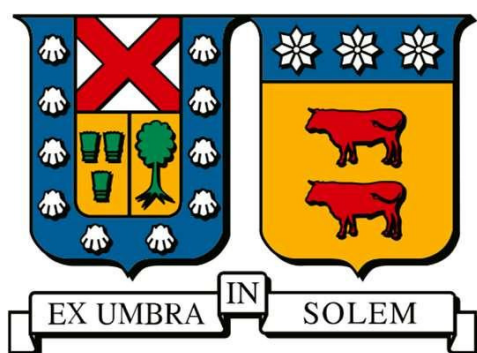


UNIVERSIDAD TÉCNICA FEDERICO SANTA MARÍA
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA MECÁNICA
VALPARAÍSO – CHILE



**“DESARROLLO DE UNA METODOLOGÍA DE
DETECCIÓN DE COMBUSTIÓN ANORMAL EN
UN MOTOR ENCENDIDO POR COMPRESIÓN
OPERANDO EN MODO DUAL EN CONDICIONES
DINÁMICAS”**

IGNACIO EDUARDO RIVADENEIRA BARRIOS

**MEMORIA DE TITULACIÓN PARA OPTAR AL TÍTULO DE
INGENIERO CIVIL MECÁNICO**

PROFESOR GUÍA:	DR. GERMÁN AMADOR DIAZ
PROFESOR CORREFERENTE:	DR. MAURICIO OSSES ALVARADO

JUNIO - 2023

Agradecimientos

Agradezco a la Dirección General de Investigación, Innovación y Emprendimiento por otorgar el financiamiento requerido para el desarrollo de este trabajo.

Agradezco al Laboratorio de Termofluidos y al Taller Automotriz de la Universidad por facilitar las máquinas, instrumentos e insumos necesarios para realizar el presente trabajo.

Agradezco a los profesores Sres. Germán Amador y Roberto Leiva por su constante asesoría durante este proceso.

Agradezco a los apoyos académicos Sres. Daniel Galleguillos y José Duque por su ayuda en la realización de los ensayos experimentales.

Agradezco a mis padres Julio y Soledad y a mi hermano Enrique por su apoyo incondicional durante esta etapa.

Ignacio Eduardo Rivadeneira Barrios

Resumen

El objetivo de este trabajo es el desarrollo de una metodología de detección no invasiva de knock en motores de encendido por compresión operando de manera dinámica con combustión dual basándose en las vibraciones del bloque motor.

Se realizan tres ensayos para caracterizar el comportamiento de un Índice de Knock en combustión 100% diésel bajo operación estacionaria y dinámica. Uno de los resultados más importantes obtenidos es la extrapolación del comportamiento del motor en estado dinámico a través de su comportamiento en estado estacionario.

En base a los resultados de los ensayos se plantean tres metodologías para la detección no invasiva del knock en estado dinámico. Una de ellas es la extensión de una metodología desarrollada en el GIMCA para la detección no invasiva de knock en estado estacionario.

Para evaluar el desempeño de las metodologías se realizan dos ensayos operando un motor en combustión dual. Los resultados obtenidos indican que las tres metodologías presentan grados variables de sensibilidad y especificidad, con lo que se generan recomendaciones para su uso.

Palabras clave: “knock”, “operación dual”, “detección no invasiva”

Abstract

The objective of this work is to develop a methodology for non-intrusive knock detection in dual-fuel, compression ignition engines via block vibration analysis.

Three tests were conducted to characterize the behavior of a Knock Index in 100% diesel combustion in stationary and dynamic operation. One of the most important results obtained was the possibility of extrapolating the engine behavior under dynamic conditions via its behavior in stationary operation.

Based on the results of the tests, three methodologies are proposed for non-intrusive knock detection under dynamic conditions. One of them is an extension of another methodology developed in GIMCA for non-intrusive knock detection under stationary conditions.

To determine the performance of the methodologies, two test are carried out in engines operating in dual-fuel mode. The results obtained indicate that the methodologies have varying degrees of sensibility and specificity. Recommendations for use of the methodologies are issued.

Keywords: “knock”, “dual-fuel operation”, “non-intrusive detection”.

Glosario

Abreviaturas

ATDC	After Top Dead Center.
BMEP	Brake Mean Effective Pressure [kPa].
CI	Compression Ignition.
CORFO	Corporación de Fomento de la Producción.
DSR	Diesel Substitution Rate.
ECU	Engine Control Unit.
FFT	Fast Fourier Transform.
GIMCA	Grupo de Investigación en Motores y Combustibles Alternativos.
GLP	Gas Licuado de Petróleo.
GNC	Gas Natural Comprimido.
ICE	Internal Combustion Engine.
IMPO	Integral of Modulus of Pressure Oscillations.
KI	Knock Index.
LHV	Lower Heating Value [kJ/kg].
MAPO	Max Amplitude of Pressure Oscillations.
NEDC	New European Driving Cycle.
SEPO	Spectral Energy of Pressure Oscillations.
SI	Spark-Ignition.
TDC	Top Dead Center.
USM	Universidad Técnica Federico Santa María.
WOT	Wide Open Throttle.

Simbología General

θ	Ángulo del Cigüeñal.
C_v	Coeficiente de válvula.
DPr_s	Estadístico “Desviación Ponderada de la Referencia Muestral”.
DPr	Estadístico “Desviación Ponderada de la Referencia”.
F_s	Frecuencia de muestreo.
P	Potencia.
T	Torque.
ω	Velocidad Angular del Motor.

Notación Matemática

r	Coeficiente de correlación muestral de Pearson.
R^2	Coeficiente de determinación.
S	Desviación estándar muestral.
$F_{m,n}$	Distribución de Fischer-Snedecor de grados de libertad m y n .
$Geo(X)$	Distribución geométrica con probabilidad de éxito X .
$N(\mu, \sigma)$	Distribución normal de media μ y desviación estándar σ .
$Student(\nu)$	Distribución T de Student con ν grados de libertad.
$Q_{N(\mu, \sigma)}(P)$	Función cuantil de la distribución normal de media μ y desviación estándar σ .
$Q_{t_\nu}(P)$	Función cuantil de la distribución T de Student con ν grados de libertad.
$FD(x)$	Función de distribución acumulada.
$FDe(x)$	Función de distribución empírica.
$J_a(z)$	Función de Bessel de primera especie de orden a .
$\text{erf}^{-1}(x)$	Inverso de la función error.
$\bar{X}$	Media muestral de la variable aleatoria X .

Índice General

Agradecimientos	ii
Resumen.....	iii
Abstract	iii
Glosario	iv
Abreviaturas	iv
Simbología General.....	iv
Notación Matemática	v
Capítulo 1 : Introducción.....	1
1.1 Motivación	1
1.2 Operación en modo dual de un motor diésel.....	2
1.3 Combustión anormal en motores de combustión interna: El fenómeno de Knock	3
1.4 Estado del arte de la detección de knock.....	4
1.4.1 Detección de knock a través de la presión en cámara	4
1.4.2 Detección de knock a través de las vibraciones del bloque motor	6
1.4.3 Knock audible	6
1.4.4 Algoritmos de detección del knock.....	6
1.5 Contribución del presente trabajo al estado del arte.....	9
1.6 Objetivos	9
1.6.1 Objetivo general	9
1.6.2 Objetivos Específicos	9
1.7 Organización del documento.....	9
Capítulo 2 : Caracterización del comportamiento del motor en combustión normal.....	10
2.1 Procedimiento General.....	10
2.1.1 Equipos, instrumentos y parámetros	11
2.2 Caracterización del motor en estado estacionario	17
2.2.1 Resultados	18
2.2.2 Análisis de los resultados	22
2.3 Estudio de la variabilidad del motor en estado estacionario	25
2.3.1 Resultados	26
2.3.2 Análisis de los resultados	28
2.4 Caracterización del motor en estado dinámico.....	30
2.4.1 Resultados	32

2.4.2 Análisis de los resultados	35
Capítulo 3 : Diseño de la metodología de detección de combustión anormal.....	36
3.1 Uso de un umbral fijo para KI basado a la distribución en estado dinámico	36
3.1.1 Planteamiento	36
3.1.2 Descripción de la implementación de la metodología.....	38
3.1.3 Resultados en combustión normal.....	40
3.1.4 Análisis y conclusiones	40
3.2 Uso de un umbral variable para KI basado en el comportamiento estacionario del motor.....	42
3.2.1 Planteamiento	42
3.2.2 Descripción de la implementación de la metodología.....	43
3.2.3 Resultados en combustión normal.....	44
3.2.4 Análisis de los resultados	45
3.3 Desarrollo de una métrica insensible a las condiciones del motor para el uso de la metodología <i>DPrs</i>	46
3.3.1 Planteamiento	46
3.3.2 Descripción de la implementación de la metodología.....	46
3.3.3 Resultados	48
3.3.4 Análisis de los resultados	51
3.4 Optimización	52
3.4.1 Optimización de los cálculos.....	52
3.4.2 Optimización de la adquisición de la línea base.....	54
3.4.3 Tiempo de cálculo de las metodologías	59
Capítulo 4 : Aplicación de las metodologías en operación dual en un motor de banco.....	60
4.1 Diseño del ensayo	60
4.2 Resultados	63
4.2.1 Estimación del tiempo de respuesta	65
4.3 Análisis de los resultados	67
Capítulo 5 : Aplicación de las metodologías en operación dual en un vehículo.....	68
5.1 Introducción	68
5.2 Objetivos	69
5.3 Implementación del sistema de adquisición de datos.....	70
5.3.1 Configuración de equipos e instrumentos	70
5.3.2 Cálculo de KI	71
5.4 Resultados	74

5.5 Análisis de los resultados	77
5.6 Conclusiones de la implementación.....	79
Conclusiones	80
Trabajo a futuro.....	80
Bibliografía	81
Anexo 1	83
Anexo 2	85
Anexo 3	90
Anexo 4	92
Anexo 5	97
Anexo 6	99
Anexo 7	102

Índice de figuras

Figura 1.1. Proyección de la demanda energética de Hidrógeno. Obtenido de Hydrogen Council, 2017. [2]	1
Figura 1.2. Daños en un pistón debido a knock intenso. Obtenido de [4].....	3
Figura 1.3. Presión en el cilindro en función de la posición del cigüeñal, para (a) combustión normal, (b) knock leve, (c) knock intenso, en un motor de gasolina. Obtenido de [3]	4
Figura 1.4. Distribución teórica del estadístico DPrs	8
Figura 2.1. Esquema de los equipos e instrumentos.....	12
Figura 2.2. Curva de potencia normalizada. Motor Perkins M80T.....	15
Figura 2.3. Curva de torque normalizado vs velocidad. Motor Perkins M80T.....	15
Figura 2.4. Consumo específico vs velocidad. Motor Perkins M80T.....	16
Figura 2.5. Área de operación del motor, en velocidad y carga, a estudiar (en azul).	17
Figura 2.6. Mapa de calor de media de KI vs velocidad y carga	19
Figura 2.7. Mapa de calor de la desviación estándar de KI vs velocidad y carga.....	19
Figura 2.8. Distribución de probabilidad del conjunto de todas las mediciones de KI. Densidad de probabilidad estimada con suavizado de kernel gaussiano [17].....	20
Figura 2.9. Diagrama de cajas y bigotes con los resultados de la dependencia secuencial para cada prueba.....	21
Figura 2.10. Diagrama de cajas y bigotes para el estadístico DPr..	21
Figura 2.11. Distribución de probabilidad del estadístico DPrs.....	22
Figura 2.12. Distribución de probabilidad de KI empírica y Normal para el caso más adverso identificado.....	23
Figura 2.13. Distribución del estadístico T	26
Figura 2.14. Distribución del estadístico F.	27
Figura 2.15. Diagrama de cajas y bigotes con los resultados de la implementación de la metodología DPr con las réplicas.....	27
Figura 2.16. Distribución obtenida para el estadístico DPrs	28
Figura 2.17. Distribuciones de probabilidad correspondientes a la máxima diferencia observada entre las medias de dos réplicas. Densidad de probabilidad estimada con suavizado de kernel gaussiano.	29
Figura 2.18. Curva de mínima carga vs velocidad.....	31
Figura 2.19. Distribución de probabilidad del conjunto de KI obtenido en estado dinámico comparado con una distribución normal de misma media y varianza.....	34
Figura 2.20. Comparación de la distribución del conjunto de KI en estado dinámico con la distribución estacionaria equivalente.	34
Figura 2.21. Diagrama de dispersión para KI por ciclo de combustión, en condiciones dinámicas y estacionaria equivalente. Cada punto representa el KI de un ciclo de combustión.....	35

Figura 3.1. Diagrama de cajas y bigotes para la correlación secuencial de cada prueba dinámica...	37
Figura 3.2. Diagrama de flujo de la metodología de umbral fijo.	39
Figura 3.3. Diagrama de dispersión de KI versus velocidad en estado dinámico y el umbral de la metodología.....	41
Figura 3.4. Diagrama de flujo de la metodología de umbral variable.....	44
Figura 3.5. Diagrama de dispersión de KI versus velocidad en estado dinámico y el umbral de la metodología.....	45
Figura 3.6. Diagrama de flujo de la metodología con el uso de DPrs con KI normalizado.	47
Figura 3.7. Diagrama de dispersión de KI vs velocidad y carga en condiciones estacionarias.....	48
Figura 3.8. Diagrama de dispersión de KI normalizado vs velocidad y carga en condiciones estacionarias.	48
Figura 3.9. Dispersión de KI normalizado vs velocidad en condiciones dinámicas (azul) y estacionaria equivalente (rojo).	49
Figura 3.10. Distribución de KI normalizado en estado dinámico (en azul) comparado con una distribución normal de misma media y varianza (en púrpura) y una distribución normal estándar (en amarillo). Densidad de probabilidad empírica estimada con suavizado de kernel gaussiano.....	50
Figura 3.11. Distribución de DPrs con KI normalizado en estado dinámico (en azul) comparado con la distribución del estadístico en estado estacionario (en verde) y la distribución teórica (en amarillo). Densidad de probabilidad empírica estimada con suavizado de kernel gaussiano.....	50
Figura 3.12. Error absoluto medio versus la distancia de puntos en velocidad.....	56
Figura 3.13. Error absoluto medio vs distancia de carga entre puntos.....	56
Figura 3.14. Comparación del mapa de calor para la media de KI, entre el medido (arriba) y el interpolado (abajo).	57
Figura 3.15. Diagrama de dispersión de KI vs velocidad y el umbral dinámico interpolado con la cantidad de datos óptima.....	58
Figura 3.16. Distribución de KI normalizado en estado dinámico. En azul la distribución obtenida originalmente, en rojo la distribución obtenida al calcular KI normalizado con las medias y desviaciones interpoladas óptimamente.	58
Figura 3.17. Densidad de probabilidad (estimada con kernel gaussiano) de DPrs calculado con KI normalizado, calculado de la forma descrita originalmente (azul) y con la interpolación optimizada (rojo).....	59
<i>Figura 4.1. Configuración de instrumentos y equipos para la operación dual.</i>	<i>61</i>
Figura 4.2. Tasa de detección de la metodología N°1 vs la tasa de sustitución de diésel para cada medición.....	63
Figura 4.3. Tasa de sustitución de la metodología N°2 versus la tasa de sustitución de diésel para cada medición.....	63
Figura 4.4. Tasa de detección de la metodología N°3 versus la tasa de sustitución de diésel para cada medición.....	64
Figura 4.5. Tasa de detección de cada metodología versus DPr para cada medición.	64

Figura 4.6. Tasa de detección para cada metodología versus DPr para las mediciones de Rosas. ...	65
Figura 5.1. Ciclo de Conducción Europeo	68
Figura 5.2. Ubicación de los sensores de knock. El sensor A corresponde al de la derecha y el B al de la izquierda.	70
Figura 5.3. Camioneta montada en el freno y sistemas de adquisición de datos.	71
Figura 5.4. Diagrama de dispersión para el KI planteado originalmente y el KI planteado para los ensayos con la camioneta (KI'').	72
Figura 5.5. Espectro de frecuencias naturales del bloque motor.	73
Figura 5.6. Distribución de probabilidad de KI'' (suavizada con kernel gaussiano) en los Ciclos de Ciudad.	74
Figura 5.7. Distribución de Probabilidad de KI'' (suavizada con función de Kernel) en los Ciclos de Carretera.....	75
Figura 5.8. Diagrama de caja y bigote de las tasas de detección en los ciclos urbanos.	75
Figura 5.9. Diagrama de caja y bigote de las tasas de detección en los ciclos de carretera	76
Figura 5.10. Distribución de KI'' en ralentí. Densidad de probabilidad con suavizado de Kernel. ..	77

Índice de tablas

Tabla 1.1. Primeros ocho valores de $\rho\alpha, \beta$	5
Tabla 2.1. Características del motor Perkins [14]	11
Tabla 2.2. Características de los instrumentos	12
Tabla 2.3. Termocuplas.....	13
Tabla 2.4. Primeras tres frecuencias de resonancia en la cámara de combustión para el motor Perkins. Calculadas con una velocidad del sonido en la cámara de $c=1000$ [m/s] y el diámetro del cilindro del motor Perkins (84.5 mm).	14
Tabla 2.5. Composición de la distribución estacionaria equivalente a la dinámica.	32
Tabla 2.6. Resultados de la prueba de normalidad de Lilliefors	33
Tabla 3.1. Parámetro n según la autocorrelación de los datos.....	38
Tabla 3.2. Resultados de la implementación de la metodología de umbral fijo.....	40
Tabla 3.3. Resultados de la implementación de la metodología de umbral variable.	44
Tabla 3.4. Características del sistema.	59
Tabla 3.5. Tiempos de ejecución de las metodologías.....	59
Tabla 4.1. Instrumentación y equipos para la inyección de hidrógeno.	60
Tabla 4.2. Clasificación de los resultados	62
Tabla 4.3. Estimación del error de tipo II de cada metodología.....	65
Tabla 4.4. Tiempo de respuesta de las metodologías para la condición de certeza de knock.....	66
<i>Tabla 4.5. Tasa de detección y tiempo de respuesta de las metodologías para las mediciones en la condición N°3 (knock probable).</i>	<i>66</i>
Tabla 4.6. Tasa de detección y tiempo de respuesta de las metodologías para las mediciones en la condición N°2 (probablemente combustión normal).	66
<i>Tabla 4.7. Tiempo medio entre falsos positivos</i>	<i>67</i>
Tabla 5.1. Modos de Sustitución ensayados.....	68
Tabla 5.2. Frecuencias características de knock. Calculado considerando $c=1000$ m/s y diámetro del cilindro 86 mm.	72
Tabla 5.3. Tasa de falsos positivos en operación diésel.....	76

Capítulo 1: Introducción

1.1 Motivación

En los últimos años en Chile las políticas energéticas han apuntado a la diversificación de la matriz energética y el fortalecimiento del uso de energías limpias. En ese contexto, ha incrementado el interés en el uso de hidrógeno como fuente de energía. Chile reconoce el potencial de este combustible, y apunta al desarrollo de una industria competitiva y líder a nivel mundial en la producción de hidrógeno verde. Para el aprovechamiento de esta oportunidad única, el Gobierno de Chile a través del Ministerio de Energía en colaboración con diversos sectores públicos y privados ha desarrollado una Estrategia Nacional de Hidrógeno Verde. Uno de los objetivos de esta estrategia es la promoción del uso de este recurso desplazando el uso de combustibles fósiles, especialmente en los sectores minero, transporte y agrícola [1].

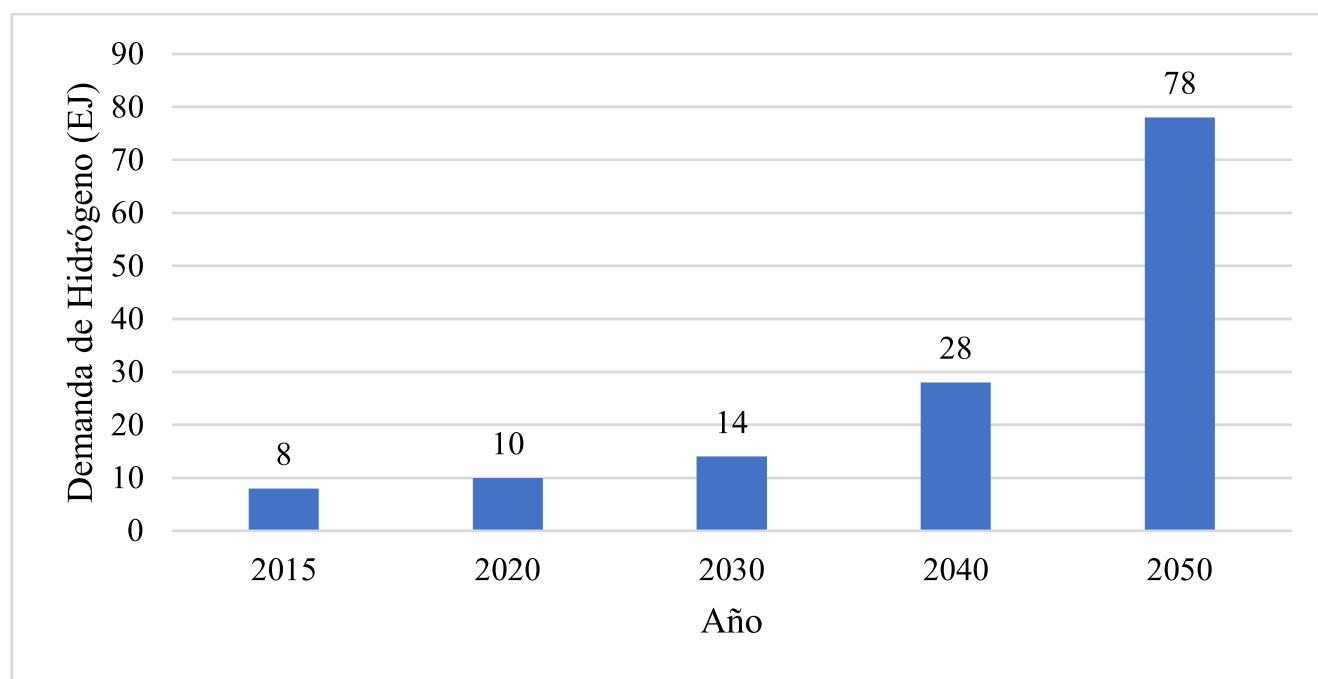


Figura 1.1. Proyección de la demanda energética de Hidrógeno. Obtenido de Hydrogen Council, 2017. [2]

Un área de particular interés es el uso de hidrógeno como combustible en motores de combustión interna, sustituyendo parcialmente al combustible primario, en lo que se conoce como Modo Dual. Esta tecnología tiene múltiples potenciales aplicaciones en la industria. Por ejemplo, durante el año 2017 CORFO abrió la convocatoria para el programa tecnológico “Desarrollo de un Sistema de Combustión Dual Diésel-Hidrógeno para Camiones de Extracción Mineros (Caex)”. La implementación de la tecnología de operación en Modo Dual abre múltiples oportunidades para la investigación y desarrollo, siendo una de ellas la detección de la combustión anormal.

