

Технологии ИНС в задаче спектральной вибродиагностики оборудования хлебопекарного производства

Александр Евгеньевич Яблоков

Доктор технических наук, доцент, профессор кафедры ПМиИТС
Российский биотехнологический университет
Москва, Россия
yablokova@mgupp.ru
ORCID 0000-0003-1489-8256

Михаил Александрович Латышев

Кандидат технических наук, доцент кафедры ПМиИТС
Российский биотехнологический университет
Москва, Россия
mi5601@mail.ru
ORCID 0000-0002-8716-7510

Виктория Дмитриевна Шилина

Старший преподаватель кафедры ПМиИТС
Российский биотехнологический университет
Москва, Россия
shilina@mgupp.ru
ORCID 0009-0002-3615-4805

Александр Александрович Полетаев

Аспирант
Российский биотехнологический университет
Москва, Россия
poletaev_89@mail.ru
ORCID 0009-0007-3046-6214

Поступила в редакцию 03.03.2023

Принята 29.04.2023

Опубликована 15.05.2024

УДК 621.929.8:664.66:004.032.26

EDN TOHWRC

ВАК 4.3.3. Пищевые системы (технические науки)

OECD 02.11.JY FOOD SCIENCE & TECHNOLOGY

Аннотация

В статье приводятся результаты анализа эффективности метода нейросетевой диагностики зубчатой передачи по амплитудно-частотному составу вибраций подшипникового узла. Натурное моделирование различных технических состояний механической передачи проведено на специально созданном в Российском биотехнологическом университете экспериментальном стенде. Автоматизация процедур измерения, цифровой обработки и анализа вибросигналов с применением технологии ИНС реализована в пакете Матлаб. Результаты исследований показали достоверность определения класса технического состояния зубчатой передачи по значениям амплитуд спектра вибрации порядка 99%. Научные исследования легли в основу создания интеллектуальных компонентов для системы технического мониторинга и диагностики технологических машин хлебопекарного производства.

Ключевые слова

техническая диагностика оборудования, вибродиагностика, ЦОС, машинное обучение, искусственные нейронные сети, нейросетевые методы классификации, диагностика машин хлебопекарного производства.

Введение

В современном мире, где техника и технологии развиваются с невероятной скоростью, обеспечение надежности и безопасности работы оборудования становится все более актуальным. Одним из эффективных методов контроля технического состояния оборудования является вибродиагностика. Вибрация возникает в результате работы механизмов и может быть вызвана различными дефектами, такими как износ, дисбаланс, несоосность, дефекты монтажа и другие. Анализируя параметры вибрации, можно определить наличие и степень развития этих дефектов, а также спрогнозировать их дальнейшее развитие. Самой трудной задачей диагностики является процедура интеллектуального анализа собранной виброакустической информации. Традиционно, подобную задачу решают специалисты в области диагностики в ручном режиме. По причине нехватки квалифицированных инженеров–диагностов на хлебопекарных предприятиях методы технического диагностирования оборудования практически не применяются.

Определение текущего технического состояния объекта контроля — важная интеллектуальная задача диагностики. В настоящее время разработано несколько моделей классификации (Kotas, 2021): на основе модели Маркова, фильтра Калмана или анализ дерева отказов; методы на основе знаний, которые базируются на статистике или знаниях специалиста в данной области; методы на основе данных (технологии ИНС – искусственных нейронных сетей, методы k-ближайших соседей, опорных векторов или нечеткой логики (Благовещенская, 2014)). Искусственные нейронные сети представляют собой непараметрические модели, которым не нужно предполагать вероятностное распределение данных. Это делает их своего рода «швейцарским ножом» среди классификаторов, способным обработать самые разные входные данные без предварительной информации об их статистических свойствах. Обучаясь на предоставленных данных, ИНС самостоятельно находит закономерности и связи, что позволяет эффективно классифицировать информацию, даже если она не соответствует стандартным распределениям или имеет сложные зависимости.

Классификаторы, основанные на технологиях машинного обучения и алгоритмах искусственных нейронных сетей (ИНС), считаются одними из самых мощных и универсальных. Идеи, лежащие в основе методов машинного обучения, подробно описаны в работах П. Домингоса (Домингос, 2016), Х. Бринка (Бринк, 2017), Н. Гифта (Гифт, 2019), С. Шумского (Шумский, 2019), М. Харрисона (Харрисон, 2020), П. Флаха (Флах, 2015), Р. Шамина (Шамин, 2019) и других авторов.

