



DOI: 10.22363/2312-8143-2024-25-4-380-396

УДК 004.896

EDN: EZXRJG

Научная статья / Research article

Методы вибродиагностики от способов получения данных до их обработки современными средствами

А.О. Журавлев^a, А.О. Поляков^a, Д.А. Андриков^{a,b}

^a Российский университет дружбы народов, Москва, Россия

^b Московский государственный технический университет им. Н.Э. Баумана, Москва, Россия

✉ andrikov-da@rudn.ru

История статьи

Поступила в редакцию: 25 мая 2024 г.

Доработана 7 октября 2024 г.

Принята к публикации: 15 октября 2024 г.

Заявление о конфликте интересов

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Аннотация. Сегодня одним из основных направлений развития промышленности является цифровизация производственных процессов. Для того чтобы достичь высоких показателей производства, необходима надежность производственного оборудования, разрабатываются все более совершенные средства его самодиагностики. Таким образом, самодиагностика в совокупности с высоким уровнем автоматизированной аналитики позволяет с высокой долей вероятности предсказать неисправность, предупредить о сроках ее возникновения и способах превентивного устранения. Рассмотрены существующие методы вибродиагностики, в том числе и те, которые появились в течение четвертой промышленной революции, а именно в условиях широкого распространения и качественного применения систем машинного обучения, нейросетей и искусственного интеллекта. Описаны методы сбора первичной информации о вибрации и способы аналитики данных с помощью вышеперечисленных алгоритмов. Рассмотрены результаты экспериментальных применений различных аналитических механизмов, разработанных для определения вида дефектов вращающихся под механической нагрузкой деталей, перечислены преимущества и недостатки каждого из методов. Цель обзора — определение существующих методов вибродиагностики, определение их свойств и их сравнение. В результате анализа было установлено, что наиболее развивающимся направлением в области исследования вибросигналов является сочетание вейвлет-преобразования и нейросетевого обучения.

Ключевые слова: вибрационная диагностика, цифровая обработка сигналов, вейвлет, нейросеть, глубокое обучение, нестационарный объект



Вклад авторов

Журавлев А.О. — проведение анализа литературы, подготовка и редактирование текста. Поляков А.О. — обзор существующих базовых методов. Андриков Д.А. — научное руководство, концепция исследования; развитие методологии.

Для цитирования

Журавлев А.О., Поляков А.О., Андриков Д.А. Методы вибродиагностики от способов получения данных до их обработки современными средствами // Вестник Российского университета дружбы народов. Серия: Инженерные исследования. 2024. Т. 25. № 4. С. 380–396. <http://doi.org/10.22363/2312-8143-2024-25-4-380-396>

Vibration Diagnostic Methods from Methods of Obtaining Data to Processing It Using Modern Means

Anton O. Zhuravlev^a, Alexey O. Polyakov^a, Denis A. Andrikov^{a,b}

^a RUDN University, Moscow, Russia

^b Bauman Moscow State Technical University, Moscow, Russia

 andrikov-da@rudn.ru

Article history

Received: May 25, 2024

Revised: October 7, 2024

Accepted: October 15, 2024

Conflicts of interest

The authors declare that there is no conflict of interest

Abstract. Today, one of the main directions of industrial development is the digitalization of production processes. In order to achieve high production rates, the reliability of production equipment is necessary; more and more advanced means of its self-diagnosis are being developed. Thus, self-diagnosis, combined with a high level of automated analytics, makes it possible to predict a malfunction with a high degree of probability, warn about the timing of its occurrence and methods of preventive elimination. This article discusses existing methods of vibration diagnostics, including those that appeared during the fourth industrial revolution, namely in the conditions of widespread and high-quality application of machine learning systems, neural networks and artificial intelligence. Methods for collecting primary information about vibration and methods for analyzing data using the above algorithms are described. The results of experimental applications of various analytical mechanisms developed to determine the type of defects in parts rotating under mechanical load are considered, and the advantages and disadvantages of each method are listed. The purpose of the review is to determine the existing methods of vibration diagnostics, determine their properties and compare them. As a result of the analysis, it was found that the most developing direction in the field of vibration signal research is a combination of wavelet transformation and neural network learning.

Keywords: vibration diagnostics, digital signal processing, wavelet, neural network, deep learning, non-stationary object

Authors' contribution

Zhuravlev A.O. — conducting literature analysis, preparing and editing text. Polyakov A.O. — review of existing basic methods. Andrikov D.A. — scientific management; research concept; methodology development.

For citation

Zhuravlev AO, Polyakov AO, Andrikov DA. Vibration diagnostic methods from methods of obtaining data to processing it using modern means. *RUDN Journal of Engineering Research*. 2024;25(4):380–396 (In Russ.) <http://doi.org/10.22363/2312-8143-2024-25-4-380-396>

Введение

В условиях стремительно развивающейся промышленности растут и требования к надежности оборудования и транспорта. Большинство видов производственного оборудования имеют в своем составе вращающиеся детали и механизмы. Ключевую роль в определении технического состояния такого оборудования играет вибродиагностика.

В первую очередь рассмотрим средства вибрационной диагностики неисправностей вращающихся механизмов. К таким средствам относятся датчики вибрации, установленные на оборудовании в точках трехмерного контроля, средства приема сигналов, это могут быть различные контроллеры или осциллографы. Результатом работы такой системы диагностики является график амплитуды колебаний, график виброскорости и виброускорения относительно времени.

В данной статье мы рассмотрим основные методы получения информации о фактическом состоянии технологического оборудования исходя из картины реакционного поведения при вибрационном воздействии от вращающихся деталей и механизмов, находящихся в его составе. Проведем сравнение существующих методов аналитики вибрационных показателей на основе литературных источников. Определим и опишем будущее направление развития вибродиагностики и узнаем, какую роль в этом процессе будет играть искусственный интеллект. Сам подход вибродиагностики универсален и находит своё применение не только в промышленной сфере, но и в медицине — где, например, аускультация лёгких позволяет судить о состоянии здоровья [1].

1. Методы.

Краткое описание и сравнение

В первую очередь рассмотрим базовые методы определения основных вибрационных показателей.

1.1. Метод измерения общего уровня шума или вибрации

В этом случае в широких частотных диапазонах измеряются или среднеквадратичные значения, или пиковые значения виброускорения, виброскорости, или виброперемещения механических колебаний либо колебаний в газообразных или жидких средах.

При измерении общего уровня колебаний максимальный вклад могут давать несколько основных составляющих или даже одна доминирующая составляющая, например, составляющая на частоте вращения. Эта составляющая имеет, безусловно, большое значение, однако развивающиеся дефекты могут привести к росту других составляющих, уровень которых может быть значительно ниже уровня доминирующей составляющей. Таким образом, измерение общего уровня является слишком грубой оценкой с точки зрения определения технического состояния машины или оборудования и может быть использовано скорее для его контроля, чем для мониторинга, не говоря уже о глубокой детальной диагностике, требующей более тонких методов¹.

Достоинства метода:

- а) простой и легко применимый;
 - б) экономичный, для измерения общего уровня шума или вибрации не требуется дорогостоящее оборудование;
 - в) обеспечивает высокую точность измерений при правильной калибровке оборудования.
- К недостаткам можно отнести следующее:
- а) не позволяет определить источник шума или вибрации: метод измерения общего уровня шума или вибрации не дает возможности выявить источник шума или вибрации, что может затруднить поиск причин возникновения проблемы;
 - б) зависимость от окружающей среды: результаты измерений могут быть искажены в зависимости от окружающей среды (например, наличия других источников шума);

¹ Баркова Н.А., Дорошев Ю.С., Баркова Н.А. Неразрушающий контроль технического состояния горных машин и оборудования: учебное пособие для студентов специальности 150402 «Горные машины и оборудование» вузов региона. Владивосток: Изд-во ДВГТУ, 2009. EDN: QMYWEB

в) необходимость проведения дополнительных измерений: для получения полной картины уровня шума или вибрации необходимо проводить дополнительные измерения на разных частотах и уровнях².

