

Труды МАИ. 2024. № 137  
Trudy MAI, 2024, no. 137

Научная статья

УДК: 62-799

URL: <https://trudymai.ru/published.php?ID=181893>

## **РАЗРАБОТКА СИСТЕМЫ МОНИТОРИНГА СИЛОВЫХ АГРЕГАТОВ БЕСПИЛОТНЫХ ЛЕТАТЕЛЬНЫХ АППАРАТОВ В РЕЖИМЕ РЕАЛЬНОГО ВРЕМЕНИ**

**Май Синь<sup>1✉</sup>, Чжифэн Е<sup>2</sup>, Хуэй Цинь<sup>3</sup>, Чжаовен Дэн<sup>4</sup>, Минцзин Пэй<sup>5</sup>, Ао Чжоу<sup>6</sup>, Фэн Сюй<sup>7</sup>**

<sup>1,2,4,5,6,7</sup>Нанкинский университет авиации и астронавтики,

Нанкин, Китайская Народная Республика

<sup>3</sup>Харбинский технологический институт,

Сучжоу, Китайская Народная Республика

<sup>1</sup>[xinmai\\_xm@nuaa.edu.cn](mailto:xinmai_xm@nuaa.edu.cn)✉

***Аннотация.*** Хотя беспилотники не являются новым видом оборудования, их преимущества в применении очень значительны, и они могут выполнять множество опасных и сложных операций. Этот вид оборудования широко используется в различных областях, как в военной, так и в гражданской сфере, обладая отличными характеристиками и отражая высокую прикладную ценность. Однако в отсутствие инженеров и техников для сопровождения, особенно в случае поломки, возникнет очень пассивная ситуация. Поэтому техническое обслуживание данного типа оборудования имеет огромное значение, а для гарантии работы двигателей БПЛА оно еще более важно. Поэтому необходимо использовать передовые технологии для

мониторинга системы электропитания в режиме реального времени, прогнозировать возникновение сбоев и устранять их заранее, чтобы поддерживать оборудование в хорошем состоянии. Используя LABVIEW2022 в сочетании с различными алгоритмами технологии время-частотного анализа, эта исследовательская группа разрабатывает соответствующий инструмент анализа вибрационных сигналов для изучения сигналов и идентификации неисправностей. Мы разработали беспроводную систему передачи сигнала, основанную на различных технологиях, для эффективной передачи сигналов вибрации двигателя на различные расстояния.. Комбинируя вышеперечисленные инструменты анализа сигналов и системы передачи, удалось реализовать мониторинг и анализ состояния силовой системы БПЛА на различных расстояниях. Эксплуатационные параметры и показатели оборудования соответствуют потребностям инженерных приложений и позволяют эффективно решать задачи по исследованию двигательной системы беспилотного летательного аппарата. Многочисленные эксперименты доказали, что изучение сигналов вибрации двигателя, передаваемых БПЛА, является простым и интуитивно понятным методом обнаружения, а сочетание высокопроизводительных датчиков вибрации, высокоточных устройств передачи и мощных систем анализа позволяет реализовать вышеуказанные цели применения.

**Ключевые слова:** беспилотный летательный аппарат, силовая установка, неразрушающий контроль в режиме реального времени

**Финансирование:** исследование было поддержано «Национальным фондом естественных наук Китая»

**Благодарности:** Авторы выражают благодарность за большую поддержку, оказанную Нанкинским университетом аэронавтики и астронавтики.

**Для цитирования:** Май Синь, Чжифэн Е, Хуэй Цинь, Чжаовен Дэн, Минцзин Пэй, Ао Чжоу, Фэн Сюй. Разработка системы мониторинга силовых агрегатов беспилотных летательных аппаратов в режиме реального времени // Труды МАИ. 2024. № 137. URL: <https://trudymai.ru/published.php?ID=181893>

Original article

## **DESIGN OF REAL-TIME INSPECTION SYSTEM FOR UNMANNED AERIAL VEHICLE (UAV) POWER ASSEMBLIES**

**Mai Xin<sup>1✉</sup>, Zhifeng Ye<sup>2</sup>, Hui Qin<sup>3</sup>, Zhaowen Deng<sup>4</sup>, Mingjing Pei<sup>5</sup>, Ao Zhou<sup>6</sup>, Feng Xu<sup>7</sup>**

<sup>1,2,4,5,6</sup>Nanjing Univ Aeronaut & Astronaut,

Nanjing, China

<sup>3</sup>Harbin Institute of Technology,

Suzhou, China

<sup>1</sup>[xinmai\\_xm@nuaa.edu.cn](mailto:xinmai_xm@nuaa.edu.cn)✉

**Abstract:** Although drones are not a new type of equipment, their advantages in application are very significant, and they can accomplish many dangerous and difficult operations. This type of equipment has been widely used in various fields, both in the

military field and the civil field, with excellent performance, reflecting high application value. However, in the absence of engineers and technicians to accompany the situation, especially in the event of failure, there will be a very passive situation. The maintenance of such equipment is of great significance, and the safeguarding of the engine, as the core power component of the UAV, is even more important. Therefore, it is necessary to use advanced technology to monitor the power system in real-time, predict the occurrence of failures, and repair them beforehand, to keep the equipment in good condition. By using LABVIEW2022, combined with various algorithms of time-frequency analysis technology, this research team develops a corresponding vibration signal analysis tool to realize the study of signals and fault identification. We have developed a wireless signal fidelity transmission system based on a variety of technologies to realize effective transmission of engine vibration signals over various distances. By combining the above signal analysis tools and transmission systems, the state monitoring and analysis of the UAV power system at various distances was finally realized. The performance parameters and indexes of the equipment are in line with the needs of engineering applications, which can effectively solve the problems of research on the engine system of unmanned aircraft. Many experiments have proved that the study of engine vibration signals carried by UAVs is a simple and intuitive detection method, and the combination of high-performance vibration sensors, high-fidelity transmission devices, and powerful analysis systems can realize the above application goals.

**Keywords:** UAV, powertrain, Real-time non-destructive testing

**Funding:** This research was supported by the «National Natural Science Foundation of

China»

**Acknowledgements:** We would like to express our deep gratitude for the strong support provided by Nanjing University of Aeronautics and Astronautics.

**For citation:** Mai Xin, Zhifeng Ye, Hui Qin, Zhaowen Deng, Mingjing Pei, Ao Zhou, Feng Xu. Design of Real-time nspection System for Unmanned Aerial Vehicle (UAV) Power Assemblies. *Trudy MAI*, 2024, no. 137. URL:

<https://trudymai.ru/eng/published.php?ID=181893>

## 1. Введение

В настоящее время, с непрерывным развитием автоматизации и электронных технологий, применение беспилотных транспортных систем становится все более широким. В промышленности уделяется большое внимание развитию всех видов необходимых систем для удовлетворения потребностей соответствующих отраслей, формируется волна «беспилотных» технологий, существенно меняющая ситуацию промышленного развития [1].

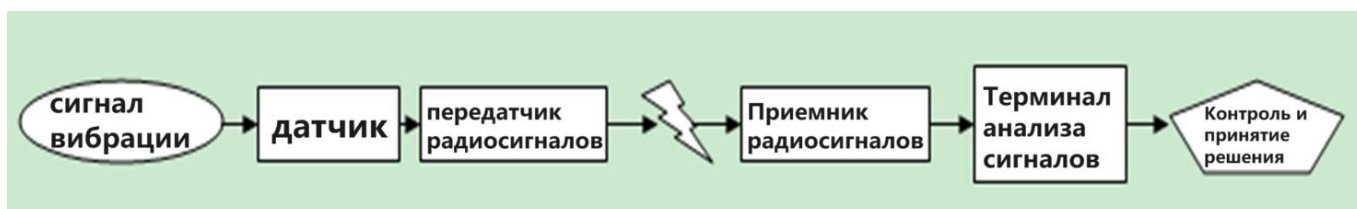
Все без исключения беспилотные устройства, включая беспилотные автомобили, беспилотные летательные аппараты (БПЛА), беспилотные лодки и так далее, нуждаются в силовых установках для обеспечения движущей силы, а производительность таких установок напрямую определяют соответствующие системы для успешного выполнения задачи [2]. Поэтому важно точно определять состояние трансмиссии и передавать соответствующие данные на аналитический узел в режиме реального времени, а затем анализировать их с помощью

высокопроизводительной программной системы, чтобы получить отчет о текущем рабочем состоянии и прогноз рабочих характеристик.

В соответствии с полученной фактической ситуацией своевременно принимаются соответствующие контрмеры, и при этом не возникает необходимости разбирать оборудование. Это более совершенный и надежный метод неразрушающего измерения, который будет очень полезен для беспилотного оборудования при выполнении миссии. Для БПЛА, особенно с большой продолжительностью полета и на большие расстояния, он будет иметь большое практическое значение для контроля состояния трансмиссии в режиме реального времени [3].

## 2. Проектирование аппаратного обеспечения

В соответствии с направлением сигнала вся система построена так, как показано на рис. 2.1. После того как выбранные датчики собирают сигналы вибрации, они передаются на беспроводной передатчик, который, в зависимости от реальной ситуации, отправляет принятые сигналы в анализирующий центр с помощью спутниковых сигналов или радиочастотной связи (реле); если позволяет грузоподъемность носителя, микрокомпьютер, используемый для обработки данных, также может быть расположен в авиакомпании, и результаты будут представлены в человеко-компьютерном интерфейсе после анализа.



## Рисунок 2.1. Поток сигналов в системе

Выбранный датчик вибрации, имеющий конструкцию на присосках для удобства установки, показан на рис. 2.2. Его порог срабатывания находится в диапазоне 20Гц-20КГц, что охватывает диапазон частот вибрационного сигнала, формируемый трансмиссией, а генерируемый сигнал имеет формат WAV, который обладает высокой точностью аудиоформата, при этом формируемый файл имеет небольшой размер, и с помощью соответствующей системы передачи радиочастотного сигнала он может быть реализован в диапазоне сверхдальнего эффективного мониторинга.