Искусственные нейронные сети уже давно и активно применяются для контроля качества продуктов питания (Благовещенская, 2014; Благовещенский, 2014) автоматизации систем управления пищевыми производствами (Благовещенская, 2014). Имеются научные публикации об успешном применении методов нейросетевого анализа диагностической информации при решении задач технического мониторинга оборудования зерноперерабатывающих предприятий (Яблоков, 2022). Методы спектральной вибродиагностики успешно применяются на хлебозаводах (Потеря, 2006). Положительный опыт применения ИНС в техническом мониторинге промышленных машин можно найти в соответствующих исследованиях (Bukhtoyarov, 2019; Kotas, 2021; Križanová, 2020; Luger, 2002; Zářecký, 2020; Бабокин, 2010; Ефимов 2018; Кожевников, 2017; Прахов, 2015). В публикации Ф. Котас (Kotas, 2021) отражен успешный опыт использования классификаторов на базе нейросетевых алгоритмов для технического мониторинга состояния подшипников качения, зубчатых передач, и электрических машин. Достоверность процедуры диагностирования неисправностей зубчатых и ременных передач достигает 96%, а электрических машин – до 98%.

Наиболее мощным и разработанным методом анализа вибросигналов является его спектральный анализ. Сигнал из временной области преобразуется в частотную с помощью

преобразования Фурье (ПФ) через его разложение по базису Фурье. В задачах практической цифровой обработки сигналов применяется дискретное (быстрое) преобразование Фурье. [17, 18] :

$$x_k = \sum_{n=0}^{N-1} x_n e^{-\frac{2\pi i}{N}kn} = \sum_{n=0}^{N-1} x_n \left(\cos\left(\frac{2\pi kn}{N}\right) - i \cdot \sin\left(\frac{2\pi kn}{N}\right) \right),$$

где $k = 0, \dots, N-1$.

Создавая методы анализа диагностической информации с использованием нейросетей, важно определить, какие данные будут использоваться в качестве входных (признаки) и какие результаты ожидаются на выходе (параметры). Создание информативных признаков (проектирование признаков) является важным этапом машинного обучения. В качестве выходных параметров используется описание классов технических состояний («норма», «дисбаланс ротора», «дефект подшипника», «износ зубьев» и пр.). В качестве входных признаков для ИНС предлагается использовать значения амплитуд спектров вибрации.

В Российском биотехнологическом университете проводятся научные исследования в рамках разработки интеллектуальной системы вибродиагностики оборудования хлебопекарных предприятий СТМ-24Т. Для практического применения интеллектуальных технологий в системе диагностики необходимо совершенствовать методы проектирования признаков и формулирования классов состояний, проектировать ИНС с оптимальными характеристиками.

Цель исследования заключается в том, чтобы повысить безопасность хлебопекарных производств и улучшить методы технического обслуживания оборудования. Для этого планируется разработать и внедрить системы автоматизированного мониторинга и диагностики оборудования хлебозаводов, основанные на современных нейросетевых методах анализа диагностической информации.

Научная новизна работы состоит в создании методологических основ для разработки интеллектуальных компонентов автоматизированных систем технического мониторинга и диагностики технологического оборудования хлебопекарных предприятий.

Материалы и методы исследования

Сигнал с датчика вибрации обычно зашумлен электромагнитными и механическими помехами, для повышения соотношения «полезный сигнал / помеха» необходимо применять методы цифровой обработки и математических преобразований сигналов (фильтрация, интегрирование, разложение в ряд и др.). Спектральный анализ вибрации является наиболее мощным и разработанным методом вибродиагностики.

Чтобы создать эффективные методы анализа диагностической информации с помощью нейросетей, нужно определить, какие данные будут использоваться в качестве входных признаков и какие технические состояния будут считаться выходными параметрами. К техническим состояниям относятся: норма; неуравновешенность вала; неисправности подшипника качения; износ и локальные дефекты зубьев и др. В настоящих исследованиях предложено использовать значения амплитуд спектров вибрации в качестве входных признаков для ИНС.

В Российском биотехнологическом университете был создан экспериментальный стенд для изучения эффективности методов нейросетевой классификации технического состояния механических передач, муфт, подшипников, рабочих органов машин хлебопекарного производства (рис. 1). В состав стенда входят следующие компоненты: регулятор частоты вращения электродвигателя (преобразователь частоты переменного тока) (1), который обеспечивает частоту вращения ведущего вала установки в 750 об/мин; асинхронный электрический двигатель (2); вал которого соединен с валом шестерни через кулачковую муфту (3); новые и дефектные зубчатые колеса (4, 5). Число зубьев шестерни составляет 26, колеса – 44, модуль зубьев равен 2,5 мм; валы, установленные в подшипниках типа 6002(R) (6); электромеханический магнитный тормоз FZ-6 (7), который создает на выходном валу крутящий момент в 4 Н·м; датчик вибрации типа КД-39 (8), который измеряет вибрацию подшипниковых

опор; внешний АЦП типа E-440 (9), который выполняет измерение, оцифровку и передачу вибросигнала в персональный компьютер.

