диагностики. Это должно быть место, где уровень фонового шума минимален, что даёт возможность получить наиболее чистый сигнал при работе механизма [4].

Тепловой метод применяется для регистрации локальных перегревов, связанных с недостатком смазки или повышенным трением. Метод информативен на поздних стадиях деградации, но не позволяет выявлять ранние повреждения [5].

Также стоит отметить, что приведенные методы обладают рядом ограничений:

- 1) упор на текущее состояние оборудования без прогноза остаточного ресурса;
- 2) зависимость от квалификации персонала, интерпретирующего данные;
- 3) низкая устойчивость к шумам и изменяющимся условиям эксплуатации.

Таким образом, традиционные подходы нуждаются в дополнении или замене на более интеллектуальные и универсальные методы анализа.

Современное развитие методов искусственного интеллекта (ИИ), машинного обучения (ML) и глубинного обучения (DL) даёт

новые возможности для мониторинга состояния редукторов. Эти методы позволяют автоматически выделять информативные признаки из временных рядов и спектральных данных без участия эксперта, выявлять нелинейные зависимости в сложных многомерных процессах и прогнозировать остаточный ресурс (RUL) на основе данных с датчиков.

Цель настоящего исследования заключается в анализе методов мониторинга состояния редукторов и прогнозирования их остаточного ресурса работы с использованием механизмов искусственного интеллекта. В рамках работы предполагается проанализировать современные интеллектуальные подходы, сопоставить точность и эффективность методов контроля, а также определить перспективы применения гибридных систем анализа работы оборудования.

Анализ современных интеллектуальных методов мониторинга состояния и прогнозирования остаточного ресурса редуктора

Методы машинного обучения применяются для классификации и прогнозирования технического состояния на основе извлеченных признаков из сигналов вибрации, акустики или тепловых изменений. Среди наиболее эффективных алгоритмов отмечаются опорные векторы (SVM) и случайные леса (Random Forest), демонстрирующие высокую точность при ограниченном объеме данных [6, 7].

Нейросетевые методы используют сверточные и рекуррентные архитектуры. Примерами являются модели MSCNN-LSTM-SVAM-SE [8], применение селективных сверточных сетей (SKN Attention) с переносом обучения [9], а также meta-LSTM для прогноза остаточного ресурса [10]. Эти методы позволяют учитывать нелинейные зависимости в сигналах, обладают высокой устойчивостью к шуму и изменению режимов работы, обеспечивая точность выше 90–99 %.

Гибридные системы объединяют методы обработки сигналов (вариационное модовое разложение, вейвлет-анализ, тепловые признаки) с интеллектуальными классификаторами. Примеры включают комбинацию VMD, энтропийных показателей и LSTM, мультисенсорное объединение сигналов с оптимизацией признаков на основе алгоритма гравитационного поиска [11], а также акустическую

диагностику с использованием модуляционного биспектрального анализа [12, 13].

Отдельное направление развития составляют цифровые двойники и методы доменной адаптации, позволяющие учитывать вариативность условий эксплуатации, что особенно важно для робототехники и ветроэнергетических установок [14, 15].

Применение интеллектуальных методов подтверждается широким кругом исследований. В работе [16] рассмотрена диагностика цилиндрических редукторов на основе спектральных признаков вибраций, где использование метода опорных векторов позволило достичь точности 99,73 %. В исследовании [8] предложена архитектура MSCNN-LSTM-SVAM-SE для анализа вибрационных сигналов планетарных редукторов, что обеспечило более высокую точность по сравнению с традиционными CNN и LSTM.

Работа [6] показала эффективность гибридного метода, сочетающего вариационное модовое разложение, энтропийные показатели и LSTM, при диагностике планетарных редукторов в условиях шумов и переменных скоростей. В [7] использовался метод SKN Attention совместно с глубоким переносом обучения для распознавания состояний планетарных редукторов, при этом точность достигала 92,9 % даже при изменении условий работы.