Рисунок 2.2. Фото аппаратного обеспечения устройства сбора и передачи данных

Для анализа и обработки аппаратных средств терминала можно использовать микрокомпьютер.

### 3. Разработка программного обеспечения

Программная часть системы программируется с помощью инструментального пакета разработчика LabVIEW2022, который не только обладает мощными функциями анализа обработки сигналов, но и может настраивать совместимые интерфейсы для программ, разработанных на языках C и MATLAB, что повышает удобство разработки всей системы. Построение программного комплекса показано на рисунке 3.1.



Рисунок 3.1. Концепция программного обеспечения

#### 3.1. Функциональное проектирование системы

Согласно проекту, система объединяет функцию представления оригинальной формы сигнала, функцию отображения спектральной плотности мощности, функцию отображения спектра Фурье за короткое время, функцию отображения основной частоты, функцию фильтрации дискретного вейвлет-преобразования, функцию фильтрации непрерывного вейвлет-преобразования, функцию сравнения и идентификации сигналов; в то же время, чтобы облегчить последующую обработку сигналов, исследование и суждение, она также разрабатывает соответствующую



функцию записи и хранения сигналов и воспроизведения. Конкретная логика проектирования показана на рисунке 3.2.



**Рисунок 3.2.** Логическая схема построения системы анализа и сравнения вибрационных сигналов

После сбора сигнала вибрации в режиме реального времени модуль представления оригинальной формы волны может отображать форму сигнала в произвольном порядке. Функция фильтрации разработана по времени и подразделяется на «без фильтрации», «фильтрация с непрерывным вейвлет-преобразованием» и «фильтрация с дискретным вейвлет-преобразованием». Эти три функции, в зависимости от выбора, после обработки сигнала, соответственно, передаются в «модуль кратковременного анализа Фурье» для завершения представления кратковременного спектра Фурье; передаются в «модуль отображения спектральной плотности мощности» для отображения спектральной плотности мощности; передаются в «функциональный модуль отображения

спектра» Сигнал передается в «модуль отображения спектральной плотности мощности» для отображения спектральной плотности мощности, и в «функциональный модуль отображения спектра» для отображения спектра.

Нефильтрованный необработанный сигнал может быть сравнен с помеченным вибрационным сигналом в библиотеке неисправностей с помощью функции сравнения сигналов, чтобы определить тип неисправности сигнала. Сигналы могут быть сохранены функцией хранения включений в момент получения, а впоследствии, при необходимости, они могут быть вызваны и представлены соответствующими отдельными функциями для исследования соответствующими специалистами.

### *3.2. Разработка функции фильтрации*

#### 3.2.1. Метод непрерывного вейвлет-преобразования

Фильтрация выполняется с помощью непрерывного вейвлет-преобразования (CWT): Этот метод может быть использован для анализа низкочастотных компонентов сигнала с высоким частотным разрешением; он также используется для анализа высокочастотных компонентов благодаря высокому временному разрешению и микроскопическому эффекту, поскольку он может обнаружить и показать переходные аномалии в сигнале [4]. Этот метод позволяет преодолеть ограничения разрешения короткопериодного преобразования Фурье (STFT) и провести локализованный временно-частотный анализ с фиксированным размером окна, но переменной формой, что подходит для исследования и анализа вибрационных сигналов [5].

Пусть  $\psi(t) \in L^2(\mathbb{R})$ ,  $\hat{\psi}(t)$  - это преобразование Фурье для  $\psi(t)$ , когда  $\psi(t)$  удовлетворяет следующему условию:

$$C_{\Psi} = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\hat{\psi}(w)|^2}{|w|} dw < \infty \quad (3.1)$$

$\psi(t)$  - фундаментальный вейвлет,  $\psi(t)$  преобразуется следующим образом:

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (3.2)$$

где  $a$  - параметр масштаба,  $b$  - параметр преобразования,  $a, b \in \mathbb{R}, a \neq 0$ .

CWT функции  $f(t)$  определяется как:

$$\text{CWT}_f(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi^*\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (3.3)$$

Непрерывный вейвлет  $\psi_{a,b}(t)$  имеет функцию, аналогичную функции окна в кратковременном режиме Фурье. Когда  $a$  становится меньше, область поддержки  $\psi_{a,b}(t)$  становится уже, а спектр  $\hat{\psi}_{a,b}(w)$  расширяется до высоких частот, и наоборот, реализуя адаптивность к размеру окна. Когда частота сигнала увеличивается, ширина временного окна становится уже, и эта благоприятная характеристика может улучшить разрешение во временной области; когда частота сигнала уменьшается, ширина окна становится больше, что хорошо для обнаружения медленно изменяющихся сигналов и может улучшить разрешение в частотной области [6].

Следует отметить, что вейвлет-преобразование очень подходит для локального анализа сигналов. CWT обладает не только вышеуказанными расширенными возможностями, но и такими свойствами, как линейность, стабильность при поступательном движении и телескопическая изотропия. Чтобы  $\hat{\psi}(w)$  обладал лучшими свойствами локализации в частотной области, вейвлет-функция  $\psi(t)$

должна удовлетворять условию регулярности в дополнение к условию допуска. Для достижения этой цели требуется, чтобы  $|CWT_f(a,b)|$  быстро уменьшался с уменьшением  $a$ . Предусмотрено, что начальный момент  $\Psi(t)$  первого порядка  $N$  равен 0, а значение  $N$  максимально велико [7].

$$\int_{-\infty}^{+\infty} t^k \psi(t) dt = 0, \quad k = 1, 2, \dots, N \quad (3.4)$$

### 3.2.2. Метод дискретного вейвлет-преобразования

Дискретное вейвлет-преобразование, или сокращенно DWT, представляет собой класс методов совместного анализа время-частота с переменным разрешением и имеет широкий спектр применения, который можно увидеть в области полученных данных, слияния информации, анализа данных и других аспектах его огромной роли [8]. DWT не требует сложных вычислительных операций в процессе преобразования, только простая последовательность операций умножения-добавления для достижения быстрого разложения и реконструкции, и, следовательно, имеет высокую скорость работы вычислений. Также реализована функция обработки сигналов в режиме реального времени. Применение DWT для обработки вибрационных сигналов позволяет значительно повысить эффективность этого типа анализа. [9].

В области обработки сигналов фильтрация является основной операцией, используемой для удаления шума и извлечения полезной информации из сигнала. Фильтрация с помощью дискретного вейвлет-преобразования – это метод фильтрации, основанный на вейвлет-функции, который позволяет эффективно реализовать денуазирование и извлечение признаков из сигнала. Основным принципом

фильтрации дискретного вейвлет-преобразования заключается в разложении сигнала на множество субсигналов различных частот, а затем фильтрации и восстановлении этих субсигналов. Банк фильтров дискретного вейвлет-преобразования состоит из фильтра низких частот и фильтра высоких частот, которые используются для выделения низкочастотной и высокочастотной составляющих соответственно. Низкочастотная составляющая соответствует гладкой части сигнала, а высокочастотная - детальной. Фильтрация с помощью дискретного вейвлет-преобразования может быть разделена на два этапа: разложение и восстановление. На этапе декомпозиции исходный сигнал разлагается на две части – коэффициенты аппроксимации и коэффициенты детализации – под действием фильтров низких и высоких частот [10]. Коэффициенты аппроксимации представляют низкочастотные компоненты сигнала, а коэффициенты детализации - высокочастотные компоненты сигнала. На этапе реконструкции исходный сигнал может быть восстановлен путем инвертирования коэффициентов аппроксимации и детализации. Выделение и удаление различных частотных составляющих сигнала может быть достигнуто путем настройки параметров и ступеней фильтра [11].

Ключом к реализации DWT является использование фильтров, которые подробно описаны в этом разделе. Сначала выполняется моделирование и дискретный вейвлет  $\psi_{j,k}(t)$  обозначается как:

$$\psi_{j,k}(t) = a_0^{-j/2} \psi\left(\frac{t - ka_0^j b_0}{a_0^j}\right) = a_0^{-j/2} \psi(a_0^{-j} t - kb_0), \quad (3.5)$$

а коэффициенты дискретного вейвлет-преобразования:

$$C_{j,k} = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi_{j,k}(t) dt. \quad (3.6)$$

Исходя из вышеуказанных требований, уравнение может быть преобразовано в следующий вид:

$$f(t) = C \sum_{-\infty}^{+\infty} \sum_{-\infty}^{+\infty} C_{j,k} \psi_{j,k}(t), \quad (3.7)$$

где  $C$  - независимая константа.

Дискретизированная двоичная частота вейвлета охватывает всю положительную полуось, а двоичное вейвлет-преобразование функции или сигнала выражается как:

$$CWT_f(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi^*\left(\frac{t-b}{a}\right) dt. \quad (3.8)$$

Параметр масштаба " $a$ " берется только для  $2^{-j}$ .

Ортогональное вейвлет-преобразование удовлетворяет требованию дискретизации масштабных и временных параметров, что представляет интерес как для численных расчетов, так и для облегчения теоретического анализа.

Вейвлет-базисная функция  $\Psi(t)$

$$\{\psi_{j,k}(t) = 2^{k/2} \Psi(2^k a - j); k, j \in N * N\}. \quad (3.9)$$

Условиями для создания стандартного ортогонального множества пространства  $L^2(R)$  являются:

$$\langle \psi_{k,f}, \psi_{k,f} \rangle = \int_R \psi_{j,k}(t) \psi_{1,n}^*(x) dx = \delta(k-1) \delta(j-n) \quad (3.10)$$

Ортогональные вейвлеты  $\Psi(t)$  и  $\delta(t)$  называются функциями Кронекера.

Здесь для любой функции или сигнала  $f(t)$  существует аналитическое уравнение разложения в вейвлет-ряд.

$$f(t) = \sum_{-\infty}^{+\infty} \sum_{-\infty}^{+\infty} A_{k,j} \psi_{j,k}(t), \quad (3.11)$$

где коэффициенты  $A_{k,j}$  определяются по формуле

$$A_{k,j} = \int_R f(t) \psi_{j,k}^*(t) dt \quad (3.12)$$

и называются вейвлет-коэффициентами.

