

# Эволюция методов вибрационного мониторинга и диагностики: обзор

С. Л. Киселев

Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого  
kiselev\_s\_l@mail.ru

**Аннотация.** В докладе проанализированы основные направления развития методов мониторинга и диагностики вращающегося оборудования на основе анализа сигналов измерительной информации о вибрации (на промежутке 1960-2020-ых годов). Представлены основные причины, побуждающие к разработке новых и развитию уже существующих методов. Перечислены задачи, остающиеся не решенными по настоящее время.

**Ключевые слова:** вибрационный мониторинг; техническая диагностика; сигнал вибрации; вращающееся оборудование

## I. ВВЕДЕНИЕ

Прогресс в определении технического состояния вращающегося оборудования по вибрационным откликам, измеряемым во время их работы, определяется развитием аппаратно-технического обеспечения и методов обработки сигналов. Наряду с широко применяемыми методами обработки, такими как фильтрация и время-частотные преобразования, в данной сфере широко применяются и более специфичные, рекрутированные из разных областей. Для получения достаточно полного представления о методах определения технического состояния машин по вибрации, полезно проследить историю появления и развития каждой из представленных в отрасли основных групп методов обработки сигналов вибрации.

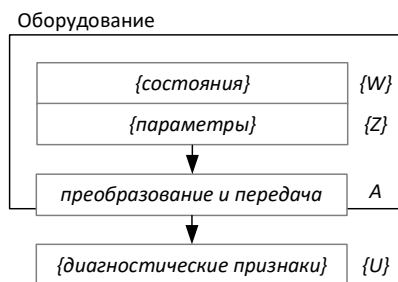


Рис. 1. Взаимосвязь состояния объекта и диагностических признаков

Задача вибрационной диагностики технического объекта состоит в классификации его состояния  $W(t)$  по диагностическим признакам  $\{u_1...u_n\} \in U$ . При этом такая задача является обратной по сравнению с прямым описанием системы  $U=AZ$  и может быть описана как  $Z=A^{-1}U$ . Такие обратные задачи являются не разрешимыми (так называемые не корректные задачи), поскольку любое незначительное возмущение на входе приведет к большому отклонению на выходе из-за инверсии матрицы [1], [2]. С другой стороны, любая диагностируемая машина является совокупностью нелинейно взаимодействующих компонентов, обладающих при этом собственной нелинейной динамикой, а акустические каналы, связывающие эти

компоненты с датчиком, также обладают нелинейными свойствами. По этим причинам, вероятно, многие ожидания в части разработки методов прогнозирования технического состояния по сигналу вибрации не оправдались. И поскольку аналитические модели себя не оправдывали, развитие пошло в направлении стохастических методов и, в частности, в последнее время – нейронных сетей.

Задаваемые системе свойства зависят от контекста ее применения (назначения). **Мониторингом** называют выполняемую автоматически процедуру (онлайн) оценки текущего состояния оборудования, как правило, осуществляемую стационарной системой мониторинга. **Диагностика** направлена на определение причин (механических, электрических, гидравлических и т. д.) появления вибрации, может осуществляться с привлечением портативных или стационарных устройств и, как правило, требует участия специалиста. **Прогнозирование** технического состояния на сегодняшний день включает, как правило, автоматизированные сбор данных и выявление в них аномалий с последующим участием диагноста для уточнения причин отклонений. В статье рассмотрены методы обработки, применимые в системах мониторинга и диагностики вращающегося оборудования по вибрационному отклику в процессе работы, которые здесь собирательно названы системами определения технического состояния (СОТС).

Системный обзор методов требует использования той или иной их классификации. Традиционно в обзорных статьях за основу берется разделение методов на оперирующие с временным представлением сигнала (time-domain), с частотным представлением (frequency-domain) и время-частотным представлением. Такая классификация не подходит для данной статьи, поскольку нарушает хронологию событий. Более уместной мы посчитали построить структуру статьи с опорой на стадии обработки данных вибрации в системе. Обобщенный фреймворк, отражающий стадии обработки, составленный на основе множества публикаций, представлен в табл. I.