1.2. Метод измерения ударных импульсов

Метод измерения ударных импульсов основан на измерении амплитуды импульсов сигнала, полученного с помощью пьезоэлектрического преобразователя, резонансная частота которого составляет около 30–32 кГц [2]. Такой датчик имеет высокую добротность колебательной системы, т. е. первичный пьезопреобразователь имеет резонанс на частоте 30 кГц, что позволяет выделять энергию колебательного процесса на выбранной частоте (30 кГц) и усиливать амплитуду электрического сигнала. Недостатков у этого метода ударных импульсов значительно больше, чем у других методов, поэтому обычно этот метод реализуется в виброметрах как наиболее дешевых средствах виброконтроля. Главным является тот факт, что далеко не все зарождающиеся дефекты подшипника качения приводят к появлению ударных импульсов, и достаточно часто дефектный подшипник обнаруживается лишь незадолго до отказа, когда в нем развивается цепочка связанных дефектов, один или несколько из которых становятся источником ударных импульсов. Еще один недостаток — отсутствие информации о виде дефекта, без которой практически невозможно давать долгосрочный прогноз состояния, так как минимальный временной интервал от зарождения дефекта до отказа нормально работающего подшипника в зависимости от вида дефекта может составлять от нескольких месяцев до нескольких лет³.

Достоинства метода измерения ударных импульсов вибродиагностики:

а) высокая чувствительность к зарождающимся дефектам — метод измерения ударных импульсов позволяет обнаруживать малые изменения в состоянии оборудования, которые могут свидетельствовать о начальной стадии развития дефекта;

б) высокая точность и надежность измерений — метод измерения ударных импульсов обеспечивает высокую точность и надежность результатов измерений благодаря использованию специальных датчиков и анализаторов;

в) широкий диапазон применения — метод измерения ударных импульсов может применяться для контроля состояния различных типов оборудования, включая турбины, насосы, компрессоры и т.д.

К недостаткам метода измерения ударных импульсов вибродиагностики можно отнести:

а) высокую стоимость оборудования для проведения измерений ударных импульсов — необходимо использовать специализированные датчики и анализаторы, которые могут быть дорогими;

б) сложность интерпретации результатов измерений для правильной интерпретации результатов измерений ударных импульсов — необходимо иметь определенный опыт и знания в области вибродиагностики;

в) ограниченность в использовании при высоких частотах — метод измерения ударных импульсов может быть ограничен в использовании при высоких частотах, что может оказаться проблемой для некоторых типов оборудования.

1.3. Метод спектрального анализа

Спектральный анализ — это метод обработки сигналов, позволяющий выявить частотный состав сигнала. Выявление повышенных амплитуд вибрации на частотах, совпадающих

² Гаврилин А.Н., Мойзес Б.Б. Диагностика технологических систем: учебное пособие : в 2 частях. Часть 2. Томск : Национальный исследовательский Томский политехнический университет, 2014. 128 с. EDN: TVBAMV

³ Костюков В.Н., Науменко А.П. Основы виброакустической диагностики и мониторинга машин : учебное пособие. Омск : Изд-во ОмГТУ, 2011. 360 с. EDN: QMHHFH

с частотами возможных повреждений элементов, резонансных частотах деталей, на частотах протекания рабочего процесса помогает обнаружить и идентифицировать неисправность на различных стадиях его развития.

Основные достоинства метода:

а) достаточно высокая помехозащищенность;

б) высокая информативность метода, существует возможность получить дифференцированную оценку состояния асинхронных двигателей отдельно по каждому его кинематическому узлу, поскольку они генерируют разные частотные ряды в спектре.

Основные недостатки, присущие диагностике по составляющим спектра вибрации:

а) сложность в аппаратной реализации: необходим дорогостоящий спектроанализатор, имеющий качественное программное обеспечение;

б) метод малочувствителен к зарождающимся и слабым дефектам; некорректность результатов при обработке нестационарных сигналов [3].

1.4. Метод спектрального анализа огибающей высокочастотной вибрации

Метод, который применяется для выявления начальных дефектов, является действенным, поскольку он анализирует высокочастотную вибрацию, которая получается с помощью датчика, расположенного рядом с диагностируемым узлом. Выделение огибающей может осуществляться двумя способами: обнаружением в амплитудных/фазовых детекторах или с помощью интегрального преобразования Гильберта в цифровых анализаторах.

Метод огибающей широко используется для диагностики подшипников качения [4; 5], так как он позволяет определить тип дефекта.

Достоинства метода спектрального анализа огибающей высокочастотной вибрации:

а) этот метод позволяет обнаруживать начинающиеся дефекты, что позволяет предпринять меры по их устранению до того, как они станут критическими;

б) метод спектрального анализа огибающей высокочастотной вибрации дает возможность определить тип дефекта и его степень развития, что позволяет прогнозировать остаточный ресурс работы;

в) этот метод может применяться для диагностики многих типов оборудования, включая насосы, компрессоры, генераторы, турбины, электродвигатели и др.

К недостаткам метода спектрального анализа огибающей высокочастотной вибрации можно отнести следующие:

а) для использования этого метода необходима тщательная работа по накоплению статистических данных для конкретного оборудования;

б) следует отметить длительность процесса подготовки измерения из-за необходимости точной установки датчика;

в) при удалении от объекта высокочастотная вибрация быстро затухает и по мере развития дефекта переходит в область низкочастотной вибрации.

1.5. Кепстральный анализ

Наличие множества гармонических составляющих основных частот возбуждения при возникновении некоторых дефектов затрудняет обнаружение диагностических признаков при спектральном анализе. Для оценки состояния оборудования используются нелинейные преобразования, такие как логарифмирование спектра с последующим преобразованием Фурье, то есть получение вторичного спектра или кепстра. Существует два метода получения кепстра [6]: применение преобразования Фурье к линейному или логарифмическому спектру. Второй метод обладает наибольшей устойчивостью к помехам⁴. В качестве диагностического при-

⁴ Герике Б.Л., Абрамов И.Л., Герике П.Б. Вибродиагностика горных машин и оборудования : учеб. пособие. Кемерово, КузГТУ, 2007. 167 с.

знака используются амплитуды спектральных компонентов — рахмоник (аналог гармоник спектрального анализа) [7]. Кепстр трансформирует информацию, содержащуюся в спектре и распределенную по всему диапазону частот, в ограниченное число рахмоник кепстра. Кроме того, кепстр нечувствителен к изменениям фазы обрабатываемых сигналов, поэтому кепстры различных агрегатов с одинаковой частотой вращения ротора практически идентичны.

Достоинства метода:

а) кепстральный анализ может быть использован для определения частоты вращения оборудования, что позволяет выявлять неисправности на ранней стадии;

б) этот метод дает возможность выявить и проанализировать сложные вибрационные сигналы, что делает его полезным инструментом для диагностики различных типов оборудования;

в) кепстральный анализ может применяться для определения причин возникновения вибрации, что помогает предотвратить возможные аварии и повреждения оборудования.

К недостаткам можно отнести следующие:

а) кепстральный анализ требует высокой точности и качества данных, что может быть трудно достижимо в некоторых условиях;

б) этот метод может быть достаточно сложным для понимания и использования, что требует от пользователя определенных знаний и навыков;

в) кепстральный анализ не всегда может быть применен к различным типам оборудования, так как он может ограничиваться определенными параметрами и условиями.⁵

1.6. Метод пик-фактора

Данный метод применяется для мониторинга состояния подшипников. Превышение порогового уровня пик-фактора указывает на появление отдельных ударных импульсов, а даль-

нейшее уменьшение этого параметра свидетельствует о возникновении значительного количества ударных импульсов, что представляет опасность для дальнейшей эксплуатации проверяемого объекта. Отношение пиковой амплитуды к среднеквадратическому значению уровня вибрации называется пик-фактором. Это соотношение имеет ярко выраженный максимум на временной шкале.