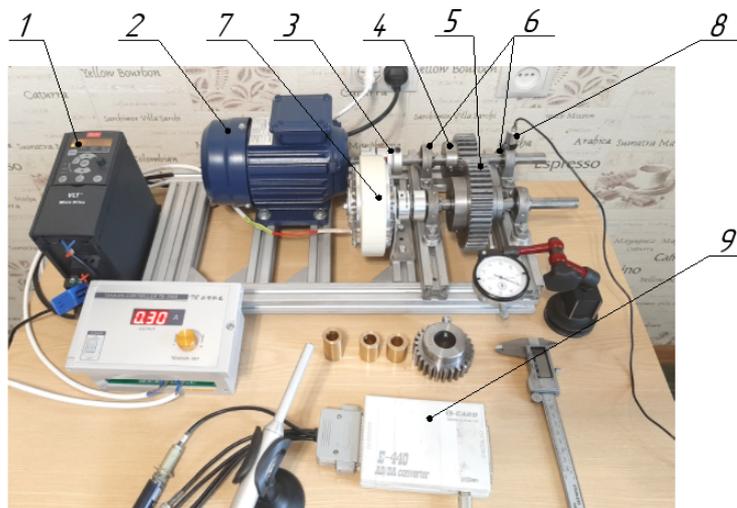


Рисунок 1. Общий вид научно-исследовательской установки для изучения неисправностей механических передач хлебопекарного оборудования

В процессе исследования была проведена серия научно-практических экспериментов, в рамках которых были смоделированы восемь технических состояний зубчатой передачи:

1. Исправная и выверенная передача – базовое состояние, которое служит для сравнения с остальными состояниями.

2. Перекос колес на угол один градус – моделирование перекаса колес относительно друг друга, что может привести к неравномерному распределению нагрузки и износу зубьев.

3. Увеличение межосевого расстояния на один миллиметр – изменение расстояния между центрами колес, что также может повлиять на распределение нагрузки и износ зубьев.

4. Эксцентриситет шестерни 0,3 мм – смещение центра шестерни относительно оси вращения, что также влияет на распределение нагрузки и износ зубьев.

5. Эксцентриситет шестерни 0,3 мм и дефектный подшипник – сочетание двух факторов, влияющих на работу передачи.

6. Уменьшение толщины зуба ведущего зубчатого колеса по делительной окружности на 0,5 мм — моделирование износа или повреждения зуба, что может привести к снижению прочности и увеличению шума.

7. Эксцентриситет ведомого зубчатого колеса 0,5 мм.

8. Уменьшение толщины зуба ведущего зубчатого колеса и дефектный подшипник – сочетание двух факторов, влияющих на работу передачи.

Эти эксперименты дают возможность проанализировать воздействие различных факторов на функционирование зубчатой передачи и установить предельные параметры эксплуатации, при которых она продолжает эффективно работать.

Результаты и обсуждение

На рисунке 2 представлены характерные спектры виброускорения корпуса подшипника ведущего вала передачи для рассматриваемых состояний в частотном диапазоне до 15 кГц с разрешением – 512 полос (значений).