ТАБЛИЦА I. ОБОБЩЕННЫЙ ФРЕЙМВОРК

Стадия	Наименование стадии
1	Сбор данных (data acquisition)
2	Предобработка (preprocessing)
3	Извлечение признаков (feature extraction)
4	Выбор признаков (feature selection)
5	Классификация (fault classification)

Все 5 стадий выполняются явно или не явно при проведении исследований конструировании системы. В промышленных системах стадия 4 не применяется.

Дальнейшее изложение включает 6 разделов. В разделе 2 показаны два примера описаний эволюции подходов к построению СОТС. Развитие методов извлечения диагностических признаков приведено в разделе 3. Раздел 4 посвящен классификации состояний оборудования. Раздел 5 рассматривает применение в СОТС методов машинного обучения. Наконец, в разделе 6 приводятся выводы, и раздел 7 содержит ссылки на упомянутые в статье источники.

Традиционно в обзорных статьях ссылаются по возможности на самые последние источники, но в данной статье мы посчитали более целесообразным отслеживать с большим вниманием начальное развитие новых методологий, поскольку именно там нужно искать причины их появления.

## II. Эволюция подходов к построению систем мониторинга, диагностики и прогнозирования

Maues [3] указывает, что по состоянию на 1994 год британским Центральным советом по производству электроэнергии (CEGB) выделялись «3 фазы эволюции» систем онлайн-мониторинга турбогенераторов и соответствующие им уровни развития систем (табл. II).

ТАБЛИЦА II. ФАЗЫ ЭВОЛЮЦИИ СИСТЕМ ДИАГНОСТИКИ ПО GEGB (1994г)

Этап	Наименование стадии
I	Спектральный анализ для небольшого числа параметров, простое определение тенденций, выдача предупреждений
II	Идентификация сложного, но нормального вибрационного поведения с учетом изменения рабочих параметров (режима)
III	Экспертные системы для определения причин выявленных изменений (диагностики)

На текущий момент различают следующие группы методов, приведенные в табл. III [4], [5].

ТАБЛИЦА III. Методологии диагностики

Методологии	Примеры
Основанные на физических моделях (physical model-based)	Явное описание физических процессов математическими моделями
Основанные на знаниях (knowledge-based)	Экспертные системы, нечеткая логика (fuzzy logic)
Основанные на данных (data-driven)	Модели временных рядов (time-series), распознавание образов (pattern recognition), машинное обучение (machine learning), глубокое обучение (deep learning)
Комбинированные	Сочетание подходов

Zhao и др. [6] приводят 3 типа структур систем мониторинга состояния оборудования, соответствующих разным этапам их развития (рис. 1).

## III. Методы извлечения признаков

### A. Спектральный анализ

Одной из первых работ, где описываются результаты анализа данных, полученных с помощью акселерометров, является [6] (1969 г.). Для обнаружения зарождающихся отказов в шарикоподшипниках использовалась спектральная плотность мощности (power-spectral-density, PSD). Yhland и Johansson (1969) в материале [7] указывают «обычным методом» изучения сигнала акселерометра его 10-ти октавный анализ с записью на самописец.

Основным способом интерпретации спектрального представления сигналов при диагностике различных машин является изучение пиков в спектре характерных для данного типа оборудования частотах. Например, для подшипников определены формулы расчета частот подшипниковых дефектов (bearing fundamental defect frequency, BFDF), зависящих от частоты вращения вала и геометрических параметров компонентов подшипника.