Достоинства метода пик-фактора:

а) простота и удобство использования;

б) высокая чувствительность к наличию ударных импульсов;

в) может быть использован для мониторинга состояния различных типов подшипников.

Недостатки метода пик-фактора:

а) не позволяет определить причину возникновения ударных импульсов;

б) не всегда позволяет точно определить степень повреждения подшипника;

в) зависимость от частоты вращения оборудования, что может привести к ложным срабатываниям при изменении скорости вращения;

г) не является универсальным методом мониторинга состояния оборудования и должен использоваться в сочетании с другими методами.

1.7. Статистический анализ

Если вибрационный сигнал является случайным процессом, то для его оценки применяются методы статистического анализа. При анализе вибрационных сигналов используется количественная оценка различия параметров реального распределения плотности вероятности от соответствующих параметров нормального закона распределения [8]. Эта оценка основана на четырех основных параметрах: первом начальном моменте (среднем значении), втором, третьем и четвертом центральных моментах распределения [9]. Также используется метод определения пороговых значений для каждого из выбранных параметров вибрации, опреде-

⁵ Барков А. В., Баркова Н. А., Азовцев А. Ю. Мониторинг и диагностика роторных машин по вибрации : учебное пособие. Санкт-Петербург : Изд. центр СПб ГМТУ, 2000. 169 с.

ление тенденции изменения определенных параметров. Производится установление статистических связей между компонентами вибрационного сигнала. Редко применяется статистический анализ в практической вибродиагностике, главным образом для оценки отдельных параметров сигнала.

Достоинства:

а) позволяет получить количественную оценку различия параметров реального распределения плотности вероятности от соответствующих параметров нормального закона распределения;

б) дает возможность определить пороговые значения для каждого из выбранных параметров вибрации и выявить тенденции изменения определенных параметров;

в) позволяет установить статистические связи между компонентами вибрационного сигнала.

Недостатки:

а) не всегда применим для анализа сложных сигналов, таких как нестационарные или нелинейные сигналы;

б) требует большого объема данных для получения достоверных результатов;

в) не всегда является эффективным методом для определения конкретной причины возникновения вибрации.

8. Частотная селекция

При диагностике часто бывает недостаточным использование метода анализа общего уровня вибрации или пик-фактора, поэтому применяют частотную селекцию [7] вибродиагностических сигналов, которая позволяет оценивать уровни вибрации в ограниченной полосе частот. Это связано с тем, что появление дефектов может привести к увеличению вибрационных параметров на разных частотах. Кроме того, фильтрация вибросигнала используется для удаления определенных частотных составляющих из исходного сигнала. Для этого применяются различные виды фильтров, такие как фильтры верхних и нижних частот, полосовые гребенчатые и синхронные фильтры. Обычно

выделенная узкая полоса частот подвергается спектральному анализу. Современные средства цифровой фильтрации используются для выделения диагностической информации из высокочастотной вибрации.

Достоинства частотной селекции:

а) позволяет оценивать уровни вибрации в ограниченной полосе частот, что дает возможность выявлять дефекты на разных частотах;

б) позволяет удалить определенные частотные составляющие из исходного сигнала, что может улучшить качество анализа;

в) спектральный анализ выделенной узкой полосы частот может дать более точную информацию о дефекте.

Недостатки метода:

а) ограниченность в выборе полосы частот может привести к тому, что некоторые дефекты могут быть упущены;

б) необходимость использования специальных фильтров может существенно усложнить процесс анализа;

в) в случае неоптимального выбора полосы частот или фильтра может возникнуть искажение результатов анализа.

9. Интеллектуальная диагностика с применением преобразований сигналов и глубоким машинным обучением

Традиционно структура интеллектуальной диагностики неисправностей включает в себя три основных этапа:

- 1) сбор сигнала;
- 2) извлечение и выбор признаков;
- 3) классификацию неисправностей.

На этапе получения сигнала широко использовались вибрационные сигналы, поскольку они предоставляют наиболее достоверную информацию о механических неисправностях. На втором этапе извлечение признаков направлено на извлечение репрезентативных признаков из собранных сигналов на основе методов обработки сигналов, таких как статистический анализ во временной области, спектральный анализ Фурье и вейвлет-преобразование. Хотя эти функции характеризуют механические неис-

правности, они могут содержать бесполезную или нечувствительную информацию и влиять на результаты диагностики, а также на эффективность вычислений. Таким образом, выбор объектов используется для выбора чувствительных объектов с помощью стратегий уменьшения размеров, таких как анализ главных компонентов (РСА), методика оценки расстояния и дискриминантный анализ объектов. На этапе классификации неисправностей выбранные функции используются для обучения методам искусственного интеллекта, таким как k -ближайший сосед (k NN), искусственные нейронные сети и машина опорных векторов (SVM), и с помощью этих методов окончательно определяются механические состояния работоспособности. Например, в [10] использовали улучшенную методику оценки расстояния для выбора шести чувствительных объектов из объектов временной и частотной областей, и эти функции были введены в комплексные адаптивные системы нейро-нечеткого вывода для классификации неисправностей подшипников. В [11] представлен метод классификации неисправностей подшипников, в котором одиннадцать признаков временной и частотной областей использовались для представления различных неисправностей подшипников, а k NN применялся для классификации исправных состояний на основе признаков, выбранных с помощью локальной и нелокальной сохраняющей проекции. В [12] предложена процедура улучшения функций. Для получения надежных функций изображения анализировали спектры вибрации и использовали искусственную нейронную сеть для диагностики неисправностей. Метод вейвлет-спектра был использован для выделения признаков в [13], а усовершенствованный нейро-нечеткий классификатор применялся для классификации состояний носителя.

Можно обнаружить, что было проведено множество исследований по интеллектуальной диагностике неисправностей и достигнуты хорошие результаты. Однако эти исследования могут иметь три следующих недостатка. Во-первых, традиционные методы искусственного ин-

теллекта не способны извлекать и систематизировать различающую информацию непосредственно из необработанных данных. Во-вторых, функции обычно извлекаются и выбираются в соответствии с конкретной диагностической проблемой и, вероятно, не подходят для других проблем. При выполнении новой задачи диагностики может потребоваться переработать алгоритмы извлечения признаков. В-третьих, из-за отсутствия всестороннего понимания механических больших данных часто бывает трудно обеспечить, чтобы извлеченные элементы несли оптимальную информацию для классификации механических неисправностей. Таким образом, диагностам приходится тратить много времени на анализ этих данных и понимание их свойств, что является сложной работой [14].

В [15] предлагается новый интеллектуальный метод диагностики, позволяющий преодолеть два недостатка распространенных интеллектуальных методов диагностики неисправностей при диагностике неисправностей вращающихся механизмов. Новый метод интеллектуальной диагностики сочетает в себе выбор функций и метод DNN. Метод выбора функций основан на расстоянии между элементами для выбора чувствительных элементов. Принцип ее выбора заключается в том, что расстояние между одними и теми же классами является наименьшим, а расстояние между различными классами — наибольшим. Таким образом, уменьшается масштаб нейронной сети и повышается точность классификации. Сначала предварительно выбираются исходные функции, а затем используется оригинальная технология *strong feature* для выбора окончательной надежной функции. Результаты сравнения показывают, что предложенный метод может не только повысить точность, но и сэкономить время работы.

В этом методе разреженная фильтрация адаптивно изучает функции, которые собирают различительную информацию из вибрационных сигналов неконтролируемым способом. Затем функции передаются в *softmax regression* для классификации состояний работоспособности контролируемым образом. Кроме того,

изучается физическая интерпретация весовых векторов — разреженная фильтрация, и эти векторы обладают свойствами, аналогичными свойствам фильтров Габора.