Особое внимание уделяется прогнозированию остаточного ресурса. В исследовании [17] применена комбинация meta-LSTM и стохастической модели fGPM, обеспечивающая достоверный прогноз RUL планетарных редукторов.

Для гармонических передач в работе [18] предложен метод на основе мультисенсорного объединения данных с оптимизацией признаков при помощи алгоритма гравитационного поиска и последующей классификацией с использованием SVM. Это позволило существенно повысить точность диагностики по сравнению с методами на основе одного датчика.

Анализ [19] тепловых изменений в сочетании с CNN позволил выявить износ зубчатых колес с точностью свыше 98 %. Акустические методы диагностики получили развитие в исследованиях [4, 20], где применялся модуляционный биспектральный анализ (MSB) и специализированные акустические анализаторы. Эти методы показали эффективность

в определении износа зубчатых колес, подшипников и других дефектов в редукторах мотор-колес карьерных самосвалов и цилиндрических редукторах.

В работе [21] представлен анализ отказов гармонических передач в промышленных роботах, где предложены методы FMECA и Fault Tree Analysis для систематизации дефектов, а также рассмотрены перспективы применения цифровых двойников. Сводная информация по современным методам мониторинга состояния редукторов приведена в таблице.

Результаты оценки точности диагностики интеллектуальных методов мониторинга редукторов приведены на рис. 1.

Интеллектуальные методы не являются заменой традиционных, а, скорее, дополняют их. Эффективным решением видится использование гибридного подхода, в котором традиционные методы будут применяться для базового мониторинга и подтверждения данных, а искусственный интеллект позволит проводить углубленный анализ и прогноз остаточного ресурса оборудования.

Преимущества и ограничения современных методов мониторинга состояния редукторов
Advantages and limitations of contemporary methods for gearbox condition monitoring

Подход	Объект контроля	Преимущества	Ограничения
ML (SVM, RF)	Вибрация, шум, температура	Работает при ограниченных объемах данных	Требуется ручной отбор признаков
CNN	Вибрация, шум	Автоматическое выделение признаков, точность до 99 %	Требуется большие обучающие выборки
LSTM/GRU	Вибрация	Прогнозирование остаточного ресурса оборудования	Зависимость от количества и объема данных
Attention-механизмы (CBAM, SE, SKN)	Вибрация, температура	Повышение точности и устойчивости, адаптивность к условиям	Вычислительная сложность
Мультисенсорные системы + GSA/SVM	Вибрация, температура	Интеграция сигналов, устранение избыточных признаков, высокая точность в мультиклассовых задачах	Сложность реализации, высокая вычислительная нагрузка
Акустическая диагностика (MSB, спектры)	Шум	Дистанционный контроль, высокая чувствительность к дефектам	Чувствительность к внешним шумам, необходимость фильтрации
Цифровые двойники	Вибрация, температура	Возможность имитации отказов	Высокая стоимость внедрения

