



**DESARROLLO DE UNA HERRAMIENTA DE DIAGNÓSTICO AUTOMOTRIZ
UTILIZANDO ARDUINO UNO Y ACELERÓMETRO TRIAXIAL BASADA EN
LAS VIBRACIONES Y MOVIMIENTOS DE LOS MOTORES DE
COMBUSTIÓN INTERNA**

Juan David Parra Buitrago

Institución Universitaria Pascual Bravo
Facultad de Ingeniería, Departamento de Mecánica
Medellín, Colombia

2025

Resumen

El diagnóstico temprano de fallas en motores de combustión interna es esencial para optimizar el mantenimiento, reducir costos y aumentar la seguridad vehicular. Tradicionalmente, la detección de anomalías ha dependido de métodos invasivos o de la experiencia subjetiva del operario, lo que limita la precisión y la oportunidad de la intervención. En este trabajo se desarrolló y validó una herramienta experimental de bajo costo para el diagnóstico automotriz, basada en la adquisición y análisis de vibraciones mediante un sistema Arduino UNO y un acelerómetro triaxial. Se instrumentaron tres modelos de vehículos Renault (Logan, Koleos y Captur) y se realizaron ensayos bajo condiciones controladas de funcionamiento (ralentí y cruce), introduciendo de forma controlada fallas de chispa, de inyector y comparando con el estado normal del motor. Las señales de vibración obtenidas se procesaron en MATLAB, convirtiendo los datos de ADC a unidades físicas y extrayendo la aceleración resultante para cada condición. Se aplicaron análisis estadísticos y espectrales, calculando parámetros como la energía total, la entropía espectral y la energía en la banda 2–4 Hz, relevantes para identificar patrones anómalos en el comportamiento del motor. Los resultados demostraron que la presencia de fallas produce incrementos significativos en la energía y la complejidad espectral de las señales, especialmente bajo condición de cruce, permitiendo diferenciar de manera clara entre el funcionamiento normal y las situaciones de falla. Se concluye que el análisis de vibraciones mediante acelerometría y procesamiento digital constituye una herramienta efectiva, objetiva y asequible para el diagnóstico temprano de anomalías en motores de combustión interna, aportando valor tanto en la ingeniería de mantenimiento como en la formación de nuevas tecnologías automotrices.

Palabras clave – Diagnóstico automotriz, análisis de vibraciones, motor de combustión interna, acelerómetro, Arduino UNO, parámetros espectrales, análisis estadístico, detección de fallas, validación experimental

Abstract

Early diagnosis of faults in internal combustion engines is essential for optimizing maintenance, reducing costs, and improving vehicle safety. Traditional fault detection relies on invasive methods or the subjective experience of operators, which can limit the accuracy and timeliness of interventions. In this study, an experimental and low-cost diagnostic tool was developed and validated, based on vibration acquisition and analysis using an Arduino UNO platform and a triaxial accelerometer. Three Renault vehicle models (Logan, Koleos, and Captur) were instrumented, and controlled tests were conducted under idle and cruise conditions, introducing spark plug and injector faults, and comparing them to the normal engine state. The vibration signals were processed in MATLAB, converting ADC data into physical acceleration units and extracting the resultant acceleration for each condition. Statistical and spectral analyses were applied, including total energy, spectral entropy, and energy in the 2–4 Hz band, which are relevant for detecting anomalous patterns in engine behavior. The results showed that faults significantly increase the energy and spectral complexity of the signals, especially under cruise conditions, enabling a clear distinction between normal operation and fault scenarios. It is concluded that vibration analysis using accelerometry and digital processing is an effective, objective, and affordable tool for early fault diagnosis in internal combustion engines, contributing to the advancement of maintenance engineering and the development of new automotive technologies.

Keywords – Automotive diagnostics, vibration analysis, internal combustion engine, accelerometer, Arduino UNO, spectral features, statistical analysis, fault detection, experimental validation

Índice general

Resumen	I
Abstract	II
1. Introducción	1
2. Marco Teórico	3
2.1. Procesamiento y análisis de las señales del acelerómetro	3
2.1.1. Adquisición de datos y conversión analógica-digital	3
2.1.2. Vector de aceleración y conversión a unidades del SI	4
2.1.3. Estadísticos en el dominio del tiempo	4
2.1.4. Análisis espectral	5
2.2. Estado del arte	5
3. Metodología	8
3.0.1. Base de Datos	9
3.0.2. Preprocesamiento	11
3.0.3. Métodos	12
3.0.4. Resultados	13
4. Análisis de Resultados	15
5. Discusión	26
6. Conclusiones	29
Referencias	31

Índice de cuadros

4.0.1. Estadísticos resumidos de la aceleración resultante (en unidades de g) para cada vehículo, condición de funcionamiento (cruce/ralentí) y tipo de falla (chispa, inyector y normal). Los valores corresponden al promedio de cuatro repeticiones independientes por condición, excepto en pruebas normales, donde se realizó una sola adquisición.	16
4.0.2. Descriptores cuantitativos del espectro de frecuencia de las señales de aceleración del Logan: energía espectral total, entropía espectral y energía acumulada en la banda 2–4 Hz, tras aplicar un filtro pasa-altas de 0.2 Hz. Se comparan condiciones normales y de falla (chispa, inyector) en ralentí y cruce.	19
4.0.3. Descriptores espectrales calculados para las señales de aceleración del Renault Koleos: energía total, entropía espectral y energía en la banda 2–4 Hz, luego de filtrado pasa-altas. No se dispone de registros para condiciones de falla de inyector en este vehículo.	22
4.0.4. Descriptores espectrales calculados para las señales de aceleración de Captur: energía total, entropía espectral y energía en la banda 2–4 Hz, tras filtrado pasa-altas.	22

Índice de figuras

3.0.1. Esquema metodológico del sistema de diagnóstico automotriz basado en Arduino y sensores inerciales.	8
3.0.2. Montaje y orientación del acelerómetro triaxial sobre el motor, indicando claramente la dirección de los ejes x , y , y z utilizados para el análisis de vibraciones.	9
4.0.1. Dispersión de la aceleración media (g) para cada vehículo y condición operativa, diferenciando por tipo de falla (chispa, inyector y normal). Cada punto representa el valor promedio obtenido para cada combinación de vehículo, modo de operación (cruceo o ralentí) y tipo de falla.	17
4.0.2. Comparación de las señales de aceleración resultante (g) para el vehículo Logan bajo diferentes condiciones de funcionamiento: modo normal y con fallas inducidas (chispa e inyector), tanto en régimen de ralentí como en cruceo. Cada curva representa una adquisición experimental para la combinación indicada, diferenciada mediante colores y marcadores específicos.	18
4.0.3. Espectros de amplitud (FFT) de las señales clave de aceleración resultante del Logan, procesadas con un filtro pasa-altas de 0.2 Hz. Se incluyen las condiciones normal, chispa e inyector, tanto en ralentí como en cruceo. Cada curva corresponde a una condición específica, diferenciada por color y tipo de marcador.	19
4.0.4. Señales clave de aceleración resultante registradas en el Renault Koleos bajo diferentes condiciones: funcionamiento normal y con falla de chispa, tanto en ralentí como en cruceo. Cada curva corresponde a una condición específica del motor, diferenciada mediante color y marcador.	21
4.0.5. Espectros de amplitud (FFT) de las señales clave del Renault Koleos, tras la aplicación de un filtro pasa-altas de 0.2 Hz. Se visualizan las diferencias entre condiciones normales y con falla de chispa, en régimen de ralentí y cruceo.	21
4.0.6. Señales clave de aceleración resultante registradas en la Renault Captur bajo diferentes condiciones: funcionamiento normal, con falla de chispa e inyector, tanto en ralentí como en cruceo. Cada curva representa una condición específica del motor, diferenciada por color y marcador.	23
4.0.7. Espectros de amplitud (FFT) de las señales clave de la Renault Captur, tras aplicar un filtro pasa-altas de 0.2 Hz. Se evidencian diferencias entre condiciones normales y de falla, tanto en ralentí como en cruceo.	23

Capítulo 1

Introducción

La creciente demanda por vehículos eficientes, seguros y confortables ha impulsado avances significativos en las tecnologías de diagnóstico para motores de combustión interna (MCI), particularmente en lo relacionado con la detección temprana de fallas mediante el análisis de vibraciones mecánicas. Estas vibraciones no solo afectan la calidad y fiabilidad de los vehículos, sino que también inciden directamente en la salud de los ocupantes, la durabilidad de los componentes mecánicos y la sostenibilidad ambiental en entornos urbanos e industriales [Nițu et al. \(2024\)](#).

El diagnóstico de fallas en motores de combustión interna constituye un desafío complejo, debido a que implica la identificación precisa de patrones vibracionales anómalos, generados por problemas mecánicos como desequilibrios rotacionales, desalineaciones de componentes móviles, desgaste prematuro de piezas internas, entre otras fallas comunes [Willet \(2025\)](#). Estas anomalías, cuando no son detectadas a tiempo, pueden derivar en averías costosas, tiempos prolongados de inactividad vehicular y problemas de seguridad vial.

Tradicionalmente, el diagnóstico automotriz se ha apoyado en métodos que presentan limitaciones importantes: la dependencia de la experiencia subjetiva del técnico, la necesidad de desmontaje parcial o total de componentes, y la utilización de instrumentos costosos y poco accesibles para talleres con recursos limitados. Tales limitaciones han impulsado la búsqueda de soluciones tecnológicas modernas, efectivas y económicas que permitan la identificación rápida y precisa de fallas incipientes en motores.

Una alternativa innovadora y accesible es el desarrollo de herramientas basadas en la integración de sensores inerciales MEMS (Micro-Electro-Mechanical Systems) triaxiales con plataformas

abiertas como Arduino Uno. Los acelerómetros MEMS han demostrado ser particularmente efectivos para el diagnóstico automotriz gracias a su precisión, bajo costo y capacidad de medir simultáneamente vibraciones en los tres ejes espaciales. Además, su integración con microcontroladores como Arduino facilita la adquisición en tiempo real y el procesamiento eficiente de los datos vibracionales [Willet \(2025\)](#).

La incorporación de algoritmos avanzados de análisis de señales también ha permitido mejorar significativamente la precisión diagnóstica. Técnicas como la transformada rápida de Fourier (FFT), el análisis espectral y modelos de aprendizaje automático —entre ellos las redes neuronales artificiales (ANN) y redes convolucionales (CNN)— han mostrado alta eficacia en la clasificación automática y detección temprana de fallas mecánicas específicas, reduciendo la subjetividad e incrementando la confiabilidad del diagnóstico [Ahmed et al. \(2014\)](#); [Karabacak \(2024\)](#).