Из этого следует, что вейвлет-коэффициенты  $A_{k,j}$  представляют собой непрерывное вейвлет-преобразование сигнала  $f(t)$

$$CWT_f(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi^* \left( \frac{t-b}{a} \right) dt. \quad (3.13)$$

Фильтрация с помощью дискретного вейвлет-преобразования - важный метод анализа и обработки сигналов. Он позволяет разложить сигнал на субсигналы различных частот, отфильтровать и восстановить эти субсигналы. Фильтрация с помощью дискретного вейвлет-преобразования обладает такими преимуществами, как многоразрешающий анализ, временно-частотная локализация, вычислительная эффективность и так далее, и широко используется в различных областях [12].

### 3.3. Способы представления сигналов

Помимо представления сигнала в виде оригинальной формы волны и карты фундаментальных частот, сигнал также представляется в виде спектра кратковременного преобразования Фурье и карты спектральной плотности мощности.

#### 3.3.1. Метод кратковременного преобразования Фурье

Дискретное преобразование Фурье разлагает дискретный сигнал на комбинацию различных частотных составляющих таким образом, что характеристики сигнала во временной и частотной областях оказываются связанными, и это становится эффективным инструментом для обработки сигналов, но дискретное преобразование Фурье - это глобальное преобразование, которое выражает средние частотные характеристики за некоторое время, и оно не может

выразить локальные характеристики сигнала, например, в сегменте сигнала, в котором субсигнал в какой момент появляется и когда заканчивается; оно может только указать, что этот субсигнал существует в данный период. Чтобы иметь возможность анализировать и работать с такого рода негладкими сигналами, разработчики усовершенствовали дискретное преобразование Фурье и предложили кратковременное преобразование Фурье, которое представляет собой метод, позволяющий разделить длинный сигнал на множество сегментов для обработки преобразованием Фурье [13]. Этот метод представляет собой метод преобразования сигналов во временной области в сигналы в частотной области, что является продвижением преобразования Фурье на изменяющихся во времени сигналах и может быть использовано для анализа спектральных характеристик нестационарных сигналов, которые широко используются в обработке сигналов, обработке звука, обработке изображений и связи [14].

Фазовый спектр с кратковременным преобразованием Фурье – это метод обработки сигналов, используемый для анализа частотно-временных характеристик сигнала. Он позволяет получить частотные составляющие сигнала в различные моменты времени путем разложения сигнала на ряд кратковременных преобразований Фурье. В фазовом спектре кратковременного преобразования Фурье важна информация о фазе, поскольку она дает представление о временном изменении сигнала. Наблюдая за изменением фазы, можно понять, как частотные компоненты сигнала меняются со временем. В фазовом спектре кратковременного преобразования Фурье для представления спектра сигнала обычно используются комплексные числа. Мнимая часть комплексного числа представляет собой



информацию о фазе, а действительная часть – информацию об амплитуде. Фазовый спектр может быть определен путем вычисления кратковременного преобразования Фурье-сигнала и получения спектра, представленного комплексными числами. Фазовый спектр получается путем отображения фазового угла каждой частотной составляющей на двумерную плоскость. Таким образом, фазовая информация сигнала может быть отображена на временно-частотной диаграмме, что помогает анализировать временно-частотные характеристики сигнала [15,16].

Общая идея этого преобразования заключается в выборе локализованной во времени частотной оконной функции, которая может быть окном Ханнинга, окном Хэмминга или окном Гаусса. Оконная функция  $g(t)$  является гладкой в коротком временном интервале, и оконная функция сдвигается таким образом, что исходный сигнал  $h(t)$  и  $g(t)$  являются гладкими сигналами в разных конечных временных интервалах, таким образом, получается спектр исходного сигнала. Яркие цвета на спектрограмме представляют собой частотные компоненты, содержащиеся в исходном сигнале, а площадь степени яркости цветов представляет собой долю каждой частотной компоненты. Далее, исходный сигнал может быть умножен на определенную выше оконную функцию, которая является ненулевой только в течение некоторого времени, и результат умножения затем подвергается одномерному преобразованию Фурье. Затем эта оконная функция сдвигается вдоль оси времени, и полученная серия преобразований Фурье выстраивается в виде двумерного представления [17,18].

Традиционное преобразование Фурье и обратное преобразование представлены следующим образом:

$$S(f) = \int_{-\infty}^{\infty} s(t)e^{-j2\pi ft} dt \quad (3.14)$$

$$s(t) = \int_{-\infty}^{\infty} S(f)e^{j2\pi ft} df \quad (3.15)$$

Соответствующий аналитический сигнал  $z(t)$  реального сигнала определяется как  $z(t) = s(t) + jH[s(t)]$ , где  $H$  – преобразование Гильберта. Такое преобразование действительной функции обладает следующими свойствами:

$$x(t) = H[s(t)] \quad (3.16)$$

$$s(t) = -H[x(t)] \quad (3.17)$$

Реальный FM-сигнал  $a(t)\cos \phi(t)$  соответствует разрешенному сигналу в виде:

$$z(t) = a(t)\cos \phi(t) + jH[a(t)\cos \phi(t)] = A(t)e^{j\phi(t)} \quad (3.18)$$

Реальные узкополосные высокочастотные сигналы:

$$s(t) = a(t)\cos [2\pi f_0 t + \phi(t)] \quad (3.19)$$

Сигналом синтаксического анализа является:

$$z(t) = a(t)e^{j\phi(t)}e^{j2\pi f_0 t} \quad (3.20)$$

Умножая приведенное выше уравнение на  $e^{-j2\pi f_0 t}$ , то есть после сдвига частоты  $f_0$  влево до нулевой несущей частоты, получим результат, который называется сигналом основной полосы частот:

$$z_B(t) = a(t)e^{j\phi(t)} \quad (3.21)$$

Это комплексная огибающая аналитического сигнала, а также и форма частотного сдвига аналитического сигнала, поэтому временно-частотный анализ и аналитический сигнал имеют одну и ту же природу. После процесса сдвига частоты так, что исходные спектральные линии всех левых сдвинуты  $f_0 f_0$ , все сдвинутые спектры и исходный спектр объединяются, чтобы получить  $f_0 f_0$  разрешение энергии

частотных компонентов, так что до анализа всех сигналов в окне, и в конечном итоге может получить  $f_0 f_0$  для спектрального расстояния между линиями краткосрочного преобразования Фурье двумерного распределения время-частота.

### 3.3.2. Метод спектральной плотности мощности

В физике сигналы обычно имеют форму волн, таких как электромагнитные волны, случайные колебания или звуковые волны. Когда спектральная плотность волны умножается на соответствующий коэффициент, чтобы получить мощность, приходящуюся на единицу частоты волны, это называется спектральной плотностью мощности (PSD) или спектральным распределением мощности (SPD) сигнала. Единицы измерения спектральной плотности мощности обычно выражаются в ваттах на герц (Вт/Гц) или с использованием длины волны, а не частоты, т.е. ватты на нанометр (Вт/нм) [19]. Приведенное выше определение спектральной плотности энергии требует наличия преобразования Фурье сигнала, т.е. сигнал должен быть квадратично-производным или квадратично-аддитивным. Часто более полезным альтернативным представлением является спектральная плотность мощности (PSD), которая определяет, как мощность сигнала или временного ряда распределяется с частотой. Здесь мощность может быть реальной физической мощностью, или чаще всего удобно представлять абстракцию сигнала, определяемую квадратом значения сигнала, то есть реальной мощностью сигнала, когда он нагружен на 1 Ом. Эта мгновенная мощность (среднее значение средней мощности) может быть выражена как:

$$P = S(t)^2 \tag{3.22}$$

Поскольку сигнал с ненулевым средним не является квадратичным, преобразования Фурье в этом случае не существует. Теорема Винера-Хинчина дает простую замену: если сигнал можно рассматривать как гладкий стохастический процесс, то спектральная плотность мощности - это преобразование Фурье автокорреляционной функции сигнала [20].

Спектральная плотность мощности сигнала существует тогда и только тогда, когда сигнал является обобщенным гладким процессом. Если сигнал не является гладким процессом, то автокорреляционная функция должна быть функцией двух переменных, так что спектральная плотность мощности не существует, но аналогичная техника может быть использована для оценки спектральной плотности, изменяющейся во времени. Спектральная плотность  $f(t)$  и автокорреляция  $f(t)$  образуют пару преобразований Фурье. Спектральные плотности обычно оцениваются с помощью методов преобразования Фурье, но также могут использоваться такие методы, как метод Уэлча и метод максимальной энтропии. Одним из результатов Фурье-анализа является теорема Парсеваля, которая гласит, что сумма (или интеграл) квадратов функции, то есть ее энергия, равна сумме (или интегралу) квадратов ее преобразований Фурье:

$$\int_{-\infty}^{\infty} |x(t)|^2 dt = \int_{-\infty}^{\infty} |X(f)|^2 df \quad (3.23)$$

где  $X(f)$  - непрерывное преобразование Фурье  $x(t)$ , а  $f$  - частотная составляющая  $x$ .

Спектральная плотность мощности - это вероятностная статистическая величина, которая является мерой среднего квадратического значения случайной величины. Обычно она используется в анализе случайных вибраций, а непрерывные переходные реакции могут быть описаны только функцией распределения

вероятностей, т.е. вероятностью того, что произойдет определенный уровень реакции. Спектральная плотность мощности определяется как «мощность» (среднее квадратичное значение) на единицу частотного диапазона. Спектральная плотность мощности является статистическим результатом реакции конструкции при случайном возбуждении динамической нагрузкой и представляет собой кривую зависимости спектральной плотности мощности от частоты, где спектральная плотность мощности может быть в виде спектральной плотности мощности смещения, спектральной плотности мощности скорости, спектральной плотности мощности ускорения, спектральной плотности мощности силы и т.д. С математической точки зрения, площадь под кривой зависимости спектральной плотности мощности от частоты – это среднее квадратическое значение ( $E[x^2(t)]$ ), которое равно дисперсии, то есть квадрату стандартного отклонения отклика, когда среднее равно нулю [21].