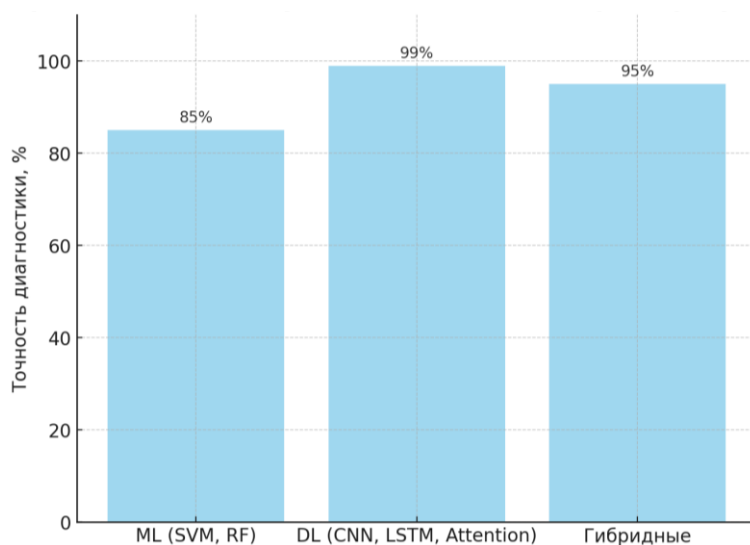


Рис. 1. Сравнение методов диагностики
Fig. 1. Comparison of diagnostic methods

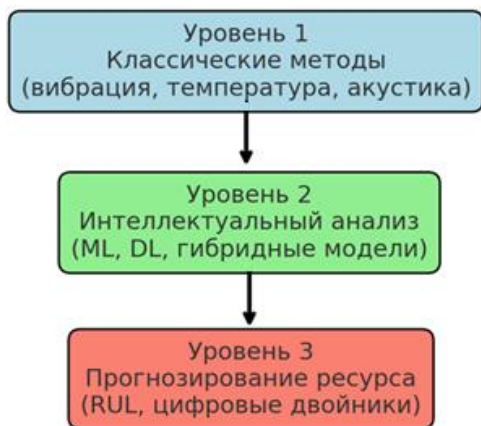


Рис. 2. Концептуальная схема многоуровневой системы диагностики
Fig. 2. Conceptual diagram of a multi-level diagnostic system

Таким образом будет обеспечена многоуровневая система диагностики, где первый уровень – это традиционные методы, второй – интеллектуальные алгоритмы, а третий – цифровые двойники и прогнозирование RUL (рис. 2).

Заключение

Мониторинг состояния и прогнозирование ресурса редукторов на основе искусственного интеллекта являются стратегическим направлением развития интеллектуального машиностроения. Современные исследования подтверждают, что использование механизмов искусственного интеллекта позволяет перейти от реактивного и планово-предупредительного обслуживания к постоянному контролю состояния оборудования.

Список литературы

1. Абакумов А.Н., Захарова Н.В., Коновалов В.Е. Прикладная механика: учеб. пособие. Омск: Изд-во ОмГТУ, 2018. 156 с.
2. Техническая эксплуатация и ремонт технологического оборудования: учеб. пособие / Р.С. Фаскиев, Е.В. Бондаренко, Е.Г. Кеян, Р.Х. Хасанов. Оренбург: ГОУ ОГУ, 2011. 261 с.
3. Диагностика планетарных редукторов по параметрам вибрации / П.Б. Герике, А.Г. Никитин // Вестник научного центра по безопасности работ в угольной промышленности. 2019. № 4. С. 56–62.
4. Компаиди Ю.К., Кудреватых А.В. Акустическая диагностика как инструмент повышения надежности и эффективности работы редукторов мотор-колеса карьерных автосамосвалов // Вестник науки. 2024. Т. 2, № 10 (79). С. 528–533.
5. Методы диагностирования фактического технического состояния редуктора мотор-колеса БелАЗ / А.В. Кудреватых, А.С. Фурман, А.С. Ашеулов и др. // Вестник Кузбасского государственного технического университета. 2021. № 2 (144). С. 23–28. DOI: 10.26730/1999-4125-2021-2-23-28
6. Xia X., Sun H., Wang A. Fault Diagnosis of Planetary Gearboxes Based on LSTM Improved via Feature Extraction Using VMD, Fusion Entropy, and Random Forest // Entropy. 2025. Vol. 27, no. 9. P. 956.
7. Research on fault diagnosis method for variable condition planetary gearbox based on SKN attention mechanism and deep transfer learning / N.-Q. Huang, M.-M. Song, Y.-H. Tang et al. // Scientific Reports. 2025. Vol. 15 (1). P. 22921. DOI: 10.1038/s41598-025-04858-9
8. Gearbox Fault Diagnosis Based on MSCNN-LSTM-CBAM-SE / C. He, J. Yansenjiang, L. Lv et al. // Sensors. 2024. Vol. 24, no. 14. P. 4682. DOI: 10.3390/s24144682
9. Bengio Y., Courville A., Vincent P. Representation Learning: A Review and New Perspectives // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2013. Vol. 35, no. 8. P. 1798–1828. DOI: 10.1109/TPAMI.2013.50
10. LeCun Y., Bengio Y., Hinton G. Deep learning // Nature. 2015. Vol. 521, no. 7553. P. 436–444. DOI: 10.1038/nature14539
11. Yu J., Gao Z.Y. Remaining useful life prediction of planet bearings based on conditional deep recurrent generative adversarial network and action discovery // Journal of Mechanical Science and Technology. 2021. Vol. 35, no. 1. P. 21–30. DOI: 10.1007/s12206-020-1202-4
12. Fault diagnosis of a planetary gearbox based on a local bi-spectrum and a convolutional neural network / Jiang Lingli, Li Shuhui, Li Xuejun et al. // Measurement Science and Technology. 2022. Vol. 33, no. 4. P. 045008. DOI: 10.1088/1361-6501/ac471a
13. An automatic speed adaptation neural network model for planetary gearbox fault diagnosis / P. Chen, Y. Li, K. Wang, M.J. Zuo // Measurement. 2021. Vol. 171. P. 108784. DOI: 10.1016/j.measurement.2020.108784
14. Vibration based condition monitoring and fault diagnosis of wind turbine planetary gearbox: a review / T.Y. Wang, Q.K. Han, F.L. Chu, Z.P. Feng // Mechanical Systems and Signal Processing. 2019. Vol. 126. P. 662–685. DOI: 10.1016/j.ymssp.2019.02.051