Существует метод диагностики неисправностей с использованием глубокого обучения с подкреплением (DRL — Deep Reinforcement Learning), который предоставляет новые идеи для дальнейшего повышения интеллектуального уровня диагностики неисправностей и обладает потенциалом для решения проблем, связанных с автономным исследованием вибрации. Одним из самых известных и ярких достижений DRL является AlphaGo, первая программа, победившая профессионального игрока-человека в [16].

Для использования DRL была разработана среда моделирования диагностики неисправностей, с помощью которой мы можем преобразовать задачу обучения под наблюдением в задачу обучения с подкреплением. Эту среду можно было бы считать «игрой для диагностики неисправностей». В данном случае под игрой подразумевается процесс, в котором ведется борьба между системой и агентом за получение оптимального результата. Каждая игра содержит определенное количество вопросов для диагностики неисправностей, и каждый вопрос состоит из образца неисправности и соответствующей метки неисправности. Когда агент играет в игру, в игре будет один-единственный вопрос, который агент должен поставить. Затем игра проверит, правильный ли ответ агента. Механизм вознаграждения в игре составляет одно очко за правильный ответ и минус одно очко за неправильный ответ. Когда игра закончится, агент получит общий балл за игру.

Сигнал вибрации вращающегося оборудования содержит достаточную информацию о неисправностях. В качестве критического элемента обучения с подкреплением решающее значение имеет эффективное восприятие окружающей среды и состояния субъектом. Для оригинальных методов обучения с подкреплением, таких как Q-learning, трудно дифференцировать

и идентифицировать состояния вращающихся механизмов, основываясь только на сигналах вибрации, из-за ограниченной способности этих методов представлять состояния. В отличие от методов диагностики неисправностей, основанных на контролируемом обучении, метод, основанный на глубоком обучении с подкреплением, представляет собой комплексное решение, способное проводить автономный анализ нелинейной зависимости между исходными данными о вибрации и соответствующими показателями работоспособности вращающихся механизмов. Такое преимущество может значительно снизить зависимость от экспертного опыта и предварительных знаний при разработке моделей диагностики неисправностей. Таким образом, предлагаемый метод предоставляет идею для реализации более обобщенного интеллектуального решения задач диагностики неисправностей вращающихся механизмов.

Далее рассмотрим метод диагностики неисправностей, основанный на вейвлет-анализе и нейронной сети. Изучением вейвлет в прикладных областях занимались многие исследователи, в том числе и те, кто представлен в [17]. Извлечение признаков неисправности на основе вейвлет-пакета показано в следующем разделе. Вейвлет-преобразование обеспечивает частотно-временное окно, изменяющееся в зависимости от частоты, которое может обеспечить локальный анализ временной (пространственной) частоты. Это может постепенно привести к многомасштабному уточнению сигнала (функции) с помощью операций преобразования и масштабирования и в итоге достичь временного сегмента на высокой частоте и частотного сегмента на низкой частоте, чтобы обеспечить новый метод анализа сигнала, который может автоматически адаптироваться к анализу частотно-временного преобразования.

Вейвлет-нейронная сеть представляет собой иерархическую искусственную нейронную сеть с несколькими решениями, основанную на теории вейвлет-анализа. Она сочетает вейвлет-разложение с нейронной сетью прямой связи

и использует вейвлет-функцию для замены функции скрытого узла традиционной однослойной скрытой нейронной сети, а соответствующие веса и пороговые значения входного уровня для скрытого уровня были заменены параметрами масштабирования и трансляции вейвлет-функции соответственно. Затем устанавливается связь между вейвлет-преобразованием и нейронной сетью с использованием аффинного преобразования.

Система привода редуктора ветряной турбины состоит из шестерни, трансмиссионного вала, подшипника и других компонентов. Сигнал вибрации компонентов будет ненормальным при возникновении неисправности ветряной турбины. Следовательно, выделение сигнала неисправности, содержащего соответствующую частоту, из обычного сигнала вибрации является предпосылкой диагностики неисправности редуктора. Характерная частота сигнала неисправности определяется типом неисправности, частотой вращения и параметрами компонента [18].

Данный подход, сочетающий имитационную модель гидравлической системы с реальными данными, позволил сократить объем необходимых исторических данных без ущерба для гибкости и универсальности модели машинного обучения. Включение всего 0,2 % физических системных данных в обучающий набор данных обеспечило требуемое качество классификации.

Данные, полученные с помощью виртуального моделирования, помогают обучать классификаторы нейронных сетей для систем диагностики и могут сэкономить время и материальные ресурсы. Программное обеспечение SimulationX было использовано для создания имитационной модели гидравлической системы. Предложенный подход к смешиванию экспериментальных и смоделированных данных открывает множество направлений для дальнейших

исследований и усовершенствований. Вычисление оптимального объема ввода реальных данных с учетом распределения данных и уровней шума могло бы стать хорошим научным вопросом, в то время как изучение изменений в модели и влияния гибридного подхода на время, сэкономленное на переподготовке модели в ответ на реконфигурацию аппаратного обеспечения, могло бы приблизить это исследование к использованию в производственной среде на основе концепций цифровых двойников [19].

Преимущества подходов, основанных на данных, заключаются в отсутствии необходимости создавать физические модели машин, а данные о вибрации могут быстро обеспечить раннюю индикацию возникновения неисправности. Диагностика неисправностей вращающихся деталей, полностью основанная на измеренных данных, однако, ограничивается качественными симптомами. Количественная оценка неисправностей, таких как серьезность дисбаланса (местоположение и количество), обычно требует тщательного тестирования установки, которое может занять очень много времени, если вообще возможно.

Основанные на моделях методы, вытекающие из физической модели (полной или частичной) роторных систем, обладают преимуществом более быстрой и точной количественной оценки неисправностей. Кроме того, результаты, полученные с помощью моделей, обычно поддаются физической интерпретации [20].

Недостатки: необходима исходная информация для анализа и тестирования, чтобы сравнить предыдущую и текущую версию состояния машины, при котором возникает ее неисправность [21].

Результаты сравнения методов представлены в табл. 1.

В табл. 2 приведена история развития исследований в области вибродиагностики, основанная на последовательности публикаций.

