

## **Акустическая диагностика бензиновых двигателей на основе анализа спектрограмм**

*Данилов Владимир Дмитриевич*

*Приамурский государственный университет имени Шолом-Алейхема*

*Студент*

### **Аннотация**

В статье представлен подход к диагностике бензиновых двигателей с использованием анализа звукового сигнала. Предложена методика диагностики, основанная на преобразовании аудиозаписи работы двигателя в спектрограмму и последующем анализе полученных изображений. В качестве практической иллюстрации метода рассмотрены три характерных состояния двигателя Honda GX390: нормальная работа, проблемы при запуске и работа с признаками детонации. Для каждого состояния построены и проанализированы спектрограммы, демонстрирующие уникальные визуальные паттерны. Обсуждается возможность дальнейшей автоматизации диагностики с применением свёрточных нейронных сетей для классификации подобных спектрограмм. Результаты демонстрируют принципиальную возможность создания системы диагностики на основе предлагаемого подхода.

**Ключевые слова:** диагностика двигателя, спектрограмма, акустический анализ, Honda GX390, свёрточные нейронные сети, визуализация звука.

### **Acoustic diagnostics of gasoline engines based on spectrogram analysis**

*Danilov Vladimir Dmitrievich*

*Sholom-Aleichem Priamursky State University*

*Student*

### **Abstract**

The article presents an approach to diagnosing gasoline engines using sound signal analysis. A diagnostic method is proposed, based on converting an audio recording of the engine operation into a spectrogram and subsequent analysis of the obtained images. As a practical illustration of the method, three characteristic states of a Honda GX390 engine are considered: normal operation, starting problems, and operation with signs of knocking. For each state, spectrograms are constructed and analyzed, demonstrating unique visual patterns. The possibility of further automation of diagnostics using convolutional neural networks to classify such spectrograms is discussed. The results demonstrate the fundamental feasibility of creating a diagnostic system based on the proposed approach.

**Keywords:** engine diagnostics, spectrogram, acoustic analysis, Honda GX390, convolutional neural networks, sound visualization.

## **1.1 Введение**

### **1.1 Актуальность**

Своевременное выявление неисправностей бензиновых двигателей, широко используемых в генераторных установках и малой механизации, важно для обеспечения их надёжности. Традиционные методы диагностики часто требуют разборки агрегата. Акустический анализ, основанный на обработке звука работающего двигателя, представляет собой перспективный неинвазивный метод контроля состояния. Визуализация звука в виде спектрограммы позволяет перевести задачу диагностики в область анализа изображений, что открывает возможности для применения современных методов компьютерного зрения.

### **1.2 Обзор исследований**

А. А. Горбачев посвятил статью разработке приемника акустических сигналов для диагностики двигателей внутреннего сгорания [1]. В двух своих статьях А. В. Логунов и А. Л. Береснев развивают идею анализа неисправности двигателей по звуку и применение нейросетей для автоматизированности и улучшения точности диагностики [2], [3]. М. В. Швецов и С. В. Сафонов развивают идею Логунова и Береснева по внедрению нейросетей в диагностику двигателей [4].

### **1.3 Цель исследования**

Целью исследования является разработка и демонстрация методики акустической диагностики бензиновых двигателей на основе визуального анализа спектрограмм.

В рамках работы решаются следующие задачи: разработка протокола сбора аудиоданных для характерных состояний двигателя, построение и сравнительный анализ спектрограмм для каждого состояния, а также обоснование возможности дальнейшей автоматизации процесса с помощью методов глубокого обучения. В качестве объекта для демонстрации методики выбран двигатель Honda GX390.

## **2 Материалы и методы**

Для демонстрации методики в качестве объекта исследования выбран четырёхтактный бензиновый двигатель Honda GX390. В ходе исследования, использовались аудиозаписи, характеризующие три состояния:

1. Нормальная работа (NORMAL): двигатель функционирует на установившихся оборотах.
2. Нарушение процесса запуска (START\_FAILURE): запись фиксирует неустойчивую работу в момент запуска.
3. Детонация/механический стук (KNOCK): запись работы с признаками аномального сгорания или механических ударов.

Аудиозаписи получены из открытых источников видеохостинга YouTube [5] и представлены в формате MP3. Для преобразования звукового сигнала в визуальное представление использовался онлайн-инструмент

спектрального анализа Academo Spectrum Analyzer [6], который выполняет преобразование аудио в спектрограмму. Спектрограмма — это двумерное изображение, где по горизонтальной оси отложено время, по вертикальной оси — частота звука, а цвет или яркость каждого пикселя соответствует интенсивности звука на данной частоте в данный момент времени.