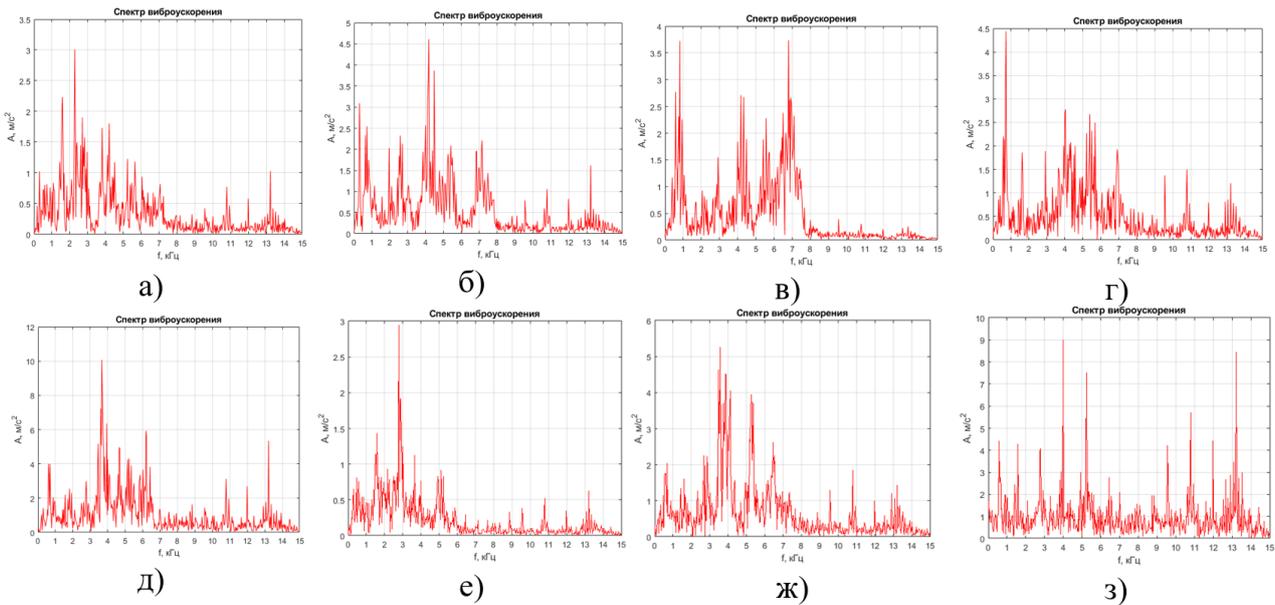


Рисунок 2. Графики зависимости амплитуды вибрации корпуса подшипника от частоты при различных состояниях механической (прямозубой) передачи

В пакете Матлаб 2020 были решены задачи по обработке виброакустического сигнала методами цифровой обработки сигналов (ЦОС), включая масштабирование, цифровую фильтрацию, интегрирование сигнала и быстрое преобразование Фурье (БПФ), а также задача классификации состояний с использованием искусственных нейронных сетей (ИНС) по амплитудам спектров виброускорения в частотном диапазоне до 14,5 кГц.

Для обучения и валидации ИНС была сформирована матрица входных данных размерностью 1200x512. 1200 строк матрицы длиной в 512 значений соответствуют векторам амплитуд спектров виброускорения подшипникового узла (по 150 измерений для каждого из восьми состояний). В качестве матрицы цели была сформирована матрица технических состояний в бинарном формате размерностью 1200x8. Скрипт для создания и обучения ИНС написан на языке Матлаб. При этом 70 % данных использовались для обучения, а 30% – для валидации и контрольных тестов. Были проанализированы различные архитектуры нейросетей и определена их эффективность. Наилучшую эффективность показали следующие архитектуры сетей:

1. Сеть с десятью скрытыми нейронами и алгоритм обучения – масштабированный метод сопряженных градиентов (ММСГ), кросс-энтропия (MSE) достигла $1,7 \cdot 10^{-5}$ за 134 эпохи обучения. Результаты работы ИНС представлены на рис. 3;
2. Десять скрытых нейронов, алгоритм обучения – Байесова регуляризация, за 36 эпох обучения кросс-энтропия составила 0,03;
3. Десять скрытых нейронов, алгоритм обучения – Левенберга-Марквардта, за 12 эпох обучения кросс-энтропия приняла значение 0,002.

Анализ матриц ошибок для сетей с различными алгоритмами оптимизации позволил выявить, что наиболее высокая точность классификации (100% правильных ответов) достигается при использовании ИНС, которая была обучена методом обратного распространения ошибки (англ. backpropagation) с применением алгоритма оптимизации «Масштабированный метод сопряженных градиентов», изображено на рис. 3, а; графики эффективности процесса обучения и валидации представлены на рисунке 3, б; архитектура ИНС и метрики эффективности работы сети представлены на рисунке 3, в.