Таблица 1

Сравнение методов вибрационного контроля и диагностики

Методы	Преимущества	Недостатки
Метод измерения общего уровня шума или вибрации	Простота, экономичность и высокая точность	Невозможность определить источник шума или вибрации, зависимость от окружающей среды и необходимость проведения дополнительных измерений для получения полной картины
Метод ударных импульсов	Высокая чувствительность к зарождающимся дефектам, высокая точность и надежность измерений, широкий диапазон применения	Высокая стоимость оборудования, сложность интерпретации результатов измерений, ограниченность в использовании при высоких частотах
Метод спектрального анализа	Позволяет диагностировать большое количество развитых дефектов и распространен во всех современных средствах анализа вибрации	Возможность анализа только стационарной вибрации, слабая пространственная локализация частотных составляющих, невозможность диагностирования дефектов на ранних стадиях развития
Метод спектрального анализа огибающей высокочастотной вибрации	Возможность обнаружения начинающихся дефектов, определение типа и степени развития дефекта, а также применение для диагностики различных типов оборудования	Необходимость тщательной работы по накоплению статистических данных, длительность процесса подготовки измерения и быстрое затухание высокочастотной вибрации при удалении от объекта
Кепстральный анализ	Позволяет выявлять неисправности на ранней стадии, анализировать сложные сигналы и определять причины возникновения вибрации	Требует высокой точности данных, может быть сложным для использования и не всегда применим к различным типам оборудования
Метод пик-фактора	Простота и удобство использования, высокая чувствительность к наличию ударных импульсов и возможности мониторинга различных типов подшипников	Невозможность определения причины возникновения ударных импульсов, не всегда точное определение степени повреждения подшипника, зависимость от частоты вращения оборудования и необходимость использования в сочетании с другими методами мониторинга
Статистический анализ	Позволяет выявлять аномалии в работе оборудования и предотвращать возможные аварии, дает возможность определить параметры вибрации, которые могут быть связаны с определенными неисправностями, позволяет проводить мониторинг состояния оборудования в режиме реального времени	Не учитывает влияние внешних факторов на вибрационный сигнал, таких как температура, влажность и другие условия эксплуатации, не всегда возможно определить точные границы пороговых значений для каждого параметра вибрации, что может привести к ошибочным выводам, необходимо иметь определенные знания в области статистики и математической обработки данных для правильной интерпретации результатов метода
Частотная селекция	Оценка уровней вибрации на разных частотах и возможность удаления определенных частотных составляющих	Ограниченность в выборе полосы частот и необходимость использования специальных фильтров могут привести к упущению дефектов или искажению результатов анализа
Метод классификации неисправностей по определенному количеству признаков	Позволяет выявить конкретную неисправность в условиях неразрушающего контроля	Функции обычно извлекаются и выбираются в соответствии с конкретной диагностической проблемой и, вероятно, не подходят для других проблем. При выполнении новой задачи диагностики может потребоваться переработка алгоритмов извлечения признаков
Анализ спектра вибрации с помощью искусственных нейросетей	Дефект может быть выявлен на ранних стадиях появления	Традиционные методы искусственного интеллекта не способны извлекать и систематизировать различающую информацию непосредственно из необработанных данных
Анализ вейвлет-спектра	Позволяет локализовать неисправность	Приходится тратить много времени на анализ этих данных и понимание их свойств, что является сложной работой
Метод диагностики с использованием неконтролируемого обучения функциям для обработки больших данных	Снижает зависимость от экспертного опыта, способен анализировать нелинейные зависимости	Для обучения требуется большое количество помеченных данных, т.е. нужен готовый классификатор неисправностей
Интеллектуальная диагностика неисправностей вращающихся механизмов на основе глубокого обучения с выбором функций	Высокая точность при меньшем масштабе нейросети, что приводит к экономии времени на обучение	Требуется большой объем накопленных данных о значениях вибрации и дефектах, также необходим большой экспертный опыт
Диагностика неисправностей с применением вейвлет-нейронной сети	Позволяет локализовать неисправность, определить тип неисправности	Необходимо время для обучения нейросети, накопления данных для формирования классификатора неисправностей
Определение ошибки с помощью сверточного автоэнкодера и частично смоделированных данных	Отсутствие необходимости создавать физические модели машин, возможность собрать большое количество данных о неисправностях, возможность заблаговременного определения неисправности, экономия материальных ресурсов при повышенной точности	Для формирования классификатора требуются первичные данные от физической модели с неисправной подсистемой
Аналитический метод с последующим применением FEM-моделирования	Отсутствие необходимости создавать физические модели машин, возможность собрать большое количество данных о неисправностях	Необходима исходная информация для анализа и тестирования, чтобы сравнить предыдущую и текущую версию состояния машины, при котором возникает ее неисправность

Источники: выполнено А.О. Журавлевым

Table 1

Comparison of vibration monitoring and diagnostics methods

Methods	Advantages	Disadvantages
Method of measuring the total noise or vibration	Level is simple, cost-effective and highly accurate	Inability to determine the source of noise or vibration, dependence on the environment, and the need for additional measurements to get a complete picture
Shock pulse method	High sensitivity to incipient defects, high accuracy and reliability of measurements, wide range of applications	High cost of equipment, complexity of interpretation of measurement results, limited use at high frequencies
The spectral analysis method	Makes it possible to diagnose a large number of developed defects and is widely used in all modern vibration analysis tools	Ability to analyze only stationary vibration, weak spatial localization of frequency components, inability to diagnose defects in the early stages of development
Method of spectral analysis of the envelope of high-frequency vibration	The ability to detect incipient defects, determine the type and degree of defect development, as well as use for diagnostics of various types of equipment	The need for careful work on the accumulation of statistical data, the duration of the measurement preparation process, and the rapid attenuation of high-frequency vibration when moving away from the object
Cepstral analysis	Allows you to detect malfunctions at an early stage, analyze complex signals and determine the causes of vibration	It requires high data accuracy, may be difficult to use, and may not always be applicable to different types of hardware
The peak-factor method	Is simple and easy to use, highly sensitive to the presence of shock pulses and the ability to monitor various types of bearings.	The inability to determine the cause of shock pulses, not always accurate determination of the degree of damage to the bearing, dependence on the speed of rotation of the equipment and the need to use in combination with other monitoring methods
Statistical analysis	Allows you to identify anomalies in the operation of equipment and prevent possible accidents, allows you to determine vibration parameters that may be associated with certain malfunctions, and allows you to monitor the condition of equipment in real time	It does not take into account the influence of external factors on the vibration signal, such as temperature, humidity, and other operating conditions. It is not always possible to determine the exact limits of threshold values for each vibration parameter, which can lead to erroneous conclusions. You must have some knowledge in statistics and mathematical data processing to correctly interpret the results of the method
Frequency selection	Evaluation of vibration levels at different frequencies and the ability to remove certain frequency components	Limited frequency band selection and the need to use special filters can lead to missing defects or distorting the analysis results
The method of classifying faults by a certain number of features	Allows you to identify a specific fault in the conditions of non-destructive testing	Features are usually extracted and selected according to a specific diagnostic problem, and are probably not suitable for other problems. When performing a new diagnostic task, it may be necessary to rework algorithms for extracting features
Analysis of the vibration spectrum using artificial neural	Networks a defect can be detected at an early stage of appearance	Traditional artificial intelligence methods are not able to extract and systematize distinguishing information directly from raw data
Analysis of the wavelet spectrum	Allows you to localize a malfunction	You have to spend a lot of time analyzing this data and understanding their properties what is complex work
A diagnostic method using unsupervised learning of functions for big data processing	Reduces dependence on expert experience, is able to analyze nonlinear dependencies	Training requires a large amount of labeled data, i.e. you need a ready-made fault classifier
Intelligent fault diagnosis of rotating mechanisms based on deep learning with a choice of functions	High accuracy with a smaller neural network scale, which this saves time and training	Requires a large amount of accumulated data on vibration values and defects, as well as extensive expert experience
Fault diagnostics using a wavelet neural network	Allows you to localize the fault, determine the type of fault	It takes time to train the neural network, accumulate data to form a fault classifier
Error detection using a convolutional autoencoder	No need to create physical models of machines, the ability to collect a large amount of fault data, the ability to determine the fault in advance, saving material resources with increased accuracy	The classifier requires primary data from a physical model with a faulty subsystem
Analytical method with subsequent application of FEM modeling	No need to create physical models of machines, the ability to collect a large number of the amount of fault data	You need the initial information for analysis and testing to compare the previous and current version of the machine's state of failure

Source: made by A.O. Zhuravlev

Таблица 2 / Table 2

Исследователи в области вибродиагностики / Researchers in the field of vibration diagnostics