La combustión anormal, particularmente el knock, es un fenómeno que puede presentarse durante la operación de un motor en modo dual. La aparición de knock es indeseada, pues conlleva múltiples dificultades para la operación del motor, razón por la cual la detección de knock es un área de especial interés dentro de la investigación y desarrollo de los motores para operación dual. Durante el año 2021 el Grupo de Investigación en Motores y Combustibles Alternativos (GIMCA) de la USM se adjudicó el Proyecto Interno “Detección no Invasiva de la Combustión Anormal en un Motor de Combustión Interna Operando en Modo Dual con Hidrógeno Bajo Condiciones Dinámicas”. La presente Memoria de Titulación se desarrolla dentro de este proyecto y sirve de continuación de la línea investigativa en la que trabaja el GIMCA.

1.2 Operación en modo dual de un motor diésel

La tecnología de operación dual de un motor diésel es un sistema en donde el motor trabaja simultáneamente con dos combustibles. El combustible primario o piloto es el diésel, el cual es inyectado directamente en la cámara de combustión cerca del TDC y se inflama debido a la compresión del cilindro. El combustible secundario o sustituto es un combustible generalmente gaseoso como por ejemplo GLP, GNC o hidrógeno (aunque también puede implementarse con combustibles líquidos), que se inyecta de forma indirecta a la cámara de combustión, mezclándose con el aire en algún punto anterior a la válvula de admisión y que se inflama junto con el diésel debido al encendido por compresión de este último. El proceso de combustión incrementa la presión en el cilindro, lo que genera trabajo mecánico durante la carrera de expansión.

Para cuantificar el aporte energético del combustible sustituto al motor se emplea la Tasa de Sustitución Energética de Diésel (DSR por su nombre en inglés), que se define como:

$$DSR = \frac{LHV_S * \dot{m}_S}{LHV_D * \dot{m}_D + LHV_S * \dot{m}_S} \quad (1.1)$$

Donde LHV_S es el poder calorífico inferior másico del combustible sustituto, $\dot{m}_S$ es el flujo másico de combustible sustituto, LHV_D el poder calorífico inferior másico del diésel y $\dot{m}_D$ el flujo másico de diésel.

1.3 Combustión anormal en motores de combustión interna: El fenómeno de Knock

El knock o cascabeleo es un fenómeno de combustión anormal que se presenta comúnmente en los motores SI. La teoría más aceptada es que se produce por la inflamación de la mezcla aire/combustible por delante del frente de llama controlado durante la combustión en el cilindro [3], causada por una presión muy elevada o la presencia de puntos calientes en las superficies de la cámara de combustión. Al interceptarse el frente de llama producido por la inflamación espontánea de la mezcla con el frente de llama controlado de la cámara de combustión, se genera punto con una presión muy alta, perturbación que se propaga a través de la cámara de combustión con alta frecuencia, ocasionando vibraciones y un ruido característico al cual se debe el nombre del fenómeno.

Los motores CI normalmente no son susceptibles a este fenómeno, pues en la carrera de compresión los cilindros no contienen combustible sino solamente aire, razón por la cual no puede producirse la inflamación espontánea. Sin embargo, como se describió anteriormente, al operar en modo dual, el aire de la admisión se mezcla con el combustible sustituto antes de entrar al cilindro, por lo tanto, durante la carrera de compresión se estará comprimiendo una mezcla aire-combustible, lo que vuelve al motor susceptible al knock.

El fenómeno de knock es indeseado por varias razones. Las principales se listan a continuación:

- Pérdida de potencia y eficiencia térmica
- Aumento de las emisiones de óxidos de nitrógeno
- Daños mecánicos en la cámara de combustión, con la consecuente reducción de la vida útil del motor. Un ejemplo de esto se muestra en la Figura 1.2.



Figura 1.2. Daños en un pistón debido a knock intenso. Obtenido de [4].

El knock en motores diésel duales se encuentra relacionado con diversos factores, tales como:

- Carga: El fenómeno suele ocurrir cuando el motor trabaja con alta carga
- Temperatura en la cámara de combustión: Una temperatura media muy elevada o la presencia de puntos calientes en la superficie de la cámara de combustión favorecen la aparición del fenómeno.
- Resistencia del combustible sustituto a la autoignición. Un combustible con bajo octanaje será más propenso a causar knock.
- Tasa de sustitución de diésel: El knock suele ocurrir con tasas de sustitución elevadas. La transición entre combustión normal y knock se produce tras una ligera variación de la sustitución [5].

1.4 Estado del arte de la detección de knock

El knock no se puede medir directamente con instrumentos, sino que su diagnóstico se basa en el monitoreo de otras variables del motor, como las vibraciones o la presión del cilindro. Se reconocen distintas formas de diagnosticar el knock. La cuantificación del fenómeno se realiza a través de un “índice de knock” KI (por sus siglas en inglés) que se calcula a través de alguna de las variables mencionadas anteriormente.

Los índices de knock KI tienen las siguientes características:

- Son estocásticos. Debido a la gran cantidad de variables que intervienen en el motor, los indicadores no tienen un valor fijo, sino que mantienen una distribución de probabilidad.
- La aparición de knock se correlaciona con un aumento de los valores de KI.

1.4.1 Detección de knock a través de la presión en cámara

La forma más aceptada para el diagnóstico de knock es el análisis de las fluctuaciones de la presión en cámara del cilindro. Como se explicó anteriormente, el knock ocasiona perturbaciones de presión que se propagan con alta frecuencia en la cámara de combustión, razón por la cual se puede detectar monitoreando las oscilaciones de la presión instantánea en la cámara. La Figura 1.3 ilustra la presión instantánea de la cámara de combustión versus la posición del cigüeñal relativa al TDC, θ , bajo condiciones progresivas de knock.

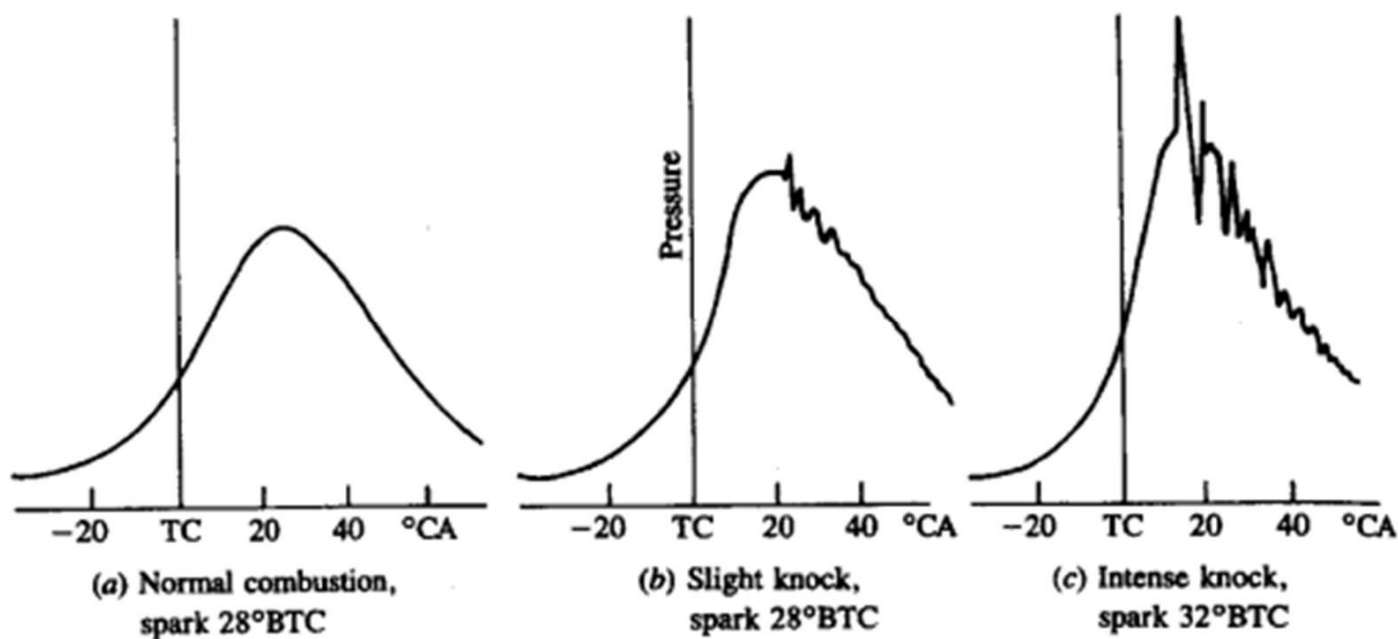


Figura 1.3. Presión en el cilindro en función de la posición del cigüeñal, para (a) combustión normal, (b) knock leve, (c) knock intenso, en un motor de gasolina. Obtenido de [3]

Nótese que las oscilaciones de presión no se dan durante todo el ciclo de combustión, sino que en un determinada ventana de ángulo de cigüeñal. Por esta razón, no es necesario el análisis de la presión durante todo el ciclo de combustión, sino que solamente en el rango en que se manifiesta el fenómeno, llámese $[\theta_i; \theta_f]$, donde θ_i es la posición del cigüeñal en donde se comienza a manifestar el fenómeno y θ_f es la posición del cigüeñal en la que deja de manifestarse el fenómeno.

Las oscilaciones de presión se extraen filtrando la señal con un filtro pasa banda de alta frecuencia y la intensidad del knock se puede relacionar con la amplitud de las oscilaciones. Las frecuencias a la que se producirán estas oscilaciones serán las frecuencias de resonancia del gas en la cámara de combustión. Si α es la cantidad de nodos dispuestos de forma diametral y β los nodos dispuestos de forma circular, la frecuencia de resonancia $f_{\alpha,\beta}$ a la que ocurre el knock está dada por [6]:

$$f_{\alpha,\beta} = \frac{\rho(\alpha,\beta) * c}{\pi D} \quad (1.2)$$

donde c es la velocidad del sonido en la cámara de combustión, D es el diámetro del cilindro y $\rho(\alpha,\beta)$ es la $\beta + 1$ -ésima solución positiva de la ecuación

$$J'_\alpha(z) = 0$$

donde $J'_\alpha(z)$ es la primera derivada de la función de Bessel de primera especie y de orden α . Los primeros valores de $\rho(\alpha,\beta)$ se muestran en la Tabla 1.1. Al seleccionar las frecuencias a las que se realizará el filtrado, es importante capturar las primeras frecuencias de ocurrencia del fenómeno.

Tabla 1.1. Primeros ocho valores de $\rho(\alpha,\beta)$

Modo	(1,0)	(2,0)	(0,1)	(3,0)	(4,0)	(1,1)	(5,0)	(2,1)
$\rho(\alpha,\beta)$	1,84118	3,05424	3,83171	4,20119	5,31755	5,33144	6,41562	6,70613

Una vez determinadas las frecuencias de ocurrencia del fenómeno, el KI se puede definir de distintas formas, siendo las más comunes las que se nombran a continuación:

- MAPO (Máxima Amplitud de las Oscilaciones de Presión)

$$MAPO = \max_{\theta \in [\theta_i, \theta_f]} (|\hat{P}(\theta)|) \quad (1.3)$$

donde $\hat{P}(\theta)$ denota la presión en cámara filtrada en función del ángulo del cigüeñal.

- IMPO (Integral del Módulo de las Oscilaciones de Presión)

$$IMPO = \int_{\theta_i}^{\theta_f} |\hat{P}(\theta)| d\theta \quad (1.4)$$

- SEPO (Energía de la Señal de las Oscilaciones de Presión)

$$SEPO = \int_{\theta_i}^{\theta_f} \hat{P}(\theta)^2 d\theta \quad (1.5)$$

Los índices MAPO e IMPO tienen gran aceptación en la literatura relacionada al knock y no son computacionalmente intensos para ser calculados, pero presentan la desventaja de ser susceptibles al ruido [7]. Bajo condiciones estacionarias, se ha demostrado que estos indicadores siguen un comportamiento estocástico log-normal [8].

Una vez determinado un KI adecuado, las metodologías para la determinación de knock generalmente se basan en comparar los valores de KI con algún valor umbral determinado de forma empírica o teórica.

Las metodologías basadas en la presión del cilindro son ampliamente usadas y aceptadas en la investigación, pero tienen poca aplicación en motores vehiculares, debido a diversas limitaciones relativas a la medición de la presión en el cilindro:

- Los motores vehiculares no están diseñados para proveer acceso a la cámara de combustión, por lo que la instalación de los transductores de presión en cámara requiere modificaciones importantes en el motor.
- Los transductores de presión tienen una vida útil limitada, siendo necesario su reemplazo periódico.

1.4.2 Detección de knock a través de las vibraciones del bloque motor

Estas metodologías se basan en que las fluctuaciones de presión dentro de la cámara de combustión se propagarán a través del motor en forma de vibraciones mecánicas, de tal forma que podrán ser cuantificadas a través de un acelerómetro instalado en el motor. Este tipo de metodologías no son invasivas y son ampliamente empleadas en la detección de knock en motores SI debido a la facilidad de instalación de los sensores y su durabilidad, aunque naturalmente presentan la desventaja de presentar mucho más ruido, puesto que existen múltiples fuentes de vibraciones en el motor que pueden interferir.

Los KI calculados a través de las vibraciones del motor son análogos a los calculados a través de la señal de presión: La señal se filtra, se separa en la ventana de ángulos de cigüeñal característica del fenómeno y luego se calcula un KI con alguna métrica, que también puede ser análoga a los indicadores basados en presión, aunque no se ha encontrado consenso en la literatura respecto a la nomenclatura de los indicadores:

- Amplitud Máxima de la Aceleración Filtrada: Análogo al indicador MAPO.

$$A_{peak} = \max_{\theta \in [\theta_i; \theta_f]} (|\hat{a}(\theta)|) \quad (1.6)$$

- Intensidad del Acelerómetro: Es un análogo a un valor medio del IMPO.

$$AI = \frac{(1)}{\theta_f - \theta_i} \int_{\theta_i}^{\theta_f} |\hat{a}(\theta)| d\theta \quad (1.7)$$

Se ha identificado que estos indicadores también siguen una distribución log-normal y que se encuentran de moderada a fuertemente correlacionados con los indicadores basados en presión [8].

1.4.3 Knock audible

El knock se caracteriza por un agudo cascabeleo metálico. La intensidad de este sonido se asocia con la intensidad del knock. Para la cuantificación, algunos investigadores construyen una escala numérica basada en la percepción de intensidad del knock del operador del motor [9]. Si bien este tipo de indicadores son usados en la investigación y desarrollo, son subjetivos y no pueden aplicarse en condiciones reales de operación.

1.4.4 Algoritmos de detección del knock

La detección y corrección del knock durante la operación del motor es de suma importancia para prevenir los daños a largo plazo asociados al fenómeno. La mayoría de la investigación respecto al control del knock proviene de los motores SI para aplicaciones automotrices y son propiedad de los fabricantes, por lo que solamente se conocen las generalidades de los sistemas. Principalmente se distinguen dos tipos, algoritmos en que se determina un umbral directamente para el valor de KI y algoritmos en que se evalúa algún estadístico calculado en base a los valores de KI. En motores SI, la ECU reacciona a la presencia de knock retrasando la ignición. Para motores diésel dual-fuel, una forma de corregir el fenómeno es disminuir la tasa de sustitución de diésel.

- Algoritmos con umbral para KI

En este tipo de algoritmos, se calibra un valor umbral para un KI. Dependiendo del algoritmo, se puede considerar que existe knock ciclo a ciclo cuando el KI del ciclo sobrepasa el umbral, o determinar la existencia en general de knock si se sobrepasa el valor umbral con determinada frecuencia al analizar un conjunto de ciclos.

El proceso de calibración del umbral puede hacerse a través de metodologías estadísticas, a través de una evaluación del rendimiento del motor o a través de una combinación de ambas. Tanto el knock como las métricas de KI mencionadas en este documento son sensibles a una serie de condiciones del motor, principalmente a la velocidad y la carga, por lo que es necesaria la calibración del valor umbral para cada condición de operación del motor [10].

Este tipo de métodos son adecuados para motores de producción en masa, en donde las extensas pruebas en laboratorio se justifican por la gran cantidad de unidades a fabricar. Aun así, como indican Ham et al. [11], estos métodos presentan la dificultad de no tomar en consideración la posible variación del comportamiento del knock debido al uso del motor o a la dispersión en la manufactura.

• Algoritmos de control con estadísticos

En este caso, en lugar de establecer directamente un umbral para el KI, se emplean los valores de KI para el cálculo de un estadístico, el cual será empleado como criterio de decisión. Este tipo de metodologías tienen la ventaja de trabajar con estadísticos adimensionales, lo que facilita su generalización.

En ese sentido, dos trabajos de investigación llevados a cabo por el GIMCA han desarrollado estadísticos para la detección de la combustión anormal:

- Desviación Ponderada respecto a la Referencia DPr [12]
Tomando los valores de KI de los últimos n ciclos del motor, el estado del motor se compara con un estado de referencia sin knock con el indicador DPr:

$$DPr = \frac{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} (KI_i - \overline{KI_r})^2}}{\sigma_{rt}} \quad (1.8)$$

donde KI_i es la métrica de knock en el ciclo i -ésimo, $\overline{KI_r}$ es la media del índice de knock en el estado de referencia y σ_r es la desviación estándar poblacional de la métrica de knock en el estado de referencia. El umbral para DPr se determina de forma empírica. En la investigación mencionada, se define el umbral como $DPr \leq 5,0$.

- Desviación Ponderada respecto a la Referencia de la muestra DPr_s [13]
Corresponde a una modificación del indicador DPr, en donde se aprovecha la propiedad de log-normalidad del indicador de KI para la determinación de un umbral estadístico generalizable:

$$DPr_s = \frac{\sqrt{S_{Log(KI)}^2 + (\overline{Log(KI)} - \overline{Log(KI_r)})^2}}{S_{Log(KI_r)}} \quad (1.9)$$

donde $S_{Log(KI)}^2$ es la varianza del logaritmo de una muestra de KI, $\overline{Log(KI)}$ y $\overline{Log(KI_r)}$ son la media del logaritmo de una muestra de KI, obtenido en operación y en la condición de referencia sin knock, respectivamente, y $S_{Log(KI_r)}$ es la desviación estándar de una muestra de KI obtenida en el estado de referencia.

Este estadístico sigue la distribución

$$DPr_s \sim \sqrt{(F_{n-1, n-1} + \frac{2}{n} F_{1, n-1})} \quad (1.10)$$

donde n es la cantidad de elementos en cada una de las muestras. Para $n=100$, lo recomendado por el autor, la Figura 1.4 muestra la distribución obtenida:

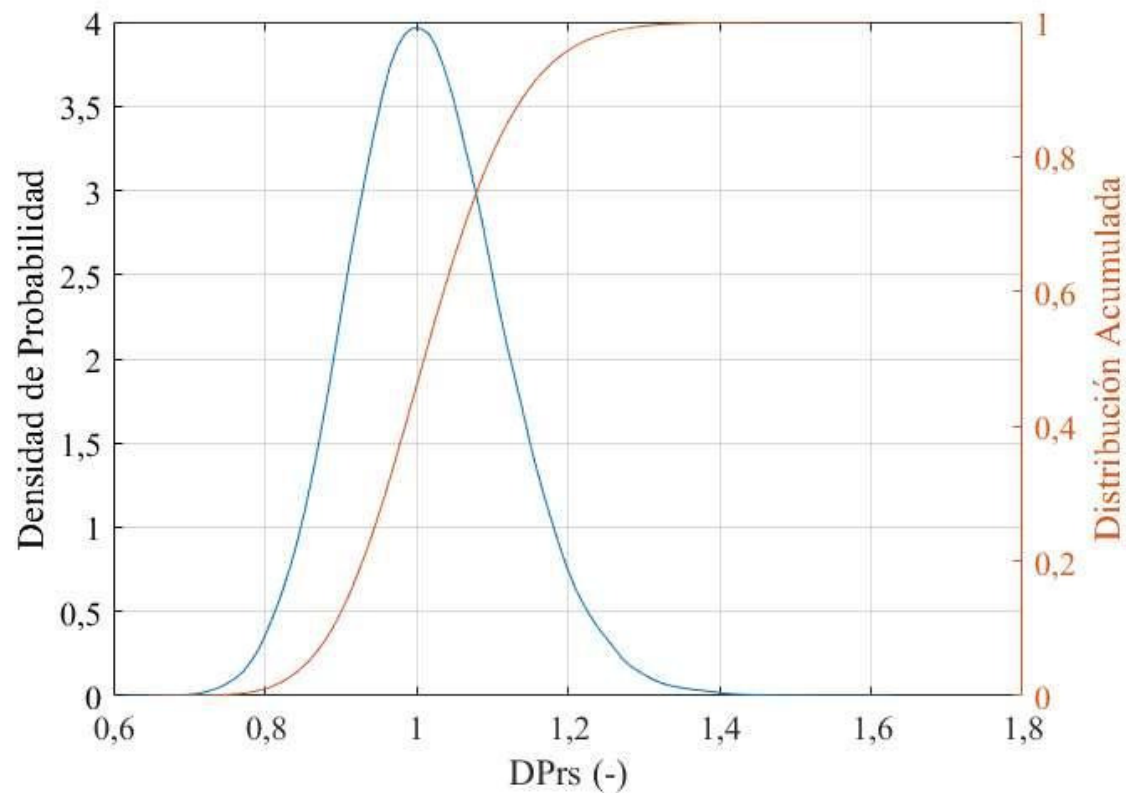


Figura 1.4. Distribución teórica del estadístico $DPrs$

En la investigación citada, se identifica como umbral para este estadístico el percentil 99,9999% de la distribución, correspondiente al valor $DPr_s \leq 1,64$.