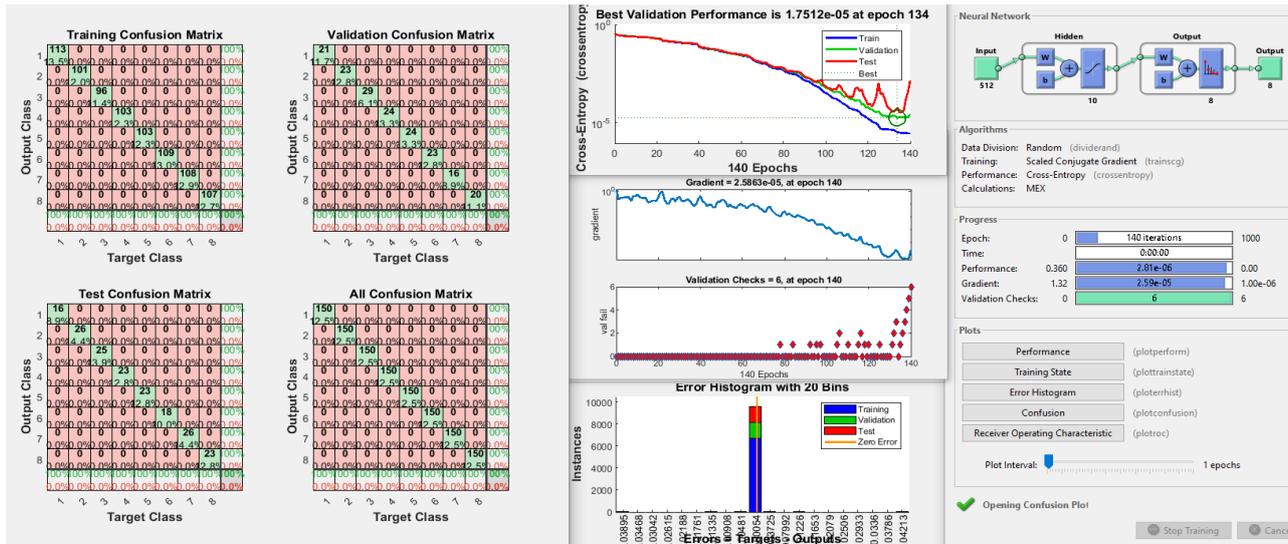


Рисунок 3. Результаты работы искусственной нейронной сети: а) матрицы ошибок; б) графики эффективности обучения; в) архитектура ИНС

Результаты научной работы легли в основу разработки ФГБОУ ВО «РОСБИОТЕХ» совместно с ООО «СИД» распределенной системы технического мониторинга (СТМ) – промышленного оборудования. Концепция распределенной системы СТМ подразумевает интеграцию первичных датчиков, систем сбора и обработки информации, серверной части и web-приложений для доступа пользователей к данным (рис. 4) (Кожевников, 2017):

1. Технологические машины оборудованы стационарными комбинированными датчиками физических величин (таких как ток, звук, обороты, давление и т.д.), которые оснащены встроенным микроконтроллером (например, SMT32F403) и трансивером интерфейса RS-485 для передачи данных по протоколу Modbus RTU от датчика к первичному прибору (ПП).

2. Первичный прибор, предназначенный для онлайн-диагностики, создан на основе одноплатного микрокомпьютера типа Khadas Edge-V, NaPi C RK3308 и других аналогичных устройств. Этот прибор обеспечивает:

- конфигурацию системы сбора данных (определяет количество и тип датчиков (от 10 до 20 Modbus-датчиков), предельно-допустимые значения (ПДЗ), флаги срабатывания сигнализаций);
- сбор показаний с Modbus-датчиков различных физических величин;
- сравнение текущих значений с установленными ПДЗ, в случае превышения – формирование флагов и включение сигнализации;
- сохранение текущих значений и флагов в БД прибора;
- прием и передача данных через Bluetooth и/или Wi-Fi от мобильного приложения, которое позволяет настраивать первичный прибор и отображать текущую информацию;
- данные упаковываются и отправляются по протоколу TCP/IP в облачную базу данных (БД) для хранения и последующего анализа. Из БД также принимаются настроечные данные;
- построение трендов значений диагностических признаков для создания регрессионной модели и дальнейшего прогнозирования сроков безопасной эксплуатации оборудования;
- классификация текущего состояния объекта на основе анализа спектров измеренных сигналов с использованием предварительно обученных и встроенных в прибор искусственных нейронных сетей.

Собранные данные анализируются специалистами: инженерами-диагностами для оценки корректности работы системы диагностики. При необходимости осуществляется дополнительное обучение нейросетевого классификатора на новых данных. Заинтересованные лица могут получить доступ к информации о текущем техническом состоянии контролируемого оборудования и результатам прогнозирования через интернет с помощью веб-браузера.