En este contexto, la presente tesis tiene como propósito desarrollar una herramienta de diagnóstico automotriz de bajo costo, basada exclusivamente en sensores acelerométricos triaxiales MEMS y el microcontrolador Arduino Uno, para la identificación temprana, precisa y no invasiva de fallas mediante el análisis detallado de patrones vibracionales. El sistema busca ser modular, escalable y accesible, ideal para implementarse en entornos educativos, talleres automotrices y contextos con recursos limitados, contribuyendo así a la democratización tecnológica y al mantenimiento predictivo en la industria automotriz.

Los resultados obtenidos en este trabajo reflejan que el sistema propuesto es eficaz en la detección y diferenciación precisa de condiciones normales y fallidas del motor, mostrando una alta sensibilidad diagnóstica y confiabilidad operativa. Asimismo, la metodología implementada proporciona datos robustos y repetibles que facilitan una interpretación clara y objetiva, reduciendo significativamente el tiempo y los costos asociados al mantenimiento y reparación vehicular.

En resumen, esta tesis representa una contribución técnica y social significativa, alineada con los principios de la Industria 4.0, proporcionando soluciones prácticas, accesibles y efectivas que mejoran la seguridad vial, optimizan el rendimiento vehicular y promueven un enfoque sostenible del mantenimiento automotriz.

Capítulo 2

Marco Teórico

2.1. Procesamiento y análisis de las señales del acelerómetro

Una vez adquiridas las señales analógicas del acelerómetro triaxial ADXL335, estas deben ser digitalizadas, convertidas a unidades físicas y posteriormente procesadas para la extracción de características relevantes. Este flujo permite transformar datos eléctricos en información diagnóstica útil sobre el comportamiento vibracional del motor.

2.1.1. Adquisición de datos y conversión analógica-digital

El ADXL335 entrega una señal analógica proporcional a la aceleración en cada eje. Esta señal es digitalizada mediante el conversor ADC de 10 bits del Arduino UNO, resultando en valores enteros en el rango $[0, 1023]$. La conversión a voltaje se realiza como:

$$V = \frac{\text{ADC}_{\text{value}}}{1023} \times V_{\text{ref}}$$

donde V_{ref} es el voltaje de referencia (5 V). Luego, la aceleración en unidades de gravedad (g) se calcula como:

$$a[g] = \frac{V - V_{\text{offset}}}{S}$$

con $V_{\text{offset}} \approx 1,65 \text{ V}$ y $S = 0,3 \text{ V/g}$, valores característicos del ADXL335 [Devices \(2010\)](#).

2.1.2. Vector de aceleración y conversión a unidades del SI

La magnitud total de aceleración en cada instante se obtiene como:

$$a_{\text{res}}(i) = \sqrt{a_x(i)^2 + a_y(i)^2 + a_z(i)^2}$$

y su conversión a m/s^2 se da por:

$$a_{\text{res}}^{SI} = a_{\text{res}} \times 9,81$$

2.1.3. Estadísticos en el dominio del tiempo

Sobre la señal temporal $a[n]$, que representa la aceleración medida en el instante n , se calculan métricas estadísticas que permiten caracterizar su comportamiento global. Entre las más representativas se encuentran la media aritmética \bar{a} y la desviación estándar σ_a , definidas como:

$$\bar{a} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N a[i], \quad \sigma_a = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (a[i] - \bar{a})^2}$$

donde:

- $a[i]$ es el valor de la aceleración en el instante i ,
- N es el número total de muestras analizadas,
- i es el índice de iteración, con $i = 1, 2, \dots, N$.

La media \bar{a} describe el valor promedio de la señal, mientras que la desviación estándar σ_a cuantifica la dispersión de los valores respecto a la media. Estas estadísticas son fundamentales en la caracterización de señales en ingeniería, ya que permiten detectar aumentos anómalos en la amplitud o variabilidad, asociados a condiciones de falla o funcionamiento inestable en motores de combustión interna [Ahmed et al. \(2014\)](#); [Deulgaonkar et al. \(2011\)](#); [Willet \(2025\)](#).

Desde un punto de vista estadístico, estas métricas corresponden a estimadores de primer y segundo orden comúnmente utilizados en el análisis exploratorio de datos, particularmente en señales muestreadas provenientes de sensores [Crewson \(2006\)](#).

2.1.4. Análisis espectral

Según [Zhang et al. \(1995\)](#), el análisis de señales digitales mediante la Transformada Rápida de Fourier (FFT) permite descomponer una señal temporal compleja en sus componentes de frecuencia, lo que resulta fundamental para identificar patrones vibracionales periódicos o armónicos en sistemas mecánicos. Este procedimiento espectral permite extraer descriptores clave de la energía y distribución frecuencial de la señal, incluso en presencia de fenómenos como retardos de adquisición o ventanas truncadas.

A partir de la representación en frecuencia, se calcularon los siguientes descriptores espectrales:

- **Energía espectral total:** $E_{\text{total}} = \sum_{k=1}^N |X[k]|^2$, donde $X[k]$ representa el valor complejo de la FFT en la k -ésima frecuencia, y N es el número total de puntos de frecuencia.
- **Varianza espectral:** $\sigma_f^2 = \frac{\sum_{k=1}^N (f_k - f_c)^2 \cdot |X[k]|^2}{\sum_{k=1}^N |X[k]|^2}$, que cuantifica la dispersión del contenido espectral en torno al centroide f_c . Aunque el centroide no se emplea directamente como métrica, es necesario calcularlo para evaluar esta dispersión.
- **Entropía espectral:** $H = - \sum_{k=1}^N P[k] \log_2 P[k]$, con $P[k] = \frac{|X[k]|^2}{\sum_{j=1}^N |X[j]|^2}$, donde $P[k]$ es la densidad espectral normalizada. Esta métrica refleja el grado de complejidad o aleatoriedad en la distribución de frecuencias.

Estos parámetros permiten detectar patrones vibracionales asociados a fallas mecánicas repetitivas o resonancias estructurales en motores de combustión interna [Karabacak \(2024\)](#); [Li et al. \(2024\)](#); [Tian et al. \(2021\)](#); [Shaeffer \(2013\)](#); [Baidya et al. \(1998\)](#).

Normativas técnicas

Para la evaluación de vibraciones, se siguió la norma ISO 10816-3 [International Organization for Standardization \(2012\)](#), y para el procesamiento digital se adoptaron fundamentos de procesamiento de señales en tiempo discreto [Oppenheim and Schaffer \(2009\)](#).

2.2. Estado del arte

El diagnóstico de fallas en motores de combustión interna ha evolucionado con la incorporación de sensores inerciales, inteligencia artificial y métodos de análisis vibroacústico. En este contexto, diversas investigaciones han demostrado la efectividad de combinar acelerómetros, giroscopios, micrófonos MEMS y plataformas como Arduino para la identificación precisa de fallas mecánicas,

acústicas y estructurales.

Ahmed et al. (2014) desarrollaron un sistema basado en redes neuronales artificiales (ANN) para la detección y clasificación de fallas comunes en motores, tales como válvulas defectuosas o desajustes en el árbol de levas. Evaluaron cinco algoritmos de entrenamiento, entre ellos el filtro de estructura variable por modo deslizante (SVSF), el cual obtuvo una precisión del 100 % en entrenamiento y 97 % en pruebas, superando ampliamente a los métodos convencionales.

De forma complementaria, Karabacak (2024) implementó un enfoque híbrido que combina transformadas de Fourier de corto tiempo (STFT) con redes neuronales convolucionales (CNN). Este método logró una mayor precisión en la clasificación de fallas por pérdida de encendido en cilindros, en comparación con técnicas basadas en ingeniería de características manuales, validando así la superioridad de métodos de aprendizaje profundo en el análisis de señales vibracionales.

Nițu et al. (2024) propusieron una clasificación innovadora de compartimientos de motor en volúmenes vibroacústicos abiertos y cerrados, ajustando el diseño de matrices de sensores en función de dicha tipología. Se demostró que en volúmenes abiertos, como en camiones con cabina sobre el motor, los acelerómetros ofrecen mayor confiabilidad, mientras que en compartimientos cerrados se recomienda una configuración mixta con micrófonos y sensores inerciales. El estudio utilizó sensores ADXL345, MPU6050 y STEVAL-MIC007V1, procesando señales con MATLAB a frecuencias de 4 Hz y 200 Hz para visualizar tanto picos de aceleración como frecuencias dominantes.

En el campo del monitoreo de infraestructura vial, Douier et al. (2024) aplicaron ANN para reconstruir perfiles de rugosidad en carretera a partir de datos de aceleración obtenidos por modelos dinámicos de vehículos. El modelo “Quarter-Car” presentó un desempeño 10 veces más eficiente que el modelo de vehículo completo, evidenciando el potencial del uso de redes neuronales en diagnósticos indirectos a partir de variables dinámicas.

Willet (2025) comparó sensores MEMS con equipos industriales en la detección de fallas en un camión militar. Su estudio concluyó que sensores como el ADXL1002 permiten una detección eficaz de fallas bajo condiciones reales, destacando el rendimiento comparable de sensores de bajo costo frente a equipos tradicionales, particularmente en pruebas con carga.

Khan et al. (2022) presentaron un sistema de clasificación vehicular utilizando sensores distribuidos de fibra óptica y redes LSTM combinadas con GAN para eliminación de ruido.

Aunque con menor precisión (69.5% en pruebas), el sistema demostró una alternativa prometedora para entornos de tráfico mixto, siendo viable para aplicaciones de vigilancia estratégica.

Otros trabajos han abordado directamente el análisis estructural. [Karthik et al. \(2017\)](#) compararon los niveles de vibración en el capó de tractores según el tipo de material. Determinaron que el hierro fundido, aunque más pesado, ofrece mayor amortiguación que el acero, mientras que materiales como el aluminio presentan ventajas económicas con niveles de vibración aceptables.

[Campbell \(2009\)](#), por su parte, realizó un análisis vibracional de vehículos diésel pesados, utilizando espectros de frecuencia para identificar resonancias, desequilibrios y fallas en el tren motriz. Su investigación valida el uso de acelerometría para el diagnóstico no invasivo en sistemas de transporte pesado.