1.5 Contribución del presente trabajo al estado del arte

Hasta el momento, la investigación del GIMCA respecto a detección no invasiva de knock se ha centrado en motores en operación estacionaria, es decir, bajo condiciones constantes de carga y velocidad. En el presente trabajo, se amplía el ámbito de la investigación al estudiar el comportamiento y el diagnóstico no invasivo de knock en motores bajo condiciones dinámicas.

1.6 Objetivos

1.6.1 Objetivo general

Desarrollar una metodología para la detección de combustión anormal en un motor encendido por compresión operando en modo dual en condiciones dinámicas.

1.6.2 Objetivos Específicos

- Caracterizar la distribución de probabilidad del índice de combustión anormal en un motor Perkins Prima M80T operando en modo dinámico.
- Diseñar e implementar el sistema de suministro de combustible sustituto en un motor Mercedes Benz OM 366 LA.
- Validar la metodología desarrollada en el motor Mercedes-Benz OM-366-LA operando en modo dinámico.

1.7 Organización del documento

El desarrollo del trabajo de titulación se estructura en cuatro temas, cada uno conformando un capítulo del documento.

El primer tema es la caracterización del comportamiento de un Índice de Knock (KI) bajo combustión normal. Para ello, se realizan tres ensayos en el motor Perkins Prima M80T: En el primer ensayo, se estudia el comportamiento de KI bajo condiciones estacionarias y múltiples condiciones de carga y operación. El segundo ensayo consiste en la replicación de algunas de las mediciones tomadas en el primer ensayo para evaluar la variabilidad de los resultados. El tercer ensayo consiste en estudiar el comportamiento de KI bajo operación dinámica del motor, para lo que se toman múltiples mediciones de KI con el motor operando en modo dinámico. Este tema, incluyendo los tres ensayos mencionados anteriormente, se desarrollan en el Capítulo 2.

El segundo tema es el planteamiento de una metodología no invasiva de detección de knock. Habiendo caracterizado el comportamiento del motor en combustión normal a través de los ensayos presentados en el Capítulo 2, se proponen metodologías para poder identificar el comportamiento anormal. Este tema se desarrolla en el Capítulo 3.

El tercer tema es la aplicación de las metodologías planteadas en el motor Perkins operando de forma estacionaria y en modo dual con hidrógeno. El motor se somete a diversas condiciones de carga, velocidad y DSR y se evalúa el desempeño de cada metodología. Este tema se presenta en el Capítulo 4.

El cuarto tema consiste en la implementación de una metodología y evaluación de sus resultados en un motor operando en modo dinámico. Originalmente, esta implementación sería realizada en el motor Mercedes-Benz del laboratorio de Termofluidos de la USM, pero debido a que el freno dinamométrico de la máquina no se encontraba disponible, la implementación se realizó en un vehículo Mitsubishi L-200 operando en modo dual con hidrógeno. Este tema se presenta en el Capítulo 5.

Capítulo 2: Caracterización del comportamiento del motor en combustión normal

2.1 Procedimiento General

Para la detección de la combustión anormal, el primer paso es la caracterización del comportamiento de las vibraciones del motor en combustión normal. Para esto, se registrarán las vibraciones del motor bajo operación 100% diésel y se calculará un índice de knock. Se estudiará el comportamiento de este indicador tanto en operación estacionaria como en dinámica y su dependencia con las variables de entrada para el motor, particularmente la carga y la velocidad.

Para la caracterización del motor, se realizarán tres ensayos:

- i. Caracterización del motor en estado estacionario: El objetivo principal de este primer ensayo es estudiar la dependencia del KI con la carga y la velocidad del motor: Para ello, el motor será sometido a una serie de condiciones de carga y velocidad. Una vez estabilizado en cada condición, será registrada la señal de vibraciones para el cálculo de KI en un conjunto de ciclos de combustión. Con los resultados, se estudiarán las características de las distribuciones de KI: log-normalidad, medidas de tendencia central y dispersión y dependencia de KI con la carga y la velocidad del motor.
- ii. Estudio de la variabilidad del motor en estado estacionario: El objetivo de este segundo ensayo es evaluar la consistencia de los resultados con respecto al primer ensayo. Para esto, se tomarán réplicas de un subconjunto de mediciones tomadas en la primera etapa y evaluar la diferencia de los resultados con respecto a los obtenidos en la primera etapa.
- iii. Caracterización del motor en estado dinámico: En esta etapa, el motor será sometido a cargas y velocidades continuamente variables y será registrada la señal de vibraciones para el cálculo de los índices de knock. Se estudiará el comportamiento global de los KI, su dependencia con la carga y velocidad del motor y su relación con el comportamiento del motor en estado estacionario.

En los subcapítulos siguientes se explicarán en detalle cada uno de los ensayos realizados, se presentarán y discutirán los resultados.

2.1.1 Equipos, instrumentos y parámetros

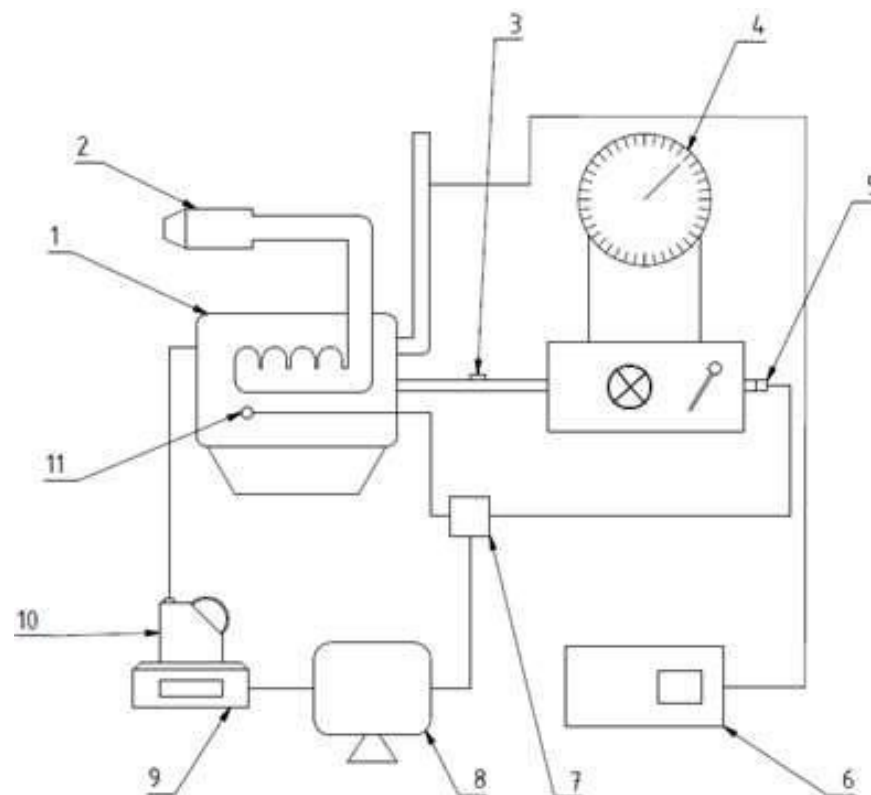
•Equipos e Instrumentos

La caracterización se realizará en el motor diésel Perkins M80T del Laboratorio de Termofluidos de la USM, el cual se encuentra conectado a un freno dinamométrico Hidráulico Schenck U2-20. El consumo de diésel se mide con una balanza digital Snowrex NHV-30. La velocidad del motor se mide con un tacómetro digital Lutron DT-2240D. La composición de los gases de escape se mide con un analizador de gases Bosch BEA-250. Las vibraciones se miden con un sensor de knock Bosch 0261231188 y la posición instantánea del cigüeñal se mide con un encoder rotativo incremental Omron E6B2-CWZ6C 2000 p/r. La señal de vibraciones y la posición del cigüeñal se registran de manera simultánea con la tarjeta adquisidora de datos Measurement Computing DT9816-S. El acelerador del motor y el mando de la carga del freno dinamométrico se operan desde la cabina de mando. La Tabla 2.1 muestra las características del motor, mientras que la Figura 2.1 muestra la disposición de los equipos e instrumentos. La Tabla 2.2 muestra las características de los instrumentos utilizados.

Tabla 2.1. Características del motor Perkins [14]

Modelo	Perkins Prima M80T
Potencia máxima*	58 [kW] @ 4500 [rpm]
Torque máximo*	145 [Nm] @ 2150 [rpm]
Cilindrada	1994 [cc]
Número de Cilindros	4
Configuración de Cilindros	En línea
Ciclo	4 tiempos
Sistema de inducción	Turbocargado
Sistema de inyección	Directa
Diámetro Nominal	84,5 [mm]
Carrera	88,9 [mm]
Relación de compresión	17,2:1
Secuencia de encendido	1,3,4,2
Rotación	Sentido horario visto de frente

*Parámetros de catálogo



1. Motor	7. Tarjeta Adquisidora de Datos
2. Rotámetro	8. Computador
3. Tacómetro Digital	9. Balanza Digital
4. Freno Hidráulico	10. Recipiente de Combustible
5. Encoder Rotativo	11. Sensor de Knock
6. Analizador de Gases	

Figura 2.1. Esquema de los equipos e instrumentos

Tabla 2.2. Características de los instrumentos

Instrumento	Características
Sensor de knock Bosch 0261231188	Rango de frecuencia: 3-25 kHz Sensibilidad: 26 $\pm$ 8 mV/g
Encoder rotativo incremental Omron E6B2-CWZ6C 2000 p/r	Velocidad máxima: 3000 [rpm] Resolución 0,09[°]
Tacómetro digital LT-DT2240D	Resolución: 1 [rpm] Rango 5-99990 [rpm]
Tarjeta adquisidora de datos MC DT9816-S	Frecuencia de muestreo ajustable 188-750000 [Hz] Rango de entrada analoga: [-10, 10] [V]
Analizador de gases Bosch	Resolución: CO: 0,001 [% vol] CO2: 0,01 [%vol] NO: 1 [ppm vol] Hidrocarburos: 1 [ppm vol]
Medidor de flujo de pistón oscilante Aerzen D74	Resolución 0,1 [m3] Caudal máximo 550 [m3/h] Caudal mínimo 32 [m3/h]
Freno dinamométrico Schenck U2-20	Rango: 0-280 [Nm] Resolución: 0,7 [Nm]
Balanza Snowrex NHV-30	Rango: 0-30 [kg] Resolución 0,001 [kg]

El freno dinamométrico no mide directamente el torque del motor, sino la fuerza (en kgf) que aplica el motor sobre un dinamómetro. El brazo que conecta al freno con el dinamómetro tiene una longitud conocida de 0,716 (m), por lo que multiplicando la lectura del dinamómetro por la longitud

del brazo se obtiene el torque del motor. Además de lo anterior, se tienen instaladas diversas termocuplas para el monitoreo de la temperatura en distintos puntos del motor, como se muestra en la Tabla 2.3. Las termocuplas tienen una resolución de 0,01°C.

Tabla 2.3. Termocuplas

Número	Temperatura por medir
1	Refrigerante del motor
2	Agua del circuito abierto de refrigeración del motor
3	Gases de escape
4	Aire en el múltiple de admisión
5	Aceite
6	Agua del freno hidráulico

•Parámetros para la adquisición y el procesado de datos

Se optó por emplear el índice de knock

$$KI = \text{Log}_{10}(A_{peak}) \quad (2.1)$$

donde A_{peak} es la métrica definida en la Ecuación (1.6). Las razones para el uso de esta métrica son:

- La continuación de la línea investigativa desarrollada por el GIMCA. En el trabajo de Rosas [12] se emplea y optimiza el uso del índice A_{peak} . Ese trabajo es desarrollado en el mismo motor, bajo parámetros y condiciones comparables a las que se emplean en la presente memoria de titulación, de manera que el uso de un indicador directamente relacionado con A_{peak} permite que los resultados sean comparables. La aplicación del logaritmo se realiza con la intención de tener un indicador que tenga un comportamiento gaussiano, puesto que, como se mencionó anteriormente, la métrica A_{peak} sigue un comportamiento log-normal.
- Al ser una métrica basada en las vibraciones del bloque motor, cumple el requisito de ser no invasiva.

Para el cálculo de KI, se deben determinar los siguientes parámetros:

- Cilindro por estudiar
- Banda de frecuencias en donde se manifiesta el knock.
- Ventana de ángulo de cigüeñal $[\theta_i; \theta_f]$ en donde el knock es observable
- Frecuencia de muestreo para adquirir la señal de vibraciones y posición instantánea del cigüeñal.

Con respecto al cilindro por estudiar, todo el análisis será realizado con respecto al cilindro N°1, pues el sensor de knock instalado se encuentra físicamente más próximo a este sensor, por lo que recibe una señal más intensa proveniente de este cilindro. Por lo tanto, los ángulos de cigüeñal θ se medirán con respecto al TDC del cilindro N°1 en la carrera de compresión.

Una de las investigaciones precedentes en materia de knock desarrollada por el GIMCA realizó un análisis de tiempo-frecuencia de la señal de vibraciones del motor Perkins M80T [12], concluyendo que, para dicho motor, el knock se presenta en la banda [5000 – 15000] [Hz]. Por lo tanto, esta será la banda que será estudiada. La señal de vibración será filtrada con un filtro Butterworth pasa-banda de cuarto orden con las frecuencias de corte descritas anteriormente. Cabe destacar que esta ventana de ángulo de cigüeñal es consistente con el modelo teórico descrito en la Ecuación (1.2).

La ventana de frecuencias captura las tres primeras frecuencias teóricas de ocurrencia de knock, valores que se muestran en la Tabla 2.4.

Tabla 2.4. Primeras tres frecuencias de resonancia en la cámara de combustión para el motor Perkins. Calculadas con una velocidad del sonido en la cámara de $c=1000$ [m/s] y el diámetro del cilindro del motor Perkins (84.5 mm).

Modo	Frecuencia [Hz]
(1,0)	6935
(2,0)	11504
(0,1)	14431

Con respecto a la ventana de ángulo del cigüeñal en donde se presenta el fenómeno, el análisis de tiempo-frecuencia mencionado anteriormente concluye que el knock se manifiesta en la ventana $[\theta_i; \theta_f]$ [° ATDC] = [-10; +30].

La investigación mencionada en los párrafos anteriores además determina que la frecuencia óptima de muestreo de la señal de vibraciones para el cálculo de KI es de 75 [kHz], existiendo un error relativo menor a 2% al compararse con los resultados obtenidos al calcular KI con una frecuencia de muestreo diez veces mayor (750 kHz).

Por otro lado, la mínima frecuencia de muestreo para la señal del encoder rotativo estará dada por el Teorema de Nyquist. El encoder rotativo emite una señal cuadrada donde cada pulso representa un avance del cigüeñal de $\frac{1}{2000}$ de revolución, por lo tanto, la frecuencia de la señal dependerá linealmente de la velocidad del motor, según

$$F_{encoder}(\omega) = 2000 * \frac{\omega}{60} \quad (2.2)$$

donde $F_{encoder}$ es la frecuencia de la señal del encoder en [Hz] y ω es la velocidad del motor en [rpm]. De acuerdo con las especificaciones del encoder, su electrónica está limitada a una velocidad de 3000 [rpm] [15], por lo que la frecuencia máxima de su señal será $F_{max} = 100$ [kHz].

Para el cumplimiento del Teorema de Muestreo de Nyquist, la frecuencia de muestreo de la señal deberá ser al menos el doble, 200 [kHz]. Para tener cierta holgura con respecto a la frecuencia mínima, se decidió que la señal sería muestreada a una frecuencia de muestreo $F_s = 250$ [kHz]. Como la adquisición de la señal de vibraciones es simultánea y con la misma tarjeta adquisidora de datos, ambas señales son muestreadas a esa frecuencia. Debido a la limitación en la velocidad del encoder, una cota superior para ω en las pruebas es 3000 [rpm].

Ya que se trata de un motor estacionario, a una velocidad determinada la carga será cuantificada como

$$Carga = \frac{T}{T_{WOT}} = \frac{P}{P_{WOT}} \quad (2.3)$$

donde T y P son el torque y la potencia al freno del motor, respectivamente, y T_{WOT} y P_{WOT} son el torque y la potencia al freno del motor, a la misma velocidad, pero a plena carga, es decir, con el acelerador completamente abierto. Para el caso de un motor de un vehículo, la carga debería cuantificarse a través de la posición del pedal de aceleración. Para obtener los valores de T_{WOT} y P_{WOT} para cada velocidad se realizó un ensayo de curvas características en el motor para el rango de velocidades que sería estudiado. El cuadro de pruebas y resultados se presentan en el Anexo 1, y las curvas de potencia, torque y consumo específico se muestran en la Figura 2.2, Figura 2.3 y Figura 2.4, respectivamente.

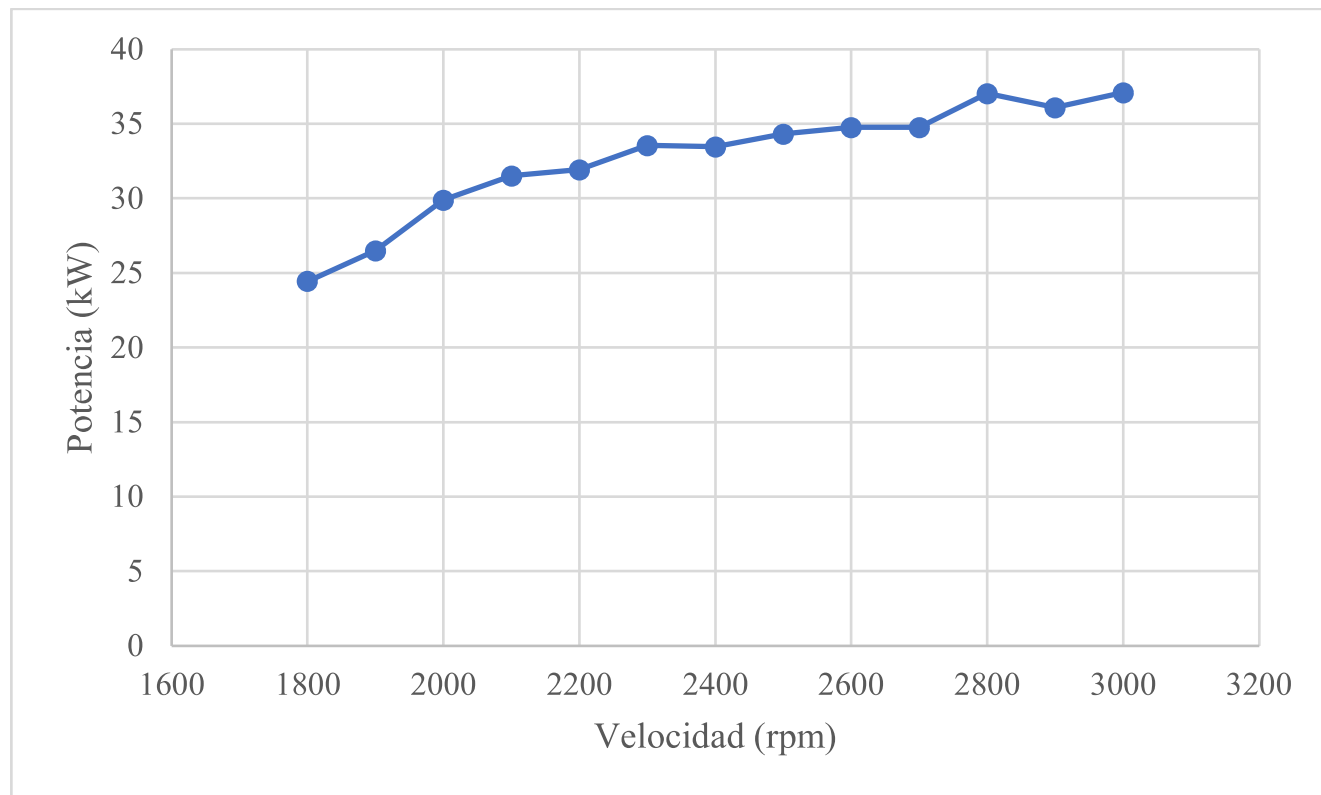


Figura 2.2. Curva de potencia normalizada. Motor Perkins M80T.

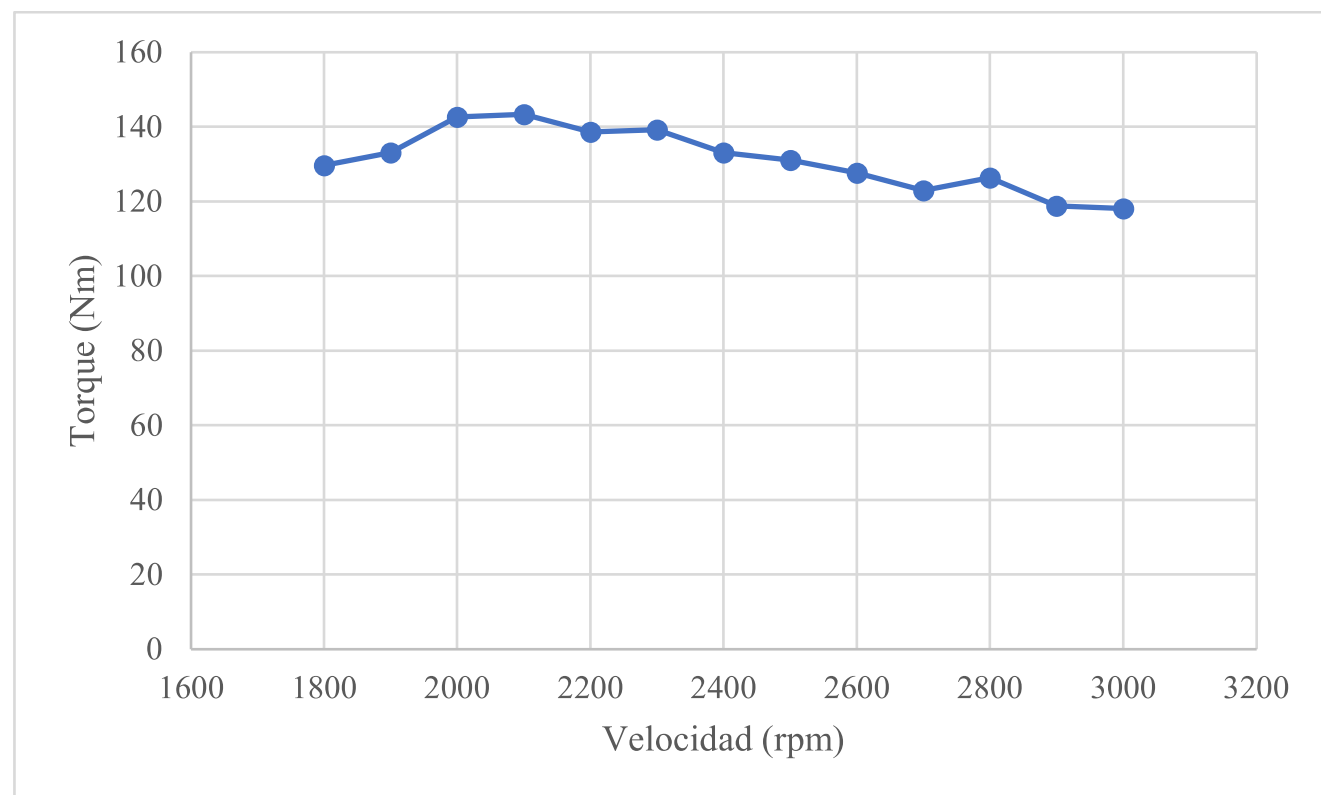


Figura 2.3. Curva de torque normalizado vs velocidad. Motor Perkins M80T.