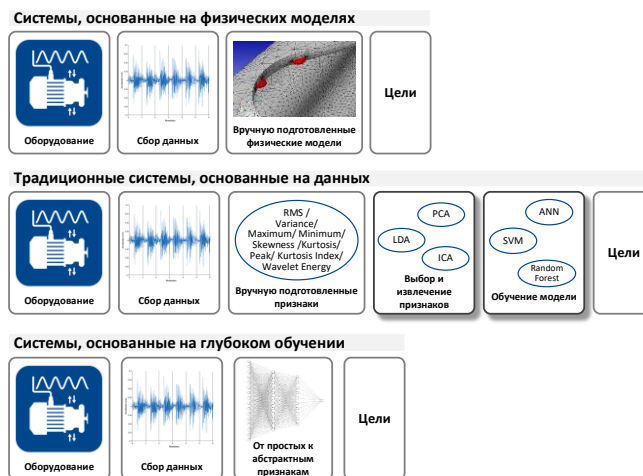


Рис. 2. Три типа структур систем мониторинга по [8]

### B. Статистические подходы (plain statistics)

Наряду с PSD Balderston (1969) в своем исследовании [6] использует среднеквадратичное значение ускорения (RMS). Wheeler [9] устанавливает увеличение СКЗ (RMS) по мере развития дефекта подшипника. Weichbrodt и Bowden [10] находят изменения в пиковом уровне сигнала в диапазоне до 10 кГц хорошим признаком зарождающихся дефектов в подшипниках. Индикаторной величиной при этом предлагается использовать крест-фактор (Crest-factor), т. е. отношение пикового уровня к СКЗ. Dyer и Stewart (1978) в статье [11] говорят о необходимости исследовать признаки характеристики на всем жизненном цикле подшипника и показывают, что более высокой чувствительностью к зарождающимся дефектам в подшипнике, чем RMS является четвертый статистический момент – эксцесс (kurtosis). Среди выводов авторы статьи указывают о невозможности предсказания точного времени отказа.

### C. Кепстральный анализ

Кепстральный анализ используется для выделения слабых частотных компонентов в спектре и для целей диагностики был впервые применен Рэндалом в 1973 году [12].

### D. Синхронное усреднение (TSA)

Извлечение периодической составляющей зашумленного сигнала путем его синхронного усреднения (Time Synchronous Averaging, TSA), первым предложил Braun [13] (1975). McFadden в статье [14] показывает лучшие результаты у TSA по сравнению с гребенчатым фильтром, а в статьях [15], [16] анализирует результаты применительно к вибрационному анализу шестерен редукторов. Далее ряд исследований предпринимался для синтеза простых в использовании индикаторных характеристик, характеризующих текущее состояние узлов машины и выявляющих зарождающиеся дефекты. Стюартом [17] в 1977 году был предложен индикатор, названный FM0

(figures-of-merit), вычисляемый на основе сигнала TSA и выступающий как надежный индикатор развитых дефектов зубчатого зацепления. На основе TSA и остаточного сигнала RES вычисляются индикаторы FM4, M6A, M8A, NA4, чувствительные к различным проявлениям дефектов.

#### Е. Временные ряды (Time-series)

Статистический анализ временных рядов и использование параметрических моделей активно изучались в 1960-х годах. Ozaki в [18] (1980) говоря о том, что большинство случайных колебаний, и в том числе вибрация механических объектов, являются стохастическими процессами, предлагает использовать авторегрессивные модели скользящего среднего (autoregressive moving average, ARMA) нелинейных временных рядов для моделирования случайных колебаний. Gawronski [19] (1986) указывает на широкое применение моделей ARMA для целей идентификации вибрирующих структур (не смотря на большие вычислительные затраты). McCormick и др. в 1998 г. [20] продемонстрировали применение периодических нестационарных AR-моделей к задачам обнаружения и диагностики неисправностей в машинах, объявляя при этом преимуществом модельного подхода возможность создания системы обнаружения неисправностей без необходимости предъявления данных от неисправных машин. При этом, в их опыте AR-модель показывая удовлетворительные результаты в обнаружении неисправности (по сути, аномалии в данных) уступает «простой системе на основе нейронной сети» в классификации отказов.