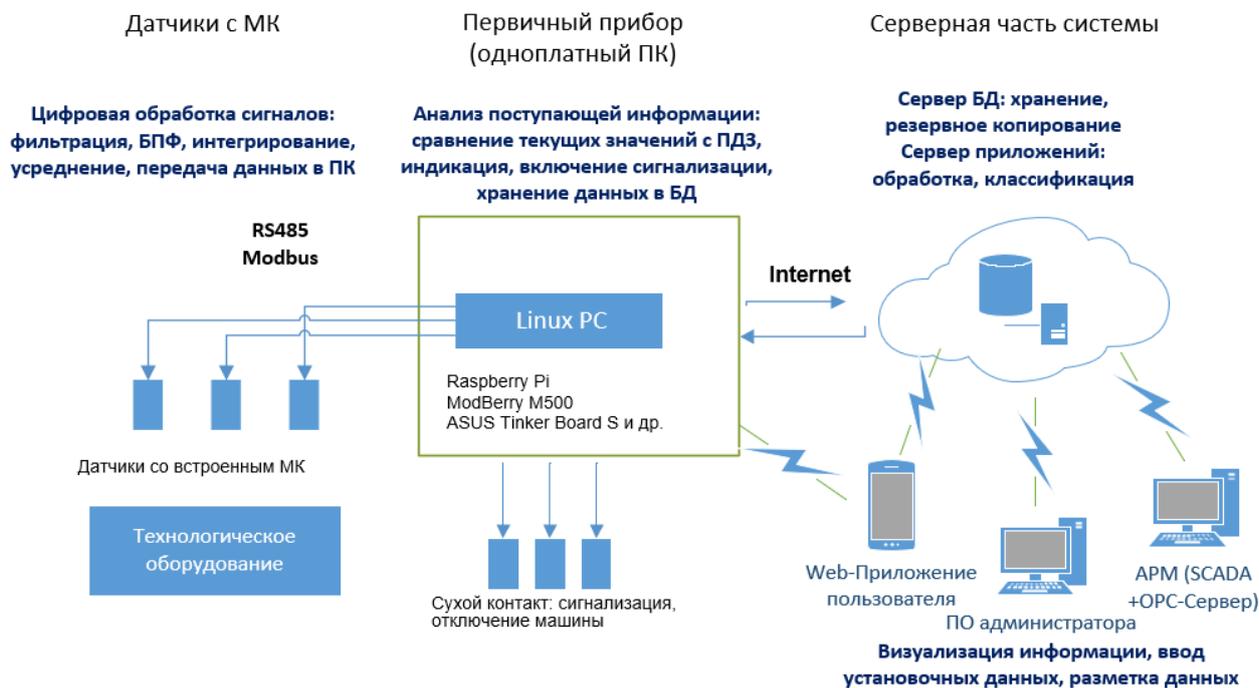


Рисунок 4. Концептуальное решение системы технического мониторинга

Заключение

При длине входных векторов, равной 512 значениям, для восьми классов исследуемых состояний наилучшие результаты классификации показала сеть с одним внутренним слоем, содержащим десять нейронов, и алгоритмом оптимизации ММСГ. Доказанная высокая эффективность метода нейросетевой классификации позволяет применить его в качестве интеллектуальной составляющей для разрабатываемой в РОСБИОТЕХ системы технической диагностики и мониторинга технологических машин и оборудования хлебопекарных предприятий.

Список литературы

1. Бабокин Г. И., Шпрехер Д. М. Нейросетевой контроль электромеханических систем // Известия вузов. 2010. № 4. С. 18-20.
2. Благовещенская М.М., Давыдова Г.Р., Семина Н.А. Использование интеллектуальных технологий для контроля качества творага // Вестник ВГУИТ. 2014. № 2. С. 83-89.
3. Благовещенская М.М., Семина Н.А. Использование цифровой видеокамеры в качестве интеллектуального датчика системы автоматического управления процессом формования гранулированного корма // Вестник ВГУИТ. 2014. № 2. С. 48-54.
4. Благовещенский И.Г. Методологические основы создания экспертных систем контроля и прогнозирования качества пищевой продукции с использованием интеллектуальных технологий Специальность 05.13.06: дисс... д.т.н. М.: МГУПП, 2018. 443 с.
5. Бринк Х., Ричардс Д., Феверолф М. Машинное обучение. СПб.: Питер, 2017. 336 с.
6. Гифт Н. Прагматичный ИИ. Машинное обучение и облачные технологии. СПб.: Питер, 2019. 304 с.
7. Домингос П. Верховный алгоритм: как машинное обучение изменит наш мир. Пер. с англ. В. Горохова; науч. ред. А. Сбоев, А. Серенко. М.: Манн, Иванов и Фербер, 2016. 336 с.
8. Ефимов П.В., Щербатов И.А. Алгоритм идентификации явных дефектов технологического оборудования в энергетике на основе нейросетевой модели // Известия Юго-Западного государственного университета. Серия «Управление, вычислительная техника, медицинское приборостроение». 2018. № 2(27) (8). С. 32-40.