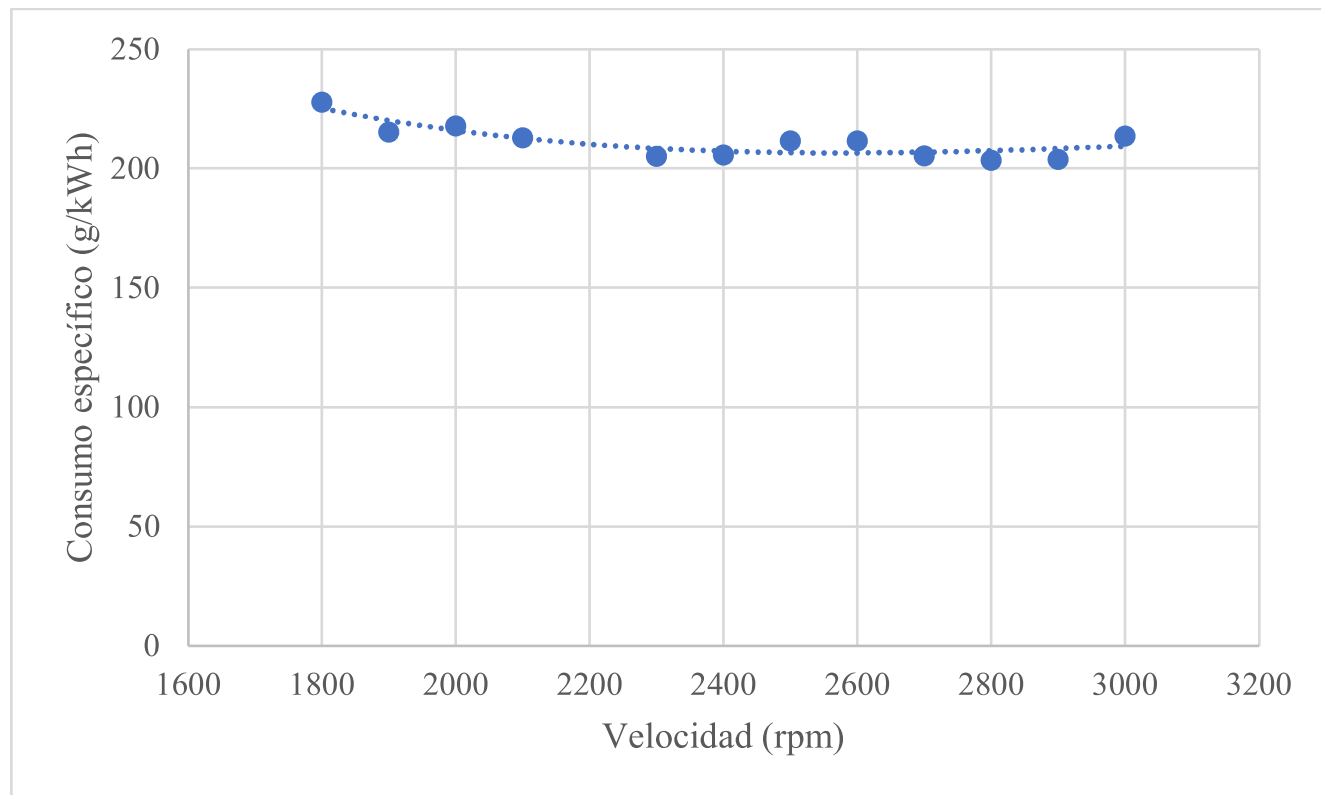


Figura 2.4. Consumo específico vs velocidad. Motor Perkins M80T.

2.2 Caracterización del motor en estado estacionario

Como se mencionó anteriormente, la caracterización del motor en estado estacionario se realizará con el propósito de determinar la dependencia del KI con los parámetros de operación del motor de velocidad y carga y para estudiar la relación entre el comportamiento en estado estacionario y el estado dinámico. Para ello, se tomarán mediciones en un rango de velocidades y cargas del motor, de tal forma que sea lo más representativo posible del rango de operación del motor. Los parámetros de interés que serán registrados son: la señal de vibraciones del motor que se registra por medio del sensor de knock, la posición instantánea del cigüeñal que se mide con el encoder rotativo incremental, el torque del motor medido con el freno dinamométrico hidráulico y la velocidad del motor medida con el tacómetro digital. Además de lo anterior, con el resto de la instrumentación descrita en la Tabla 2.2 y Tabla 2.3 se medirán las siguientes variables:

- Consumo específico
- Temperatura de los gases de escape

Una cota superior para la velocidad durante las pruebas es $\omega_{\text{máx}} = 3000 \text{ [rpm]}$ debido a la limitación del encoder rotativo incremental. Por otro lado, la mínima velocidad a la que el freno dinamométrico puede mantener el motor a plena carga son $\omega_{\text{mín}} = 1800 \text{ [rpm]}$. La mínima carga que admite el dinamómetro hidráulico es variable con la velocidad, siendo 30% a $\omega_{\text{mín}}$ e incrementando gradualmente hasta 55% a $\omega_{\text{máx}}$. Considerando las variaciones de carga y velocidad, el área de operación del motor que será estudiada se muestra en la Figura 2.5. En esta región se registrarán las vibraciones del motor, tomando mediciones en puntos con incremento de 5% para la carga y 100 [rpm] para la velocidad, completando un total de 165 pruebas. Por cada prueba, se adquirirá la información de al menos 200 ciclos de combustión.

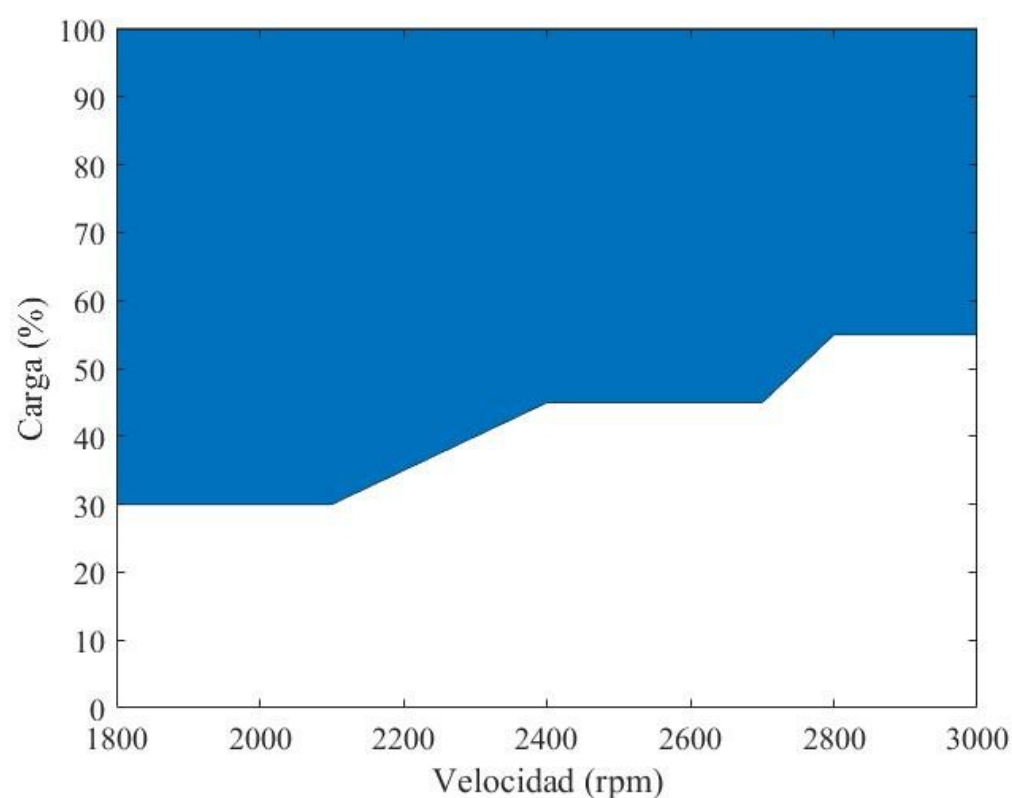


Figura 2.5. Área de operación del motor, en velocidad y carga, a estudiar (en azul).

Con los resultados de vibración para cada condición, se calcularán los KI y se estudiarán sus propiedades estocásticas. Las características de interés son:

- Media y desviación estándar y su relación con la carga y velocidad
- Normalidad, cuantificada a través de una prueba de Lilliefors con nivel de significancia $\alpha = 5\%$.
- Independencia, cuantificada a través de correlación de Pearson entre cada ciclo y el ciclo inmediatamente siguiente.
- Implementación de las metodologías DPr y DPr_s y contrastación con los resultados obtenidos en las investigaciones anteriores realizadas en el motor Perkins. Esto es posible pues ambas metodologías fueron diseñadas para la detección no invasiva de knock en condiciones estacionarias. Para la implementación, por cada condición se tomarán los primeros cien ciclos de combustión para constituir la muestra de prueba y los siguientes 100 ciclos para construir la referencia. Para el caso de la metodología DPr , en lugar de trabajar con KI se trabajará con la métrica 10^{KI} para mantener la consistencia con el desarrollo original. Por otro lado, la media y varianza poblacional requeridos para el cálculo según la Ecuación (1.8) serán aproximados con la media y varianza muestral. Los resultados de estos estadísticos son de interés pues al tratarse de mediciones en estado estacionario con operación del motor 100% diésel, lo esperado es que los valores obtenidos estén en un rango comparable a los obtenidos en las investigaciones previas desarrolladas en el GIMCA y por debajo de los umbrales definidos en las publicaciones respectivas.

Las pruebas fueron realizadas entre noviembre y diciembre de 2021. El cuadro de pruebas se presenta en el Anexo 2.

2.2.1 Resultados

De las 165 pruebas, fueron tomadas 161, presentándose 4 pruebas consideradas inválidas pues los datos de vibración resultaron corruptos. Estas pruebas corresponden a las mediciones a 2800 [rpm], 90% de carga, 1800 [rpm], 30% de carga, 2000 [rpm], 40% de carga y 2700 [rpm], 50% de carga.

Con respecto a la dependencia de la métrica KI con las condiciones de operación del motor, la Figura 2.6 muestra la relación entre la media de los valores de KI versus la carga y velocidad del motor y la Figura 2.7 muestra la relación entre la desviación estándar muestral de los valores de KI versus la velocidad y la carga del motor.

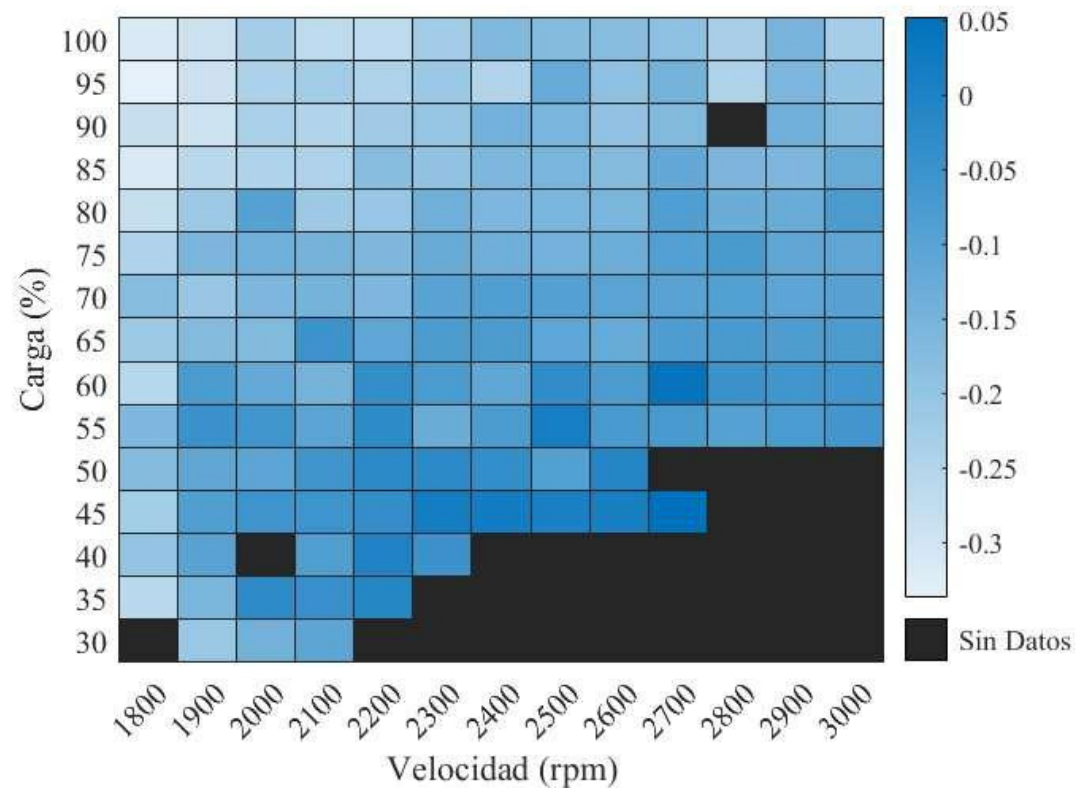


Figura 2.6. Mapa de calor de media de KI vs velocidad y carga

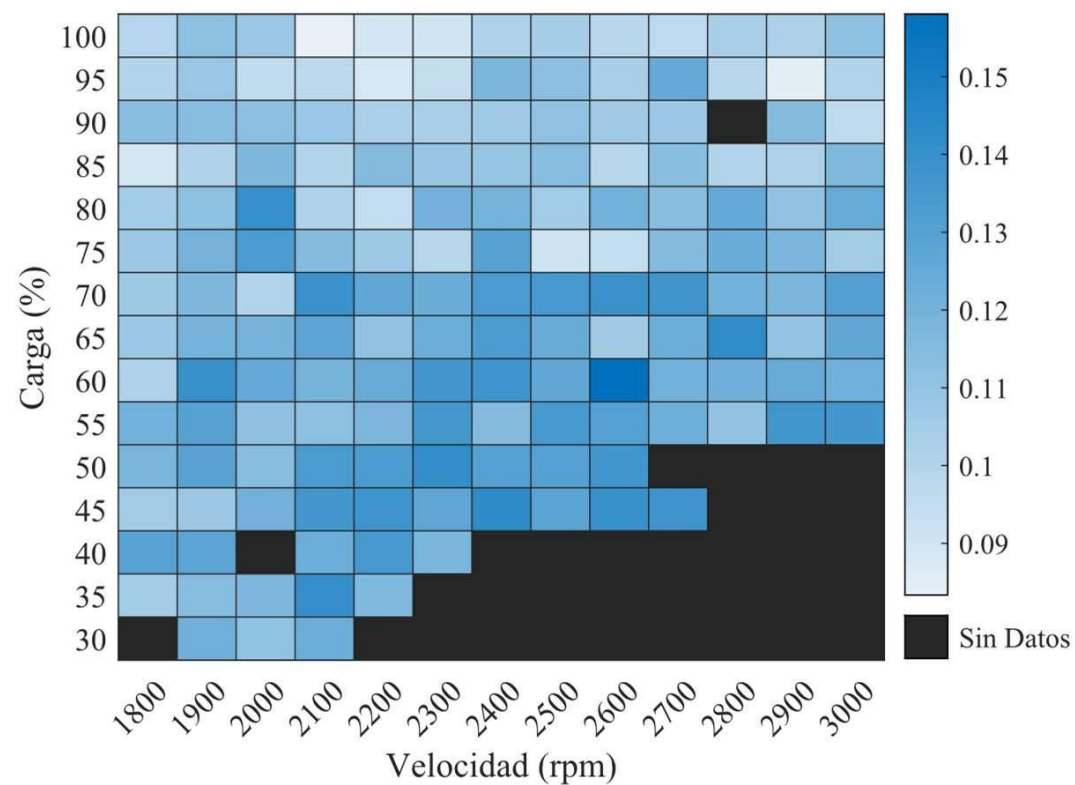


Figura 2.7. Mapa de calor de la desviación estándar de KI vs velocidad y carga

La evaluación del comportamientos estocástico gaussiano esperado para la métrica KI se realizará empleando la prueba de normalidad de Lilliefors [16], tomando por cada medición una muestra correspondiente a los KI de los primeros 100 ciclos de combustión. Si se tiene un conjunto de datos $x_i, i = 1 \dots n$ de media $\bar{x}$ y desviación estándar S_x , el estadístico de Lilliefors se define como:

$$Li = \max(\{|FDe(x_i) - FD(x_i)|\}_{i=1 \dots n}) \quad (2.4)$$

Donde $FDe(x)$ es la función de distribución empírica de $x_i, i = 1 \dots n$, y

$$FD(x) = \int_{-\infty}^x \frac{1}{\sqrt{2\pi} S_x} e^{-\frac{1}{2S_x^2}(y-\bar{x})^2} dy$$

es la función de distribución de la distribución normal de media y desviación estándar $\bar{x}$ y S_x , respectivamente. La hipótesis nula del test es $H_0: x_i \sim N(\mu, \sigma)$ y se rechaza si

$$Li > U(n, \alpha) \quad (2.5)$$

donde $U(n, \alpha)$ es el valor crítico, el cual depende del nivel de significancia α y del tamaño de la muestra n . Los valores de $U(n, \alpha)$ se obtienen de las tablas integradas en el software Matlab.

Bajo la hipótesis nula de que cada muestra pertenece a una distribución normal y un nivel de significancia del 5%, se obtuvo que un 89% de las muestras (143 de 161) no son rechazadas. Por otro lado, se identifica que el conjunto de datos conformado por todas las mediciones también sigue una distribución muy cercana a una distribución normal. En la Figura 2.8 se compara la distribución empírica de KI para todas las mediciones tomadas con una distribución normal de la misma media y varianza.

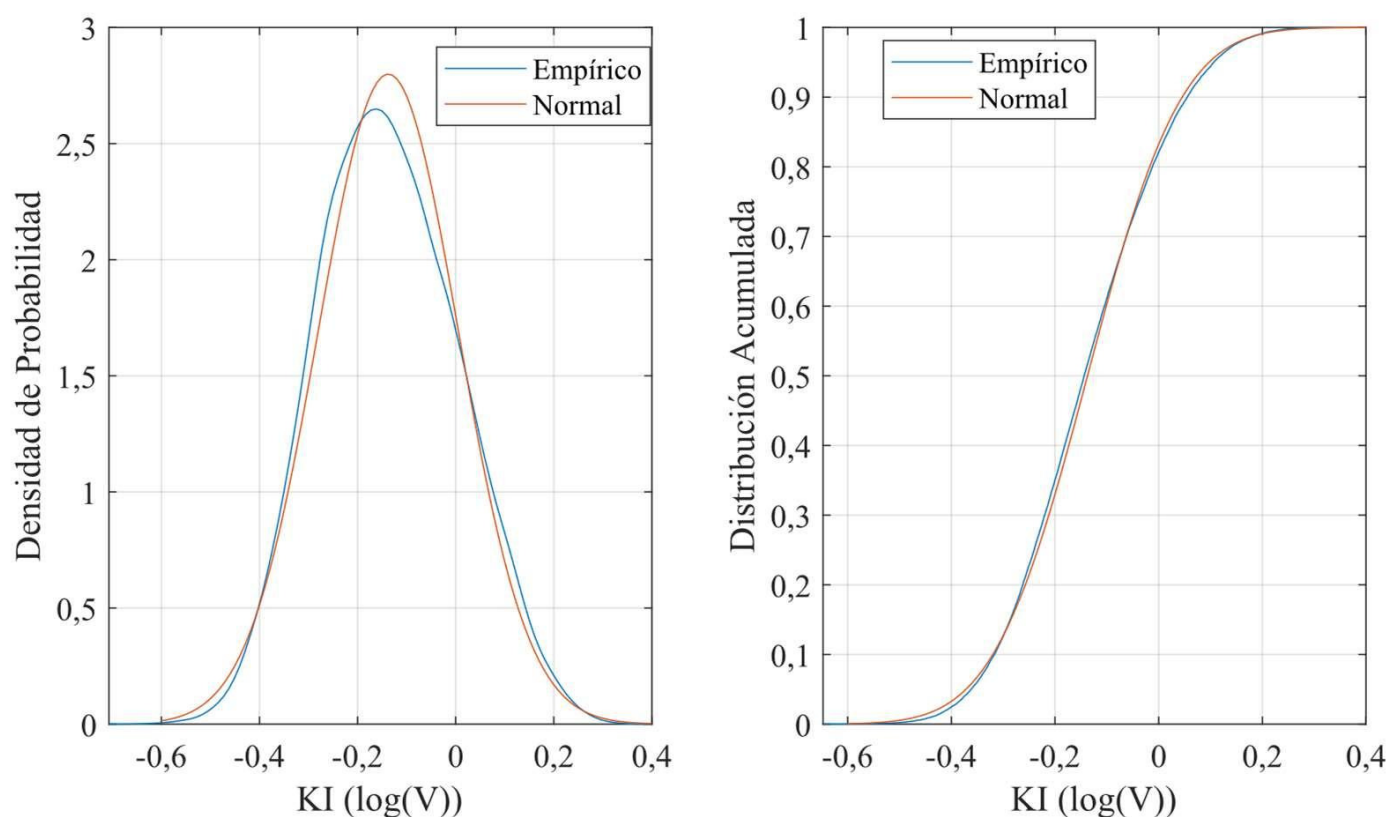


Figura 2.8. Distribución de probabilidad del conjunto de todas las mediciones de KI. Densidad de probabilidad estimada con suavizado de kernel gaussiano [17]

La independencia secuencial de los datos es cuantificada calculando para cada medición la correlación de Pearson entre cada dato y el valor inmediatamente siguiente. Los resultados se muestran en la Figura 2.9.