Разновидность метода периодограмм – метод Уэлча, который вычисляет спектральную плотность мощности (PSD) одномерного временного ряда, которая оценивается путем наложения средних периодограмм, в которых подпоследовательности временного ряда были окончены [22]. Метод Уэлча используется для устранения недостатков классической PSD путем сегментирования и оконной обработки данных для минимизации дисперсии при сохранении разрешения. Этот метод позволяет сократить объем вычислений и объем памяти, необходимый для хранения данных в ядре, а также улучшить соотношение сигнал/шум, которое рассчитывается как:

$$P(f) = \frac{1}{NUL} \sum_{i=1}^L \left| \sum_{n=0}^{N-1} x^i(n) e^{-j\omega n} \right|^2 = \frac{1}{NUL} \sum_{i=1}^L |F^i(f)|^2 \quad (3.24)$$

Где  $U$  - оконная функция,  $L$  - количество сегментов,  $x^i(n)$  - последовательность выборочных значений  $i$ -го окна на  $x(n)$ ,  $F^i(f)$  - дискретное преобразование Фурье  $x^i(n)$ .

На конкретной операции выполняются следующие шаги:

1. Разложение временного ряда на подпоследовательности, при этом значение параметра `length` определяет размер каждой подпоследовательности;
2. Установка размера окна для каждой подпоследовательности и вычисление PSD каждой подпоследовательности методом периодограммы;
3. Усреднение PSD каждой подпоследовательности для формирования функции  $s(f)$ .

В методе Уэлша тип оконной функции, размер окна и длина перекрытия между окнами оказывают определенное влияние на эффект извлечения признаков. Было доказано, что PSD, рассчитанная методом Уэлча, имеет меньшую дисперсию и является более гладкой, чем PSD, рассчитанная методом периодограмм [23].

### 3.4. Распознавание и сравнение сигналов

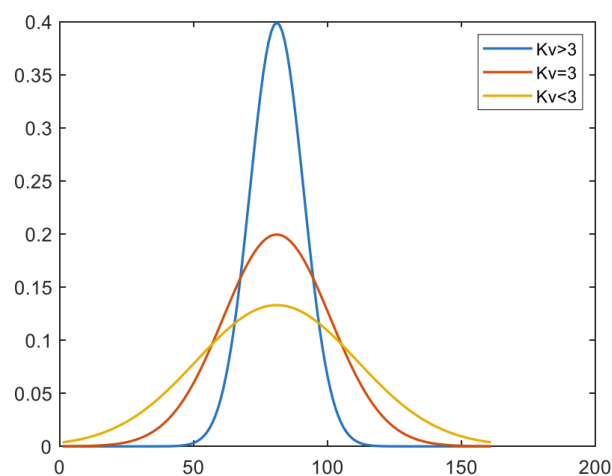
Модуль интеллектуальной диагностики вибрационных сигналов основан на модуле мониторинга вибрационных сигналов в реальном времени и модуле анализа и сравнения сигналов. Этот модуль – дополнение ко всем функциям модуля мониторинга вибрационных сигналов в реальном времени, его основной функцией является идентификация полученного сигнала. Анализ сигнала позволяет найти соответствующую неисправность, используя библиотеку сигналов, и оказать помощи в диагностике неисправностей. Основу системы составляют база данных

неисправностей и алгоритм сравнения. Для базы данных неисправностей, чем больше выборка помеченных неисправностей, тем более благоприятно для технического персонала проводить диагностику неисправностей. Однако ни одна база данных вибрационных сигналов не охватывает все типы сигналов вибрационных неисправностей, поэтому база данных этого модуля разработана как открытый режим обучения, который может расширять ресурсы базы данных путем непрерывной маркировки и записи полученных сигналов неисправностей. В то же время, с помощью модуля Интернета обмена между машинами, и в фоновом режиме, опираясь на облачные вычисления и архитектуру больших данных, система позволяет реализовать обмен сигналами неисправностей. Алгоритм сравнения в основном основан на сравнении крага сигнала, основной частоты, максимальной ширины импульса и значения пик-пик (два последних понятия будут рассмотрено ниже), а соответствующие факторы влияния интегрируются в параметры распознавания сигнала в равновзвешенном режиме, чтобы выполнить работу по распознаванию сигнала.

Информация об обрыве может быть использована для оценки характеристик ударного импульса сигнала, обозначаемого как  $K_v$ , который представляет собой статистику, используемую для описания резкости картины набора распределений данных, которая измеряет степень концентрации распределения данных вокруг его среднего значения, а также толщину и форму хвостов. Информация об обрыве очень чувствительна к ударным характеристикам сигнала, поэтому значение обрыва может быть использовано для определения размера ударной составляющей в сигнале, которая рассчитывается как:

$$K_v = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left( \frac{x_i - \bar{x}}{\sigma_x} \right)^4, \quad (3.25)$$

где  $\bar{x}$  и  $\sigma_x$  - среднее значение и стандартное отклонение сигнала. Краг также может использоваться для определения характера распределения сигнала, чем больше значение крага, тем более концентрированный характер распределения сигнала, если значение крага меньше, то характер распределения сигнала более рассеянный. Значение обрыва может быть положительным или отрицательным, если значение обрыва случайного сигнала отрицательно, то сигнал называется субгауссовым; если значение обрыва случайного сигнала положительно, то он называется супергауссовым сигналом. По сравнению с функцией плотности вероятности гауссовского сигнала, субгауссовский сигнал имеет относительно плоскую функцию плотности вероятности, которая приблизительно постоянна вблизи нуля и относительно мала при больших значениях переменной; супергауссовский сигнал имеет относительно большую функцию плотности вероятности при нулевых и больших значениях переменной и относительно малую функцию плотности вероятности при промежуточных значениях [24].



**Рисунок 3.3.** Значение коэффициента обрыва



Теория и применение фундаментальной частоты восходят к очень раннему периоду. В начале XIX века французский математик Жан-Батист Жозеф Фурье предложил теорию анализа для разложения периодических сигналов на гармонические составляющие различных частот. Преобразование Фурье – это метод анализа в частотной области, часто используемый в обработке сигналов, который преобразует сигнал во временной области в сигнал в частотной области. С помощью преобразования Фурье мы можем разложить сигнал на суперпозицию синусоидальных и косинусоидальных волн различных частот, чтобы получить спектральную информацию о сигнале в частотной области [25]. Фундаментальная частота – это самая низкочастотная составляющая периодического сигнала, которую также можно понимать, как минимальный период сигнала. Для периодического сигнала фундаментальная частота – это первый энергетический пик в спектре сигнала и самая низкочастотная составляющая. Математическое представление основной частоты –  $f_0$ , которая используется для описания обратной величины периода сигнала, т.е. период  $T = 1/f_0$ .

В работе для расчета используется метод энергетического центра тяжести. Традиционный спектральный анализ (например, БПФ) может анализировать сигналы только в пределах ограниченного интервала, что приводит к утечке спектра, в результате чего спектральные пики становятся меньше, а точность анализа снижается [26]. Для решения этой проблемы обычно используются следующие методы спектральной коррекции: 1 – метод коррекции амплитудно-спектрального отношения; 2 – метод разности фаз; 3 – спектральный непрерывный уточняющий

анализ преобразования Фурье FFT+FT; 4 – коррекция дискретной спектральной трехточечной свертки.

Метод коррекции дискретного спектра трехточечной сверткой может корректировать амплитуду среднего спектра мощности нескольких сегментов, при этом скорость вычислений высокая. Однако его главным недостатком является то, что он не может корректировать частоту и фазу, что приводит к ограничениям в его использовании [27].

Метод энергетического центра тяжести – это метод, использующий энергетический центр тяжести дискретного спектра для коррекции частоты и фазы сигнала на основе энергетических свойств оконной функции, который является дополнением и улучшением теории коррекции свертки дискретного спектра [28].

Окно Ханнинга определяется как:

$$W(n) = 0.5 - 0.5 \cos\left(2\pi \frac{n}{N}\right) \quad n = 0, 1, \dots, N - 1 \quad (3.26)$$

Функция режима спектра равна:

$$y(x) = \frac{\sin \pi x}{\pi x} \frac{1}{2(1-x^2)} \quad (3.27)$$

Спектральная функция мощности равна:

$$G(x) = \frac{\sin^2 \pi x}{4\pi^2 x^2 (1-x^2)^2} \quad (3.28)$$

Поскольку  $n$  стремится к бесконечности, существует следующая зависимость:

$$\sum_{i=-n}^n G(x+i)(x+i) = 0 \quad (3.29)$$

В итоге видно, что центр тяжести энергии окна Ханнинга находится бесконечно близко к началу координат. Согласно характеристикам центра тяжести энергии окна

Ханнинга, когда  $x$  находится в диапазоне  $[-0.5, 0.5]$ , основной лоскут в спектре мощности большего значения нескольких спектральных линий может быть более точно выяснен по координатам основного лоскута. Пусть спектральная функция основного лоскута будет:

$$Y(x) = A \frac{\sin^2 [\pi(x-x_0)]}{4\pi^2(x-x_0)^2[1-(x-x_0)^2]^2} \quad (3.30)$$

Приведенное выше уравнение эквивалентно уравнению (3.28), умноженному на коэффициент  $A$  и сдвинутому на  $x=x_0$ , где  $A$  и  $x_0$  - амплитуда и частота сигнала, соответственно. Величина  $y_0$  - максимальное значение спектральной линии в основной заслонке. Когда  $n$  стремится к бесконечности, существует свойство энергетического центра тяжести по окну Ханнинга:

$$\sum_{i=-n}^n Y_i(x - x_0 + i) = 0 \quad (3.31)$$

Значение координат центра тяжести основного закрывка заслонка, то есть значение основной частоты, может быть получено после упрощенного расчета:

$$x_0 = \sum_{i=-n}^n Y_i(x + i) / \sum_{i=-n}^n Y_i \quad (3.32)$$

Приведенное выше уравнение является точной формулой коррекции частоты сигнала при использовании окна Ханнинга. Если частота дискретизации равна  $f_s$ , количество точек дискретизации равно  $N$ , количество пиковых спектральных линий в основной заслонке равно  $m$ ,  $x_0$  - значение координат центра основной заслонки, а  $Y_i$  - значение  $i$ -й спектральной линии спектра мощности, тогда, согласно вышеприведенному уравнению, можно вывести обобщенную формулу для коррекции частоты сигнала по трехточечному энергетическому центру тяжести в виде:

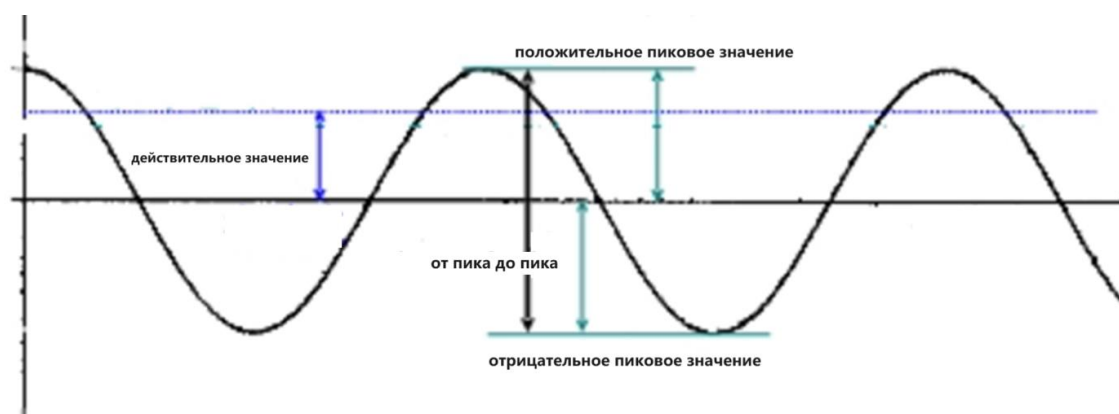
$$x_0 = \frac{\sum_{i=-n}^n Y_i(x+i)f_s}{N \sum_{i=-n}^n Y_i} \quad (3.33)$$

При использовании метода коррекции энергетического центра тяжести в пиковых спектральных линиях по обе стороны от центра симметрии имеется несколько спектральных линий и для того, чтобы уменьшить объем вычислений и в то же время повысить точность коррекции, часто используют боковые заслонки ослабления более быстрого окна Ханнинга и расчет трех спектральных линий или пяти спектральных линий для сигнала, чтобы провести коррекцию энергетического центра тяжести дискретного спектра. Однако энергия окна Ганнинга распределяется в основной заслонке поверх четырех спектральных линий, и в процессе коррекции энергетического центра тяжести используются только три спектральные линии, что эквивалентно меньшему учету одной из спектральных линий, что приводит к некоторому снижению точности коррекции. Если мы используем пять спектральных линий для коррекции частоты сигнала, это эквивалентно включению еще одной спектральной линии боковой заслонки поверх четырех спектральных линий основной заслонки, хотя точность коррекции энергетического центра тяжести повышается по сравнению с тремя спектральными линиями, но объем вычислений значительно увеличивается. Поэтому для оценки частоты сигнала все же больше подходит метод энергетического центра тяжести, при котором сначала определяется частотный диапазон сигнала, а затем для точного выделения основной частоты сигнала используется алгоритм более точной локальной частотной коррекции.

Рассмотрим понятие максимальная ширина импульса. В разных областях ширина импульса имеет разные значения. В области электронных сигналов ширина

импульса – это период, в течение которого длится максимальное значение, которого может достичь импульс. Ширина импульса определяется периодом и рабочим циклом сигнала и рассчитывается по формуле «Ширина импульса»  $W = T \times P$  ( $T$  представляет собой период, а  $P$  - рабочий цикл). Сравнивая максимальную ширину импульса сигналов, можно использовать этот параметр в качестве тестового измерения для определения сходства сигналов.

Значение от пика до пика. Пик-пик – в данном случае это значение разности между наибольшим и наименьшим значениями сигнала в цикле, которое находится в диапазоне между максимумом и минимумом и характеризует величину диапазона изменения значения сигнала.



**Рисунок 3.4.** Схематическое представление значений сигналов

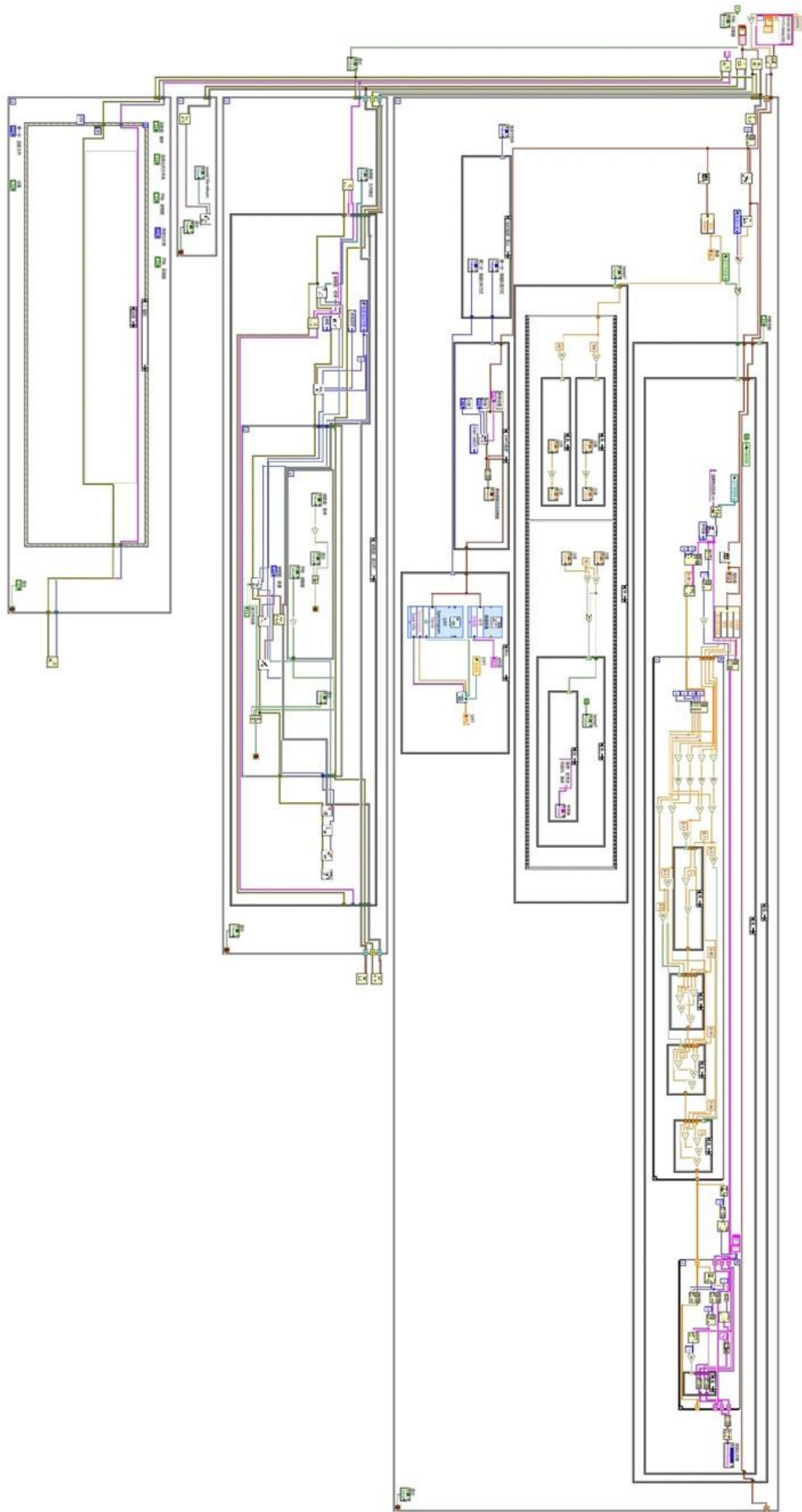
При разработке программы в качестве тестового измерения для определения сходства сигналов сравниваются значения пик-пик каждого сигнала. Поскольку амплитуда и интенсивность сигнала связаны между собой, значение пик-пик сигнала также является способом характеристики интенсивности сигнала, и

сравнение значений пик-пик позволяет исследовать сходство сигналов с точки зрения энергетических и волновых характеристик сигналов.

Вышеуказанные четыре величины используются в качестве соответствующих размеров сравнения сигналов, а расчет сходства сигналов осуществляется с помощью взвешивания равных значений.

### *3.5. Разработка программного обеспечения*

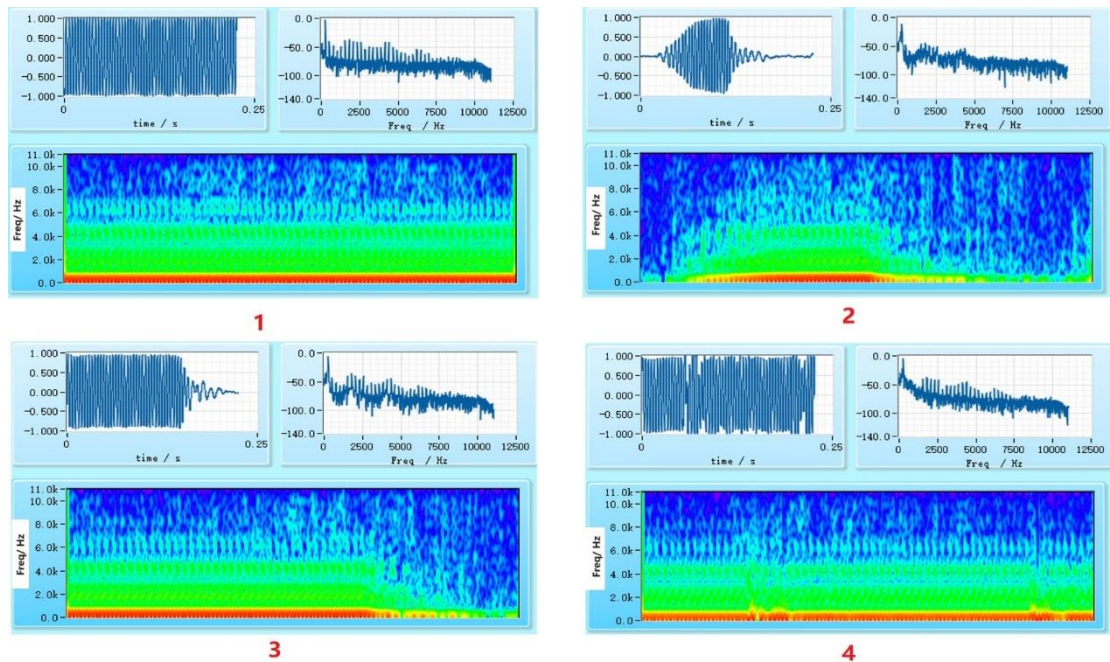
Система, разработанная с использованием LabVIEW2022, реализует функции отображения графика формы сигнала, отображения спектра кратковременного преобразования Фурье, отображения спектральной плотности мощности и графика основной частоты. Система способна анализировать неисправности и идентифицировать сигналы, что позволяет инженерам и техническим специалистам глубже понять условия работы тестируемого оборудования, тем самым осуществляя диагностику неисправностей и играя важную роль в управлении объектом. Панель программы показана на рисунке 3.5.