15. A review of diagnostics and prognostics of low-speed machinery towards wind turbine farm-level health management / S.T. Kandukuri, A. Klausen, H.R. Karimi, K.G. Robbersmyr // *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. 2016. Vol. 53. P. 697–708. DOI: 10.1016/j.rser.2015.08.061
16. Lupea I., Lupea M., Coroian A. Helical gearbox defect detection with machine learning using regular mesh components and sidebands // *Sensors*. 2024. Vol. 24, no. 11. P. 3337. DOI: 10.3390/s24113337
17. Remaining Useful Life Prediction of a Planetary Gearbox Based on Meta Representation Learning and Adaptive Fractional Generalized Pareto Motion / H. Zheng, W. Deng, W. Song et al. // *Fractal and Fractional*. 2024. Vol. 8, no. 1. P. 14. DOI: 10.3390/fractalfract8010014
18. Hsieh N.-K., Yu T.-Y. Fault Detection in Harmonic Drive Using Multi-Sensor Data Fusion and Gravitational Search Algorithm // *Machines*. 2024. Vol. 12, no. 12. P. 831. DOI: 10.3390/machines12120831
19. Application of Thermography and Convolutional Neural Network to Diagnose Mechanical Faults in Induction Motors and Gearbox Wear / E. Reséndiz-Ochoa, O. Trejo-Chávez, J.J. Saucedo-Dorantes et al. // *Applied System Innovation*. 2024. Vol. 7, no. 6. P. 123. DOI: 10.3390/asi7060123
20. Баханович А.Г., Парфиевич А.Н., Сокол В.А. Нейросетевой метод акустической диагностики локальных повреждений зубчатых колес в составе многовального привода // *Новости науки и технологий*. 2022. № 2 (61). С. 24–29.
21. Harmonic Drive Gear Failures in Industrial Robots Applications: An Overview / A. Raviola, A. De Martin, R. Guida et al. // *Proc. of the 6th European Conf. of the PHM Society*. 2021. P. 349–358.