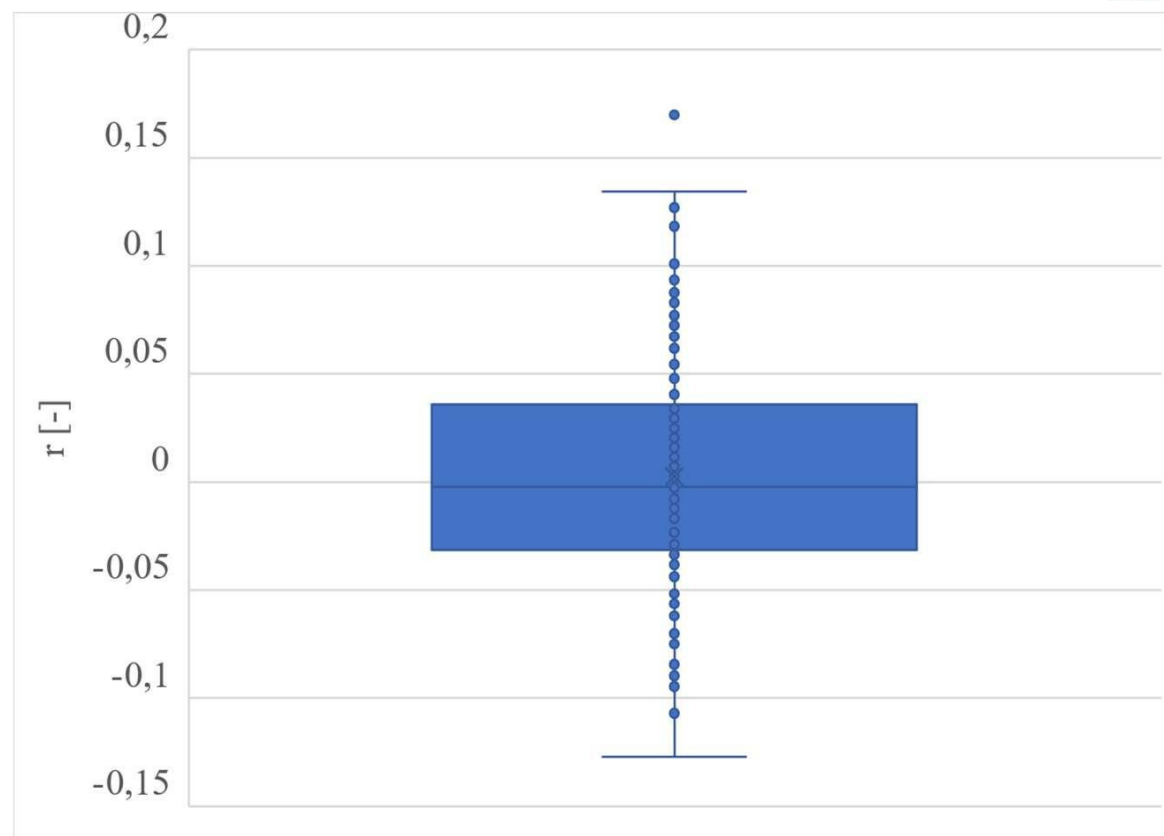


Figura 2.9. Diagrama de cajas y bigotes con los resultados de la dependencia secuencial para cada prueba.

Las metodologías DPr y DPr_s son implementadas según lo descrito en 2.2 . La Figura 2.10 muestra los valores de DPr para cada una de las mediciones mientras que la Figura 2.11 muestra la distribución obtenida para el estadístico DPr_s. Para el caso de la densidad de probabilidad presentada en la Figura 2.11, esta corresponde a una estimación mediante suavizado de kernel gaussiano [17].

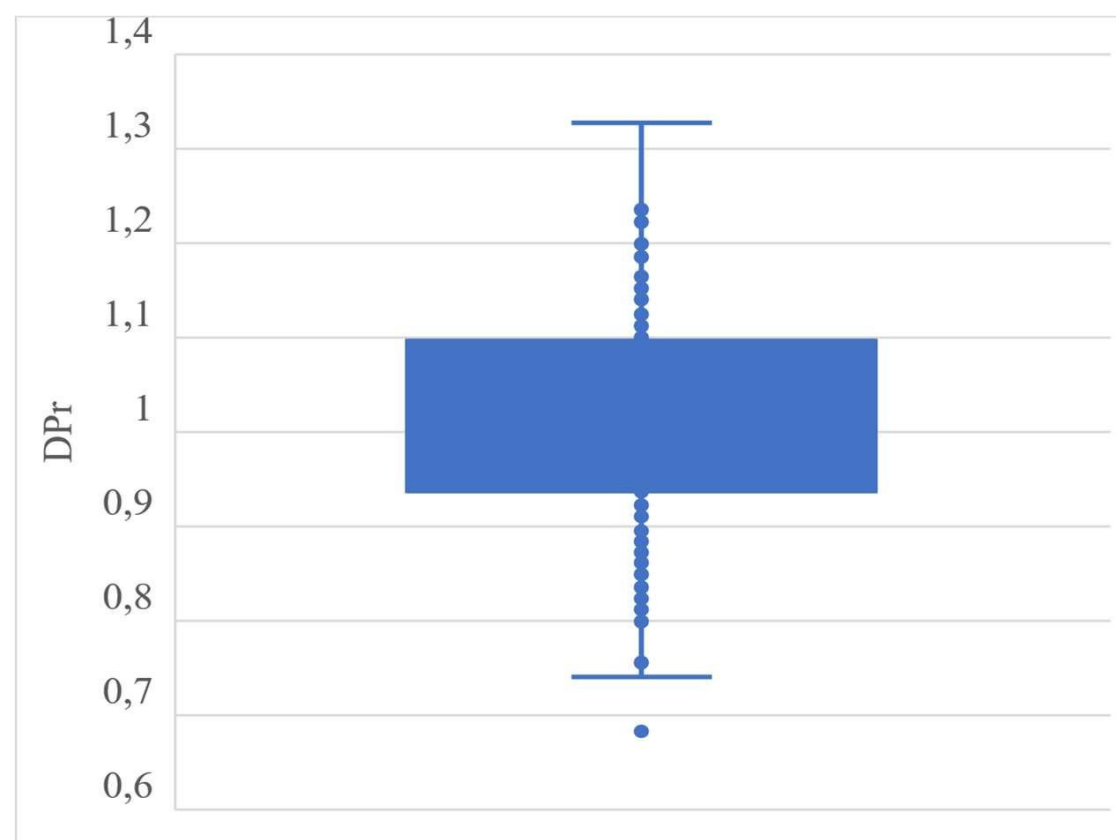


Figura 2.10. Diagrama de cajas y bigotes para el estadístico DPr..

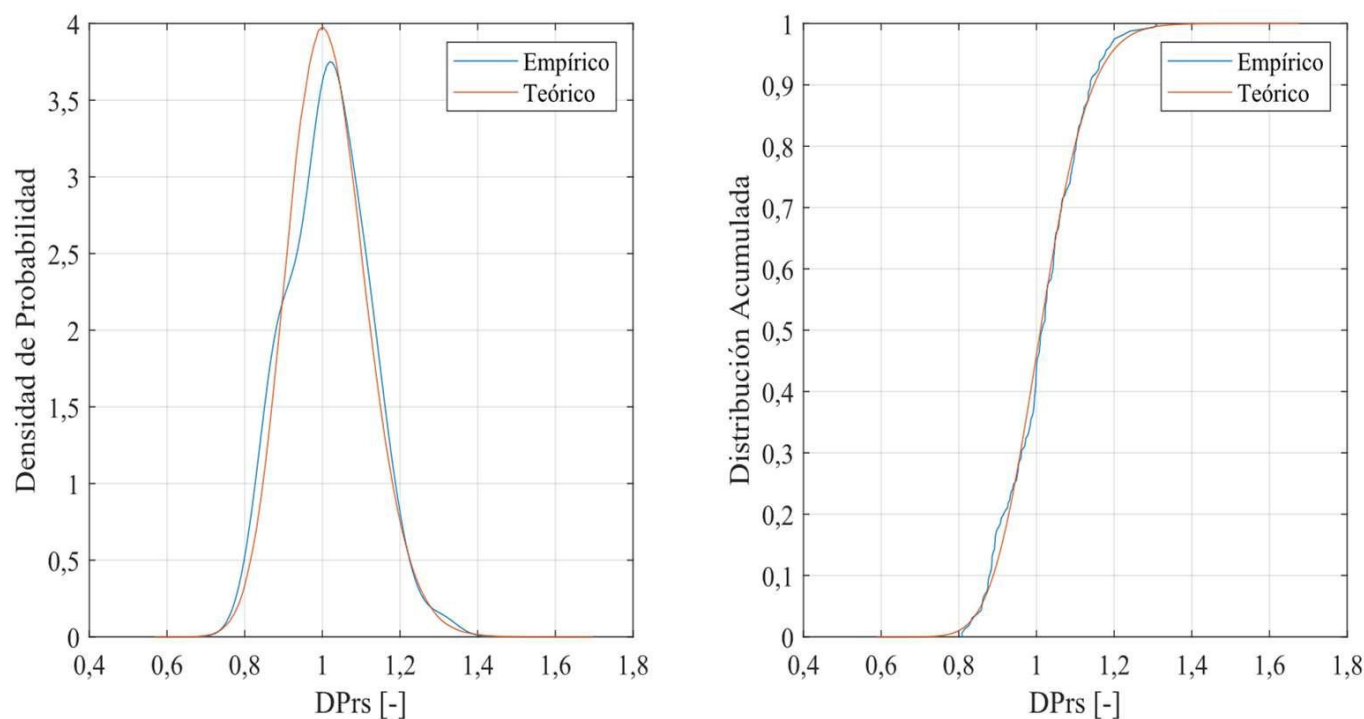


Figura 2.11. Distribución de probabilidad del estadístico DPrs.

2.2.2 Análisis de los resultados

Al observar el mapa de media de KI vs velocidad y carga se vuelve evidente la existencia de una dependencia entre estos parámetros, presentándose una media más elevada a alta velocidad y baja carga. La correlación de Pearson entre la velocidad y la media de KI es $r = 0,36$, mientras que la correlación entre la carga y la media de KI es $r = -0,65$, es decir, la media de KI está débilmente correlacionada con la velocidad y moderadamente correlacionada con la carga. Por otro lado, se observa que la dispersión no está correlacionada con la velocidad, obteniéndose $r = 0,076$, pero al igual que la media, se encuentra moderadamente correlacionada con la carga, teniendo una correlación $r = -0,6$.

En síntesis, los resultados indican que KI tiende a valores más elevados en condiciones de baja carga y alta velocidad. El aumento de la carga provocará una disminución y reducción de la dispersión de los KI, y la disminución de la velocidad provocará una disminución de los KI, sin tener efecto sobre la dispersión de estos. Para efectos del desarrollo de la metodología, los resultados obtenidos permiten obtener varias observaciones relevantes:

- Bajo combustión normal, el comportamiento de KI está influenciado por la velocidad y carga del motor, por lo tanto, son parámetros que deberán tenerse en consideración. La influencia de la carga del motor sobre los valores de KI es más relevante que la de la velocidad.
- La correlación negativa entre la carga y la media de KI es beneficiosa pues implica que bajo altas condiciones de carga y combustión normal los valores de KI tenderán a ser menores, lo que permitirá diferenciar claramente la combustión anormal y su consecuente aumento en los valores de KI.
- Uno de los desafíos a resolver y que deberá ser investigado en las siguientes pruebas es determinar si el comportamiento y la dependencia identificada entre varias condiciones estacionarias se mantiene al operar el motor de forma dinámica.

Con respecto a la evaluación de la normalidad del comportamiento de KI, el resultado de 89% de las pruebas que no son rechazadas bajo la prueba de Lilliefors está por debajo de lo estadísticamente esperable. Bajo la hipótesis nula de comportamiento normal, el haber obtenido 143 o menos pruebas

no rechazadas tiene una probabilidad de ocurrencia de 0,2%. A pesar de lo anterior, el resultado obtenido sigue indicando que la suposición de comportamiento normal de los datos es una aproximación razonable. Incluso en aquellas pruebas en que la hipótesis nula es rechazada, el comportamiento sigue siendo aproximadamente normal, especialmente en los extremos de la distribución, lo cual resulta de importancia para el presente trabajo, pues los extremos de la distribución pueden ser empleados para la determinación de un umbral para KI en combustión normal. Para ejemplificar lo anterior, la Figura 2.12 muestra la distribución de probabilidad de la prueba con el peor valor P obtenido, comparándose con una distribución normal de la misma media y desviación estándar. Esta prueba corresponde a la N°153, que obtuvo un valor P de 0,61%. En base a esto se concluye que el comportamiento de KI en estado estacionario es aproximadamente normal, conclusión que es consistente con la literatura [8].

La normalidad a nivel global del estadístico KI bajo distintas condiciones de operación, resultado que fue expuesto en la Figura 2.8, indica que, a nivel global, la métrica KI tiene un comportamiento aproximadamente normal. Este resultado tiene aplicación limitada, pues las pruebas indican claramente que la métrica no es independiente de las condiciones de operación del motor, por lo que la distribución obtenida puede haber sido consecuencia de la metodología para la adquisición de datos y no una cualidad intrínseca de la métrica bajo distintas condiciones de operación.

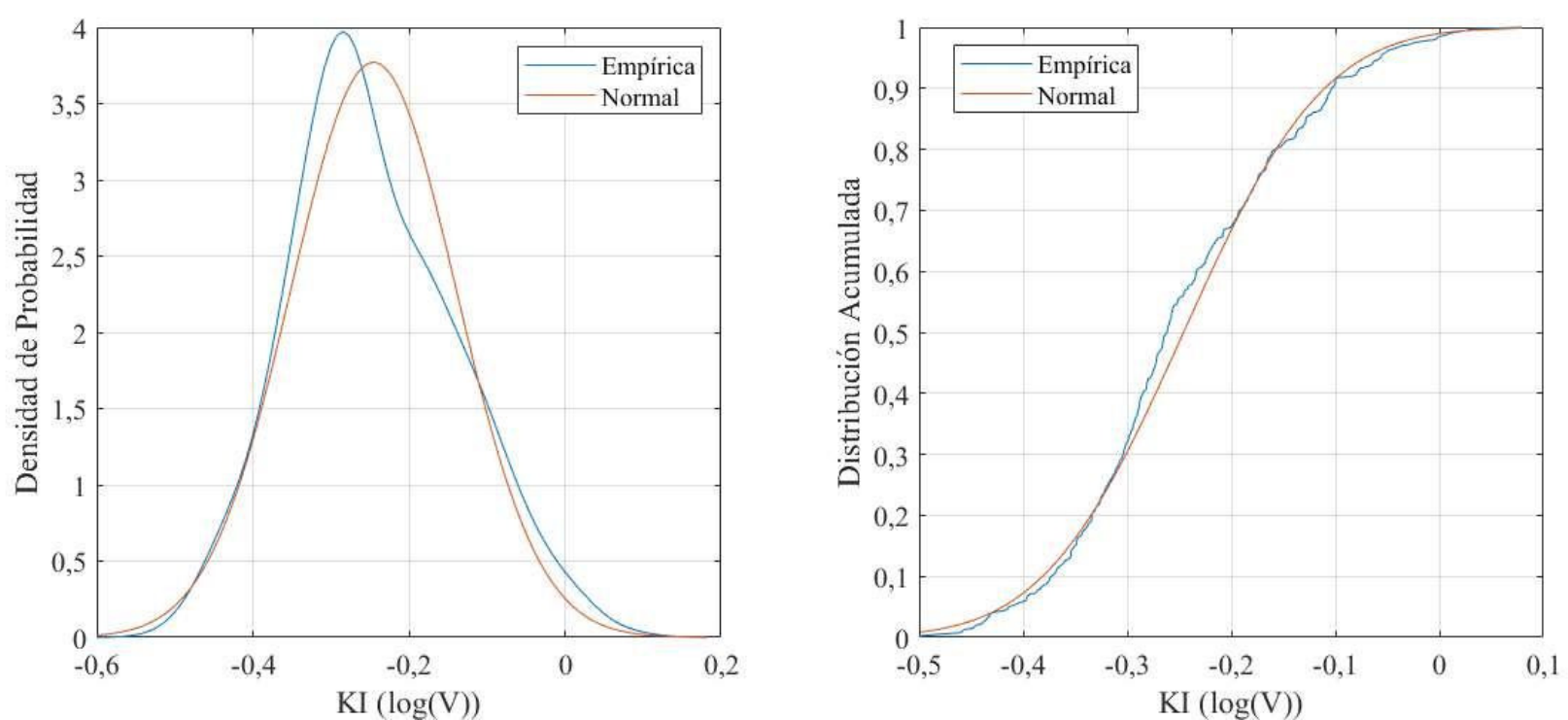


Figura 2.12. Distribución de probabilidad de KI empírica y Normal para el caso más adverso identificado.

En relación con la independencia de los valores de KI, en general la autocorrelación de los datos resulta muy baja. Se observa que el valor más extremo verifica $|r_{min,max}| \leq 0.2$, el umbral comúnmente asociado a una correlación débil, por lo que es razonable afirmar que, bajo combustión normal y en estado estacionario, el comportamiento de cada ciclo de combustión es independiente. Esta suposición que se verifica resulta de importancia para la aplicación de la metodología DPr_s , pues la independencia de los datos es una de las suposiciones base para el uso del estadístico [13].

Con respecto a los resultados obtenidos para la métrica DPr , se realizan las siguientes observaciones:

- La totalidad de las mediciones se encuentran por debajo del umbral $DPr \leq 5,0$ identificado de forma empírica en 2020 [12], este resultado es favorable pues parece indicar que el umbral empírico se mantiene a pesar del paso del tiempo y el uso del motor.

- La media y mediana de los resultados de DPr son muy cercanos a 1.0, lo que implica que, para la media de los datos,

$$\sqrt{\frac{1}{n} * \sum_{i=1}^n (KI_i - \overline{KI_{ref}})^2} \approx \sigma_r \quad (2.6)$$

este resultado también es consistente con la teoría, pues es algo que debe verificarse en combustión normal ya que el término de la izquierda representa una aproximación de la desviación estándar poblacional de KI mientras que el término de la derecha es la desviación estándar poblacional de KI.

Con respecto a la metodología DPr_s , la distribución del estadístico es muy cercana a la teórica. Para cuantificar esta cercanía, se aplicó una prueba de Kolmogórov-Smirnov de dos muestras [18], tomando como muestra N°1 los resultados de DPr_s obtenidos y como la muestra N°2 una muestra de 10 000 valores de DPr calculados mediante el método de Montecarlo. Bajo la hipótesis nula de que ambas muestras pertenecen a la misma población, la comparación no rechaza la prueba de Kolmogórov-Smirnov al obtener un valor P de 60,8%, por lo que es posible afirmar que los datos sugieren que la distribución empírica de DPr_s pertenece a la distribución teórica y que la diferencia observada entre la distribución empírica y teórica es atribuible al azar.

2.3 Estudio de la variabilidad del motor en estado estacionario

En este ensayo, se tomarán réplicas de mediciones bajo las mismas condiciones de carga y velocidad que las tomadas en la primera etapa, con el objetivo de estudiar la posible dispersión de los resultados obtenidos bajo las mismas condiciones. La metodología y los parámetros del ensayo serán los mismos que en el primero, con la diferencia de que se tomarán dos réplicas por cada condición de operación.

El rango de condiciones de operación a estudiar será más acotado que el estudiado en la primera etapa, puesto que el consumo de tiempo y combustible para la realización de las pruebas resulta sumamente extenso y para el objetivo de estudiar la variabilidad de los resultados no se considera necesario replicar todas las pruebas, sino solamente un subconjunto de ellas. Se replicarán las mediciones comprendidas en el rango de velocidad $\omega = [2000 - 2500]$ (rpm) con incrementos de 100 rpm y de carga $[50 - 70]$ % con incrementos de 5%. Con esto, se obtiene un total de treinta condiciones de operación y considerando dos réplicas en cada una de ellas, se obtienen 60 mediciones. En el Anexo 3 se presenta el cuadro de pruebas. Estas mediciones fueron realizadas durante los meses de marzo y abril de 2022.

Los resultados de interés para este ensayo son:

- Consistencia de los resultados: Variabilidad de las réplicas con respecto al primer ensayo.
- Implementación de las metodologías DPr y DPr_s , comparando los resultados del ensayo con los presentados en el subcapítulo anterior.

Ya que los resultados obtenidos en el primer ensayo se aproximaban razonablemente a una distribución normal, la variabilidad de los resultados se cuantificará de la siguiente forma:

- La repetibilidad de las medias se cuantificará evaluando su diferencia a través de una prueba t de Student de dos muestras de igual tamaño y varianza [19]. Si se tienen dos muestras de tamaño n provenientes de los ensayos N°1 y N°2 con medias $\overline{KI}_1, \overline{KI}_2$ y varianzas S_{KI1}^2, S_{KI2}^2 , respectivamente, se emplea el estadístico

$$t = \frac{\overline{KI}_2 - \overline{KI}_1}{\sqrt{(S_{KI1}^2 + S_{KI2}^2) * \frac{1}{n}}} \quad (2.7)$$

Si las dos muestras pertenecen a la misma distribución normal, entonces se cumple que:

$$t \sim Student(v = 2n - 2) \quad (2.8)$$

La prueba se realizará con un test de dos colas con un valor de significancia $\alpha = 5\%$.