[Deulgaonkar et al. \(2011\)](#) realizaron una revisión de métodos NVH (*Noise, Vibration, Harshness*), destacando la importancia del análisis vibracional como herramienta de confort, diagnóstico y calidad estructural. Su revisión establece que el motor, el sistema de escape y los neumáticos son las principales fuentes de ruido y vibración.

Finalmente, el artículo más reciente de [Nişu et al. \(2024\)](#) profundiza en los aspectos experimentales de la tipología vibroacústica abierta. Al inducir fallas mediante diagnósticos electrónicos y comparar señales de acelerómetros y micrófonos, se confirmó que los acelerómetros registran con mayor precisión la aparición de fallas, mientras que las señales acústicas resultan más vulnerables a interferencias ambientales. El análisis FFT a 200 Hz permitió identificar frecuencias dominantes de vibración en ralentí (25 Hz), evidenciando la idoneidad del uso combinado de plataformas Arduino y sensores MEMS para el monitoreo avanzado de motores.

Capítulo 3

Metodología

En la presente investigación se propone el esquema metodológico mostrado en la Figura 3.0.1, el cual resume el flujo de procesamiento adoptado para el desarrollo y validación de la herramienta de diagnóstico automotriz basada en análisis de vibraciones.

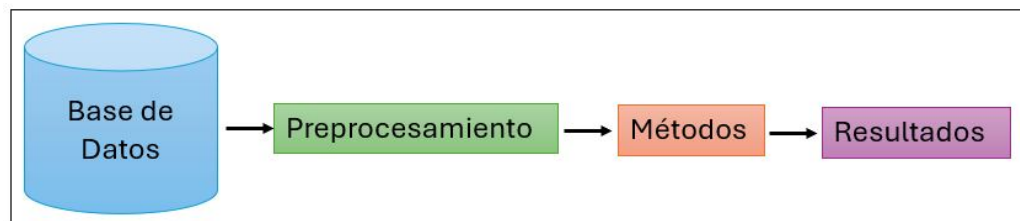


Figura 3.0.1: Esquema metodológico del sistema de diagnóstico automotriz basado en Arduino y sensores inerciales.

Este esquema metodológico inicia con la construcción de una base de datos experimental, la cual fue adquirida en los laboratorios de la Institución Universitaria Pascual Bravo. Para ello, se realizaron mediciones en tres vehículos distintos, seleccionados como casos de análisis. Posteriormente, se llevó a cabo un proceso de preprocesamiento de señales con el objetivo de acondicionar los registros del acelerómetro y prepararlos para su uso en un algoritmo de reconocimiento de patrones, enfocado en la identificación de fallas inducidas durante la etapa de adquisición.

A continuación, se aplicó una caracterización de las señales tanto en el dominio del tiempo como en el dominio de la frecuencia, con el fin de evaluar la capacidad discriminativa de los descriptores extraídos para diferenciar entre condiciones normales y defectuosas. Finalmente, los resultados obtenidos fueron analizados e interpretados, y se discutió su relevancia en función de

la efectividad del sistema propuesto para la detección de fallas en motores de combustión interna.

3.0.1. Base de Datos

La base de datos experimental se construyó a partir de registros obtenidos mediante un sistema de adquisición diseñado con una placa **Arduino UNO**, equipada con un microcontrolador **ATmega328P**¹. Este microcontrolador cuenta con un conversor analógico-digital (ADC) de 10 bits, que permite convertir señales analógicas en valores digitales entre 0 y 1023, con un rango de entrada de 0 a 5V.

El sistema fue programado para capturar señales provenientes de un acelerómetro triaxial tipo **ADXL335**, con salidas analógicas independientes para cada eje (x , y , z), una sensibilidad nominal de 300mV/g y un voltaje de referencia en reposo de 1.65V (Analog Devices, 2010). La Figura 3.0.2 muestra el montaje y orientación específica del sensor sobre el motor. Las señales fueron muestreadas a una frecuencia de **10Hz**, considerada adecuada para el análisis de vibraciones mecánicas en el rango de baja frecuencia, típicas en componentes de motores de combustión interna (ISO 10816-3, 2012) [International Organization for Standardization \(2012\)](#).

Cada muestra capturada fue posteriormente convertida de unidades digitales (ADC) a voltaje, luego a unidades de aceleración en g , y finalmente transformada a unidades del Sistema Internacional (m/s^2). Las señales recolectadas fueron almacenadas en archivos estructurados por eje y por vehículo, incluyendo condiciones normales y fallas inducidas.

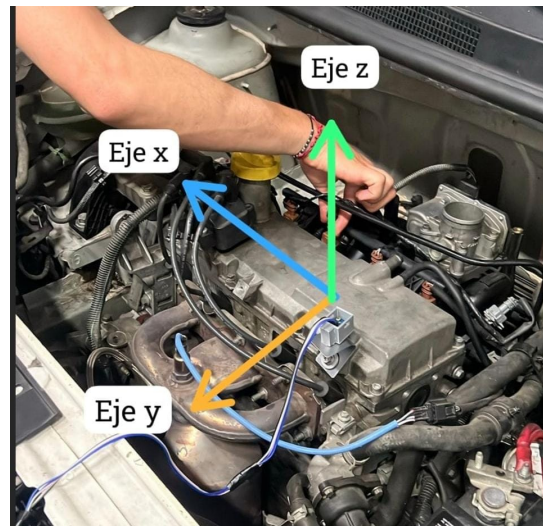


Figura 3.0.2: Montaje y orientación del acelerómetro triaxial sobre el motor, indicando claramente la dirección de los ejes x , y , y z utilizados para el análisis de vibraciones.

¹A veces referenciado como ATmega324 en versiones anteriores o adaptadas; ambos corresponden a microcontroladores AVR de 8 bits con arquitectura RISC.

Vehículos utilizados

Para construir un conjunto representativo y contrastante, se seleccionaron tres vehículos con características estructurales y motrices distintas:

- **Renault Logan 1.6 L:** motor K4M, disponible en configuraciones de 8 y 16 válvulas, con potencia entre 85 y 105 cv, tracción delantera, masa en orden de marcha entre 1042 y 1093 kg Renault (2015b).
- **Renault Captur 1.6 Intens:** motor H4M de 16 válvulas, 115 cv a 5500 rpm, torque máximo de 156 Nm a 4000 rpm, caja manual de 5 velocidades, masa entre 1262 y 1326 kg Renault (2015a).
- **Renault Koleos 2.5 L:** motor de cuatro cilindros, 16 válvulas, 170 cv a 6000 rpm, tracción delantera o integral, peso en orden de marcha superior a 1500 kg Renault (2018).

Condiciones de prueba y fallas inducidas

Las mediciones experimentales se realizaron bajo condiciones controladas del motor en dos estados operativos característicos:

1. **Estado de ralentí:** con el motor encendido en reposo, sin carga adicional.
2. **Estado de crucero:** régimen estable de rotación con carga media simulada.

En cada estado se consideraron dos condiciones funcionales:

- **Condición normal:** funcionamiento estándar del motor sin anomalías visibles.
- **Condición defectuosa:** fallas inducidas de forma controlada, incluyendo:
 - **Falla por ignición:** desconexión de una o más bujías, generando pérdida de chispa.
 - **Falla por inyección:** desconexión parcial del inyector, afectando el suministro de combustible.

Durante cada ensayo, se registraron entre 1500 y 2000 muestras por eje del acelerómetro y por condición de prueba, con una duración aproximada de 2 minutos por registro. Este conjunto de datos constituye la base para las etapas posteriores de análisis vibracional, extracción de características y clasificación de patrones anómalos.

3.0.2. Preprocesamiento

El preprocesamiento de las señales adquiridas fue una etapa fundamental para asegurar la calidad y fiabilidad de los datos antes de su análisis. Las señales crudas registradas por el acelerómetro ADXL335 fueron sometidas a una serie de transformaciones matemáticas y filtros digitales, con el fin de convertir las muestras en unidades físicas interpretables, eliminar ruido y estructurar la información para su posterior análisis estadístico y espectral.

Procesamiento de señales del acelerómetro

Las señales adquiridas por el sensor triaxial ADXL335 fueron digitalizadas mediante el convertidor ADC de 10 bits integrado en el Arduino UNO. A partir de estas muestras, se reconstruyeron los valores de voltaje por eje y se transformaron en aceleración utilizando la sensibilidad nominal del sensor ($0,3\text{ V/g}$) y el voltaje de reposo de referencia ($1,65\text{ V}$). El procedimiento detallado de conversión ADC–voltaje–aceleración se encuentra descrito previamente en el marco teórico (ver sección 2).

Posteriormente, se calculó el vector de aceleración resultante $a_{\text{res}}(i)$ como medida escalar de la magnitud vibracional total en cada instante de tiempo, y se convirtió a unidades del Sistema Internacional (m/s^2) mediante la constante gravitacional estándar ($9,81\text{ m/s}^2$).

Este procesamiento se aplicó a cada una de las muestras de los tres ejes, generando un registro completo por condición operativa (ralentí y crucero) y estado funcional (normal y con falla), sirviendo como base para la extracción de características estadísticas y espectrales.

Filtrado digital

Para eliminar componentes de baja frecuencia asociadas a inclinaciones del vehículo, oscilaciones lentas o ruido estático, se aplicó un filtro pasaalto digital de segundo orden tipo **Butterworth**, con una frecuencia de corte de $0,2\text{ Hz}$. Este tipo de filtro presenta una respuesta suave y sin ondulaciones en la banda de paso, manteniendo además una fase relativamente estable [Oppenheim and Schafer \(2009\)](#).

El diseño del filtro se implementó en MATLAB utilizando coeficientes obtenidos mediante la función `butter()` y se aplicó de forma independiente a cada eje de aceleración (x, y, z) sobre las señales temporales ya convertidas.

Segmentación temporal y normalización

Finalmente, las señales fueron divididas en ventanas de tiempo fijas de 2 segundos (160 muestras por ventana), sobre las cuales se extrajeron descriptores estadísticos. Cada ventana fue también normalizada respecto a su media y desviación estándar, con el fin de facilitar la comparación entre distintos vehículos y condiciones.

Estas operaciones de preprocesamiento fueron esenciales para garantizar que los datos analizados reflejaran de forma precisa el comportamiento dinámico de los motores, aislando los efectos no deseados y mejorando la sensibilidad del sistema frente a fallas mecánicas.