№ / No.	Исследователи / Researchers	Год публикации / Year of publication	Название изучаемого метода / Researchers in the field of vibration diagnostics
1	Худсон Д. / Hudson D.	1970	Статистика для физиков / Statistical analysis
2	Балицкий Ф.Я. / Balitsky F.Ya.	1990	Современные методы и средства вибрационной диагностики машин и конструкций / Modern methods and means of vibration diagnostics of machines and structures [2]
3	Ширман А., Соловьев А. / Shirman A., Solov'ev A.	1996	Метод измерения общего уровня шума или вибрации, кепстральный анализ / Method for measuring the general level of noise or vibration, cepstral analysis [7]
4	Барков А.В. / Barkov A.V.	2000	Мониторинг и диагностика роторных машин по вибрации / Vibration monitoring and diagnostics of rotary machines ¹⁾
5	Розенберг Г.Ш. / Rosenberg G.Sh.	2003	Вибродиагностика / Vibration diagnostics [5]
6	Лэй Ю. и др. / Lei Y. et al.	2007	Диагностика неисправностей вращающегося оборудования на основе многократной комбинации ANFIS с газом / Fault diagnosis of rotating machinery based on multiple ANFIS combination with GAs [10]
7	Герике Б.Л. / Guericke B.L.	2007	Вибродиагностика горных машин и оборудования / Vibration diagnostics of mining machinery and equipment ²⁾
8	Баркова Н.А. / Barkova N.A.	2009	Неразрушающий контроль технического состояния горных машин и оборудования / Method for measuring the total level of noise or vibration ³⁾
9	Лю Дж. и др. / Liu J. et al.	2010	Усовершенствованная схема диагностики для контроля состояния подшипников / An enhanced diagnostic scheme for bearing condition monitoring [13]
10	Калинов А.П. / Kalinov A.P.	2012	Анализ методов вибродиагностики асинхронных двигателей / Analysis of vibration diagnostics methods for asynchronous motors [3]
11	Ю Д. / Yu D.	2012	Локальная и нелокальная проекция сохранения для классификации дефектов подшипников и оценки эксплуатационных характеристик / Local and Nonlocal Preserving Projection for Bearing Defect Classification and Performance Assessment [11]
12	Амар А., Гондал И., Уилсон К. / Amar M., Gondal I., Wilson C.	2015	Анализ спектра вибрации с помощью искусственных нейросетей / Analysis of the vibration spectrum using artificial neural [12]
13	Лэй Ю. и др. / Lei Yu. et al.	2016	Интеллектуальный метод диагностики неисправностей с использованием неконтролируемого изучения функций на основе больших механических данных / An Intelligent Fault Diagnosis Method Using Unsupervised Feature Learning Towards Mechanical Big Data [14]
14	Сильвер Д. и др. / Silver D. et al.	2016	Освоение игры Го с использованием глубоких нейронных сетей и древовидного поиска / Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search [16]
15	Хуитао С., Шуанси Дж., Сяньхуэй У., Чжиян У. / Huitao C., Shuangxi J., Xianhui W., Zhivang W.	2018	Диагностика неисправностей редуктора ветрогенератора на основе вейвлет-нейронной сети / Fault diagnosis of wind turbine gearbox based on wavelet neural network [18]
16	Хан Д., Лян К., Ши П. / Han D., Liang K., Shi P.	2020	Интеллектуальная диагностика неисправностей вращающихся механизмов на основе глубокого обучения с выбором функций / Intelligent fault diagnosis of rotating machinery based on deep learning with feature selection [15]
17	Гареев А. и др. / Gareev A. et al.	2021	Улучшена диагностика неисправностей в гидравлических системах с помощью стробруемого сверточного автоэнкодера и частично смоделированных данных / Improved Fault Diagnosis in Hydraulic Systems with Gated Convolutional Autoencoder and Partially Simulated Data [19]
18	Туценко К.О. и др. / Tutsenko K.O. et al.	2022	Применение компьютерных технологий для диагностики заболеваний сердца и легких по данным аускультации / Application of computer technologies for diagnostics of heart and lung diseases based on auscultation data [1]
19	Линь С.Л. и др. / Lin C.-L. et al.	2023	Разработка нового метода мониторинга и диагностики дисбаланса несущих систем ротора на основе моделей / A novel model-based unbalance monitoring and prognostics for rotor-bearing systems [20]

Ending of the Table 2 / Окончание табл. 2

20	Наджи Хадруг Н. и др. / Hadroug N. et al.	2023	Интеллектуальная диагностика неисправностей вибрации турбины с помощью преобразования Фурье и нейро-нечетких систем с использованием вейвлетов / Intelligent faults diagnostics of turbine vibration's via Fourier transform and neuro-fuzzv svstems with wavelets exploitation [23]
21	Подклетнов С. / Podkletnov S.	2023	Применение методов преобразования Фурье и вейвлет-преобразования для вибродиагностики технического состояния тоннельных эскалаторов / Application of Fourier transform and wavelet transform methods for vibration diagnostics of the technical condition of tunnel escalators [22]

Источник: выполнено А.О. Журавлевым /
Source: made by A.O. Zhuravlev

Примечания: ¹⁾Барков А.В., Баркова Н.А., Азовцев А.Ю. Мониторинг и диагностика роторных машин по вибрации : учебное пособие. Санкт-Петербург : Изд. центр СПб ГМТУ, 2000. 169 с.; ²⁾Герике Б.Л., Абрамов И.Л., Герике П.Б. Вибродиагностика горных машин и оборудования : учеб. пособие. Кемерово : КузГТУ, 2007. 167 с.; Баркова Н.А., ³⁾Дорошев Ю.С., Баркова Н.А. Неразрушающий контроль технического состояния горных машин и оборудования : учебное пособие для студентов специальности 150402 «Горные машины и оборудование» вузов региона. Владивосток : Изд-во ДВГТУ, 2009.

Notes: ¹⁾Barkov A.V., Barkova N. A., Azovtsev A. Y. *Vibration monitoring and diagnostics of rotary machines*: a textbook. St. Petersburg: Publishing Center of St. Petersburg State Technical University, 2000. (In Russ.); ²⁾Gericke B.L., Abramov I.L., Gericke P.B. *Vibration diagnostics of mining machinery and equipment*: textbook. stipend. Kemerovo: KuzSTU, 2007. (In Russ.) ISBN: 978-5-89070-581-5 EDN: QMYMGJ; ³⁾Barkova N.A., Doroshev Yu.S., Barkova N.A. *Non-destructive testing of the technical condition of mining machinery and equipment*: a textbook for students of specialty 150402 "Mining machinery and equipment" of universities in the region. Vladivostok: DVG TU Publ.; 2009. (In Russ.) ISBN: 978-5-7596-1135-6 EDN: QMYWEB

3. Результаты

3.1. Анализ представленных методов

Рассмотрев вышеперечисленные методы вибродиагностики, можно заключить, что исследование объекта происходит в три этапа.

1. *Определение способа получения данных о вибрации.* На данном этапе производится выбор датчиков вибрации, места их установки и подключение к первичному преобразователю.

2. *Определение способа обработки полученных данных.* Этот этап подразумевает выбор метода преобразования значений и оцифровки для дальнейшего использования в исследовании.

3. *Определение вида аналитического подхода для получения корректных результатов диагностики.* На этом этапе выбирается способ извлечения объективных данных из полученного по результатам первых двух этапов массива.

Ознакомившись с результатами исследований, можно сказать, что способы получения значений вибрационных величин хорошо известны и распространены. На первом этапе исследования следует стремиться к повышению чувствительности сенсоров и фильтрации шумов, несущих паразитную информацию. На втором этапе основным направлением рассматривается вейвлет-преобразование, позволяющее подробно анализировать полученные данные с возможностью определения дефекта с его локализацией.

Но самым приоритетным направлением на третьем этапе является применение систем машинного обучения и нейросетей. Использование нейросетей в вышеперечисленных исследованиях показало отличные результаты. Недостатком, объединяющим все методы, основанные на применении машинного обучения и нейросетей, является отсутствие большого количества данных о существующих неисправностях, которое требует большого количества трудозатрат для его накопления. Другими словами — нейросеть нечему обучать. Перспективой развития данного направления является сокращение времени на обучение, совершенствование классификатора неисправностей на основе моделирования или на основе физических экспериментов.