9. Кожевников А.В., Илатовский И.С., Соловьева О.И. Применение методов машинного обучения в рамках прогнозирования состояния электромеханических систем прокатного производства // Вестник Череповецкого государственного университета. 2017. № 1. С. 33-39.
10. Потеря А.А. Вибродиагностика технологического оборудования хлебопекарного производства: дисс...к.т.н. // 2006. С. 177.
11. Прахов И. В., Бикметов А. Г. Применение искусственных нейронных сетей в спектральном методе диагностики машинных агрегатов // Technical sciences. 2015. С. 502-506.
12. Сатвеева Ю.Н., Симончик К.К., Тропченко А.Ю., Хитров М.В. Цифровая обработка сигналов. СПб.: СПбНИУ ИТМО, 2013. 116 с.
13. Сергиенко А.Б. Цифровая обработка сигналов. СПб.: Питер, 2002. 608 с.
14. Флах П. Машинное обучение. Наука и искусство построения алгоритмов, которые извлекают знания из данных. Пер. с англ. А.А. Слинкина. М.: ДМК Пресс, 2015. 400 с.
15. Харрисон М. Машинное обучение: карманный справочник. Краткое руководство по методам структурированного машинного обучения на Python. СПб.: ООО «Диалектика», 2020. 320 с.
16. Шамин Р.В. Практическое руководство по методам машинного обучения. М: Научный канал Lector.ru, 2019. 93 с.
17. Шумский С.А. Машинный интеллект. Очерки по теории машинного обучения и искусственного интеллекта. М.: РИОР, 2019. 340 с.
18. Яблоков А.Е., Благовещенский И.Г. Научно-практические основы создания автоматизированных систем технического мониторинга и диагностики оборудования зерноперерабатывающих предприятий на базе нейросетевых методов анализа данных: моногр. М.: МГУПП, 2022. 221 с.
19. Bukhtoyarov V. V., Tynchenko V. S., Petrovsky E. A. Multi-Stage Intelligent System for Diagnostics of Pumping Equipment for Oil and Gas Industries // IOP Conference Series: Earth and Environmental Science. 2019. № 3(272). pp. 1-6.
20. Kotas F. Use of artificial intelligence methods in diagnostics of technical systems: Artificial Intelligence and Industry 4.0. (Thesis). Brno: Brno University of Technology, 2021. 46 p.
21. Křižanová B. IoT systémy v diagnostice: IoT systems in diagnostics. (Thesis). Brno: Brno University of Technology., 2020. 98 p.
22. Luger G. F. Artificial intelligence, structures and strategies for complex problem solving. 3rd ed G.F. Luger // Books.googlecom. 2002. pp. 851.
23. Zářecký T. Online diagnostika obráběcích strojů: Online diagnostics of machine tools: thesis. Brno: Brno University of Technology, 2020. 101 p.

ANN technologies in the problem of spectral vibration diagnostics baking equipment

Alexander E. Yablokov

Doctor of Technical Sciences, Associate Professor, Professor of the Department of Pmit
Russian University of Biotechnology
Moscow, Russia
yablokova@mgupp.ru
ORCID 0000-0003-1489-8256

Mikhail A. Latyshev

Candidate of Technical Sciences, Associate Professor of the Department of Pmit
Russian University of Biotechnology
Moscow, Russia
mi5601@mail.ru
ORCID 0000-0002-8716-7510

Victoria D. Shilina

Senior lecturer of the Pmit Department
Russian University of Biotechnology
Moscow, Russia
shilina@mgupp.ru
ORCID 0009-0002-3615-4805

Alexander A. Poletaev

PhD student
Russian University of Biotechnology
Moscow, Russia
poletaev_89@mail.ru
ORCID 0009-0007-3046-6214.

Received 03.03.2024

Accepted 29.04.2024

Published 15.05.2024

UDC 621.929.8:664.66:004.032.26

EDN TOHWRC

VAK 4.3.3. Пищевые системы (технические науки)

OECD 02.11.JY FOOD SCIENCE & TECHNOLOGY

Abstract

The article presents the results of an analysis of the effectiveness of the method of neural network diagnostics of gear transmission by the amplitude-frequency composition of vibrations of the bearing assembly. Full-scale modeling of various technical conditions of mechanical transmission was carried out on an experimental stand specially created at ROSBIOTECH. Automation of measurement procedures, digital processing and analysis of vibration signals using INS technology is implemented in the Matlab package. The results of the research have shown the reliability of determining the class of technical condition of the gear transmission by the values of the amplitudes of the vibration spectrum of the order of 99%. Scientific research formed the basis for the creation of intelligent components for the system of technical monitoring and diagnostics of technological machines of bakery production.