3.0.3. Métodos

Una vez preprocesadas las señales de aceleración, se procedió a su análisis cuantitativo mediante descriptores extraídos en el dominio del tiempo y de la frecuencia. El propósito fue identificar patrones vibracionales que permitieran diferenciar entre el funcionamiento normal del motor y condiciones alteradas por fallas inducidas. Esta aproximación metodológica es coherente con estudios previos en diagnóstico de maquinaria rotativa y motores de combustión interna [Ahmed et al. \(2014\)](#); [Karabacak \(2024\)](#).

Análisis en el dominio del tiempo

Para cada segmento de señal, se calcularon métricas estadísticas como la media muestral, desviación estándar, valores extremos (máximo y mínimo), valor eficaz (RMS) y el factor de cresta. Estas características permiten describir la magnitud, estabilidad y dispersión de la vibración en el tiempo, y se implementaron de acuerdo con las formulaciones descritas previamente en el capítulo teórico (ver sección 2).

Dichos descriptores se extrajeron para cada eje (x , y , z) y también a partir del vector de aceleración resultante, con el fin de capturar la variabilidad tridimensional del comportamiento vibracional del motor.

Análisis en el dominio de la frecuencia

Para estudiar la distribución energética de las señales de vibración, se aplicó la Transformada Rápida de Fourier (FFT), técnica ampliamente utilizada para representar señales temporales en el dominio de la frecuencia. Esta transformación permitió identificar cómo se distribuye la energía vibracional a lo largo del espectro y detectar desviaciones asociadas a fallas mecánicas.

A partir del espectro de amplitudes se calcularon los siguientes descriptores:

- **Energía espectral total:** cuantifica la potencia acumulada en todas las frecuencias, útil para detectar aumentos globales de vibración.
- **Varianza espectral:** mide la dispersión de la energía respecto a la frecuencia media, reflejando posibles resonancias o irregularidades estructurales.
- **Entropía espectral:** evalúa el grado de complejidad o aleatoriedad en la distribución frecuencial de la señal.

Estos indicadores fueron calculados sobre el vector de aceleración resultante para cada condición operativa (normal y con falla), y permitieron establecer patrones distintivos entre estados funcionales. La selección de estos descriptores fue motivada por su efectividad demostrada en estudios previos sobre diagnóstico basado en vibraciones [Karabacak \(2024\)](#); [Li et al. \(2024\)](#); [Tian et al. \(2021\)](#); [Zhang et al. \(1995\)](#); [Shaeffer \(2013\)](#).

Evaluación de patrones y clasificación

Aunque esta investigación no implementó un clasificador automático supervisado (como una red neuronal), los descriptores extraídos sirvieron para construir perfiles vibracionales por tipo de vehículo y condición. La comparación entre los valores medios de estos descriptores permitió establecer umbrales preliminares de detección, lo que sienta las bases para futuras implementaciones de algoritmos de aprendizaje automático.

Este enfoque, basado en características estadísticas y espectrales, ha sido validado en la literatura como una herramienta robusta para la detección temprana de fallas mecánicas en entornos vehiculares [Ahmed et al. \(2014\)](#); [Karabacak \(2024\)](#); [Willet \(2025\)](#).

3.0.4. Resultados

A partir de la implementación del esquema metodológico propuesto, se consolidó una base de datos experimental compuesta por señales de aceleración adquiridas bajo distintas condiciones de operación y tipos de falla inducida. Estas señales son procesadas y analizadas mediante los métodos previamente descritos, permitiendo obtener un conjunto de descriptores estadísticos y espectrales por cada ensayo.

Este conjunto de características constituye el insumo principal para el análisis comparativo que se presenta en el siguiente capítulo, en el cual se evalúa la capacidad del sistema para discriminar

entre condiciones normales y defectuosas, así como su aplicabilidad a distintos modelos de vehículos. De este modo, se busca validar la factibilidad técnica de utilizar sensores inerciales y procesamiento digital como base para un sistema embebido de diagnóstico automotriz.

Capítulo 4

Análisis de Resultados

La presente sección expone los principales hallazgos derivados del análisis de las vibraciones medidas en los motores de combustión interna de tres vehículos (Renault Captur, Koleos y Logan) utilizando un acelerómetro triaxial. El objetivo es comparar el comportamiento dinámico de los motores bajo diferentes condiciones de funcionamiento (ralentí y crucero) y tipos de falla inducida (chispa, inyector y estado normal).

La Tabla 4.0.1 resume los estadísticos descriptivos obtenidos para la aceleración resultante en cada combinación de vehículo, condición operativa y tipo de falla. Los valores consignados corresponden al promedio de cuatro repeticiones independientes por condición, a excepción de las pruebas en estado normal, donde se realizó una sola adquisición. Esta síntesis estadística facilita la comparación cuantitativa y la identificación de patrones característicos asociados a cada modo de operación.

Los resultados revelan que, en general, la presencia de una falla de chispa incrementa notablemente tanto el valor medio de la aceleración como su dispersión (desviación estándar), en comparación con las condiciones normales o con falla de inyector. Por ejemplo, en la Renault Captur, la media de la aceleración bajo falla de chispa en crucero alcanza los $2.10g$ con una desviación estándar de $0.88g$, mientras que en condición normal esta media es de $2.11g$ pero con una desviación considerablemente menor ($0.29g$). Bajo falla de inyector, el valor medio disminuye a $1.40g$. Un comportamiento similar se observa en los demás modelos, aunque con variaciones atribuibles a las características estructurales y dinámicas propias de cada vehículo.

El modo de ralentí tiende a presentar menores niveles medios de vibración en comparación con el crucero, pero la diferencia entre fallas persiste, siendo la falla de chispa la que más incrementa

Tabla 4.0.1: Estadísticos resumidos de la aceleración resultante (en unidades de g) para cada vehículo, condición de funcionamiento (crucero/ralentí) y tipo de falla (chispa, inyector y normal). Los valores corresponden al promedio de cuatro repeticiones independientes por condición, excepto en pruebas normales, donde se realizó una sola adquisición.

Vehículo	condición	Falla	# Grupos	Media g	Std g	Max g	Min g
Captur	Crucero	Chispa	4	2,10	0,88	3,77	0,36
Captur	Crucero	Inyector	4	1,40	0,81	3,00	0,15
Captur	Crucero	Normal	1	2,11	0,92	3,76	0,27
Captur	Ralentí	Chispa	4	1,23	0,40	3,08	0,56
Captur	Ralentí	Normal	1	1,01	0,18	1,37	0,65
Captur	Ralentí	Inyector	4	1,11	0,27	1,85	0,64
Koleos	Crucero	Chispa	4	1,41	0,79	2,92	0,20
Koleos	Crucero	Normal	1	1,19	0,70	2,90	0,17
Koleos	Ralentí	Chispa	4	0,95	0,06	1,16	0,87
Koleos	Ralentí	Normal	1	0,95	0,04	1,02	0,84
Logan	Crucero	Chispa	4	1,13	0,46	2,01	0,23
Logan	Crucero	Inyector	4	1,22	0,52	2,19	0,31
Logan	Crucero	Normal	1	3,90	0,12	4,19	3,63
Logan	Ralentí	Chispa	4	1,07	0,18	1,76	0,75
Logan	Ralentí	Inyector	4	1,03	0,14	1,53	0,76
Logan	Ralentí	Normal	1	1,06	0,19	2,71	0,80

la vibración en todos los casos. Asimismo, se observa que la dispersión de los valores (Std g) es mayor en presencia de falla, lo cual refleja la irregularidad e inestabilidad dinámica asociada a la condición de mal funcionamiento del sistema de encendido o inyección.

En síntesis, los resultados obtenidos evidencian la sensibilidad y pertinencia del método propuesto para la detección de anomalías en el funcionamiento del motor, sustentando la viabilidad de este enfoque para el diagnóstico automotriz basado en el análisis estadístico de la aceleración resultante.

Como se observa en la Figura 4.0.1, la representación gráfica de la aceleración media para los distintos vehículos, condiciones operativas y tipos de falla evidencia que no existen diferencias marcadas en el dominio del tiempo que permitan distinguir de manera clara entre el estado normal y las fallas inducidas (chispa o inyector) utilizando únicamente el valor medio de la vibración. Si bien se aprecia cierta tendencia a una mayor aceleración media en modo crucero frente al ralentí, la superposición de valores para los distintos estados dificulta la discriminación entre condiciones de funcionamiento normales y fallidas.

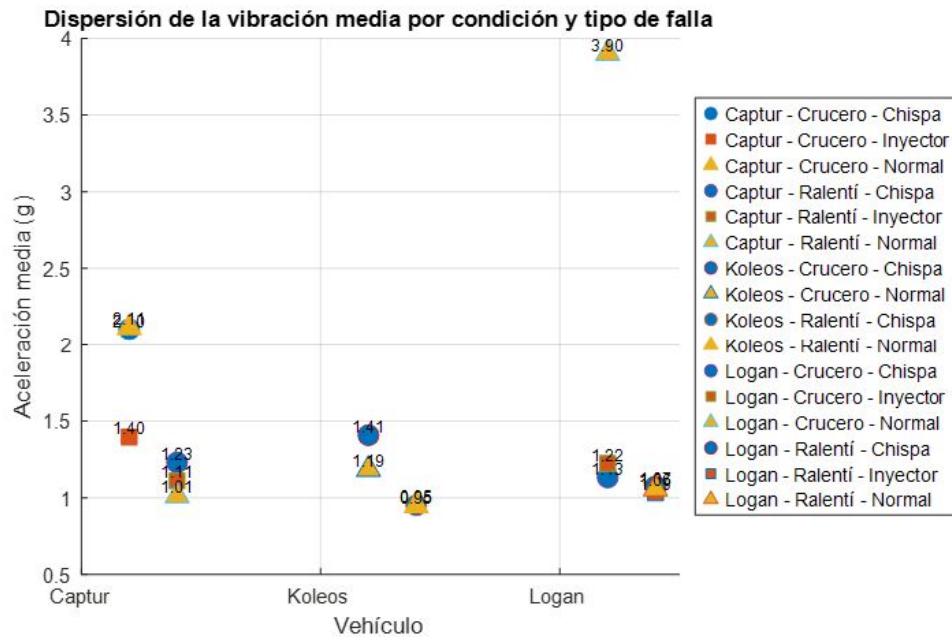


Figura 4.0.1: Dispersión de la aceleración media (g) para cada vehículo y condición operativa, diferenciando por tipo de falla (chispa, inyector y normal). Cada punto representa el valor promedio obtenido para cada combinación de vehículo, modo de operación (crucero o ralentí) y tipo de falla.