### 3 Результаты

Для наглядной демонстрации метода построены спектрограммы для трёх рассмотренных состояний двигателя Honda GX390.

Визуализация первой спектограммы в Academo Spectrum Analyzer (рис. 1), демонстрирует стабильную, периодическую структуру. Чётко прослеживаются основные гармоники, соответствующие частоте вращения коленчатого вала. Энергия сигнала сконцентрирована в низкочастотном диапазоне, а амплитудный профиль повторяется от цикла к циклу, что указывает на устойчивую работу.

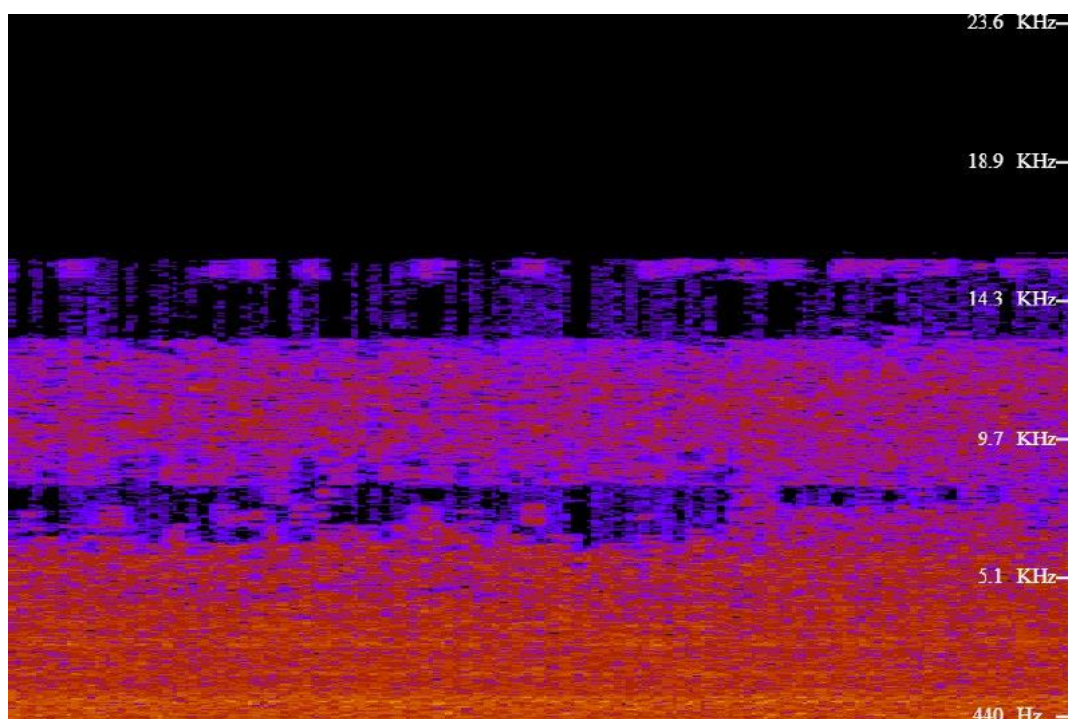


Рисунок 1 – Спектрограмма звука исправного двигателя (класс «NORMAL»)

По второй спектограмме (рис. 2), можно заметить, что спектральная картина отличается нестабильностью. Наблюдается отсутствие чёткой периодичности в начальный момент, что визуально проявляется как размытие и нерегулярность вертикальных структур. Данный паттерн характерен для неустановившегося переходного режима работы.