#### Ф. Методы, основанные на фильтрации

Нахождение огибающей, т.е. демодуляция и построение спектра огибающей, применялось для обработки сигналов в методе высоко-частотного резонанса (hfrt) еще в аналоговую эпоху. Broderick и др. в 1972 г. [21] применяют этот метод для эксплуатационных испытаний шарикоподшипников. McFadden и Smith [22] также применяют для этой цели узкополосную фильтрацию на частоте резонанса. Фельдман в 1985 году [23] разрабатывая методы исследования нелинейных систем, и в т.ч. определения их мгновенных модальных параметров, использует при обработке сигналов преобразование Гильберта, включая нахождение огибающей.

Модель Прони подобно методам ARMA пытается подогнать модель к выборочным данным, вычисляет информацию о модах, такую как амплитуда, затухание, частота и фазовый сдвиг, которая может быть использована для диагностики неисправностей или для восстановления исходного сигнала. Chen и Mechefske (2002) в работе [24] показывают возможность ее применения для диагностики машин с использованием сигналов, полученных на переходных режимах малой длительности.

#### Г. Время-частотные представления

Принято считать, что эра цифровой обработки сигналов началась со статьи [25] Кулли и Тьюки (1965), где они описывали разработанный ими алгоритм быстрого преобразования Фурье (FFT). FFT по-прежнему является самым распространенным методом извлечения диагностических признаков из сигнала вибрации. При этом уже в 1968 году Лойенс [26] указывает коренной недостаток преобразования Фурье –

ограниченную применимость к анализу нестационарных сигналов, и составляет требования к альтернативным методам, которые должны быть разработаны. Оппенгейм в 1970 году [27] описывает применение оконного FFT (STFT) для анализа речи. Martin и Flandrin [28] (1985) сравнивают возможности «коротко-временных периодограмм» и pseudo-Wigner при спектральном анализе нестационарных процессов и находят, что последний более гибок в применении благодаря раздельной весовой функции.

Среди первых статей, посвященных применению вейвлетных преобразований для распознавания паттернов в вибрационном сигнале, можно назвать [29] (Molinaro 1992), [30], [31] (Newland 1994), [32] (Pan 1996). Мотивацией к внедрению вейвлетной обработки служили те же недостатки БПФ, не позволяющие ему выявлять информацию, присущую нестационарным сигналам. При этом вейвлет-преобразования сравнивались с другими, более известными на тот момент средствами анализа нестационарных сигналов – распределением Вигнера–Вилля (WVD) и кратковременным преобразованием Фурье (STFT) (Peng 2004) [33]. Как видно из рис. 2, количество научных публикаций, посвященных вейвлетной обработке сигналов вибрации, составляло восходящий тренд до 2012 года.



Рис. 3. Количество статей, содержащих в заголовке методы (по данным Google Scholar)

В 1996 году Хуанг и еще 8 авторов [34] предложили декомпозицию сигнала на эмпирические моды (Empirical Mode Decomposition, EMD). Указанная статья начинается с обсуждения недостатков STFT (спектрограммы), вейвлетного анализа, распределения Вигнера–Вилля, эволюционного спектра (Evolutionary spectrum) и метода ортогональных эмпирических функций (Empirical orthogonal function expansion, EOF). Ibrahim и Albarbar [35] (2011) находят, что метод EMD дает лучшие результаты по сравнению с Smoothed pseudo-Wigner–Ville distribution (SPWVD) в части распознавания дефекта зуба редуктора и при этом предъявляет меньшие требования к вычислительному ресурсу (в 5 раз в случае их конкретной реализации).

#### Н. Непосредственное извлечение нейронной сетью

Как было указано Zhao и др. в [8], и показано на рис. 1, в настоящее время подходы, предполагающие извлечение диагностических и прогностических признаков нейронной сетью непосредственно из сырого сигнала датчика, рассматриваются исследователями как способ автоматизации этапа разработки и выбора признаков. Как мы видели, в таком случае в классификации по табл. 1 этапы 2–5 сливаются в один. Однако надо иметь в виду, что это возможно только в случае наличия размеченных данных для обучения такой модели, когда для каждого класса состояний системы (работоспособных и неработоспособных) имеются

соответствующие сырые данные. Это можно обеспечить в эксперименте, но далеко не для всех реальных промышленных установок, и почти невозможно в случае единичного или малосерийного оборудования.