Estos resultados sugieren que el análisis estadístico de la señal en el dominio del tiempo, basado únicamente en la aceleración media, no resulta suficiente para un diagnóstico preciso de fallas específicas. Por tanto, es necesario recurrir a técnicas complementarias, como el análisis espectral (dominio de la frecuencia), para aumentar la sensibilidad y especificidad del diagnóstico, especialmente cuando se busca distinguir entre fallas de chispa, inyector o el estado normal de funcionamiento del motor.

En la Figura 4.0.2 se observan las series temporales de aceleración resultante para el vehículo Logan bajo distintas condiciones operativas y de falla. Se aprecia que las señales correspondientes al modo normal, tanto en ralentí como en crucero, tienden a mostrar menores fluctuaciones y valores promedio de aceleración más estables, lo que refleja el comportamiento esperado de un motor funcionando correctamente.

Por otro lado, las señales obtenidas bajo falla de chispa y falla de inyector presentan mayores variaciones y picos de aceleración, especialmente notables en la condición de crucero. Esta inestabilidad en la señal es indicativa de un funcionamiento anómalo del motor, asociado a una combustión incompleta o irregularidad en la entrega de potencia debida a la falla inducida. La diferencia entre las señales de ralentí y crucero para cada tipo de falla también evidencia

cómo las condiciones de carga y velocidad del motor afectan el patrón vibracional registrado por el acelerómetro.

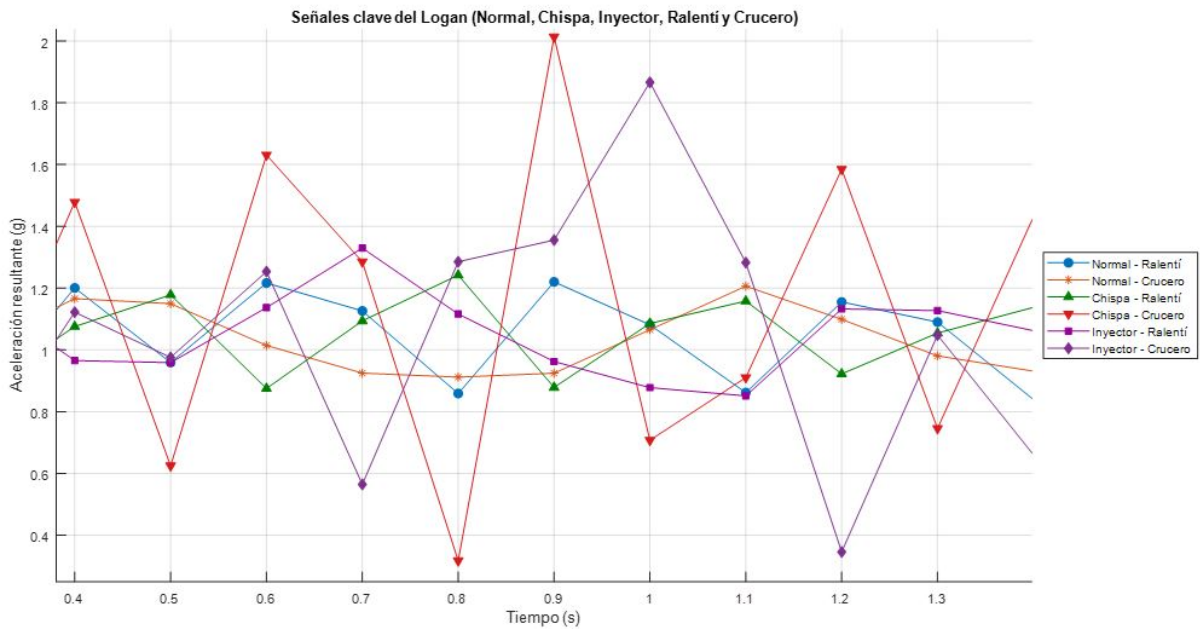


Figura 4.0.2: Comparación de las señales de aceleración resultante (g) para el vehículo Logan bajo diferentes condiciones de funcionamiento: modo normal y con fallas inducidas (chispa e inyector), tanto en régimen de ralentí como en crucero. Cada curva representa una adquisición experimental para la combinación indicada, diferenciada mediante colores y marcadores específicos.

Estos resultados permiten confirmar la sensibilidad del método basado en análisis de vibraciones para identificar anomalías en el desempeño del motor, y justifican el uso de esta técnica como herramienta diagnóstica en entornos automotrices.

La Figura 4.0.3 muestra los espectros de amplitud obtenidos mediante la transformada rápida de Fourier (FFT) de las señales de aceleración resultante para el vehículo Logan, después de aplicar un filtro pasa-altas de 0.2 Hz para eliminar componentes de muy baja frecuencia asociadas a movimientos lentos o tendencias.

Se observa que, en condiciones normales, tanto en ralentí como en crucero, el espectro presenta principalmente bajas amplitudes distribuidas en todo el rango de frecuencias, sin picos dominantes, lo que indica un funcionamiento estable y sin vibraciones anómalas significativas. Por el contrario, bajo condiciones de falla, especialmente en la prueba de inyector (tanto en ralentí como en crucero), se identifican picos de amplitud claramente superiores y concentrados en ciertas bandas de frecuencia, que reflejan la aparición de patrones vibracionales irregulares

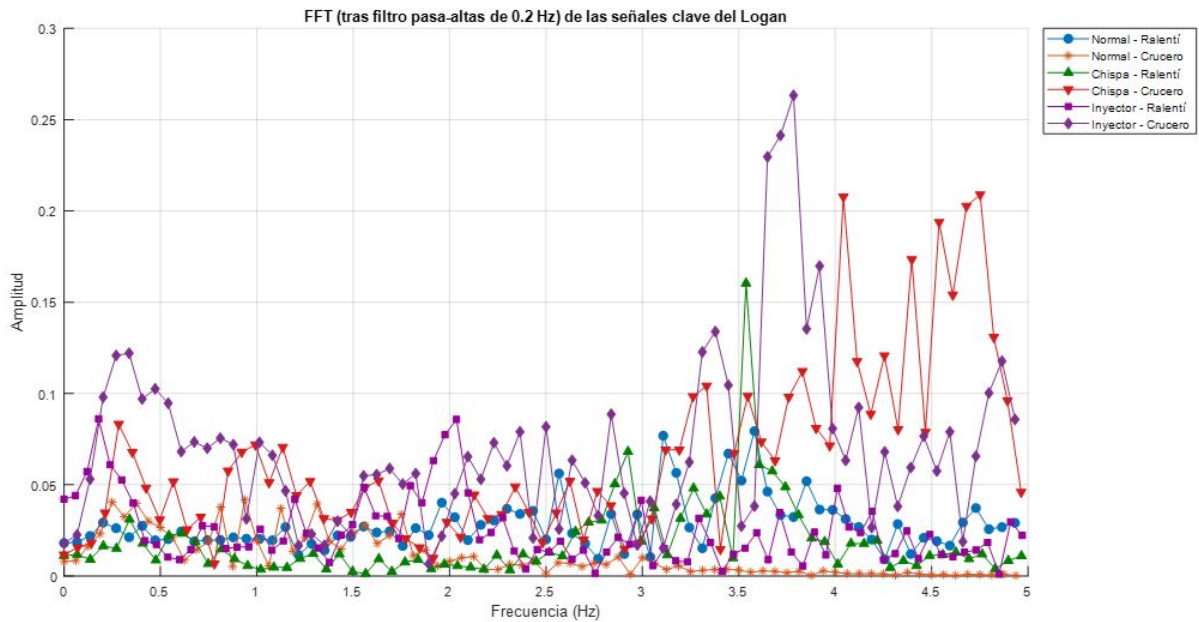


Figura 4.0.3: Espectros de amplitud (FFT) de las señales clave de aceleración resultante del Logan, procesadas con un filtro pasa-altas de 0.2 Hz. Se incluyen las condiciones normal, chispa e inyector, tanto en ralentí como en crucero. Cada curva corresponde a una condición específica, diferenciada por color y tipo de marcador.

típicos de combustión incompleta o funcionamiento deficiente del motor.

En el caso de la falla de chispa, la amplitud espectral se incrementa notablemente en crucero, mostrando la sensibilidad de este tipo de análisis para detectar variaciones dinámicas asociadas a la presencia de fallas específicas. Este comportamiento confirma que el análisis espectral, complementado con el preprocesamiento adecuado (filtro pasa-altas), permite diferenciar eficazmente entre condiciones normales y defectuosas, facilitando la identificación temprana de fallas mediante métodos de diagnóstico basados en vibraciones.

Los descriptores espectrales presentados en la Tabla 4.0.2 evidencian diferencias notables entre las

Tabla 4.0.2: Descriptores cuantitativos del espectro de frecuencia de las señales de aceleración del Logan: energía espectral total, entropía espectral y energía acumulada en la banda 2–4 Hz, tras aplicar un filtro pasa-altas de 0.2 Hz. Se comparan condiciones normales y de falla (chispa, inyector) en ralentí y crucero.

Condición	Energía Total	Entropía Espectral	Energía 2–4Hz
Normal – Ralentí	0.0731	5.56	0.0490
Normal – Crucero	0.0204	4.73	0.0011
Chispa – Ralentí	0.0623	3.76	0.0557
Chispa – Crucero	0.4572	4.97	0.1058
Inyector – Ralentí	0.0782	5.27	0.0202
Inyector – Crucero	0.5404	5.11	0.3375

distintas condiciones de funcionamiento del Logan. En primer lugar, la energía total del espectro es significativamente más alta bajo condiciones de falla, especialmente en crucero, donde tanto la falla de chispa como la de inyector superan ampliamente los valores registrados en condiciones normales. Este aumento indica la presencia de vibraciones más intensas y componentes de mayor energía asociadas a la dinámica anómala del motor.

La entropía espectral es más baja en la condición de chispa en ralentí, lo que sugiere un patrón espectral más concentrado (menos “disperso” o menos complejo), típico de la aparición de componentes dominantes debido a la falla. En cambio, las condiciones normales muestran entropías mayores, indicando un espectro más “rico” en componentes de baja amplitud y sin un pico dominante claro.