**Рисунок 3.5.** Программная панель системы

## 4. Экспериментальные испытания и обсуждения

С помощью разработанной системы, установленной на БПЛА дальнего радиуса действия для мониторинга силового агрегата в режиме реального времени, его работа отображается через четыре набора интерфейсов мониторинга, показанных на рис. 4.1 при полете в зоне 150 метров от стартовой платформы.



**Рисунок 4.1.** Результаты по 4-м наблюдениям, отображаемые на экране монитора.

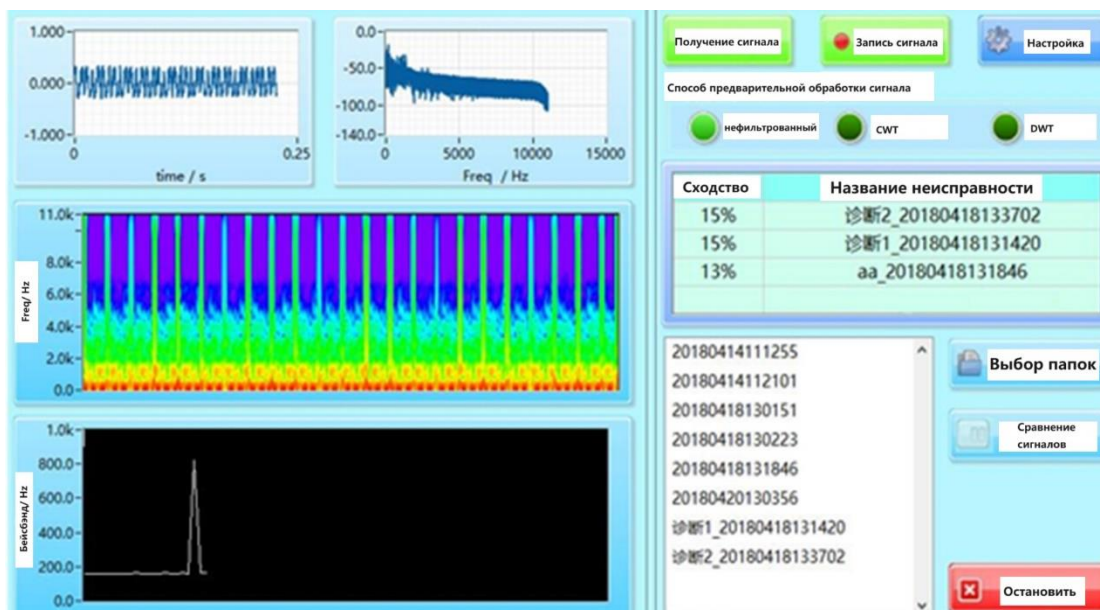
На рисунке 4.1 показан дисплей интерфейса мониторинга, соответствующий четырем состояниям, соответственно, из временной области и частотной области сигнала для рассмотрения стабильного и надежного метода кратковременного преобразования Фурье, который может отображать интенсивность сигнала (цветная секция). Образец № 1 - это образец вибрации, соответствующий нормальному состоянию; образец № 2 - это образец вибрации агрегата с пробуксовкой; образец № 3 - это образец вибрации агрегата с регулярной пробуксовкой; и образец № 4 - это



образец вибрации агрегата с нерегулярной пробуксовкой. Каждая группа может точно отражать рабочее состояние трансмиссии.

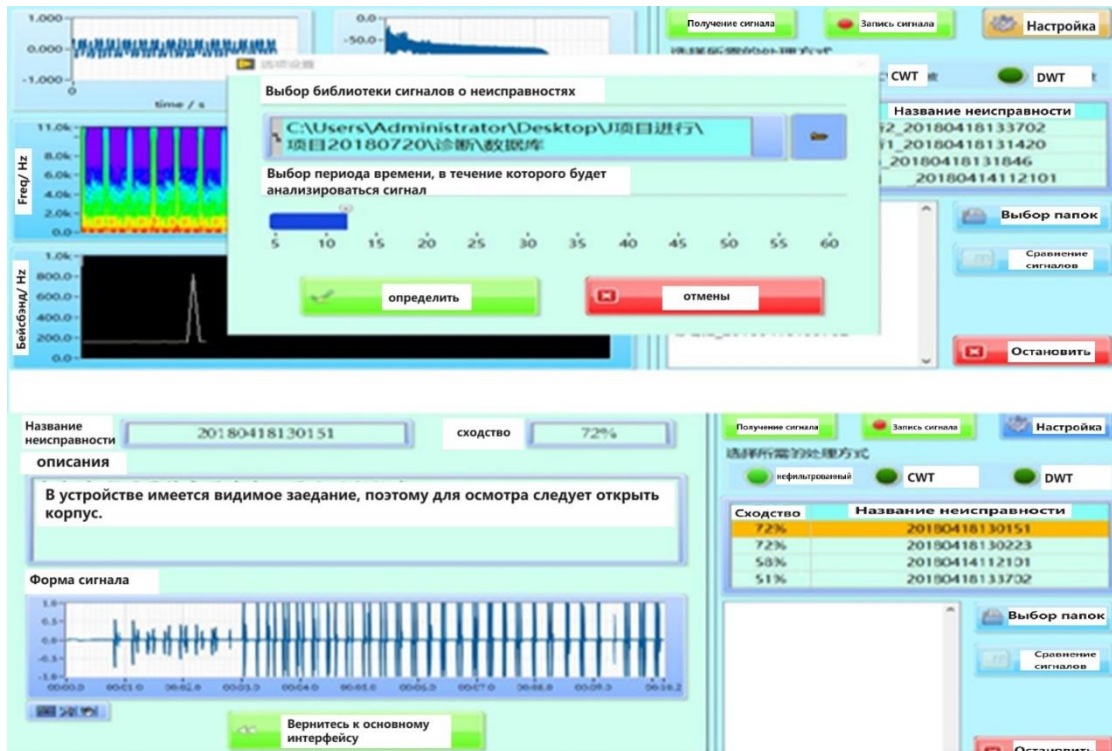
При тестировании нормальных и стабильных вибрационных сигналов их регулярность также отражается в диагностическом интерфейсе, как показано на рис.

4.2.



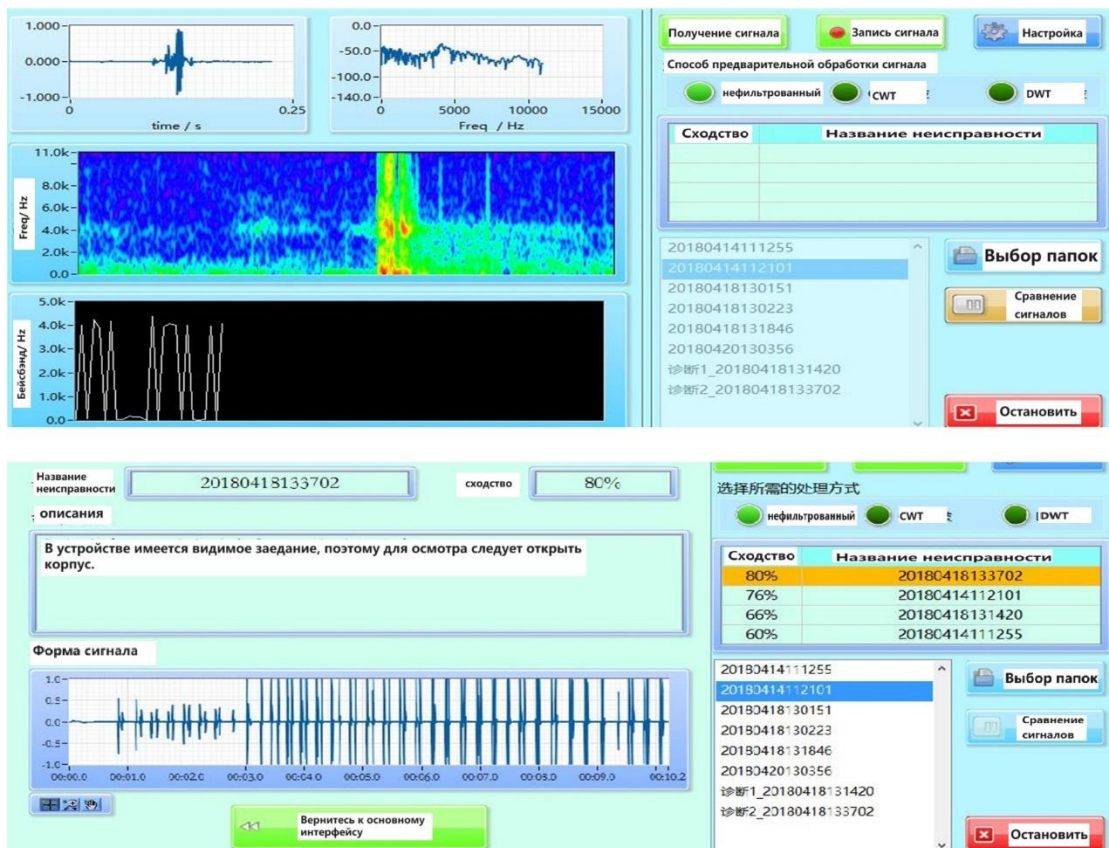
**Рисунок 4.2.** Отображение нормального сигнала на диагностическом экране

С помощью системы можно выполнять операции сохранения и повторного вызова сигналов, как показано на рисунке 4.3.