В некоторых случаях имеет смысл применение комбинированного метода диагностических исследований, который объединяет несколько видов первичного преобразования вибросигналов. В частности, например, при обследовании текущего состояния газовой турбины или тоннельных эскалаторов [22] используется комплексный подход, в котором используются передовые методы, такие как преобразование Фурье, нейро-нечеткие системы и вейвлет-анализ, для непрерывного мониторинга состояния объекта. Предлагаемый метод начинается со сбора эксплуатационных данных и использования преобразования Фурье для измерения виб-

рациональных величин, точно представляя их эволюцию с помощью спектральных данных, полученных из анализируемых сигналов. Затем для генерации индикаторов отказа турбины используются адаптивные алгоритмы нейро-нечетких систем, основанные на логическом выводе. Этот подход позволяет разработать метод обнаружения неисправностей на основе модели, который сравнивает фактическую работу турбины с расчетной работой, полученной на основе заранее созданной модели, что позволяет классифицировать обнаруженные неисправности. Для повышения качества принятия решений, оценки и проверки эффективности диагностической стратегии применяется многокритериальный анализ на основе вейвлет-преобразования. Представленные результаты различных реализационных и проверочных испытаний демонстрируют эффективность этого интеллектуального диагностического подхода при обнаружении и анализе вибраций газовой турбины [23]. В качестве нового направления развития вибродиагностики предлагается рассмотреть винтовые компрессорные установки, где вращающимся элементом являются геометрически сложные винтовые пары.

Заключение

В рамках проведенного исследования литературных источников на предмет вибрационного анализа производственных и других машин было определено, что развитие методологий определения неисправностей менялось и совершенствовалось вместе с развитием цифровых технологий и систем искусственного интеллекта и машинного обучения. Новые методы вибродиагностики показывают высокую эффективность. Наиболее эффективным представляется вейвлет-преобразование сигналов вибрации.

Благодаря появлению новых методов аналитики, основанной на обработке больших массивов данных, глубокого обучения, искусственного интеллекта, существующие методы вибродиагностики получили значительный толчок к совершенствованию и повышению точности прогнозирования.

Таким образом, исследование нестационарного объекта при помощи вейвлет-преобразования в сочетании с различными видами нейросетей позволит осуществлять самодиагностику вращающихся деталей машин с высокой точностью, что позволит сократить время простоя и повысить производительность оборудования. Тем не менее данный метод имеет свои сильные и слабые стороны, что требует дальнейших исследований для определения оптимальных подходов в различных условиях эксплуатации.

Список литературы

1. Туценко К.О., Наркевич А.Н., Россиев Д.А., Ипатюк О.В., Авдеев С.М. Применение компьютерных технологий для диагностики заболеваний сердца и лёгких по данным аускультации // *Врач и информационные технологии*. 2022. № 2. С. 12–21. https://doi.org/10.25881/18110193_2022_2_12
2. Балицкий Ф.Я., Генкин М.Д., Иванова М.А., Соколова А.Г., Хомяков Е.И. Современные методы и средства вибрационной диагностики машин и конструкций / Междунар. центр науч. и техн. информ., ИМАШ им. А.А. Благонравова АН СССР. Москва, 1990. Вып. 25. 115 с.
3. Калинов А.П., Браташ О.В. Анализ методов вибродиагностики асинхронных двигателей // *Энергетика. Известия высших учебных заведений и энергетических объединений СНГ*. 2012. № 5. С. 43–51. EDN: TUXPIT
4. Мыцков А.А. Применение метода огибающей для диагностики механических узлов оборудования // *Вибродиагностика. Диагностика*. URL: <http://www.vibration.ru/pmmodmuo/pmmodmuo.shtml> (дата обращения: 01.05.2024).
5. Розенберг Г.Ш., Мадорский Е.З., Голуб Е.С. и др. *Вибродиагностика* / под ред Г.Ш.Розенберга. Санкт-Петербург : ЭИПК, 2003. 284 с.
6. Макс Ж. Методы и техника обработки сигналов при физических измерениях. Москва : Мир, 1983. Т. 1. 312 с.
7. Ширман А., Соловьев А. Практическая вибродиагностика и мониторинг состояния механического оборудования. Москва : Спектр-инжиниринг, 1996. 272 с.
8. Ключев В.В. Неразрушающий контроль: справочник: в 7 т. / под общ. ред. В.В. Ключева. Т. 7: в 2 кн. Кн. 2: *Вибродиагностика*. Москва : Машиностроение, 2005. 829 с.
9. Худсон Д. Статистика для физиков. Москва : Мир, 1970. 243 с.
10. Lei Y., He Z., Zi Y., Hu Q. Fault diagnosis of rotating machinery based on multiple ANFIS combination with Gas // *Mechanical Systems and Signal Processing*. 2007. Vol. 21. Issue 5. P. 2280–2294. <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2006.11.003>

11. Yu J. Local and nonlocal preserving projection for bearing defect classification and performance assessment // *IEEE Transactions on Industrial Electronics*. May 2012. Vol. 59. No. 5. P. 2363–2376. <https://doi.org/10.1109/TIE.2011.2167893>
12. Amar M., Gondal I., Wilson C. Vibration Spectrum Imaging: A Novel Bearing Fault Classification Approach // *IEEE Transactions on Industrial Electronics*. 2015. Vol. 62. No. 1 P. 494–502. <https://doi.org/10.1109/TIE.2014.2327555>
13. Liu J., Wang W., Golnaraghi F. An enhanced diagnostic scheme for bearing condition monitoring // *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*. 2010. Vol. 59. No. 2. P. 309–321.
14. Lei Y., Jia F., Lin J., Xing S., Ding S.X. An Intelligent Fault Diagnosis Method Using Unsupervised Feature Learning Towards Mechanical Big Data // *IEEE Transactions on Industrial Electronics*. 2016. Vol. 63. No. 5. P. 3137–3147. <https://doi.org/10.1109/TIE.2016.2519325>
15. Han D., Liang K., Shi P. Intelligent fault diagnosis of rotating machinery based on deep learning with feature selection // *Journal of Low Frequency Noise, Vibration and Active Control*. 2020. Vol. 39. No. 4. P. 939–953. <https://doi.org/10.1177/1461348419849279>
16. Silver D., Huang A., Maddison C.J. et al. Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search // *Nature*. 2016. Vol. 529. P. 484–489. <https://doi.org/10.1038/nature16961>
17. Короновский А.А., Храмов А.Е. Непрерывный вейвлет-анализ и его приложения. Москва : Физматлит, 2003. 176 с.
18. Huitao C., Shuangxi J., Xianhui W., Zhiyang W. Fault diagnosis of wind turbine gearbox based on wavelet neural network // *Journal of Low Frequency Noise, Vibration and Active Control*. 2018. Vol. 37. No. 4. P. 977–986. <https://doi.org/10.1177/1461348418795376>
19. Gareev A., Protsenko V., Stadnik D., Greshnikov P., Yuzifovich Y., Minaev E., Gimadiev A., Nikonorov A. Improved Fault Diagnosis in Hydraulic Systems with Gated Convolutional Autoencoder and Partially Simulated Data // *Sensors*. 2021. Vol. 21. No. 13. P. 4410. <https://doi.org/10.3390/s21134410>
20. Lin C.-L., Liang J.-W., Huang Y.-M., Huang S.-C. A novel model-based unbalance monitoring and prognostics for rotor-bearing systems // *Advances in Mechanical Engineering*. 2023. Vol. 15. No. 1. <https://doi.org/10.1177/16878132221148019>
21. Muszynska A. Vibrational diagnostics of rotating machinery malfunctions illustrated by basic mathematical models of the rotor system // *Rotordynamics*. CRC Press, 2005.
22. Подклетнов С.Г. Применение методов преобразования Фурье и вейвлет-преобразования для вибродиагностики технического состояния тоннельных эскалаторов // *Информатика, вычислительная техника и управление*. 2023. Т. 16. № 5. С. 24–32. <https://doi.org/10.32603/2071-8985-2023-16-5-24-32>
23. Hadroug N., Iratni A., Hafifa A., Colak I. Intelligent faults diagnostics of turbine vibration's via Fourier transform and neuro-fuzzy systems with wavelets exploitation // *Smart Science*. 2023. Vol. 12. P. 155–184. <https://doi.org/10.1080/23080477.2023.2281734>