- La repetibilidad de la desviación estándar se cuantificará evaluando su diferencia a través de una prueba F de igualdad de varianzas [19]. Si se tienen dos muestras de tamaño n con varianzas S_{KI1}^2, S_{KI2}^2 , se emplea el estadístico

$$F = \frac{S_{KI1}^2}{S_{KI2}^2} \quad (2.9)$$

Si las dos muestras pertenecen a distribuciones normales de igual varianza, entonces se cumple:

$$F \sim F(n-1, n-1) \quad (2.10)$$

La prueba se realizará con un test de dos colas con un nivel de significancia $\alpha = 5\%$.

2.3.1 Resultados

Comparando las medias muestrales de prueba replicada con las medias obtenidas en el primer ensayo (bajo la misma condición de operación) a través de un estadístico T de Student, se obtienen las distribuciones que se presentan a continuación. Con un valor $\alpha = 5\%$, un 48% de las réplicas (29 de 60) no son rechazadas por la prueba T. La Figura 2.13 muestra la distribución obtenida para el estadístico T en comparación con la distribución teórica descrita en la Ecuación (2.8), la densidad de probabilidad empírica presentada corresponde a la estimación mediante la función de suavizado de kernel gaussiano.

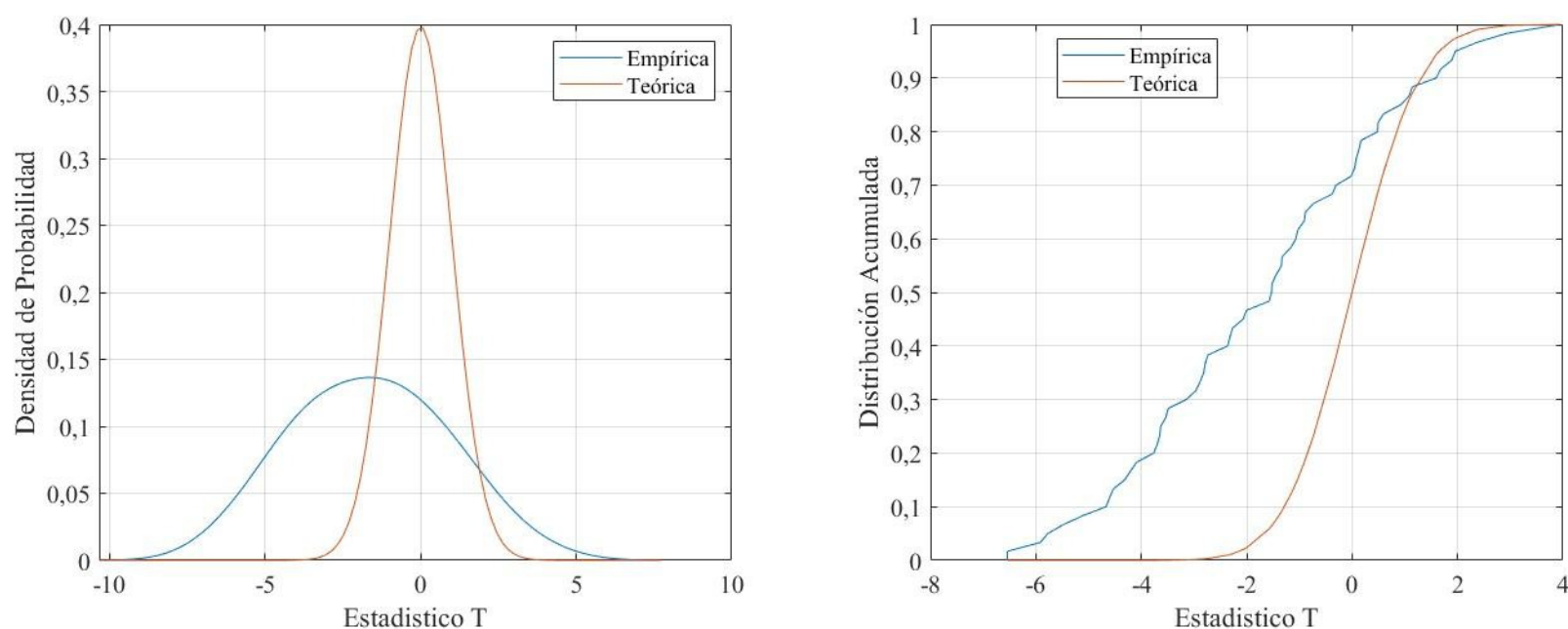


Figura 2.13. Distribución del estadístico T

Comparando las desviaciones estándar muestrales de cada prueba con las obtenidas en el primer ensayo (bajo la misma condición de operación) a través de un estadístico F, se obtienen las distribuciones que se presentan a continuación. Con un valor $\alpha = 5\%$, 95% (57 de 60) pruebas no son rechazadas por el test F. La Figura 2.14 muestra la distribución obtenida para el estadístico F en comparación con la distribución empírica descrita en la Ecuación (2.10), la densidad de probabilidad empírica presentada corresponde a la estimación mediante la función de suavizado de kernel gaussiano.

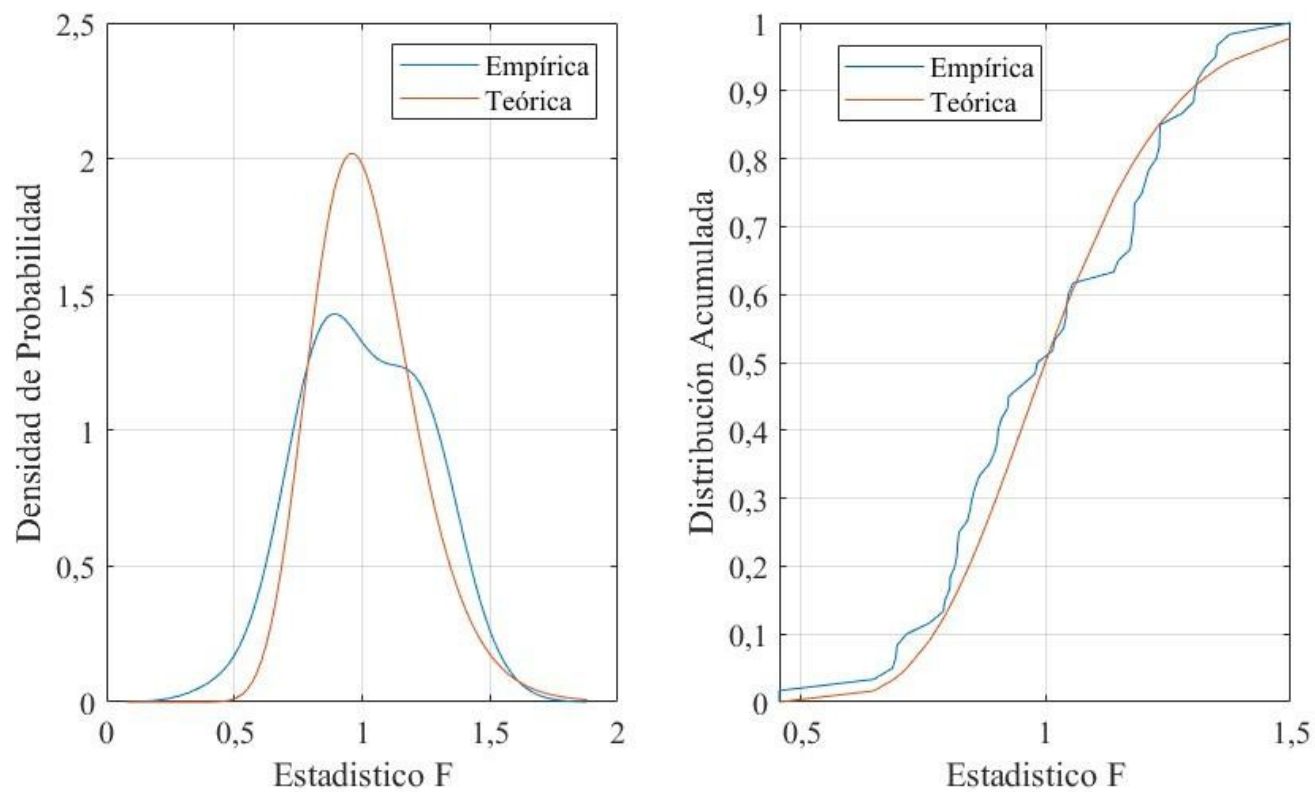


Figura 2.14. Distribución del estadístico F .

La Figura 2.15 muestra los resultados del estadístico DPr al comparar una muestra de 100 ciclos de combustión obtenidos en cada prueba con 100 ciclos bajo las mismas condiciones de operación en el primer ensayo.

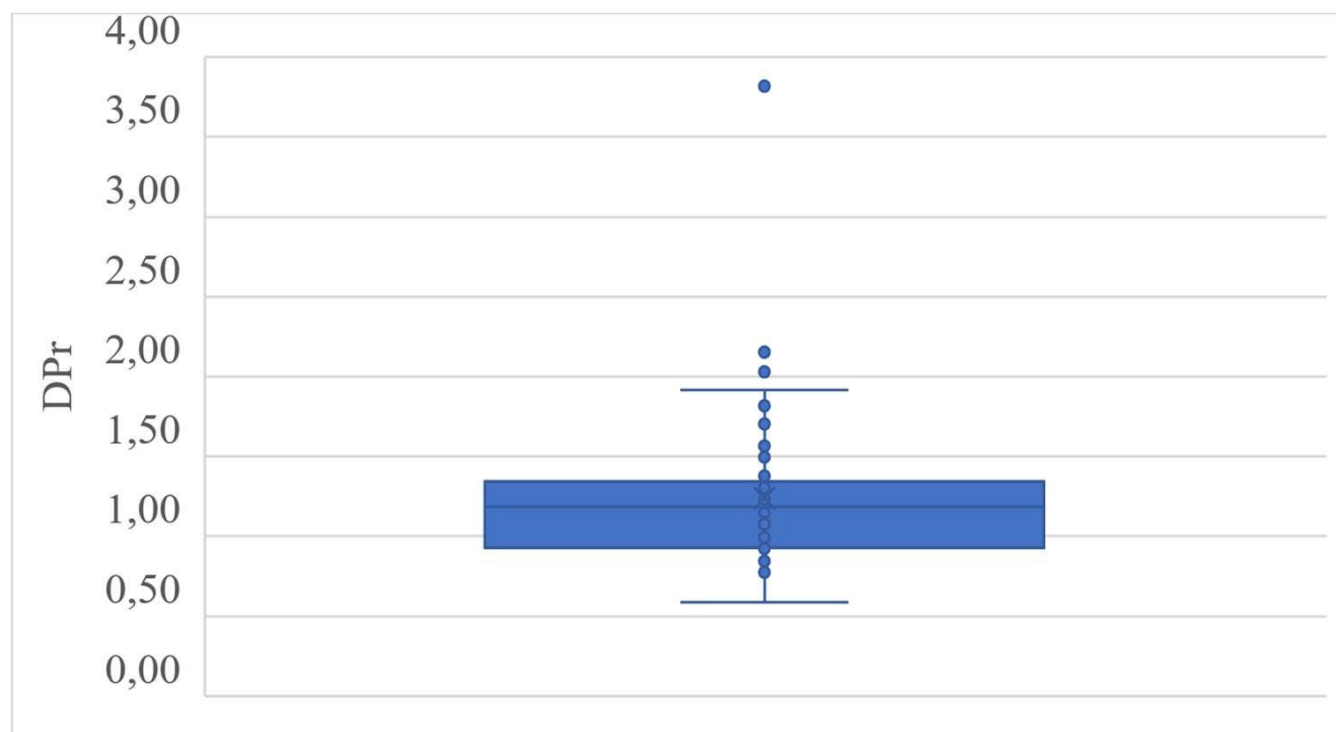


Figura 2.15. Diagrama de cajas y bigotes con los resultados de la implementación de la metodología DPr con las réplicas.

Similarmente, se calcula el estadístico DPr_s comparando una muestra de 100 ciclos de combustión obtenida en una de las mediciones con una muestra de 100 ciclos obtenida en el primer ensayo bajo las mismas condiciones de operación. Repitiendo este proceso para todas las mediciones tomadas se obtiene la distribución para el estadístico DPr_s que se muestra en la Figura 2.16. La densidad de probabilidad empírica presentada corresponde a la estimación mediante la función de suavizado de kernel gaussiano.

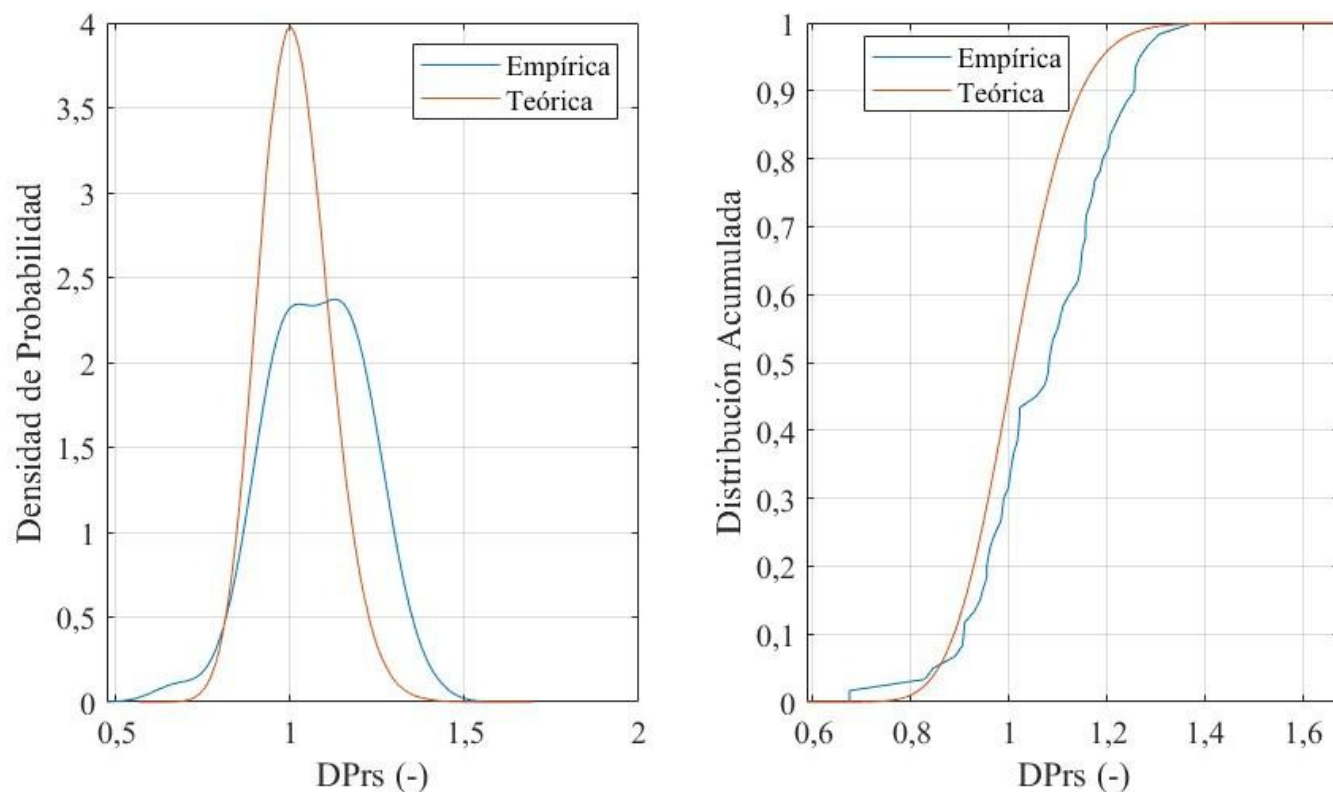


Figura 2.16. Distribución obtenida para el estadístico DPrs

2.3.2 Análisis de los resultados

La dispersión de las muestras permanece altamente consistente al replicar las condiciones de operación, con un 95% de las muestras pasando el test, lo que es esperable para una prueba con $\alpha = 5\%$. Al comparar la distribución observada del estadístico F con una muestra de 10 000 valores generadas de forma pseudoaleatoria con la función teórica mediante una prueba de Kolmogórov-Smirnov de dos muestras, el test no es rechazado, obteniéndose un valor P de 20,3%, por lo que es razonable afirmar que las diferencias observadas entre la distribución empírica y teórica se deben solamente a la naturaleza estocástica del fenómeno. No es posible afirmar lo mismo de la media, pues la distribución empírica se aleja considerablemente de la teórica y los resultados de la prueba de Student están muy por debajo de lo esperable.

De los resultados se desprende una conclusión de suma importancia al momento de desarrollar la metodología: En estado estacionario y bajo condiciones de operación de velocidad ω y carga K , se observará $KI \sim N(\mu_1, \sigma)$. Al variar las condiciones de operación del motor y luego regresar a las mismas condiciones ω, K , entonces se observará $KI \sim N(\mu_2, \sigma)$, con μ_1 no necesariamente igual a μ_2 . La Figura 2.17 muestra la máxima desviación observada entre las medias de dos réplicas bajo la misma condición de operación, 65% de carga y 2100 rpm. Estas corresponden a la medición N°18 del primer ensayo y la medición N°52 del segundo. Este comportamiento supone una consideración adicional para el desarrollo de la metodología, pues es posible afirmar que cada condición de operación tiene una dispersión característica, pero no una media. Si la metodología supone una media característica para cada condición, será necesaria una corrección empírica para compensar la posible diferencia.

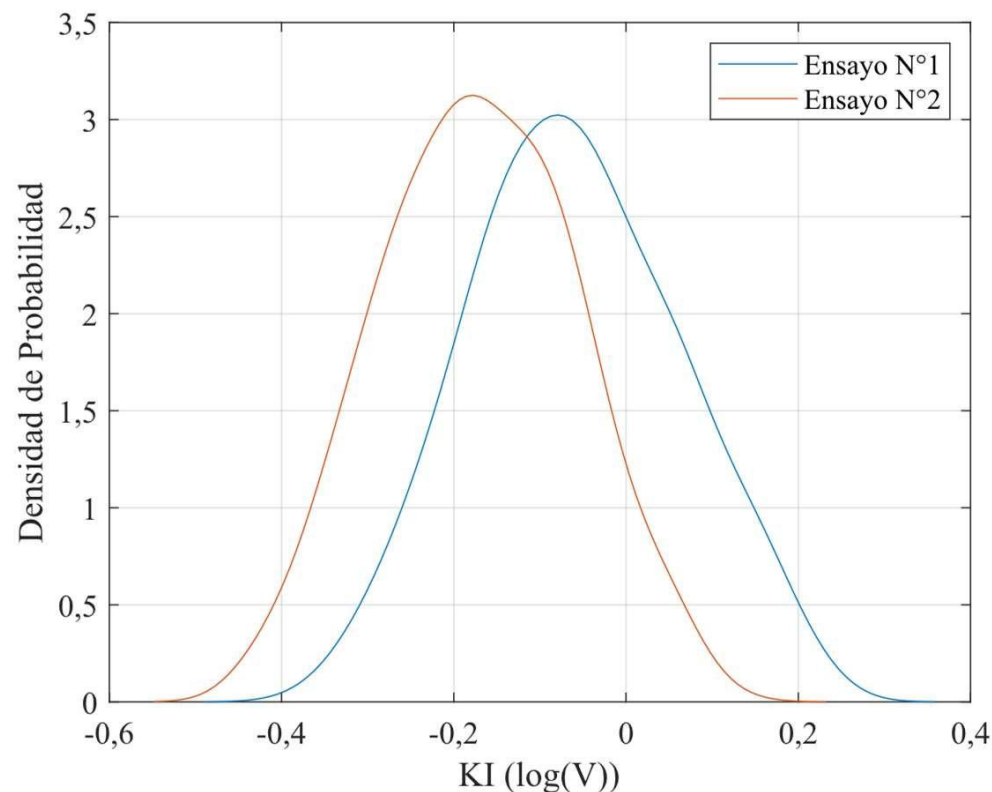


Figura 2.17. Distribuciones de probabilidad correspondientes a la máxima diferencia observada entre las medias de dos réplicas. Densidad de probabilidad estimada con suavizado de kernel gaussiano.

Otro fenómeno que se observa con respecto a la media de KI es que se identifica un sesgo de los datos entre los ensayos N°1 y N°2. Esto se evidencia en la distribución de los estadísticos T , DPr y DPr_s . El estadístico T tiene, en teoría, media y mediana cero, pero la distribución del estadístico T obtenido tiene media $\bar{t} = -1,64$ y mediana $M_e(t) = -1,52$, lo que implica que existe una tendencia $\overline{KI}_2 < \overline{KI}_1$. El mismo desplazamiento de la media y mediana se observa en la distribución empírica de los estadísticos DPr y DPr_s , como lo muestran la Figura 2.15 y Figura 2.16. No se han podido identificar posibles causas para la existencia de este sesgo.

Con respecto a las metodologías DPr y DPr_s , naturalmente también se ven afectadas por los fenómenos de sesgo y desplazamiento de la media, por lo que los resultados difieren de los obtenidos en el Ensayo 1. Particularmente, para la metodología DPr_s , se observa que la distribución empírica se aleja de manera considerablemente de la teórica. Al comparar los valores de DPr obtenidos con una muestra de 10 000 elementos generada de manera pseudoaleatoria a través de una prueba de Kolmogórov-Smirnov de dos muestras (de la misma forma que fue comparada la distribución de DPr_s obtenida en el ensayo N°1), la prueba resulta rechazada, con un valor $p=0,009\%$, mientras que la prueba realizada a los resultados del ensayo N°1 arrojó un valor $p=60,8\%$. No obstante lo anterior, se observa que el 100% de las pruebas verifican los umbrales establecidos. Esto puede explicarse por los siguientes motivos:

- Para el caso de la metodología DPr , el umbral fue determinado de forma empírica, por lo que tiene en consideración los fenómenos observados en el ensayo.
- La metodología DPr_s es puramente estadística, pero el umbral seleccionado de $DPr_s \leq 1,64$ corresponde al percentil 99,9999%, por lo que la metodología es muy poco sensible a falsos positivos.

2.4 Caracterización del motor en estado dinámico

El objetivo de este tercer ensayo es verificar si los comportamientos y tendencias identificadas en el estado estacionario se verifican cuando el motor opera en estado dinámico y desarrollar técnicas que permitan extrapolar el comportamiento del motor en estado dinámico a partir del estado estacionario. El conocer el comportamiento del motor en estado dinámico y su relación con el estado estacionario, es lo que permitirá definitivamente establecer una metodología para la detección de la combustión anormal.