References

1. Abakumov A.N., Zakharova N.V., Kononov V.E. *Prikladnaya mekhanika: ucheb. posobie* [Applied Mechanics. Textbook]. Omsk: OmSTU Publ., 2018. 156 p. (In Russ.)
2. Faskiev R.S., Bondarenko E.V., Keyan E.G., Khasanov R.Kh. *Tekhnicheskaya ekspluatatsiya i remont tekhnologicheskogo oborudovaniya: ucheb. posobie* [Technical Operation and Repair of Technological Equipment. Textbook]. Orenburg: Orenburg State University, 2011. 261 p. (In Russ.)
3. Gericke P.B., Nikitin A.G. Diagnostics of planetary gears by vibration parameters. *Industrial Safety*. 2019;(4):56–62. (In Russ.)
4. Compaidi Yu.K., Kudrevatykh A.V. Acoustic diagnostics as tool to improve reliability and efficiency of gearboxes of motor wheels of dump trucks. *Vestnik nauki*. 2024;2(10):528–533. (In Russ.)
5. Kudrevatykh A.V., Furman A.S., Ashcheulov A.S., Ashcheulova A.S., Karnadud O.S. Methods for diagnosing the actual technical condition of the BelAZ wheel motor gearbox. *Bulletin of the Kuzbass state technical university*. 2021;2(144):23–28. (In Russ.) DOI: 10.26730/1999-4125-2021-2-23-28
6. Xia X., Sun H., Wang A. Fault Diagnosis of Planetary Gearboxes Based on LSTM Improved via Feature Extraction Using VMD, Fusion Entropy, and Random Forest. *Entropy*. 2025;27(9):956.
7. Huang N.-Q., Song M.-M., Tang Y.-H., Huang L.-X., Chen Z.-W. Research on fault diagnosis method for variable condition planetary gearbox based on SKN attention mechanism and deep transfer learning. *Scientific Reports*. 2025;15(1):22921. DOI: 10.1038/s41598-025-04858-9
8. He C., Yajenjiang J., Lv L., Xu L., Lan Z. Gearbox fault diagnosis based on MSCNN-LSTM-CBAM-SE. *Sensors*. 2024;24(14):4682. DOI: 10.3390/s24144682
9. Bengio Y., Courville A., Vincent P. Representation Learning: A Review and New Perspectives. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 2013;35(8):1798–1828. DOI: 10.1109/TPAMI.2013.50
10. LeCun Y., Bengio Y., Hinton G. Deep learning. *Nature*. 2015;521(7553):436–444. DOI: 10.1038/nature14539
11. Yu J., Gao Z.Y. Remaining useful life prediction of planet bearings based on conditional deep recurrent generative adversarial network and action discovery. *Journal of Mechanical Science and Technology*. 2021;35(1):21–30. DOI: 10.1007/s12206-020-1202-4
12. Jiang Lingli, Li Shuhui, Li Xuejun, Lei Jiale, Yang Dalian. Fault diagnosis of a planetary gearbox based on a local bi-spectrum and CNN. *Measurement Science and Technology*. 2022;33(4):045008. DOI: 10.1088/1361-6501/ac471a
13. Chen P., Li Y., Wang K., Zuo M.J. Automatic speed adaptation neural network model for planetary gearbox fault diagnosis. *Measurement*. 2021;171:108784. DOI: 10.1016/j.measurement.2020.108784

14. Wang T.Y., Han Q.K., Chu F.L., Feng Z.P. Vibration-based condition monitoring and fault diagnosis of planetary gearboxes in wind turbines: a review. *Mechanical Systems and Signal Processing*. 2019;126:662–685. DOI: 10.1016/j.ymssp.2019.02.051

15. Kandukuri S.T., Klausen A., Karimi H.R., Robbersmyr K.G. Diagnostics and prognostics of low-speed machinery in wind turbine farms: a review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. 2016;53:697–708. DOI: 10.1016/j.rser.2015.08.061