**Рисунок 4.3.** Схематическое представление операции анализа искомого сигнала

При обнаружении сигнала неисправности полученный сигнал может быть сопоставлен с сигналами в библиотеке, чтобы определить, какая из проблем может существовать, которые перечислены в стиле соответствующего процента вероятности и предупреждением соответствующим образом. Также можно ввести сигналы известных типов неисправностей в качестве материала для сопоставления с неизвестными сигналами неисправностей, обнаруженными позже, как показано на рис. 4.4.



**Рисунок 4.4.** Распознавание и диагностика сигналов неисправности

## 5. Заключение

После длительного практического применения эта система показала высокий процент успешной диагностики распространенных неисправностей и она может играть положительную роль в практике применения систем защиты силовых агрегатов.

Поскольку данная система основана на наборе разработчика LabVIEW2022, конструкция сенсорной панели достаточно проста в использовании, и оператор, не имеющий навыков программирования, может легко приступить к работе без какого-либо дополнительного технического образования. Это значительно расширяет возможности применения и играет важную роль в интеллектуальной защите оборудования.

## Список источников

1. Гусейнов Г.А. и др. О точности прямого геореференцирования беспилотного летательного аппарата в зонах с различными климатическими условиями // Труды МАИ. 2022. № 126. URL: <https://trudymai.ru/published.php?ID=169012>. DOI: [10.34759/trd-2022-126-26](https://doi.org/10.34759/trd-2022-126-26)
2. Turner Cotterman et al. The transition to electrified vehicles: Evaluating the labor demand of manufacturing conventional versus battery electric vehicle powertrains // Energy Policy, 2024, vol. 188, pp. 114064. DOI: [10.1016/J.ENPOL.2024.114064](https://doi.org/10.1016/J.ENPOL.2024.114064)
3. Suman Saha, Partha Pratim Bandyopadhyay. Non-destructive measurement of MUCT in micro-milling using surface topography generated by bi-planer size effects // International Journal of Mechanical Sciences, 2024, vol. 275, pp. 109332. DOI : [10.1016/J.IJMECSCI.2024.109332](https://doi.org/10.1016/J.IJMECSCI.2024.109332)
4. Mohamed Adel Gabry et al. Advanced Deep Learning for microseismic events prediction for hydraulic fracture treatment via Continuous Wavelet Transform // Geoenergy Science and Engineering, 2024, vol. 239, pp. 212983. DOI : [10.1016/J.GEOEN.2024.212983](https://doi.org/10.1016/J.GEOEN.2024.212983)
5. Jae Ho Sim et al. Deep Learning Model for Cosmetic Gel Classification Based on a Short-Time Fourier Transform and Spectrogram // ACS applied materials & interfaces, 2024. DOI: [10.1021/ACSAMI.4C03675](https://doi.org/10.1021/ACSAMI.4C03675)
6. Scott F Thrall et al. A comparison of wavelet-based action potential detection from the NeuroAmp and the Iowa Bioengineering Nerve Traffic Analysis system // Journal of neurophysiology, 2024. DOI: [10.1152/JN.00448.2023](https://doi.org/10.1152/JN.00448.2023)

7. Demi Ai, Duluan Zhang, Hongping Zhu. A damage localization approach for concrete structure using discrete wavelet transform of electromechanical admittance of bonded PZT transducers // *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2024, vol. 218, pp. 111531. DOI: [10.1016/J.YMSSP.2024.111531](https://doi.org/10.1016/J.YMSSP.2024.111531)
8. Minesh K Joshi, Patel R R. Fault detection through discrete wavelet transforms and radial basis function neural network in shunt compensated distribution systems // *Engineering Research Express*, 2024, vol. 6.2. DOI: [10.1088/2631-8695/AD46E7](https://doi.org/10.1088/2631-8695/AD46E7)
9. Benamira Nadir et al. Exploring the effects of overvoltage unbalances on three phase induction motors: Insights from motor current spectral analysis and discrete wavelet transform energy assessment // *Computers and Electrical Engineering*, 2024, vol. 117, pp. 109242. DOI: [10.1016/J.COMPELECENG.2024.109242](https://doi.org/10.1016/J.COMPELECENG.2024.109242)
10. Alimagadov K.A., Umnyashkin S.V. White Noise Suppression Based on Wiener Filtering Using Neural Network Technologies in the Domain of the Discrete Wavelet Transform // *Russian Microelectronics*, 2024, vol. 52.7, pp. 722-729. DOI : [10.1134/S106373972307003X](https://doi.org/10.1134/S106373972307003X)
11. Pavani Cherukuru, Mumtaz Begum Mustafa. CNN-based noise reduction for multi-channel speech enhancement system with discrete wavelet transform (DWT) preprocessing // *PeerJ Computer science*, 2024, vol. 10. DOI: [10.7717/PEERJ-CS.1901](https://doi.org/10.7717/PEERJ-CS.1901)
12. Dash Sonali et al. Real Time Retinal Optic Disc Segmentation via Guided filter and Discrete Wavelet Transform // *Journal of Physics: Conference Series*, 2022, vol. 2312.1. DOI: [10.1088/1742-6596/2312/1/012007](https://doi.org/10.1088/1742-6596/2312/1/012007)

13. Ravikumar M., Shivaprasad B.J., Guru D.S. Enhancement of MRI Brain Images Using Notch Filter Based on Discrete Wavelet Transform // International Journal of Image and Graphics, 2022, vol. 22.01. DOI: [10.1142/S0219467822500103](https://doi.org/10.1142/S0219467822500103)
14. Goran Savić et al. Memory Efficient Hardware Architecture for 5/3 Lifting-Based 2-D Forward Discrete Wavelet Transform // Microprocessors and Microsystems, 2021, vol. 87, pp. 104176. DOI: [10.1016/J.MICPRO.2021.104176](https://doi.org/10.1016/J.MICPRO.2021.104176)
15. Tong Hao et al. Automatic Detection of Subglacial Water Bodies in the AGAP Region, East Antarctica, Based on Short-Time Fourier Transform // Remote Sensing, 2023, vol. 15.2, pp. 363-363. DOI: 10.3390/RS1502036
16. Patrick D. Cerna et al. Bisayan Dialect Short-time Fourier Transform Audio Recognition System using Convolutional and Recurrent Neural Network // International Journal of Advanced Computer Science and Applications (IJACSA), 2023, vol. 14.3. DOI: [10.1456vol/9/IJACSA.2023.01403111](https://doi.org/10.1456vol/9/IJACSA.2023.01403111)
17. Knutsen Helge. A fractal uncertainty principle for the short-time Fourier transform and Gabor multipliers // Applied and Computational Harmonic Analysis, 2023, vol. 62, pp. 365-389. DOI: [10.1016/J.ACHA.2022.10.001](https://doi.org/10.1016/J.ACHA.2022.10.001)
18. Amiri Mohsen, Aghaeinia Hassan, Amindavar Hamid Reza. Automatic epileptic seizure detection in EEG signals using sparse common, spatial pattern and adaptive short-time Fourier transform-based synchrosqueezing transform // Biomedical Signal Processing and Control, 2023, vol. 79. DOI: [10.1016/J.BSPC.2022.104022](https://doi.org/10.1016/J.BSPC.2022.104022)
19. Zachary Huffman, Joana Rocha. The Derivation of an Empirical Model to Estimate the Power Spectral Density of Turbulent Boundary Layer Wall Pressure in Aircraft Using

Machine Learning Regression Techniques // Aerospace, 2024, vol. 11.6, pp. 446. DOI: [10.3390/AEROSPACE11060446](https://doi.org/10.3390/AEROSPACE11060446)

20. Marius Bittner, Marco Behrendt, Michael Beer. Relaxed evolutionary power spectral density functions: A probabilistic approach to model uncertainties of non-stationary stochastic signals // Mechanical Systems and Signal Processing, 2024, vol. 211, pp. 111210. DOI: [10.1016/J.YMSSP.2024.111210](https://doi.org/10.1016/J.YMSSP.2024.111210)

21. Jian Yu et al. Evolutionary power spectrum density of earthquake-induced rail geometric irregularities // Structure and Infrastructure Engineering, 2022, vol. 20 (3), pp. 1-16. DOI: [10.1080/15732479.2022.2103155](https://doi.org/10.1080/15732479.2022.2103155)

22. Yoshiki Murayama et al. Characterization of larger-single-Lorentzian noise deviated from 1/f characteristics detected by a power-spectral-density-integration method // Japanese Journal of Applied Physics, 2024, vol. 63.3.