La forma de este ensayo difiere parcialmente de los ensayos realizados anteriormente. En lugar de tomar las mediciones mientras el motor se encuentra en estado estacionario, se realizarán con el motor variando de forma continua sus condiciones de velocidad y carga. Los datos que se recogerán del motor serán solamente la señales simultáneas del sensor de knock (vibraciones del bloque motor) y el encoder rotativo incremental (posición instantánea del cigüeñal).

Posteriormente, se calcularán los KI por cada ciclo de combustión de la misma forma que en los ensayos N°1 y 2. Empleando la señal del encoder rotativo, se calculará la velocidad instantánea del motor por cada KI calculado, de la forma

$$\omega_{KIj} \left(\frac{deg}{s} \right) = \frac{\theta_{fj} - \theta_{ij}}{t_{fj} - t_{ij}} \quad j = 1 \dots n \quad (2.11)$$

donde ω_{KIj} es la velocidad instantánea del motor al momento de calcular el j-ésimo KI, θ_{fj} es el fin de la ventana de ángulo de cigüeñal utilizada para calcular el j-ésimo KI, θ_{ij} es el inicio de la ventana de ángulo de cigüeñal utilizada para calcular el j-ésimo KI y t_{fj}, t_{ij} son los instantes en que el cigüeñal llegó a las posiciones θ_{fj}, θ_{ij} , respectivamente. De esta forma, es posible calcular las métricas KI y la velocidad instantánea respectiva. No es posible realizar lo mismo con la carga instantánea del motor pues esto requiere la adquisición simultánea de la señal de carga del freno dinamométrico, lo que no es posible pues el dinamómetro no tiene ningún tipo de salida de señal electrónica. Para subsanar esta dificultad, el motor se moverá en una curva de carga vs velocidad conocida, de tal forma que tan solo con conocer la velocidad instantánea se puede determinar la carga. Existen dos formas de hacer esto:

- Mover el motor a través de una curva de velocidad variable, pero carga constante 100%. Para hacer esto se debe situar el acelerador del motor en la posición completamente abierta y se hace variar la velocidad del motor ajustando la fuerza por medio del mando del freno dinamométrico.
- Mover el motor a través de la curva de mínima carga admisible por el dinamómetro. Como se planteaba en 2.2, para cada velocidad del motor el dinamómetro admite una carga mínima la cual varía entre el 30% a 1800 (rpm) y el 55% a 3000 (rpm). Para mover el motor en esta curva se debe situar el mando del freno dinamométrico en la posición de mínima fuerza y se hace variar la velocidad con el acelerador del motor.

De estas dos alternativas, se optó por la segunda, por las siguientes razones:

- La primera alternativa es una curva de carga constante, por lo que podría no ser tan relevante, considerando que de los resultados del primer ensayo se concluye que el impacto de la variación de la carga sobre KI es mayor que el de la velocidad.
- Al haber identificado la correlación negativa entre la carga y los KI, al moverse en una trayectoria de baja carga se generarán una distribución que tiende a valores de KI naturalmente más altos, lo que permitiría desarrollar una metodología menos susceptible a falsos positivos.

De esta forma, para mantener el motor en condiciones dinámicas y adquirir los datos, el procedimiento será el siguiente:

- Se creará una trayectoria de velocidad aleatoria, tomando varios valores a través de una distribución uniforme discreta de entre 1800 y 3000 rpm, con incrementos de 100 rpm. El uso de una distribución uniforme discreta permitirá que todas las velocidades tengan la misma probabilidad de ser escogidas.
- Se seguirá la trayectoria variando la velocidad del motor por medio del acelerador, manteniendo el mando del freno dinamométrico en la posición mínima. De esta forma, se varía la velocidad en función del tiempo y la carga en función de la velocidad. Se registran las señales del encoder y del acelerómetro de forma simultánea.
- Por cada ciclo de combustión (del cilindro N°1), se calculará el KI y la velocidad instantánea del motor durante dicho ciclo, de la forma descrita en la Ecuación (2.11). La carga instantánea se obtiene a partir de la velocidad según la Figura 2.18.

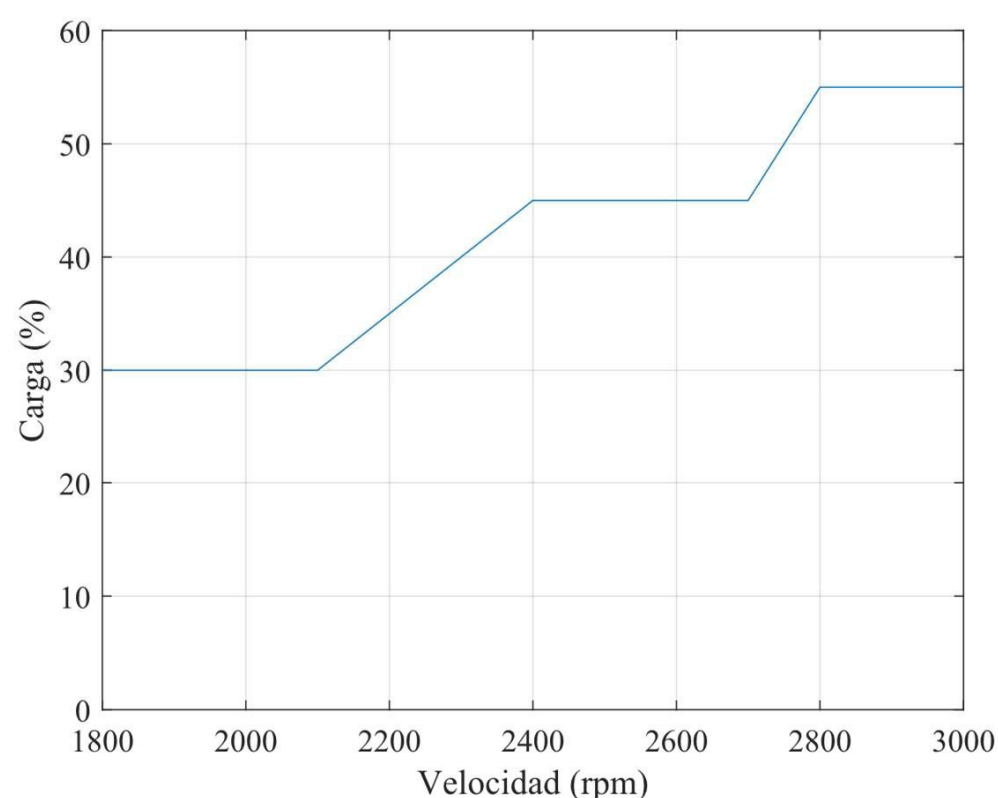


Figura 2.18. Curva de mínima carga vs velocidad.

Los resultados de interés para este ensayo son:

- Comportamiento individual de cada prueba y global del KI en estado dinámico, para evaluar la posibilidad de emplear un umbral fijo basado en la distribución de KI en estado dinámico.
- Relación de KI con la carga y velocidad del motor, comparando con lo identificado en estado estacionario.

Para este ensayo, se tomaron 25 mediciones de cinco minutos, en cada medición siguiendo una trayectoria aleatoria distinta. Las mediciones fueron tomadas durante el mes de septiembre de 2022. En el Anexo 4 se muestran las trayectorias de velocidad seguidas durante cada una de las pruebas.

Primero, se evaluará la normalidad de las distribuciones de KI obtenidas en cada medición. Para ello, son sometidas a una prueba de Lilliefors con un nivel de significancia $\alpha = 5\%$.

Luego, para evaluar el comportamiento general del motor en estado dinámico, se trabajará con el conjunto de los cerca de 150 000 ciclos de combustión, es decir, el conjunto de todas las mediciones

dinámicas. La distribución obtenida será comparada con una distribución normal de la misma media y desviación estándar.

Finalmente, para comparar el comportamiento del motor en estado dinámico con el del motor en estado estacionario, se realizarán varios procedimientos:

- Comparación de la distribución del conjunto de todos los ciclos de combustión con una distribución obtenida bajo las mismas condiciones de carga y velocidad, pero en estado estacionario, que en adelante se denominará “distribución estacionaria equivalente a la dinámica”. Como se mencionó anteriormente, las trayectorias de velocidad a seguir durante las mediciones dinámicas fueron determinadas a través de una distribución uniforme, por lo que la densidad de ciclos de combustión por cada velocidad obtenida debería ser constante. Para replicar esto a través de las condiciones estacionarias, se generará un conjunto de datos muestreando valores de KI de cada una de las condiciones de operación a mínima carga registradas en el ensayo N°1. Para que la densidad de KI por cada velocidad sea similar a lo obtenido en el estado dinámico, por cada condición de operación se muestrea la misma cantidad de datos. Se toman 200 KI por condición pues esa es la cantidad de ciclos contenidos en la medición más pequeña (N°130). La composición de la distribución estacionaria equivalente a la dinámica según lo descrito se muestra en la Tabla 2.5.

Tabla 2.5. Composición de la distribución estacionaria equivalente a la dinámica.

Velocidad (rpm)	Carga (%)	N° medición (Ensayo N°1)	Cantidad de KI a tomar
1800	35*	62	200
1900	30	81	200
2000	30	160	200
2100	30	112	200
2200	35	96	200
2300	40	36	200
2400	45	93	200
2500	45	126	200
2600	45	109	200
2700	45	127	200
2800	55	102	200
2900	55	88	200
3000	55	130	200

*La medición a 30% resultó inválida, por lo que se toma la más cercana en carga

- Estudio de la influencia de la velocidad y la carga sobre los valores de KI. Ya que el motor se opera en una curva en que la carga es una función de la velocidad, no es posible estudiar la correlación con cada una de estas variables por separado. Por la misma razón, los resultados no serán directamente comparables con los presentados en 2.2.2 , pero serán comparados con la correlación que se obtiene al estudiar la distribución estacionaria equivalente.

2.4.1 Resultados

Cada una de las 25 mediciones de 5 minutos contiene los valores de KI correspondientes a aproximadamente 6 000 ciclos de combustión, obteniéndose en total la información correspondiente a cerca de 150 000 ciclos de combustión.

En primer lugar, se realiza la prueba de normalidad de Lilliefors a cada una de las mediciones para evaluar el comportamiento normal del estadístico en condiciones dinámicas, obteniéndose como resultado el rechazo de la hipótesis nula en todas las pruebas, según se muestra en la Tabla 2.6.

Tabla 2.6. Resultados de la prueba de normalidad de Lilliefors

Nº medición	Cantidad de KI	Estadístico del test	Valor crítico	Resultado
1	6039	1,92 E-02	1,17 E-02	Rechaza
2	6262	2,74 E-02	1,15 E-02	Rechaza
3	6004	2,08 E-02	1,17 E-02	Rechaza
4	6226	2,22 E-02	1,15 E-02	Rechaza
5	6031	1,38 E-02	1,17 E-02	Rechaza
6	6198	1,98 E-02	1,15 E-02	Rechaza
7	5682	2,30 E-02	1,20 E-02	Rechaza
8	5871	3,06 E-02	1,18 E-02	Rechaza
9	5910	2,43 E-02	1,18 E-02	Rechaza
10	5947	2,48 E-02	1,18 E-02	Rechaza
11	5907	2,65 E-02	1,18 E-02	Rechaza
12	6126	1,62 E-02	1,16 E-02	Rechaza
13	5998	2,07 E-02	1,17 E-02	Rechaza
14	5915	2,56 E-02	1,18 E-02	Rechaza
15	6134	2,41 E-02	1,16 E-02	Rechaza
16	5912	1,32 E-02	1,18 E-02	Rechaza
17	5894	1,88 E-02	1,18 E-02	Rechaza
18	5737	1,59 E-02	1,20 E-02	Rechaza
19	5939	2,42 E-02	1,18 E-02	Rechaza
20	6179	1,73 E-02	1,15 E-02	Rechaza
21	6114	1,57 E-02	1,16 E-02	Rechaza
22	6082	1,80 E-02	1,16 E-02	Rechaza
23	6017	1,66 E-02	1,17 E-02	Rechaza
24	5998	2,07 E-02	1,17 E-02	Rechaza
25	5969	1,49 E-02	1,17 E-02	Rechaza

Con respecto al conjunto de todas las mediciones dinámicas, la Figura 2.19 muestra la función de densidad de probabilidad y la función de distribución de probabilidad acumulada para el conjunto, comparándose con una distribución normal de la misma media y desviación estándar.

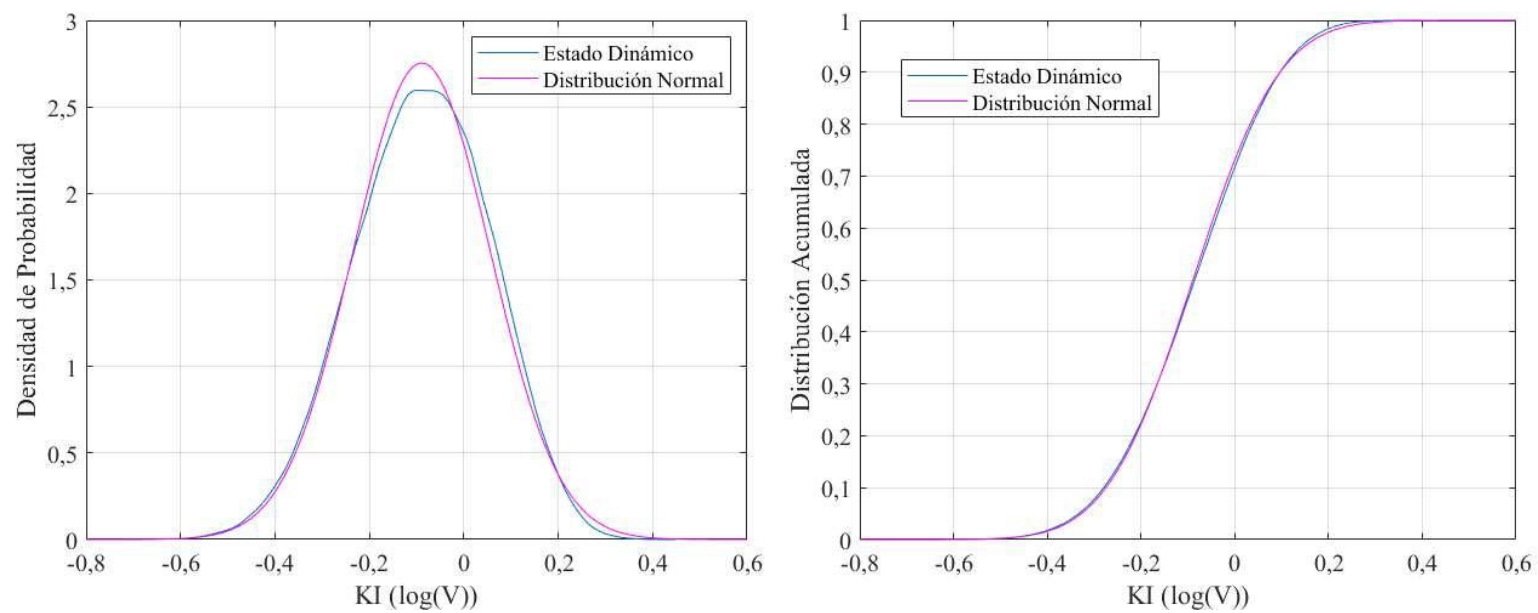


Figura 2.19. Distribución de probabilidad del conjunto de KI obtenido en estado dinámico comparado con una distribución normal de misma media y varianza.

La Figura 2.20 muestra la distribución de KI del conjunto de las mediciones dinámicas, pero comparado con la distribución estacionaria equivalente a la dinámica. La Figura 2.21 muestra la dispersión de los datos de ambas distribuciones versus la velocidad del motor.

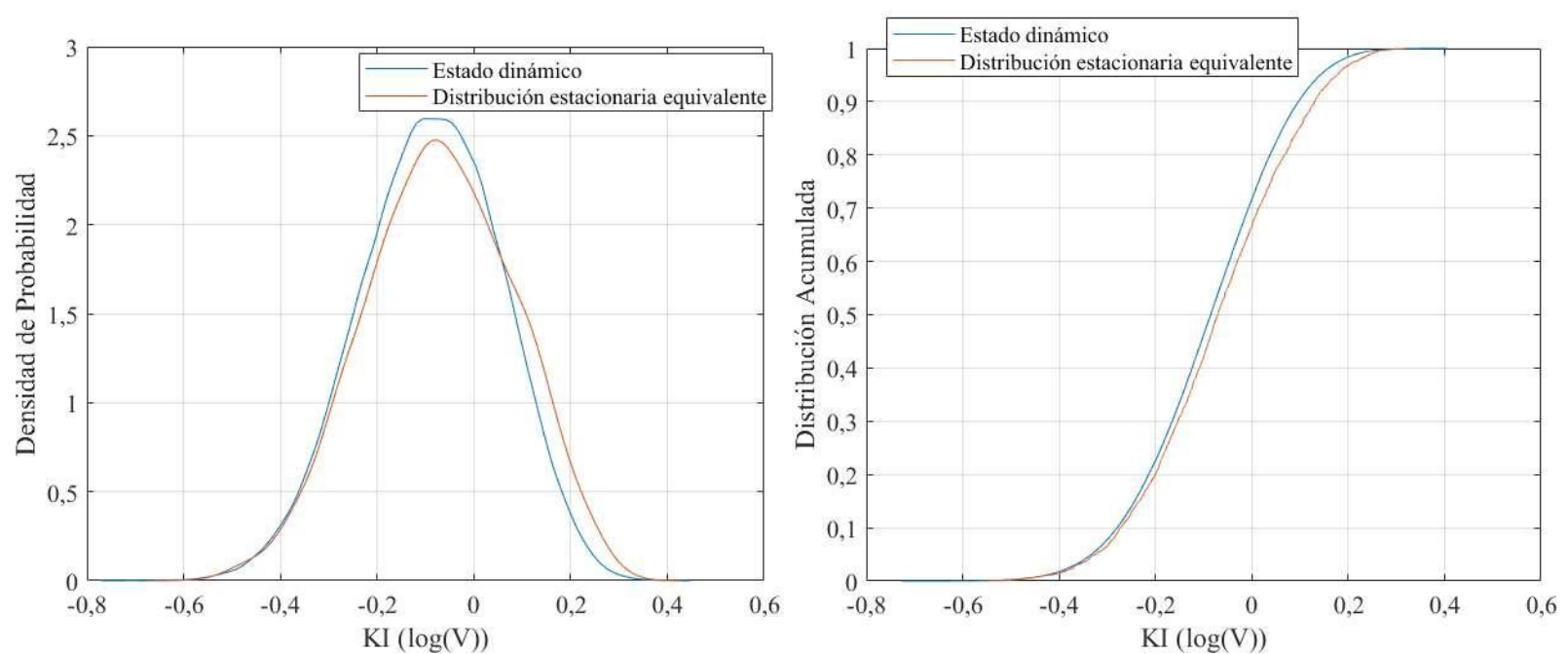


Figura 2.20. Comparación de la distribución del conjunto de KI en estado dinámico con la distribución estacionaria equivalente.

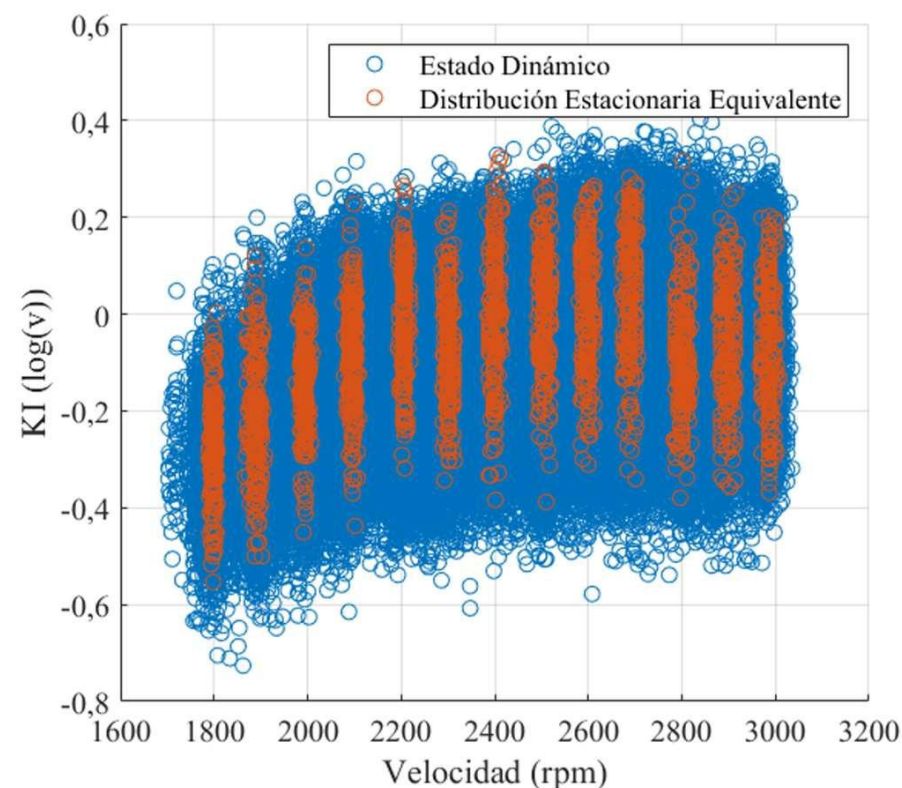


Figura 2.21. Diagrama de dispersión para KI por ciclo de combustión, en condiciones dinámicas y estacionaria equivalente. Cada punto representa el KI de un ciclo de combustión.

2.4.2 Análisis de los resultados

Si bien la prueba de Lilliefors aplicada a cada una de las pruebas por separado rechaza la hipótesis de que el comportamiento sea normal, el conjunto de las mediciones se aproxima razonablemente a una distribución normal. De los resultados se extraen las siguientes conclusiones:

- Como muestran la Figura 2.20 y la Figura 2.21, el comportamiento del motor en estado dinámico se aproxima al comportamiento del motor en estado estacionario, aunque el estado estacionario presenta una dispersión levemente mayor. Esta observación es de suma importancia pues permitiría establecer límites o intervalos de predicción para KI en condiciones dinámicas en base a los resultados obtenidos en estado estacionario.
- La correlación de la métrica KI con la carga y velocidad impiden que se manifieste un comportamiento normal durante operaciones dinámicas, aunque para determinadas condiciones, como el estado dinámico empleado en este trabajo y suficiente cantidad de tiempo, se puede obtener un comportamiento normal de todas formas. La especificidad de las condiciones requeridas dificulta que el comportamiento normal observado sea generalizable.