#### IV. ОТДЕЛЬНЫЕ МЕТОДЫ КЛАССИФИКАЦИИ

Ограничения на объем статьи не позволили рассмотреть здесь методы классификации, поэтому ограничимся их перечислением. Таковыми являются: пороговая функция (threshold), адаптивные пороги (adaptive thresholds), экспертные системы (expert methods), нечеткая логика (Fuzzy logic), регрессионные модели, нейронные сети.

#### V. НЕГЛУБОКОЕ И ГЛУБОКОЕ ОБУЧЕНИЕ

Статья (Gersch 1983) [36] отражает переходный момент, когда методы из теории временных рядов начинают заменяться на методы, которые затем войдут в теорию машинного обучения. Так, в упомянутой статье для классификации дефектов вращающихся машин предлагается использование ныне широко известного метода ближайших соседей (применялось расстояние Кульбака-Лейблера), который в статье обозначается именно в приложении к временным рядам: «nearest neighbor (NN) time series classification». Mechefske и Mathew (1991) [37] повторяют опыт Герша в приложении к медленно вращающейся машине и указывают на возможную сферу применения метода: предварительная диагностика (то есть определение конкретных причин неисправности) без привлечения квалифицированного персонала.

Одна из первых статей, посвященных применению искусственных нейронных сетей (ANN) для обработки данных вибрации касается валидации и восстановления поврежденных данных (Karam 1993) [38]. Mayes [3] изучая возможности применения радиально-базисных сетей (RBF) к онлайн-мониторингу вибрации больших машин, отмечает, что появление доступного по цене компьютерного вибрационного мониторинга ведет к революции в количестве данных, которые могут быть собраны. При этом он отмечает серьезный интерес к нелинейным методам моделирования наборов данных и называет перспективными подходы, связанные с нейронными сетями и нелинейным анализом временных рядов. McCormick и Nandi (1997) в статье [39], посвященной классификации состояния вращающихся машин в реальном режиме времени с помощью ANN утверждают, что ANN в качестве нелинейной авторегрессионной модели может работать непосредственно по данным временного ряда вибрации, но только на стационарном сигнале вибрации. Jack и Nandi (2001) в мотивационной части статьи [40], посвященной применению метода опорных векторов (Support Vector Machine, SVM) для выявления и классификации дефектов подшипников указывают на потребность снижения требований к персоналу и возможности принятия надежных решений без участия специалиста по диагностике, чему и должны способствовать разрабатываемые интеллектуальные методы.

Дальнейший прогресс в применении методов машинного и глубокого обучения не может быть здесь описан, исходя из тех же ограничений на объем статьи, поэтому перечислим основные. До 2018 года наиболее часто упоминались различные модификации метода опорных векторов, метод ближних соседей,

многослойный перцептрон (MultyLayer Perceptron, MLP), скрытые марковские модели (Hidden Markov Models), вероятностные сети (Probabilistic NN, PNN) [41]. В настоящее время наиболее часто исследуются различные модификации сверточных сетей (convolutional neuron network, CNN) и автокодировщиков (autoencoders) [42]. Тама и др. (2022) говорят об активности исследователей в применении графовых нейронных сетей Graph neural network (GNN). [43]