23. WonsulKim et al. Cumulative power spectral density-based damping estimation // Earthquake Engineering & Structural Dynamics, 2024, vol. 53.5, pp. 1787-1802. DOI: [10.1002/EQE.4092](https://doi.org/10.1002/EQE.4092)

24. Большаков Р.С, Гозбенко В.Е., Выонг К.Ч. Математическое моделирование динамических состояний вибрационных машин // Труды МАИ. 2023. № 133. URL: <https://trudymai.ru/published.php?ID=177669>

25. Xuejiang Chen et al. A short time series rolling bearing fault diagnosis method based on FMTF-CNN // Engineering Research Express, 2024, vol. 6.2. DOI : [10.1088/2631-8695/AD4957](https://doi.org/10.1088/2631-8695/AD4957)

26. Зайцев Д.О., Павлов Д.А., Нестечук Е.А. Методика контроля технического состояния бортовых систем ракет-носителей на основе обработки быстроменяющихся параметров // Труды МАИ. 2021. № 121. URL: <https://trudymai.ru/published.php?ID=162665>. DOI: [10.34759/trd-2021-121-18](https://doi.org/10.34759/trd-2021-121-18)
27. Герасимчук В.В., Жиряков А.В., Кузнецов Д.А., Телепнев П.П. Моделирование вибрационного фона космического аппарата // Труды МАИ. 2023. № 131. URL: <https://trudymai.ru/published.php?ID=175908>. DOI: [10.34759/trd-2023-131-02](https://doi.org/10.34759/trd-2023-131-02)
28. Альрубей М.А. Сравнительный анализ способов интерполяции при оценке частоты дискретизированного гармонического сигнала // Труды МАИ. 2023. № 130. URL: <https://trudymai.ru/published.php?ID=174612>. DOI: [10.34759/trd-2023-130-15](https://doi.org/10.34759/trd-2023-130-15)

## References

1. Guseinov G.A. et al. *Trudy MAI*, 2022, no. 126. URL: <https://trudymai.ru/eng/published.php?ID=169012>. DOI: [10.34759/trd-2022-126-26](https://doi.org/10.34759/trd-2022-126-26)
2. Turner Cotterman et al. The transition to electrified vehicles: Evaluating the labor demand of manufacturing conventional versus battery electric vehicle powertrains, *Energy Policy*, 2024, vol. 188, pp. 114064. DOI : [10.1016/J.ENPOL.2024.114064](https://doi.org/10.1016/J.ENPOL.2024.114064)
3. Suman Saha, Partha Pratim Bandyopadhyay. Non-destructive measurement of MUCT in micro-milling using surface topography generated by bi-planer size effects, *International Journal of Mechanical Sciences*, 2024, vol. 275, pp. 109332. DOI : [10.1016/J.IJMECSCI.2024.109332](https://doi.org/10.1016/J.IJMECSCI.2024.109332)



4. Mohamed Adel Gabry et al. Advanced Deep Learning for microseismic events prediction for hydraulic fracture treatment via Continuous Wavelet Transform, *Geoenergy Science and Engineering*, 2024, vol. 239, pp. 212983. DOI : [10.1016/J.GEOEN.2024.212983](https://doi.org/10.1016/J.GEOEN.2024.212983)
5. Jae Ho Sim et al. Deep Learning Model for Cosmetic Gel Classification Based on a Short-Time Fourier Transform and Spectrogram, *ACS applied materials & interfaces*, 2024. DOI : [10.1021/ACSAMI.4C03675](https://doi.org/10.1021/ACSAMI.4C03675)
6. Scott F Thrall et al. A comparison of wavelet-based action potential detection from the NeuroAmp and the Iowa Bioengineering Nerve Traffic Analysis system, *Journal of neurophysiology*, 2024. DOI : [10.1152/JN.00448.2023](https://doi.org/10.1152/JN.00448.2023)
7. Demi Ai, Duluan Zhang, Hongping Zhu. A damage localization approach for concrete structure using discrete wavelet transform of electromechanical admittance of bonded PZT transducers, *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2024, vol. 218, pp. 111531. DOI: [10.1016/J.YMSSP.2024.111531](https://doi.org/10.1016/J.YMSSP.2024.111531)
8. Minesh K Joshi, Patel R R. Fault detection through discrete wavelet transforms and radial basis function neural network in shunt compensated distribution systems, *Engineering Research Express*, 2024, vol. 6.2. DOI : [10.1088/2631-8695/AD46E7](https://doi.org/10.1088/2631-8695/AD46E7)
9. Benamira Nadir et al. Exploring the effects of overvoltage unbalances on three phase induction motors: Insights from motor current spectral analysis and discrete wavelet transform energy assessment, *Computers and Electrical Engineering*, 2024, vol. 117, pp. 109242. DOI : [10.1016/J.COMPELECENG.2024.109242](https://doi.org/10.1016/J.COMPELECENG.2024.109242)

10. Alimagadov K.A., Umnyashkin S.V. White Noise Suppression Based on Wiener Filtering Using Neural Network Technologies in the Domain of the Discrete Wavelet Transform, *Russian Microelectronics*, 2024, vol. 52.7, pp. 722-729. DOI : [10.1134/S106373972307003X](https://doi.org/10.1134/S106373972307003X)
11. Pavani Cherukuru, Mumtaz Begum Mustafa. CNN-based noise reduction for multi-channel speech enhancement system with discrete wavelet transform (DWT) preprocessing, *PeerJ Computer science*, 2024, vol. 10. DOI : [10.7717/PEERJ-CS.1901](https://doi.org/10.7717/PEERJ-CS.1901)
12. Dash Sonali et al. Real Time Retinal Optic Disc Segmentation via Guided filter and Discrete Wavelet Transform, *Journal of Physics: Conference Series*, 2022, vol. 2312.1. DOI : [10.1088/1742-6596/2312/1/012007](https://doi.org/10.1088/1742-6596/2312/1/012007)
13. Ravikumar M., Shivaprasad B.J., Guru D.S. Enhancement of MRI Brain Images Using Notch Filter Based on Discrete Wavelet Transform, *International Journal of Image and Graphics*, 2022, vol. 22.01. DOI : [10.1142/S0219467822500103](https://doi.org/10.1142/S0219467822500103)
14. Goran Savić et al. Memory Efficient Hardware Architecture for 5/3 Lifting-Based 2-D Forward Discrete Wavelet Transform, *Microprocessors and Microsystems*, 2021, vol. 87, pp. 104176. DOI : [10.1016/J.MICPRO.2021.104176](https://doi.org/10.1016/J.MICPRO.2021.104176)
15. Tong Hao et al. Automatic Detection of Subglacial Water Bodies in the AGAP Region, East Antarctica, Based on Short-Time Fourier Transform, *Remote Sensing*, 2023, vol. 15.2, pp. 363-363. DOI : [10.3390/RS1502036](https://doi.org/10.3390/RS1502036)

16. Patrick D. Cerna et al. Bisayan Dialect Short-time Fourier Transform Audio Recognition System using Convolutional and Recurrent Neural Network, *International Journal of Advanced Computer Science and Applications (IJACSA)*, 2023, vol. 14.3. DOI: [10.1456vol/9/IJACSA.2023.01403111](https://doi.org/10.1456vol/9/IJACSA.2023.01403111)
17. Knutsen Helge. A fractal uncertainty principle for the short-time Fourier transform and Gabor multipliers, *Applied and Computational Harmonic Analysis*, 2023, vol. 62, pp. 365-389. DOI : [10.1016/J.ACHA.2022.10.001](https://doi.org/10.1016/J.ACHA.2022.10.001)
18. Amiri Mohsen, Aghaeinia Hassan, Amindavar Hamid Reza. Automatic epileptic seizure detection in EEG signals using sparse common, spatial pattern and adaptive short-time Fourier transform-based synchrosqueezing transform, *Biomedical Signal Processing and Control*, 2023, vol. 79. DOI : [10.1016/J.BSPC.2022.104022](https://doi.org/10.1016/J.BSPC.2022.104022)
19. Zachary Huffman, Joana Rocha. The Derivation of an Empirical Model to Estimate the Power Spectral Density of Turbulent Boundary Layer Wall Pressure in Aircraft Using Machine Learning Regression Techniques, *Aerospace*, 2024, vol. 11.6, pp. 446. DOI : [10.3390/AEROSPACE11060446](https://doi.org/10.3390/AEROSPACE11060446)
20. Marius Bittner, Marco Behrendt, Michael Beer. Relaxed evolutionary power spectral density functions: A probabilistic approach to model uncertainties of non-stationary stochastic signals, *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2024, vol. 211, pp, 111210. DOI : [10.1016/J.YMSSP.2024.111210](https://doi.org/10.1016/J.YMSSP.2024.111210)

21. Jian Yu et al. Evolutionary power spectrum density of earthquake-induced rail geometric irregularities, *Structure and Infrastructure Engineering*, 2022, vol. 20 (3), pp. 1-16. DOI: [10.1080/15732479.2022.2103155](https://doi.org/10.1080/15732479.2022.2103155)
22. Yoshiki Murayama et al. Characterization of larger-single-Lorentzian noise deviated from 1/f characteristics detected by a power-spectral-density-integration method, *Japanese Journal of Applied Physics*, 2024, vol. 63.3.
23. WonsulKim et al. Cumulative power spectral density-based damping estimation, *Earthquake Engineering & Structural Dynamics*, 2024, vol. 53.5, pp. 1787-1802. DOI : [10.1002/EQE.4092](https://doi.org/10.1002/EQE.4092)
24. Bol'shakov R.S, Gozbenko V.E., Vyong K.Ch. *Trudy MAI*, 2023, no. 133. URL: <https://trudymai.ru/eng/published.php?ID=177669>
25. Xuejiang Chen et al. A short time series rolling bearing fault diagnosis method based on FMTF-CNN, *Engineering Research Express*, 2024, vol. 6.2. DOI : [10.1088/2631-8695/AD4957](https://doi.org/10.1088/2631-8695/AD4957)
26. Zaitsev D.O., Pavlov D.A., Nestechuk E.A. *Trudy MAI*, 2021, no. 121. URL: <https://trudymai.ru/eng/published.php?ID=162665>. DOI: [10.34759/trd-2021-121-18](https://doi.org/10.34759/trd-2021-121-18)
27. Gerasimchuk V.V., Zhiryakov A.V., Kuznetsov D.A., Telepnev P.P. *Trudy MAI*, 2023, no. 131. URL: <https://trudymai.ru/eng/published.php?ID=175908>. DOI: [10.34759/trd-2023-131-02](https://doi.org/10.34759/trd-2023-131-02)
28. Al'rubei M.A. *Trudy MAI*, 2023, no. 130. URL: <https://trudymai.ru/eng/published.php?ID=174612>. DOI: [10.34759/trd-2023-130-15](https://doi.org/10.34759/trd-2023-130-15)

Статья поступила в редакцию 27.06.2024

Одобрена после рецензирования 20.07.2024

Принята к публикации 28.08.2024

The article was submitted on 27.06.2024; approved after reviewing on 20.07.2024;  
accepted for publication on 28.08.2024