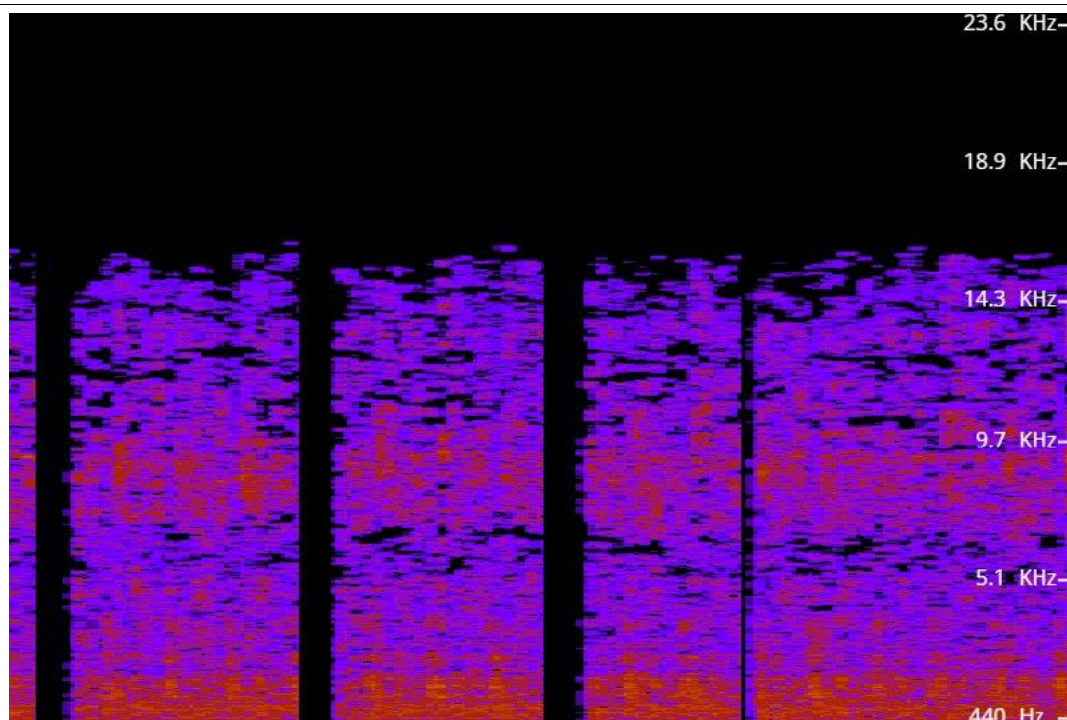


Рисунок 2 – Спектрограмма звука двигателя с нарушением процесса запуска (класс «START\_FAILURE»)

На третьей спектрограмме (рис. 3), ключевым диагностическим признаком является появление случайных импульсных всплесков энергии в средне- и высокочастотной области спектра. На изображении эти всплески видны как яркие, непериодические вертикальные линии, накладывающиеся на фоновый спектр.

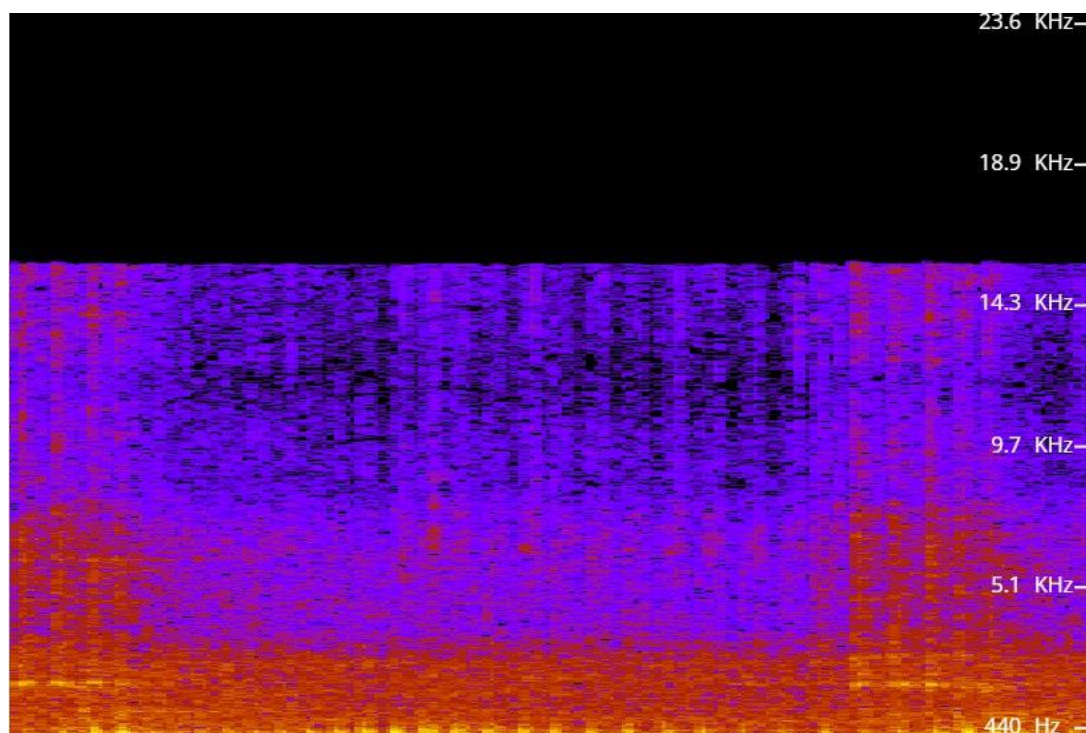


Рисунок 3 – Спектрограмма звука двигателя с признаками детонации (класс «KNOCK»)

Сравнительный анализ подтверждает, что различные состояния двигателя формируют уникальные и хорошо различимые визуальные паттерны на спектрограммах. Эти различия являются диагностическими признаками, которые теоретически могут быть автоматически распознаны.