#### VI. ВЫВОДЫ

Исследования в части определения технического состояния вращающихся машин по вибрационному отклику, полученному в процессе их работы изначально мотивировались (1) необходимостью минимизировать техногенные риски и (2) снизить затраты на техническое обслуживание (минимизация стоимости владения). Также изначально ставилась задача (3) определения остаточного ресурса оборудования и (4) расчета оптимальной даты его ремонта. В то же время, ввиду принципиальной невозможности полного решения обратной (не корректной) задачи восстановления образа технического состояния по вибрационным откликам, периодически наблюдавшийся прогресс в частных подходах к сопоставлению извлекаемых признаков с развитием дефектов, хоть и рождал очередную волну оптимизма у сторонников «обслуживания оборудования по состоянию» (condition-based maintenance, CBM), но не приводил к достаточно полному решению задач 3 и 4. На сегодняшний день решения задач 3 и 4 представленными в статье стохастическими методами могут давать эффект в отношении серийного оборудования, для которого возможно собрать обширную статистику, включая вибрационные данные, соответствующие дефектам. Для крупного, дорогого, единичного и малосерийного оборудования эффективно решается только задача фиксации отклонения от нормального функционирования (выявление аномалий), после чего полноценная диагностика (классификация состояния) осуществляется экспертом и, возможно с проведением дополнительных тестов или частичной разборкой оборудования.

Развитие представленных методов, согласно мотивирующим частям исследованных научных статей стимулировалось факторами, которые мы условно разделили на 4 группы: (1) коммерческие и практические требования; (2) технические требования; (3) снижение требований к компьютерным ресурсам; (4) автоматизация исследований. К первой группе мы отнесли требования: (а) к упрощению и удешевлению практики применения методов; (б) к снижению зависимости от опыта экспертов (специалистов по диагностике). К техническим причинам мы отнесли мотивы к (а) увеличению достоверности и точности методов, в т. ч. за счет применения нелинейных методов; (б) расширению практики применения на нестационарные (переходные) режимы работы оборудования; (в) снижению требований к историческим данным (размеченным данным); (г) обеспечению возможности применения методов в реальном режиме времени (онлайн). Часть исследований была направлена на модификацию известных методов для возможности их применения при имеющихся ограничениях вычислительных ресурсов. И, наконец, как мы видели, внедрение глубокого обучения при разработке СОТС согласно изученных статей мотивируется потребностью

в автоматизации сложного и трудозатратного этапа конструирования и выбора диагностических признаков.

#### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] M.S. Hossain, Z.C. Ong, Z. Ismail, S. Noroozi, and S.Y. Khoo, "Artificial neural networks for vibration based inverse parametric identifications: A review," *Applied Soft Computing Journal*, vol. 52, 2017. doi: 10.1016/j.asoc.2016.12.014.
- [2] E.H. Shiguemori, L.D. Chiwiacowsky, H.F. De Campos Velho, and J.D.S. Da Silva, "An Inverse Vibration Problem Solved by an Artificial Neural Network," *TEMA - Tendências em Matemática Aplicada e Computacional*, vol. 6, no. 1, 2005, doi: 10.5540/tema.2005.06.01.0163.
- [3] I.W. Mayes, "Use of neural networks for on-line vibration monitoring," *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part A: Journal of Power and Energy*, vol. 208, no. 4, 1994. doi: 10.1243/PIME\_PROC\_1994\_208\_047\_02.
- [4] M.S. Kan, A.C.C. Tan, and J. Mathew "A review on prognostic techniques for non-stationary and non-linear rotating systems," *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 62, 2015. doi: 10.1016/j.ymssp.2015.02.016.
- [5] Y. Peng, M. Dong, and M.J. Zuo, "Current status of machine prognostics in condition-based maintenance: A review," *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, vol. 50, no. 1-4, 2010, doi: 10.1007/s00170-009-2482-0.
- [6] H.L. Balderston, "Incipient failure detection in ball bearings,," 1969.
- [7] J.L. Yhland E. "Analysis of bearing vibration: a discussion of the various methods of monitoring bearing performance," *Aircraft Engineering and Aerospace Technology*, 1970.
- [8] R. Zhao, R. Yan, Z. Chen, K. Mao, P. Wang, and R.X. Gao, "Deep learning and its applications to machine health monitoring," *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 115, 2019. doi: 10.1016/j.ymssp.2018.05.050.
- [9] Wheeler P. G., "Bearing analysis equipment keeps downtime down ,," *Plant Engineering*, vol. 25, pp. 87-89, 1968.
- [10] B. Weichbrodt and F.J. Bowden, "Instrumentation For Predicting Bearing Damage,," no. (March, 1970), 1970.
- [11] D. Dyer and R. M. Stewart, "Detection of rolling element bearing damage by statistical vibration analysis," *Journal of Mechanical Design, Transactions of the ASME*, vol. 100, no. 2, 1978, doi: 10.1115/1.3453905.
- [12] R.B. Randall, "Cepstrum Analysis and Gearbox Fault Diagnosis," *Brüel and Kjaer Application Note*, 1973.
- [13] S. Braun, "EXTRACTION OF PERIODIC WAVEFORMS BY TIME DOMAIN AVERAGING,," *Acustica*, vol. 32, no. 2, 1975.
- [14] McFadden P. D., "A Model for the Extraction of Periodic Waveforms by Time Domain Averaging,," 1986.
- [15] P.D. McFadden, "Examination of a technique for the early detection of failure in gears by signal processing of the time domain average of the meshing vibration," *Mech Syst Signal Process*, vol. 1, no. 2, 1987, doi: 10.1016/0888-3270(87)90069-0.
- [16] P.D. McFadden, "Interpolation techniques for time domain averaging of gear vibration," *Mech Syst Signal Process*, vol. 3, no. 1, 1989, doi: 10.1016/0888-3270(89)90024-1.
- [17] R.T. Stewart, "Some Useful Analysis Techniques for Gearbox Diagnostics," 1977.
- [18] T. Ozaki, "Non-linear time series models for non-linear random vibrations," *J Appl Probab*, vol. 17, no. 1, 1980, doi: 10.2307/3212926.
- [19] W. Gawronski and H. G. Natke, "On ARMA models for vibrating systems," *Probabilistic Engineering Mechanics*, vol. 1, no. 3, 1986, doi: 10.1016/0266-8920(86)90024-X.
- [20] A.C. McCormick, A.K. Nandi, and L.B. Jack, "Application of periodic time-varying autoregressive models to the detection of bearing faults," *Proc Inst Mech Eng C J Mech Eng Sci*, vol. 212, no. 6, 1998, doi: 10.1243/0954406981521330.
- [21] B. R. F., C. H. L. B. J. J., B. R. F., C. H. L. Broderick J. J., "Design and fabrication of prototype system for early warning of impending bearing failure". 1972.
- [22] P.D. McFadden and J.D. Smith, "Vibration monitoring of rolling element bearings by the high-frequency resonance technique - a review," *Tribol Int*, vol. 17, no. 1, 1984, doi: 10.1016/0301-679X(84)90076-8.
- [23] M.S. Feldman. "Investigation of the natural vibrations of machine elements using the Hilbert transform,," *Soviet Machine Science*, no. 2, pp. 44-47, 1985.
- [24] Z. Chen and C. K. Mechefske, "Diagnosis of machinery fault status using transient vibration signal parameters," *JVC/Journal of Vibration and Control*, vol. 8, no. 3, 2002, doi: 10.1177/107754602023686.