Finalmente, la energía en la banda 2–4Hz resulta un descriptor particularmente discriminante, ya que bajo fallas en crucero este valor es mucho mayor que en condiciones normales, evidenciando que las vibraciones anómalas generan energía relevante en estas frecuencias intermedias, donde normalmente el motor no presenta actividad significativa.

Estos resultados confirman que los descriptores espectrales derivados del análisis de vibraciones permiten diferenciar de manera objetiva las condiciones normales de aquellas con fallas en el sistema de encendido o inyección, facilitando la implementación de algoritmos automáticos de diagnóstico en aplicaciones de monitoreo vehicular.

En las Figuras 4.0.4 y 4.0.5 y la Tabla 4.0.3 se evidencia que las señales de aceleración y sus respectivos espectros permiten diferenciar objetivamente el estado de funcionamiento del Renault Koleos. En condiciones normales, el vehículo muestra bajos niveles de energía espectral y entropía, con una distribución homogénea en el dominio de la frecuencia, especialmente en ralentí.

Cuando se induce una falla de chispa, tanto la energía total como la energía en la banda 2–4 Hz incrementan considerablemente, sobre todo en crucero. La presencia de picos en el espectro y el aumento de la energía en bandas específicas reflejan una mayor inestabilidad vibracional, típica de irregularidades en la combustión y transferencia de potencia.

Asimismo, la entropía espectral varía entre condiciones, siendo generalmente mayor en el modo crucero, lo que indica un espectro más disperso y complejo bajo carga, especialmente cuando se presentan fallas. Estos resultados respaldan el uso de descriptores espectrales derivados de la aceleración como herramientas diagnósticas para la detección de fallas en sistemas automotrices.

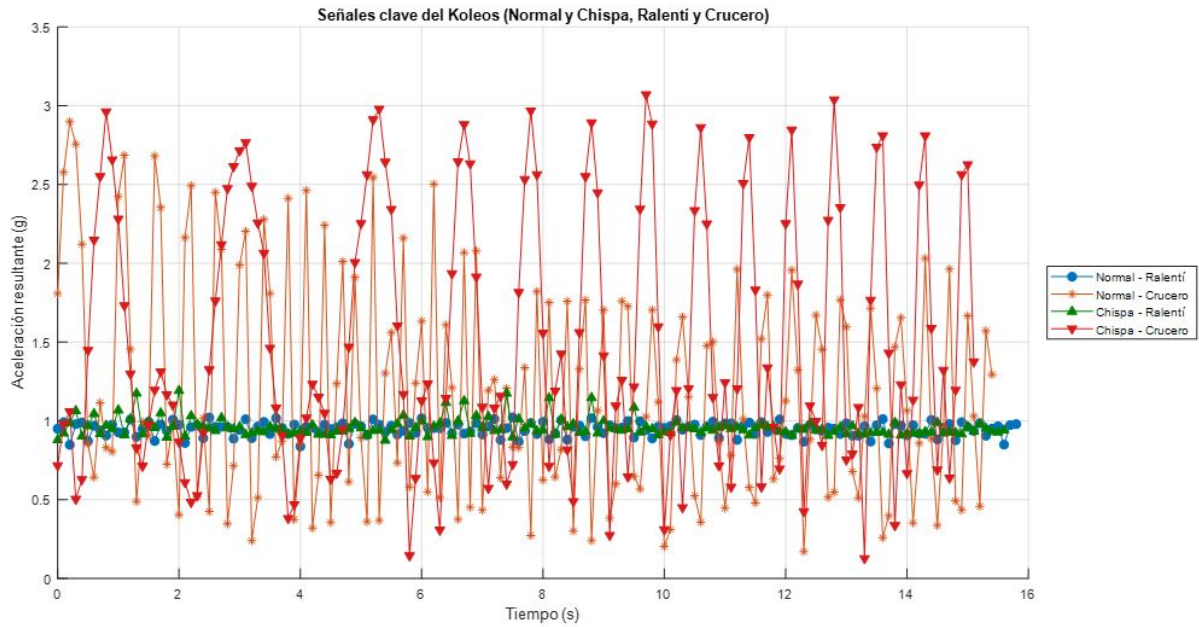


Figura 4.0.4: Señales clave de aceleración resultante registradas en el Renault Koleos bajo diferentes condiciones: funcionamiento normal y con falla de chispa, tanto en ralentí como en crucero. Cada curva corresponde a una condición específica del motor, diferenciada mediante color y marcador.

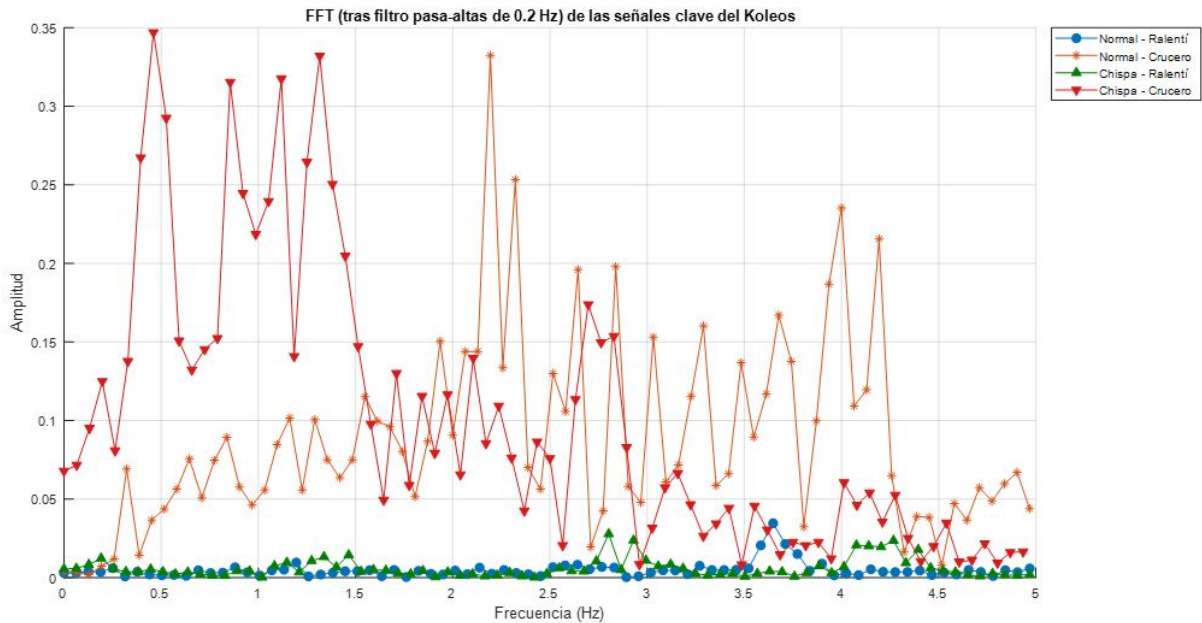


Figura 4.0.5: Espectros de amplitud (FFT) de las señales clave del Renault Koleos, tras la aplicación de un filtro pasa-altas de 0.2 Hz. Se visualizan las diferencias entre condiciones normales y con falla de chispa, en régimen de ralentí y crucero.

La Tabla 4.0.4 muestra que las condiciones normales en la Renault Captur presentan las

Tabla 4.0.3: Descriptores espectrales calculados para las señales de aceleración del Renault Koleos: energía total, entropía espectral y energía en la banda 2–4 Hz, luego de filtrado pasa-altas. No se dispone de registros para condiciones de falla de inyector en este vehículo.

Condición	Energía Total	Entropía Espectral	Energía 2–4Hz
Normal – Ralentí	0.00365	4.11	0.00300
Normal – Crucero	0.88838	5.25	0.63121
Chispa – Ralentí	0.00551	4.60	0.00197
Chispa – Crucero	1375	4.94	0.17988

Tabla 4.0.4: Descriptores espectrales calculados para las señales de aceleración de Captur: energía total, entropía espectral y energía en la banda 2–4 Hz, tras filtrado pasa-altas.

Condición	Energía Total	Entropía Espectral	Energía 2–4Hz
Normal – Ralentí	0.0685	1.78	0.0085
Normal – Crucero	20199	4.72	11720
Chispa – Ralentí	0.1054	4.30	0.0945
Chispa – Crucero	13578	5.74	0.6497
Inyector – Ralentí	0.3575	4.02	0.0313
Inyector – Crucero	12614	4.89	0.7665

menores energías espectrales y valores de entropía, especialmente en ralentí, lo que indica un funcionamiento vibracionalmente estable y regular. En la Figura 4.0.6 se observa cómo, en las series temporales de aceleración resultante, las señales correspondientes al estado normal tienden a mostrar menor dispersión y fluctuaciones de amplitud, en comparación con las condiciones de falla.

Cuando se introducen fallas (ya sea de chispa o de inyector), se observa un incremento sustancial tanto en la energía total como en la energía dentro de la banda 2–4 Hz, especialmente bajo condiciones de crucero. Este aumento refleja la aparición de vibraciones anómalas asociadas a irregularidades en el proceso de combustión y transferencia de potencia, tal como se corrobora en los espectros de amplitud presentados en la Figura 4.0.7.

La entropía espectral también se incrementa bajo condiciones de falla, lo que sugiere la presencia de componentes frecuenciales adicionales y mayor complejidad dinámica. Esto respalda el uso de los descriptores espectrales derivados de la aceleración para diferenciar de forma objetiva el funcionamiento normal respecto a las fallas, apoyando la potencialidad del análisis vibracional como herramienta de diagnóstico en motores de combustión interna.