Основываясь на проведённом анализе, можно предложить архитектуру для системы автоматической диагностики. Поскольку спектрограмма представляет собой изображение, для её классификации эффективно могут быть использованы свёрточные нейронные сети (CNN). Предполагаемая архитектура CNN может включать входной слой для приёма спектрограмм, несколько свёрточных слоёв для извлечения признаков (например, обнаружения гармоник, провалов или всплесков), слои подвыборки для уменьшения размерности и полносвязные слои для окончательной классификации состояний.

Ключевым условием для успешного обучения такой нейронной сети является наличие достаточного объёма размеченных данных. Согласно общепринятой практике в глубоком обучении, для каждого диагностируемого класса (в данном случае — для каждого состояния двигателя) рекомендуется иметь не менее 150–300 различных аудиозаписей длительностью 3–5 секунд. Таким образом, для трёх классов общий объём обучающего датасета должен составлять 450–900 аудиосэмплов. Такой объём данных обеспечит модели возможность выучить общие закономерности, а не запомнить конкретные примеры (избежать переобучения). Полученные аудиозаписи затем преобразуются в спектрограммы, которые и будут использоваться для обучения CNN.

Для обучения сети полученный датасет спектрограмм разделяется на три части: обучающую выборку (около 70% данных), валидационную (15%) и тестовую (15%). Обучение проводится с использованием оптимизатора Adam и функции потерь категориальной кросс-энтропии. Валидационная выборка служит для контроля переобучения и настройки гиперпараметров модели, а итоговая оценка точности работы производится на тестовой выборке, которую модель не видела в процессе обучения. Ожидается, что при соблюдении описанных условий и корректной архитектуре модели можно достичь точности классификации более 85–90%.

Практическая ценность проведённого анализа заключается в создании наглядного обоснования и чёткого технического задания для разработки программного инструмента диагностики. Внедрение подобной системы, основанной на анализе спектрограмм и CNN, позволит проводить быструю предварительную оценку состояния двигателя по его звуку без необходимости сложной аппаратной диагностики, что особенно актуально для сервисных центров и малых предприятий.

#### **4 Вывод**

В результате исследования разработана и продемонстрирована методика акустической диагностики бензиновых двигателей, основанная на визуальном анализе спектрограмм. На примере двигателя Honda GX390 показаны

характерные спектральные паттерны для трёх состояний: нормальной работы, проблем при запуске и детонации. Проведённый сравнительный анализ подтвердил, что данные состояния формируют хорошо различимые визуальные образы. На основе этого предложена концепция системы автоматической диагностики с использованием свёрточных нейронных сетей для классификации спектрограмм. Предложенный подход обладает потенциалом для создания доступных систем диагностики. Для его полной реализации требуются дальнейшие работы по сбору расширенного датасета аудиозаписей и практической реализации модели глубокого обучения.

### Библиографический список

1. Горбачев А. А. Диагностика двигателя внутреннего сгорания автомобиля по акустическому излучению двигателя // Теория и практика современной науки. 2016. № 6-1 (12). С. 275-291. URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=26605011>
2. Логунов А. В., Береснев А. Л., Исследования акустических сигналов, излучаемых автомобильным двигателем внутреннего сгорания // Известия ЮФУ. Технические науки. 2022. № 6 (230). С. 212-222. URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=50234159>
3. Логунов А. В., Береснев А. Л., Применение нейросетевого подхода для диагностика двигателя внутреннего сгорания транспортных средств // Известия ЮФУ. Технические науки. 2022. № 1 (225). С. 162-172. URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=48749149>
4. Швецов М. В., Сафонов С. В., Основные тенденции и пути внедрения нейросетей в диагностику машин и оборудования для предупреждения возникновения неисправностей // Образование.Пресс. 2024. С. 335-441. URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=68575784>
5. Аудиозаписи, взятые с видеохостинга YouTube URL: [https://drive.google.com/drive/folders/18SlsPIcDn58LMIxj2m5\\_\\_vRGCnLv4Z-V?usp=sharing](https://drive.google.com/drive/folders/18SlsPIcDn58LMIxj2m5__vRGCnLv4Z-V?usp=sharing)
6. Онлайн-инструмент спектрального анализа Academo Spectrum Analyzer URL: <https://academo.org/demos/spectrum-analyzer/>