Keywords

technical diagnostics of equipment, vibration diagnostics, DSP, machine learning, artificial neural networks, neural network classification methods, diagnostics of bakery machines.

References

1. Babokin G. I., Shpreher D. M. Neural network control of electromechanical systems // News of universities. 2010. № 4. pp. 18-20.
2. Blagoveshchenskaya M.M., Davydova G.R., Semenova N.A. The use of intelligent technologies for creative management // Bulletin of VGUIT. 2014. № 2. pp. 83-89.
3. Blagoveshchenskaya M.M., Semenova N.A. Using a video camera as an intelligent sensor of system software. copyright management // Bulletin of VGUIT. 2014. № 2. pp. 48-54.
4. And the Annunciation.G. Methodological foundations for the creation of expert systems for monitoring and forecasting the quality of food products using intelligent technologies Specialty 05.13.06: dissertation... Doctor of Technical Sciences M.: MGUPP, 2018. 443 p.
5. Brink H., Richards D., Feverolf M. Machine learning. SPb.: Peter, 2017. 336 p.

6. Gift N. Pragmatic AI. Machine learning and cloud technologies. SPb.: St. Petersburg, 2019. 304 p.
7. Domingos P. The Supreme algorithm: how machine learning will change our world. Translated from English by V. Gorokhov; sci. ed. by A. Soboev, A. Serenko. M.: Mann, I. Erber, 2016. 336 p.
8. Efimov P.V., Shcherbatov I.A. Algorithm for identifying obvious defects of technological equipment in power engineering based on a neural network model // Izvestiya Yugo-Zapadnogo gosudarstvennogo universiteta. The series «Management, higher technology, medical instrumentation». 2018. № 2(27) (8). Pp. 32-40.
9. Kozhevnikov A.V., And Ilatovsky.S., About Solovyov.I. Application of machine learning methods in predicting the state of electromechanical rolling production systems // Bulletin of Cherepovets State University. 2017. № 1. pp. 33-39.
10. Potera A.A. Cybernetics of technological production: diss. ... Ph.D. // 2006. p. 177.
11. Prakhov I. V., Bikmetov A. G. Application of artificial neural networks in the spectral method of diagnostics of machine aggregates // Technical Sciences. 2015. pp. 502-506.
12. Satveeva Yu.N., Simonchik K.K., Tropchenko A.Yu., Khitrov M.V. Digital signal processing. SPb.: St. Petersburg ITMO, 2013. 116 p.
13. Sergienko A.B. Digital signal processing. SPb.: Peter, 2002. 608 p.
14. Flach P. Machine learning. The science and art of building algorithms that extract knowledge from data. Transl. by A.A. Slinkin. M.: DMK Press, 2015. 400 p.
15. Harrison M. Machine learning: a pocket guide. A brief guide to structured machine learning methods in Python. Spb.: Directika LLC, 2020. 320 p.
16. Shamin R.V. Practical guide to machine learning methods. M.: Scientific channel Lector.ru , 2019. 93 p.
17. Shumsky S.A. Machine intelligence. Essays on the theory of mass learning and intellectual intelligence. M.: RIOR, 2019. 340 p.
18. Yablokov A.E., And Blagoveshchensky.G. Scientific and practical foundations for the creation of automated systems for technical monitoring and diagnostics of equipment of grain processing enterprises based on neural network methods of data analysis: monogr. M.: MGUPP, 2022. 221 gr.
19. Bukhtoyarov V. V., Tynchenko V. S., Petrovsky E. A. Multistage intelligent diagnostic system of pumping equipment for the oil and gas industry. IOP Conference Series: Earth and environmental science. 2019. № 3(272). pp. 1-6.
20. Kotas F. The use of artificial intelligence methods in the diagnosis of technical systems: Artificial intelligence and industry 4.0. (Dissertation). Brno: Brno University of Technology, 2021. 46 p.
21. Krizanova B. Internet of Things systems in diagnostics: Internet of Things systems in diagnostics. (Thesis). Brno: Brno University of Technology, 2020. 98 p.
22. Luger G. Artificial intelligence, structures and strategies for solving complex problems. 3rd ed. by G.F. Luger // Booksgooglecom. 2002. p. 851.
23. Zarzhetsky T. Online diagnostics of machine tools: thesis. Brno: Brno University of Technology, 2020. 101 p.