La comparación de los resultados obtenidos para los tres vehículos evaluados (Renault Captur, Koleos y Logan) permite identificar patrones diferenciados en la respuesta vibracional frente a condiciones normales y fallas de chispa e inyector. Esto se relaciona directamente con las

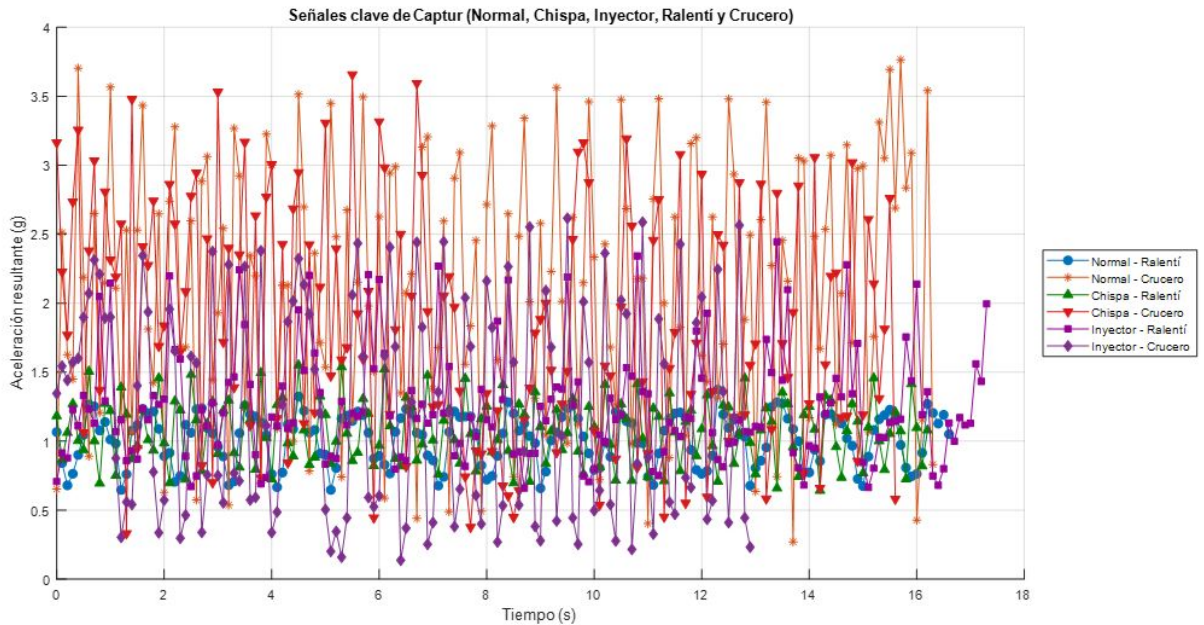


Figura 4.0.6: Señales clave de aceleración resultante registradas en la Renault Captur bajo diferentes condiciones: funcionamiento normal, con falla de chispa e inyector, tanto en ralenti como en crucero. Cada curva representa una condición específica del motor, diferenciada por color y marcador.

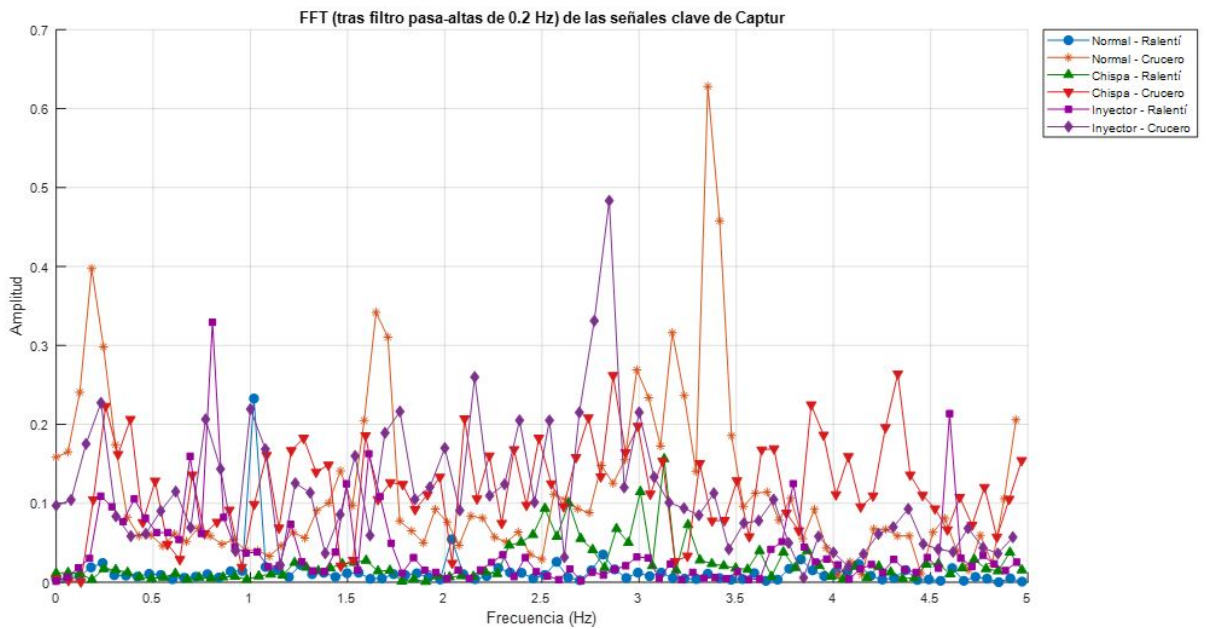


Figura 4.0.7: Espectros de amplitud (FFT) de las señales clave de la Renault Captur, tras aplicar un filtro pasa-altas de 0.2 Hz. Se evidencian diferencias entre condiciones normales y de falla, tanto en ralenti como en crucero.

características técnicas particulares de cada modelo.

En primer lugar, los motores de mayor cilindrada y potencia, como el Koleos (2.5 L, 171 HP), presentan niveles generales de vibración más elevados en condiciones de cruce. Sin embargo, este vehículo demuestra una mayor robustez vibracional frente a fallas menores. Las diferencias más notorias se manifiestan cuando la falla se presenta bajo carga. Este comportamiento puede asociarse tanto a la mayor masa rotacional como a la estructura de soporte y al tipo de transmisión CVT, que suaviza los cambios bruscos y limita el impacto de fallas leves sobre el espectro de vibración.

Por otro lado, la Renault Captur y el Logan, ambos equipados con motores de 1.6 L y 16 válvulas, presentan diferencias atribuibles principalmente a la configuración de la suspensión, la masa total, el tipo de dirección y la transmisión. El Captur, que cuenta con mayor peso total y transmisión automática en algunas versiones, muestra un espectro vibracional menos disperso en ralentí y una mayor sensibilidad de las métricas de energía y entropía ante la presencia de fallas, especialmente de chispa bajo condición de cruce.

El Logan, siendo el modelo de menor masa y arquitectura más sencilla, evidencia la mayor discriminación entre modos de falla y estado normal. Esto se observa claramente en las métricas de energía total, energía en banda (2–4 Hz) y entropía espectral. Lo anterior sugiere que las vibraciones anómalas inducidas por fallas se transmiten y detectan con mayor facilidad en este tipo de vehículo. Además, el menor aislamiento estructural y la relación de compresión más baja contribuyen a una mayor manifestación de irregularidades en el espectro de vibración.

Las métricas espectrales permiten diferenciar tanto el tipo de falla como el estado de carga del motor (ralentí o cruce). La energía total y la energía acumulada en la banda 2–4 Hz son particularmente útiles para identificar fallas de chispa, ya que incrementan notablemente estos valores bajo carga, reflejando la presencia de vibraciones asociadas a irregularidades en la combustión y la transferencia de potencia. Por su parte, la entropía espectral es sensible a la complejidad de la señal, ayudando a distinguir entre estados normales y fallidos, y es mayor en condiciones de falla, especialmente durante el modo cruce.

Para las fallas de inyector, la combinación de energía total y entropía resulta más efectiva, dado que la ausencia de inyección genera patrones de vibración más irregulares y dispersos en el espectro. Este efecto es menos evidente en vehículos con motores más grandes o transmisiones automáticas, como el Koleos y el Captur.

En síntesis, la identificación de fallas es más precisa en vehículos de menor masa y aislamiento estructural (Logan), así como en condiciones de crucero, donde las exigencias dinámicas amplifican el efecto de las anomalías. La integración de la información técnica del vehículo junto con las métricas espectrales permite ajustar los umbrales de detección y personalizar los algoritmos de diagnóstico para cada modelo, logrando así una mayor sensibilidad y especificidad en sistemas de monitoreo basados en acelerometría.

Capítulo 5

Discusión

El diagnóstico de fallas en motores de combustión interna (ICE) es un pilar esencial para garantizar la seguridad, fiabilidad y eficiencia de los vehículos, así como para minimizar los costos de garantía y mantenimiento [Ahmed et al. \(2014\)](#); [Deulgaonkar et al. \(2011\)](#); [Karabacak \(2024\)](#). La literatura científica destaca que, pese al avance de los sistemas eléctricos e híbridos, los motores ICE seguirán siendo protagonistas, lo que plantea nuevos retos asociados a la complejidad de las fuentes de ruido y vibración [Karabacak \(2024\)](#); [Ahmed et al. \(2014\)](#).

Nuestros resultados, obtenidos mediante el uso de acelerómetros triaxiales MEMS y procesamiento digital, coinciden con los hallazgos de estudios recientes que señalan la eficacia de los acelerómetros piezoeléctricos y MEMS para el monitoreo estructural de motores, debido a su bajo costo, facilidad de integración y robustez [Willet \(2025\)](#); [Ahmed et al. \(2014\)](#). La correcta ubicación de los sensores es crítica; colocarlos sobre el bloque del motor, culata o cigüeñal permite maximizar la sensibilidad a fallas como desbalanceos, golpes de pistón o defectos de inyección [Deulgaonkar et al. \(2011\)](#); [Campbell \(2009\)](#).

En cuanto a la frecuencia de muestreo, los estándares en la literatura son altamente variables: algunos trabajos emplean frecuencias tan altas como 32,768 Hz para motores pequeños o mediciones de laboratorio, mientras que para monitoreo de vehículos en ruta o en experimentos de campo, frecuencias desde 10 Hz hasta 200 Hz pueden ser adecuadas para la detección de vibraciones de baja y media frecuencia [Karabacak \(2024\)](#); [Nițu et al. \(2024\)](#); [Willet \(2025\)](#). En este estudio, una frecuencia de 10 Hz fue suficiente para capturar las dinámicas relevantes en pruebas de ralentí y crucero, optimizando el almacenamiento y procesamiento de datos, aunque se reconoce que valores mayores mejorarían la resolución de eventos de muy alta frecuencia.