References

1. Tutsenko KO, Narkevich AN, Rossiev DA, Ipatuk OV, Avdeev SM. Application of computer technologies for diagnostics of heart and lung diseases based on auscultation data. *Doctor and information technologies*. 2022;(2):12–21. (In Russ.) https://doi.org/10.25881/18110193_2022_2_12
2. Balitsky FYa, Genkin MD, Ivanova MA, Sokolova AG, Khomyakov EI. *Modern methods and means of vibration diagnostics of machines and structures*. Int. center of scientific and technical information, IMASH named after A.A. Blagonravov, USSR Academy of Sciences. Moscow; 1990;(25). 115 p. (In Russ.)
3. Kalinov AP, Bratash OV. Analysis of methods of vibration diagnostics of asynchronous motors. *Power engineering. News of higher educational institutions and energy associations of the CIS*. 2012;5(5). (In Russ.)
4. Myntsov AA. Application of the envelope method for diagnostics of mechanical components of equipment. *Vibration diagnostics. Diagnostics*. (In Russ.) URL: <http://www.vibration.ru/pmodmuo/pmodmuo.shtml>
5. Rosenberg GSh, Madorsky EZ, Golub ES. et al. *Vibration diagnostics*. Rosenberg GSh. (ed.). SPb: EIPK; 2003. (In Russ.)
6. Max J. *Methods and techniques of signal processing in physical measurements*. Moscow: Mir Publ.; 1983. (In Russ.)
7. Shirman A, Soloviev A. *Practical vibration diagnostics and monitoring of the condition of mechanical equipment*. Moscow: Spektr-inzhenering Publ.; 1996. (In Russ.)
8. Klyuev VV. *Non-destructive testing: Handbook in 7 volumes*. Klyuev VV. (ed.). Vol. 7: In 2 books. Book 2: Vibrodiagnostics. Moscow: Mashinostroenie Publ.; 2005. (In Russ.)
9. Hudson D. *Statistics for physicists*. Moscow: Mir Publ.; 1970. (In Russ.)
10. Lei Y, He Z, Zi Y, Hu Q. Fault diagnosis of rotating machinery based on multiple ANFIS combination with GAs. *Mechanical Systems and Signal Processing*. 2007;21(5):2280–2294. <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2006.11.003>
11. Yu J. Local and Nonlocal Preserving Projection for Bearing Defect Classification and Performance Assessment. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*. 2012; 59(5):2363–2376. <https://doi.org/10.1109/TIE.2011.2167893>

12. Amar M, Gondal I, Wilson C. Vibration Spectrum Imaging: A Novel Bearing Fault Classification Approach. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*. 2015;62(1): 494–502. <https://doi.org/10.1109/TIE.2014.2327555>
13. Liu J, Wang W, Golnaraghi F. An Enhanced Diagnostic Scheme for Bearing Condition Monitoring. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*. 2010; 59(2):309–321. <https://doi.org/10.1109/TIM.2009.2023814>
14. Lei Y, Jia F, Lin J, Xing S, Ding SX. An Intelligent Fault Diagnosis Method Using Unsupervised Feature Learning Towards Mechanical Big Data. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*. 2016;63(5):3137–3147. <https://doi.org/10.1109/TIE.2016.2519325>
15. Han D, Liang K, Shi P. Intelligent fault diagnosis of rotating machinery based on deep learning with feature selection. *Journal of Low Frequency Noise, Vibration and Active Control*. May 2019;39(4). <https://doi.org/10.1177/1461348419849279>
16. Silver D. et al. Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search. *Nature*. 2016;529 (7587):484–489. <https://doi.org/10.1038/nature16961>
17. Koronovskii AA, Khramov AE. *Continuous wavelet analysis and its applications*. Moscow: Fizmatlit Publ.; 2003. (In Russ.)
18. Huitao C, Shuangxi J, Xianhui W, Zhiyang W. Fault diagnosis of wind turbine gearbox based on wavelet neural network. *Journal of Low Frequency Noise, Vibration and Active Control*, Aug. 2018;37(4): 977–986. <https://doi.org/10.1177/1461348418795376>
19. Gareev A. et al. Improved Fault Diagnosis in Hydraulic Systems with Gated Convolutional Autoencoder and Partially Simulated Data. *Sensors*. 2021;21(13). <https://doi.org/10.3390/s21134410>
20. Lin C-L, Liang J-W, Huang Y-M, Huang S-C. A novel model-based unbalance monitoring and prognostics for rotor-bearing systems. *Advances in Mechanical Engineering*. 2023; <https://doi.org/10.1177/16878132221148019>
21. Muszynska A. Vibrational diagnostics of rotating machinery malfunctions illustrated by basic mathematical models of the rotor system. *Rotordynamics*. CRC Press; 2005.
22. Podkletnov SG. Application of Fourier transform and wavelet transform methods for vibration diagnostics of the technical condition of tunnel escalators. *LETI Transactions on Electrical Engineering & Computer Science*. 2023;16(5):4–32. (In Russ.) <https://doi.org/10.32603/2071-8985-2023-16-5-24-32>
23. Hadroug N, Iratni A, Hafaiya A, Colak I. Intelligent faults diagnostics of turbine vibration's via Fourier transform and neuro-fuzzy systems with wavelets exploitation. *Smart Science*. 2023;12:155–184. (In Russ.) <https://doi.org/10.1080/16168658.2021.1915451>

Сведения об авторах

Журавлев Антон Олегович, аспирант кафедры механики и процессов управления, инженерная академия, Российский университет дружбы народов, Москва, Россия; eLIBRARY SPIN-код: 4134-6061, ORCID 0009-0002-2900-6767; e-mail: 1142220875@rudn.ru

Поляков Алексей Олегович, магистрант кафедры механики и процессов управления, инженерная академия, Российский университет дружбы народов, Москва, Россия; ORCID: 0009-0001-5511-7551; e-mail: 1032220919@rudn.ru

Андриков Денис Анатольевич, кандидат технических наук, доцент кафедры механики и процессов управления, инженерная академия, Российский университет дружбы народов, Москва, Россия; доцент кафедры автоматических систем управления, Московский государственный технический университет им. Н.Э. Баумана, Москва, Россия; eLIBRARY SPIN-код: 8247-7310; ORCID: 0000-0003-0359-0897; e-mail: andrikovdenis@mail.ru

About the authors

Anton O. Zhuravlev, Postgraduate student of the Department of Mechanics and Control Processes, Academy of Engineering, RUDN University, Moscow, Russia; eLIBRARY SPIN-code: 4134-6061; ORCID: 0009-0002-2900-6767; e-mail: 1142220875@rudn.ru

Alexey O. Polyakov, Master's student of the Department of Mechanics and Control Processes, Academy of Engineering, RUDN University, Moscow, Russia; ORCID: 0009-0001-5511-7551; e-mail: 1032220919@rudn.ru

Denis A. Andrikov, Candidate of Technical Sciences, Associate Professor of the Department of Mechanics and Control Processes, Academy of Engineering, RUDN University, Moscow, Russia; Associate Professor of the Department of Automatic Control Systems, Bauman Moscow State Technical University, Moscow, Russia eLIBRARY SPIN-code: 8247-7310; ORCID: 0000-0003-0359-0897; e-mail: andrikovdenis@mail.ru