- [25] J. W. Cooley and J. W. Tukey, "An algorithm for the machine calculation of complex Fourier series," *Math Comput*, vol. 19, no. 90, 1965, doi: 10.1090/s0025-5718-1965-0178586-1.
- [26] R.M. Loynes, "On the Concept of the Spectrum for Non-Stationary Processes," *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, vol. 30, no. 1, 1968, doi: 10.1111/j.2517-6161.1968.tb01503.x.
- [27] A.V. Oppenheim, "Speech spectrograms using the fast Fourier transform: Increased flexibility and the capability for on-line analysis are the two primary reasons for utilizing a digital computer for the generation and display of speech spectrograms," *IEEE Spectr*, vol. 7, no. 8, 1970, doi: 10.1109/MSPEC.1970.5213512.
- [28] W. Martin and P. Flandrin, "Wigner-Ville Spectral Analysis of Nonstationary Processes," *IEEE Trans Acoust*, vol. 33, no. 6, 1985, doi: 10.1109/TASSP.1985.1164760.
- [29] F. Molinaro, F. Castanie, and A. Denjean, "Knocking recognition in engine vibration signal using the wavelet transform," in *Proceedings of the IEEE-SP International Symposium on Time-Frequency and Time-Scale Analysis*, 1992. doi: 10.1109/TFTSA.1992.274166.
- [30] D.E. Newland, "Wavelet analysis of vibration, part I: Theory," *Journal of Vibration and Acoustics, Transactions of the ASME*, vol. 116, no. 4, 1994, doi: 10.1115/1.2930443.
- [31] D.E. Newland, "Wavelet analysis of vibration, part 2: Wavelet maps," *Journal of Vibration and Acoustics, Transactions of the ASME*, vol. 116, no. 4, 1994, doi: 10.1115/1.2930444.
- [32] M.C. Pan and P. Sas, "Transient analysis on machinery condition monitoring," in *International Conference on Signal Processing Proceedings, ICSP*, 1996, vol. 2. doi: 10.1109/icsigp.1996.571269.
- [33] Z.K. Peng and F.L. Chu, "Application of the wavelet transform in machine condition monitoring and fault diagnostics: A review with bibliography," *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 18, no. 2, 2004. doi: 10.1016/S0888-3270(03)00075-X.
- [34] N.E. Huang et al., "The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis," *Proceedings of the Royal Society A*, vol. 454, no. 1971, 1996.
- [35] G.R. Ibrahim and A. Albarbar, "Comparison between Wigner-Ville distribution- and empirical mode decomposition vibration-based techniques for helical gearbox monitoring," in *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science*, 2011, vol. 225, no. 8. doi: 10.1177/0954406211403571.
- [36] W. Gersch, T. Brotherton, and S. Braun, "Nearest neighbor-time series analysis classification of faults in rotating machinery," *Journal of Vibration and Acoustics, Transactions of the ASME*, vol. 105, no. 2, 1983, doi: 10.1115/1.3269082.
- [37] C.K. Mechefske and J. Mathew, "Fault detection and diagnosis in low speed rolling element bearings Part II: The use of nearest neighbour classification," *Mech Syst Signal Process*, vol. 6, no. 4, 1992, doi: 10.1016/0888-3270(92)90033-F.
- [38] M. Karam, M. Ghassemzadeh, N. Dai, M. Gandikota, and A. M. Trzynadlowski, "Validation and Recovery of Vibration Data in Electromachine Systems Using Neural Network Software," *IEEE Trans Ind Appl*, vol. 30, no. 6, 1994, doi: 10.1109/TIA.1994.350314.
- [39] A.C. McCormick and A.K. Nandi, "Real-time classification of rotating shaft loading conditions using artificial neural networks," *IEEE Trans Neural Netw*, vol. 8, no. 3, 1997, doi: 10.1109/72.572110.
- [40] L.B. Jack and A.K. Nandi, "Support vector machines for detection and characterization of rolling element bearing faults," *Proc Inst Mech Eng C J Mech Eng Sci*, vol. 215, no. 9, 2001, doi: 10.1243/0954406011524423.
- [41] M. Tiboni, C. Remino, R. Bussola, and C. Amici, "A Review on Vibration-Based Condition Monitoring of Rotating Machinery," *Applied Sciences (Switzerland)*, vol. 12, no. 3, 2022. doi: 10.3390/app12030972.
- [42] M. Jalayer, C. Orsenigo, and C. Vercellis, "Fault detection and diagnosis for rotating machinery: A model based on convolutional LSTM, Fast Fourier and continuous wavelet transforms," *Comput Ind*, vol. 125, p. 103378, 2021, doi: https://doi.org/10.1016/j.compind.2020.103378.
- [43] B.A. Tama, M. Vania, S. Lee, and S. Lim, "Recent advances in the application of deep learning for fault diagnosis of rotating machinery using vibration signals," *Artif Intell Rev*, 2022, doi: 10.1007/s10462-022-10293-3.