16. Lupea I., Lupea M., Coroian A. Helical gearbox defect detection using machine learning and sidebands. *Sensors*. 2024;24(11):3337. DOI: 10.3390/s24113337

17. Zheng H., Deng W., Song W., Cheng W., Cattani P., Vilecco F. Remaining useful life prediction of a planetary gearbox based on meta-learning and adaptive fractional generalized Pareto motion. *Fractal and Fractional*. 2024;8(1):14. DOI: 10.3390/fractalfract8010014

18. Hsieh N.-K., Yu T.-Y. Fault detection in harmonic drive using multi-sensor data fusion and gravitational search algorithm. *Machines*. 2024;12(12):831. DOI: 10.3390/machines12120831

19. Reséndiz-Ochoa E., Trejo-Chávez O., Saucedo-Dorantes J.J., Morales-Hernández L.A., Cruz-Albarrán I.A. Application of thermography and CNN to diagnose mechanical faults in induction motors and gearbox wear. *Applied System Innovation*. 2024;7(6):123. DOI: 10.3390/asi7060123

20. Bakhanovich A.G., Parfievich A.N., Sokol V.A. Neural network method of acoustic diagnostics of local gear tooth damage in multi-shaft drives. *Novosti Nauki i Tekhnologii*. 2022;2(61):24–29. (In Russ.)

21. Raviola A., De Martin A., Guida R., Jacazio G., Pastore S. Harmonic drive gear failures in industrial robots: an overview. In: *Proceedings of the 6th European Conference of the PHM Society*. 2021. P. 349–358.

Информация об авторах

Фарукшин Илья Камильевич, аспирант кафедры процессов и машин обработки металлов давлением, Южно-Уральский государственный университет, Челябинск, Россия; ilya.farukshin@mail.ru.

Сиверин Олег Олегович, начальник отдела интеграции промышленных роботов Центра развития промышленной робототехники ЮУрГУ; старший преподаватель кафедры процессов и машин обработки металлов давлением, Южно-Уральский государственный университет, Челябинск, Россия; siverinoo@susu.ru.

Алексеев Егор Евгеньевич, инженер-конструктор отдела интеграции промышленных роботов Центра развития промышленной робототехники ЮУрГУ, Южно-Уральский государственный университет, Челябинск, Россия; alekseevee@susu.ru.

Саломонов Владислав Дмитриевич, лаборант Центра развития промышленной робототехники ЮУрГУ, Южно-Уральский государственный университет, Челябинск, Россия; vladik.salomonov.04@bk.ru.

Афтенко Владислав Дмитриевич, студент кафедры обработки металлов давлением, Южно-Уральский государственный университет, Челябинск, Россия; vlad.aftenko@gmail.com.

Information about the authors

Ilya K. Farukshin, Postgraduate Student of the Department of Processes and Machines for Metal Forming, South Ural State University, Chelyabinsk, Russia; ilya.farukshin@mail.ru.

Oleg O. Siverin, Head of the Industrial Robot Integration Department at the Center for Industrial Robotics Development at SUSU; Senior Lecturer of the Department of Processes and Machines for Metal Forming, South Ural State University, Chelyabinsk, Russia; siverinoo@susu.ru.

Egor. E. Alekseev, Design Engineer of the Industrial Robot Integration Department at the Center for Industrial Robotics Development at SUSU, South Ural State University, Chelyabinsk, Russia; alekseevee@susu.ru.

Vladislav D. Salomonov, Laboratory Assistant at the Center for Industrial Robotics Development at SUSU, South Ural State University, Chelyabinsk, Russia; vladik.salomonov.04@bk.ru.

Vladislav D. Aftenko, Student of the Department of Processes and Machines for Metal Forming, South Ural State University, Chelyabinsk, Russia; vlad.aftenko@gmail.com.

Статья поступила в редакцию 30.09.2025

The article was submitted 30.09.2025