Respecto al procesamiento de señales, la literatura enfatiza el análisis combinado en dominio de tiempo, frecuencia y tiempo-frecuencia para una caracterización robusta de fallas [Ahmed et al. \(2014\)](#); [Karabacak \(2024\)](#); [Karthik et al. \(2017\)](#). Nuestros resultados muestran que el dominio del tiempo, basado en la aceleración media, no permite discriminar de forma confiable entre condiciones normales y fallidas, lo que concuerda con trabajos que advierten sobre la baja sensibilidad del análisis temporal frente a fallas sutiles o intermitentes [Karabacak \(2024\)](#); [Campbell \(2009\)](#). Sin embargo, la aplicación de análisis espectral (FFT, densidad espectral de potencia y descriptores como energía y entropía) proporciona una diferenciación objetiva y cuantitativa entre fallas de chispa, inyector y condiciones normales, especialmente bajo carga. La evidencia de este trabajo coincide con la reportada por [Ahmed et al. \(2015\)](#) y [Karabacak \(2024\)](#), quienes demostraron que métricas como la energía espectral, la energía en bandas específicas (por ejemplo, 2–4 Hz) y la entropía espectral son altamente sensibles a la presencia de fallas de ignición o inyección, incluso en escenarios de ruido y variabilidad estructural [Ahmed et al. \(2014\)](#); [Karabacak \(2024\)](#). La entropía espectral, en particular, ha demostrado ser eficaz para detectar cambios en la complejidad dinámica y la dispersión frecuencial, atributos típicos de motores que presentan combustión irregular, desajustes en el tren de válvulas o fallas de encendido.

En el caso de vehículos con motores más grandes y transmisiones automáticas (como el Koleos y Captur), la robustez estructural y el aislamiento reducen parcialmente la sensibilidad del análisis vibracional, en línea con lo reportado por [Nițu et al. \(2024\)](#) y [Willet \(2024\)](#), quienes resaltan que la respuesta vibracional depende de la arquitectura, peso y acoplamiento estructural del vehículo [Nițu et al. \(2024\)](#); [Willet \(2025\)](#). Así, la metodología basada en acelerometría es especialmente efectiva en vehículos ligeros o con menor aislamiento, como el Logan, donde las diferencias entre condiciones normales y de falla son más pronunciadas.

Ventajas del enfoque propuesto:

- Bajo costo y fácil integración, al utilizar sensores MEMS comerciales y microcontroladores como Arduino.
- Capacidad para discriminar entre fallas de chispa e inyector en modo crucero, empleando métricas espectrales objetivas.
- Potencial para implementación en línea y detección temprana, lo que se traduce en reducción de costos de mantenimiento y mejora de la seguridad operacional [Ahmed et al.](#)

(2014); Karabacak (2024).

Limitaciones y desafíos:

- Sensibilidad reducida en vehículos con mayor masa o aislamiento, que puede requerir ajustes en la ubicación del sensor o el uso de matrices híbridas (acelerómetro y micrófono) Nişu et al. (2024).
- La frecuencia de muestreo utilizada limita la detección de eventos de muy alta frecuencia, como golpeteo de válvulas o inyección múltiple.
- La generalización del diagnóstico requiere la recolección de un número mayor de señales y la validación con diferentes configuraciones de motores y condiciones de carga.

Opciones de mejora y recomendaciones futuras:

- Integrar técnicas avanzadas de aprendizaje automático, como redes neuronales convolucionales (CNN) o modelos híbridos SVSF-ANN, para incrementar la robustez y precisión del diagnóstico, tal como se ha demostrado en estudios recientes Ahmed et al. (2014); Karabacak (2024).
- Ampliar la base de datos experimental, incluyendo fallas múltiples y variaciones de carga, temperatura y combustible.
- Utilizar sensores adicionales (por ejemplo, micrófonos y sensores de presión) para un análisis multimodal y mayor sensibilidad a fallas incipientes Willet (2025).
- Aplicar algoritmos de seguimiento de órdenes y análisis tiempo-frecuencia para correlacionar la evolución de las fallas con las condiciones de operación reales.

En síntesis, este estudio experimental respalda y complementa la literatura internacional, demostrando que la integración de acelerometría MEMS, procesamiento espectral y métricas de energía y entropía puede ofrecer un sistema de diagnóstico eficiente, portátil y adaptable a diferentes arquitecturas de motor. La validación en diferentes vehículos y la integración con técnicas de inteligencia artificial constituyen líneas de investigación altamente recomendables para el desarrollo de sistemas de diagnóstico automotriz de nueva generación.

Capítulo 6

Conclusiones

Esta investigación evidencia que el análisis de vibraciones basado en acelerómetros triaxiales y procesamiento digital representa una alternativa eficiente, objetiva y económica para el diagnóstico temprano de fallas en motores de combustión interna. La metodología propuesta permitió identificar con precisión condiciones anómalas del motor, específicamente fallas relacionadas con chispa e inyección, mediante el uso de métricas espectrales como la energía total, la energía en bandas específicas (2–4 Hz) y la entropía espectral. Estas métricas evidenciaron alta sensibilidad y confiabilidad en la diferenciación entre estados normales y fallidos.

Por otro lado, el análisis en el dominio del tiempo, basado únicamente en la aceleración media, resultó insuficiente para discriminar adecuadamente entre condiciones normales y anómalas, reforzando la necesidad del análisis en el dominio de la frecuencia. Estos hallazgos son consistentes con investigaciones previas y confirman que los incrementos en la energía y complejidad espectral son indicadores robustos de irregularidades en la combustión y transferencia de potencia del motor.

Asimismo, la arquitectura del vehículo influyó notablemente en los resultados obtenidos. Vehículos de mayor masa y aislamiento, como el Renault Koleos y Captur, presentaron menor sensibilidad vibracional, mientras que vehículos más ligeros, como el Logan, permitieron una identificación más clara de las fallas. Esto resalta la importancia de adaptar la ubicación de los sensores y las estrategias de procesamiento de acuerdo a las características estructurales del vehículo.

Entre las principales ventajas del sistema desarrollado destacan su bajo costo, portabilidad y facilidad de integración, aspectos que facilitan su implementación en talleres automotrices,

contextos industriales y educativos con recursos limitados. No obstante, se identifican limitaciones en la frecuencia de muestreo y en la amplitud de la base de datos experimental, las cuales pueden ser abordadas en trabajos futuros.

Finalmente, aunque este trabajo no incorporó técnicas avanzadas de aprendizaje automático con el propósito de minimizar los requerimientos computacionales del microcontrolador de Arduino, se recomienda su inclusión en futuras investigaciones. Además, ampliar la validación experimental con distintos tipos de motores, diversas condiciones de carga y una mayor variedad de fallas, así como la exploración de análisis tiempo-frecuencia y algoritmos de seguimiento de órdenes, permitirán mejorar significativamente la robustez y sensibilidad del sistema propuesto.

En conclusión, este estudio aporta de manera relevante al avance en el diagnóstico automático de motores mediante análisis vibracional, ofreciendo un método económico, accesible y confiable para la detección y prevención de fallas automotrices.

Bibliografía

- Ahmed, R., El Sayed, M., Gadsden, S. A., Tjong, J., and Habibi, S. (2014). Automotive internal-combustion-engine fault detection and classification using artificial neural network techniques. *IEEE Transactions on vehicular technology*, 64(1):21–33.
- Baidya, B., Gupta, S. K., and Mukherjee, T. (1998). Feature-recognition for mems extraction. In *International Design Engineering Technical Conferences and Computers and Information in Engineering Conference*, volume 80302, page V01AT01A004. American Society of Mechanical Engineers.
- Campbell, C. J. (2009). Vibration analysis of heavy-duty diesel vehicles. *Masters Theses*, page 513.
- Crewson, P. (2006). *Applied Statistics Handbook*, volume 1.
- Deulgaonkar, V., Kallurkar, S., and Mattani, A. (2011). Review and diagnostics of noise and vibrations in automobiles. *International journal of modern engineering research (IJMER)*, 1(2):242–246.
- Devices, A. (2010). Adxl335: Small, low power, 3-axis $\pm 3g$ accelerometer data sheet. <https://www.analog.com/media/en/technical-documentation/data-sheets/adxl335.pdf>.
- Douier, K., Renno, J., and Hussein, M. F. (2024). Reconstructing road roughness profiles using anns and dynamic vehicle accelerations. *Infrastructures*, 9(11):198.
- International Organization for Standardization (2012). Iso 10816-3:2012 – mechanical vibration – evaluation of machine vibration by measurements on non-rotating parts. ISO Standard.
- Karabacak, Y. E. (2024). Condition monitoring of internal combustion engines with vibration signals and fault detection by using machine learning techniques. *International Journal of Automotive Engineering and Technologies*, 13(4):191–200.
- Karthik, A., Shaik, N. B., Praveen, G. S., and Reddy, A. R. S. (2017). Vibration analysis on tractor bonnet. *International Journal for Innovative Research in Science & Technology (IJIRST)*, 4(4):44–49.
- Khan, M. M., Jaiswal, P., Mishra, M., and Sonkar, R. K. (2022). Strategic-cum-domestic vehicular movement detection through deep learning approach using designed fiber-optic distributed vibration sensor. In *2022 IEEE 7th International conference for Convergence in Technology (I2CT)*, pages 1–6. IEEE.
- Li, E., Jian, J., Yang, F., Ma, Z., Hao, Y., and Chang, H. (2024). Characterization of sensitivity of time domain mems accelerometer. *Micromachines*, 15(2):227.
- Nițu, N.-A., Valerian, P., Machado, J., and Bujoreanu, C. (2024). Influence of open/closed volume

- types on sensor matrix design for vibroacoustic study of vehicles. *Environmental Engineering & Management Journal (EEMJ)*, 23(6).
- Oppenheim, A. V. and Schaffer, R. W. (2009). *Discrete-Time Signal Processing*. Pearson Education, 3rd edition.
- Renault (2015a). Ficha técnica renault captur modelo 2015. <https://www.renault.com.co/>. Documento técnico de producto.
- Renault (2015b). Ficha técnica renault logan modelo 2015. <https://www.renault.com.co/>. Documento técnico de producto.
- Renault (2018). Ficha técnica renault koleos 2018. <https://www.renault.com.co/>. Catálogo técnico interno.
- Shaeffer, D. K. (2013). Mems inertial sensors: A tutorial overview. *IEEE Communications Magazine*, 51(4):100–109.
- Tian, Y., Wang, Y., Zhang, Z., and Sun, P. (2021). Fourier-domain transfer entropy spectrum. *Physical Review Research*, 3(4):L042040.
- Willet, R. (2025). Micro-electromechanical systems (mems) sensor characterization for diesel engine health monitoring.
- Zhang, W., Jahoda, K., Swank, J., Morgan, E., and Giles, A. (1995). Dead-time modifications to fast fourier transform power spectra. *Astrophysical Journal v. 449*, p. 930, 449:930.