Capítulo 3: Diseño de la metodología de detección de combustión anormal

Una vez caracterizado el comportamiento del motor bajo condiciones de combustión normal, es posible establecer un umbral para discernir entre la combustión normal y el fenómeno de knock, que se manifiesta como un aumento de los KI por sobre los valores considerados normales.

En el presente capítulo, se plantearán varios criterios para discernir entre la combustión normal y anormal, incluyendo una optimización de la metodología DPr_s desarrollada previamente dentro de la línea de investigación del GIMCA. Por cada uno de los criterios, se establecerá el siguiente procedimiento:

1. Planteamiento del criterio
2. Descripción de la implementación de la metodología.
3. Resultados y error de tipo I al aplicar el criterio a los datos del motor obtenidos tanto en condiciones estacionarias como dinámicas. Para todas las metodologías se buscará obtener un error tipo I cercano a $\alpha = 0,01\%$.

3.1 Uso de un umbral fijo para KI basado a la distribución en estado dinámico

3.1.1 Planteamiento

Basándose en los resultados presentados en las secciones 2.2.1 y 2.4.1, en donde se observa que, tanto en estado estacionario como dinámico, un conjunto de múltiples condiciones de operación tiende a una única distribución, se plantea emplear esta distribución como para establecer un umbral entre combustión normal y anormal.

El umbral debe ser suficientemente alto como para minimizar la cantidad de falsos positivos, pero un umbral demasiado alto reduciría la sensibilidad del criterio frente a verdaderos positivos. Por estas razones, se decide por tomar como umbral el percentil 99 de la distribución del motor en estado dinámico, y el criterio se estructura de la siguiente forma:

1. Hipótesis nula H_0 : El motor se encuentra operando con combustión normal.
2. El sistema de control debe calcular en tiempo real los valores de KI para cada ciclo de combustión.
3. La hipótesis nula se rechaza si en un instante dado, los KI de los últimos n ciclos de combustión cumplen

$$KI_i > U, i = 1 \dots n \quad (3.1)$$

Donde U corresponde al percentil 99 de la distribución de KI bajo condiciones dinámicas y operación del motor 100% diésel.

La elección del parámetro n , equivalente a la cantidad de KI consecutivos por sobre el umbral se realizará considerando la siguiente limitación:

Ya que KI se encuentra relacionado con las condiciones de operación del motor y estas serán variables en el tiempo, se pierde la independencia de los datos que se había observado en condiciones estacionarias, como se muestra en la Figura 3.1.

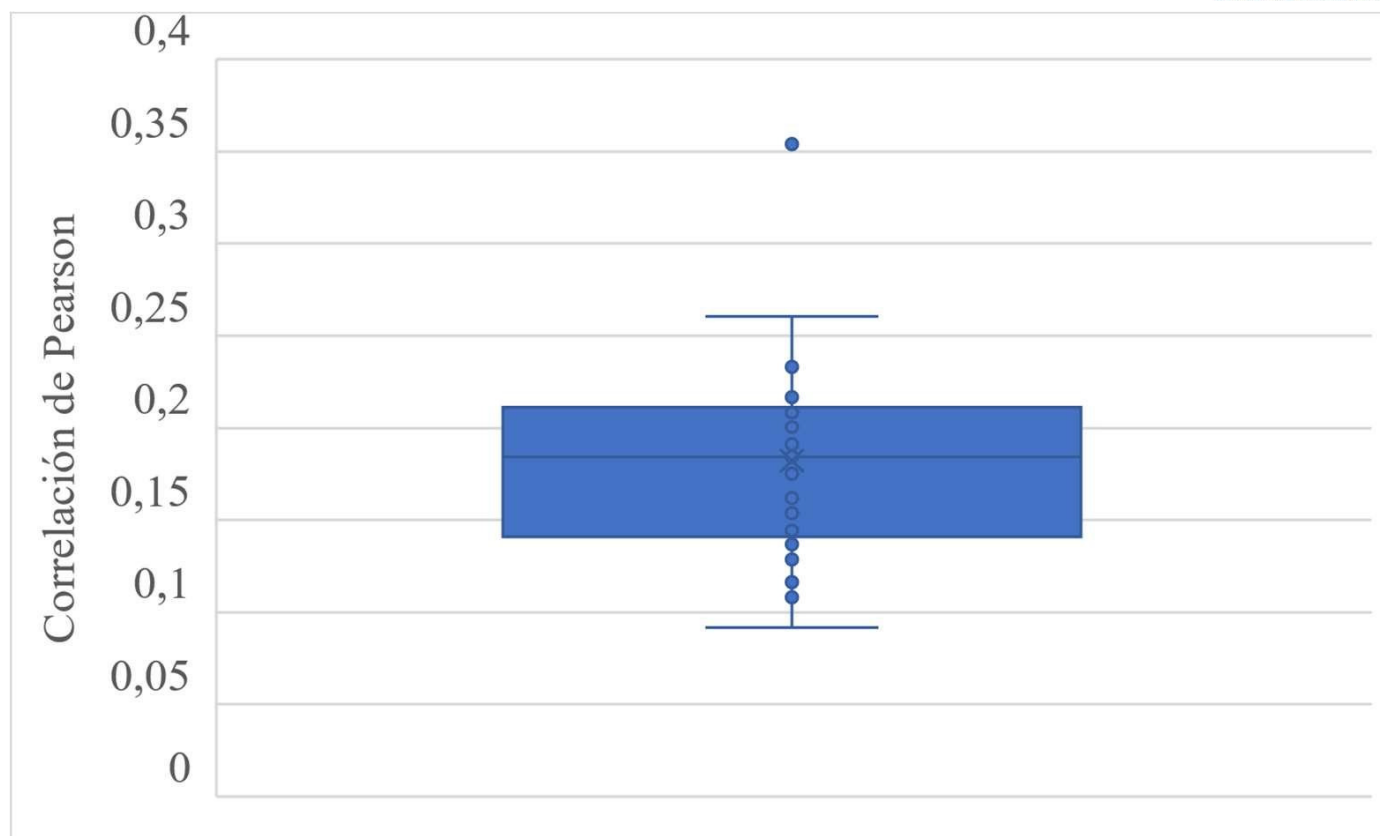


Figura 3.1. Diagrama de cajas y bigotes para la correlación secuencial de cada prueba dinámica.

Una consecuencia de este resultado es que, si en algún momento uno de los valores de KI excede el umbral, el valor del ciclo siguiente será más propenso a estar también por sobre el umbral.

Para compensar este fenómeno en la elección del parámetro n se propone una función que estime la probabilidad de obtener ciclos consecutivos por sobre el percentil 99 de la distribución, dado que se obtiene un ciclo por sobre dicho umbral y considerando la correlación secuencial de los datos:

$$F(k, x) \approx P(KI_1, KI_2 \dots KI_k \geq P_{99} | KI_0 > P_{99}, r = x)$$

donde r es la correlación secuencial del conjunto de KI y $KI_0, KI_1, \dots KI_k$ corresponde al conjunto de los últimos $k+1$ valores de KI obtenidos, ordenados de más antiguo a más reciente. Por lo tanto, la elección del parámetro n se hará en función de la correlación secuencial de los datos r , y el error de tipo I α deseado, de forma tal que se cumpla

$$F(n - 1, r) \leq \alpha$$

Para esta metodología se propone un umbral tal que la tasa de falsos positivos sea cercana a $\alpha = 0.01\%$. Mediante la generación de números pseudoaleatorios auto correlacionados y la aplicación del método de Montecarlo con $N=10\,000\,000$, se determinaron numéricamente los valores de n en función de r para $\alpha = 0.01\%$, resultado que se muestra en la Tabla 3.1. Para valores de r menores que 0,2, se puede suponer independencia de los datos, y en ese caso se tiene $n=2$.

Tabla 3.1. Parámetro n según la autocorrelación de los datos.

r	n
0,2	2
0,25	3
0,3	3
0,35	3
0,4	3
0,45	4
0,5	4
0,55	4
0,6	4
0,65	5
0,7	5
0,75	6
0,8	7
0,85	9
0,9	12

Para el cálculo de la autocorrelación r , se considera lo siguiente:

Bajo la hipótesis nula de que un conjunto de k datos es independiente, el estadístico t , definido en la Ecuación (3.2), sigue una distribución t de Student [20].

$$t = \frac{r\sqrt{k-2}}{\sqrt{1-r^2}} \sim Student(k-2) \quad (3.2)$$

Por lo tanto, para asegurar que el valor r sea estadísticamente significativo un nivel de significancia α deben tomarse una cantidad k de datos tal que:

$$\left| \frac{r\sqrt{k-2}}{\sqrt{1-r^2}} \right| \geq Q_{T_{k-2}} \left(1 - \frac{\alpha}{2} \right) \quad (3.3)$$

Dado que a mayor r , menor es la cantidad de datos necesarios para asegurar un resultado estadísticamente significativo, se calculará k para $r = 0,2$, que es el mínimo valor que se está considerando. Por otro lado, se tomará $\alpha = 5\%$. Reemplazando en la Ecuación (3.3), se tiene:

$$k \geq \left(4,899 * Q_{T_{k-2}}(97,5\%) \right)^2 + 2 \quad (3.4)$$

Cuya solución es $k \geq 97$. Por lo tanto, al calcular la autocorrelación con los últimos 98 datos, se asegurará que el valor de r obtenido sea estadísticamente significativo para cualquier $r > 0,2$.

3.1.2 Descripción de la implementación de la metodología

•Determinación del umbral

Para determinar el umbral, deben registrarse los KI durante la operación normal del motor. Para evitar el posible sesgo de los datos, deben adquirirse gran cantidad de datos durante varios días de operación. Para el presente trabajo se reunieron los datos de KI de 150 000 ciclos de combustión para construir la distribución de probabilidad y determinar el umbral, correspondiente al percentil 99 de la distribución.

• Algoritmo de la metodología durante la operación del motor

La Figura 3.2 muestra un diagrama de flujo con el funcionamiento de la metodología durante la operación del motor.

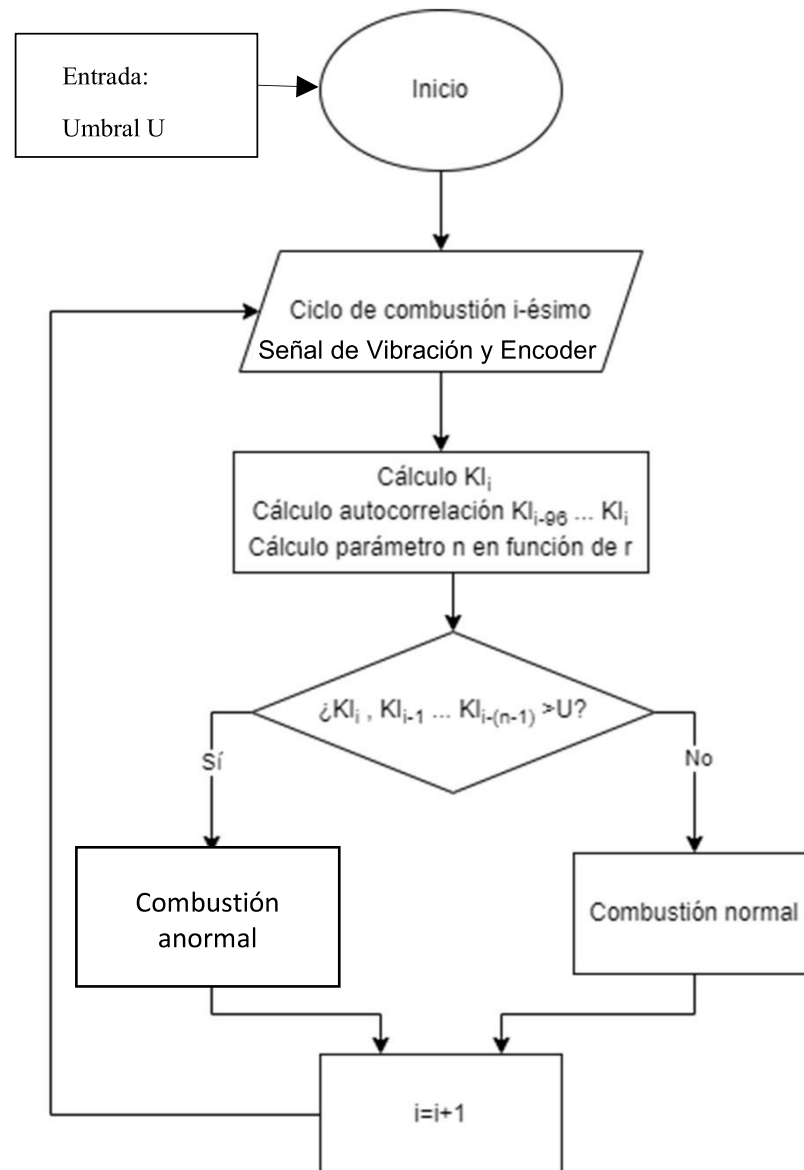


Figura 3.2. Diagrama de flujo de la metodología de umbral fijo.

3.1.3 Resultados en combustión normal

La Tabla 3.2 muestra los resultados de la implementación de la metodología de umbral fijo. El percentil 99 de la distribución de KI en estado dinámico es

$$U = 0,2192 (\log(V)) \quad (3.5)$$

Tabla 3.2. Resultados de la implementación de la metodología de umbral fijo.

Medición	Cantidad de Ciclos de Combustión.	Cantidad de Falsos Positivos	Tasa de falsos positivos
Estado estacionario (Ensayos N°1 y N°2)	44 200	6	0,0136 %
Estado dinámico (Ensayo N°3)	150 091	58	0,0386%

3.1.4 Análisis y conclusiones

Esta metodología posee la ventaja de tener una implementación muy simple, pues para establecer la línea base solamente se debe registrar el comportamiento del motor en estado dinámico bajo combustión normal y no es necesaria la integración de las condiciones de carga y velocidad del motor en el sistema de diagnóstico de combustión anormal. Sin embargo, se observa que la tasa de falsos positivos, particularmente bajo condiciones dinámicas, es mucho más alta de lo teóricamente esperado. Esto se debe a las vulnerabilidades de la metodología:

1. Al emplear un umbral fijo para un KI que es susceptible a las condiciones de carga y velocidad del motor, la metodología tenderá a ser menos sensible a la detección de knock bajo condiciones en que el KI tiende a ser más bajo, como es el caso en condiciones de alta carga y baja velocidad, mientras que será más susceptible a falsos positivos bajo condiciones en que el KI tiende a ser más alto, como es el caso en condiciones de baja carga y alta velocidad. La corrección del parámetro n que se plantea como parte de la metodología compensa solamente por la disminución de la independencia, pero no aborda este problema. Esta limitación se evidencia en la Figura 3.3, en donde se muestra el diagrama de dispersión de KI en estado dinámico, comparado con el umbral. Nótese como la susceptibilidad a los falsos positivos aumenta a alta velocidad.
2. Para la creación de la línea base, el estado dinámico empleado debe ser lo más cercano posible al funcionamiento del motor en sus condiciones de operación comunes. El uso del motor bajo condiciones fuera de las que fue calibrada la línea base puede llevar a una disminución de la capacidad de detección o a un aumento del error de tipo I.

Por esta razón, esta metodología no se considera la óptima para el diagnóstico de la combustión anormal y su aplicación se recomienda solamente para sistemas de diagnóstico en los que no se puede acceder a la información de velocidad y carga del motor.

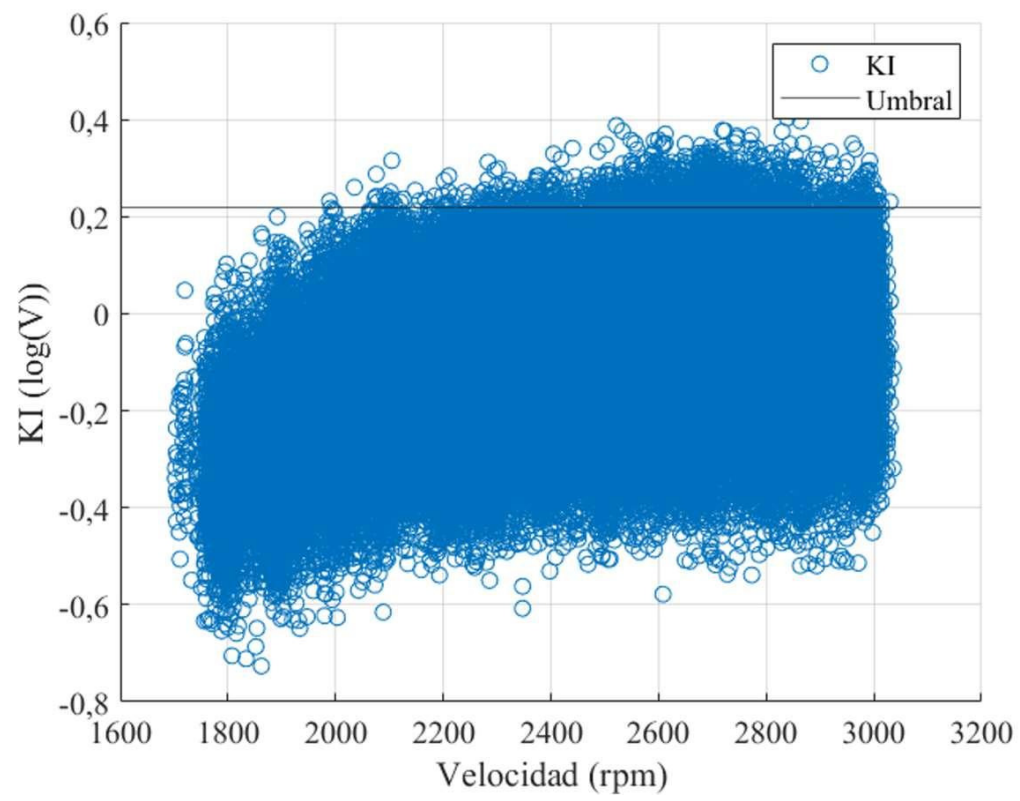


Figura 3.3. Diagrama de dispersión de KI versus velocidad en estado dinámico y el umbral de la metodología.

3.2 Uso de un umbral variable para KI basado en el comportamiento estacionario del motor

Esta metodología plantea la creación de un intervalo de predicción para los valores de KI en estado dinámico en base al comportamiento observado en operación 100% diésel. Se basa en la similitud observada entre el comportamiento de KI vs ω observado en estado dinámico y estacionario.

3.2.1 Planteamiento

Para una determinada condición de velocidad y carga es posible calcular el percentil 99 de los datos de la forma:

$$P_{99} = Q_{KI}(99\%) \quad (3.6)$$

Donde $Q_{KI}(P)$ es la función cuantil de KI para las condiciones determinadas de ω y carga.

Como se había observado en los ensayos estacionarios, para condiciones de operación fijas, la distribución de probabilidad se aproxima razonablemente a una distribución normal. Si la distribución tiene media y desviación estándar μ, σ , el valor del percentil P estará dado por la función cuantil de la distribución normal:

$$Q_{N(\mu, \sigma)}(P) = \mu + \sqrt{2} * \sigma * \text{erf}^{-1}(2P - 1) \quad (3.7)$$

Para el percentil 99, y considerando la media muestral $\overline{KI}$ y desviación estándar muestral S_{KI} como estimadores de los parámetros poblacionales, el percentil 99 se calcula como

$$P_{99} = \mu + 2,326 \sigma \approx \overline{KI} + 2,326 S_{KI} \quad (3.8)$$

Este resultado no puede aplicarse directamente, pues como se había planteado en 2.3.1 y 2.3.2, las réplicas de la misma condición de operación no mantienen la misma media, aunque sí la misma desviación estándar. Para establecer un umbral que tenga en cuenta este posible desplazamiento de la media, se considerará la máxima desviación observada entre dos réplicas, situación que se había mostrado en la Figura 2.17. Para ese caso, la desviación entre las dos medias equivale a

$$\max |\overline{KI}_1 - \overline{KI}_2| = 0,926 S_p \quad (3.9)$$

donde $S_p = \sqrt{\frac{1}{2} * (S_{KI1}^2 + S_{KI2}^2)}$ es la desviación estándar ponderada de las dos muestras.

Por lo tanto, al combinar la máxima desviación producto del comportamiento normal con la máxima desviación de la media posible, se obtiene un umbral que equivale al percentil 99 de la distribución de KI para el caso con mayor desplazamiento de la media con respecto a las condiciones estacionarias. Este será el umbral empleado por esta metodología, y a diferencia de la propuesta en 3.1, este umbral es variable según las condiciones de carga y velocidad.

Tomando el valor S_p de la Ecuación (3.9) como un estimador de la desviación estándar S_{KI} , se tiene un umbral de la forma

$$U(carga, \omega) = \overline{KI}(carga, \omega) + 0,926 * S_p(carga, \omega) + 2,326 * S_{KI}(carga, \omega)$$

$$U(carga, \omega) = \overline{KI}(carga, \omega) + 3,252 * S_{KI}(carga, \omega) \quad (3.10)$$

donde la media y la desviación estándar de KI se obtienen para cada condición de carga y velocidad, en operación 100% diésel.

Finalmente, el criterio será rechazar la hipótesis nula de que el motor se encuentra en combustión normal en caso de que $KI_i > U$.

Una de las dificultades que presenta este modelo es que la corrección empírica que se le realiza al umbral impide poder calcular de manera teórica el error de tipo I asociado, por lo que este será evaluado de manera empírica.

3.2.2 Descripción de la implementación de la metodología

- Determinación del umbral para cada condición

Para esta metodología, el umbral se determina por medio de mediciones en estado estacionario. Para cada condición de operación, el motor se estabiliza y se registra la señal de vibraciones y se calculan los KI. Para este trabajo, se tomaron al menos 200 KI por cada condición de operación. Se recomienda tomar tres réplicas por cada condición de operación. Luego, los parámetros $\overline{KI}$ y S para cada condición de operación se determinan como las medias de las medias y de las desviaciones estándar (respectivamente) obtenidas en cada una de las réplicas. Para calcular el umbral bajo condiciones de operación que no se hayan registrado, los parámetros $\overline{KI}$ y S se interpolan con los valores obtenidos en las condiciones de operación tomadas a las velocidades y cargas más cercanas. La metodología de interpolación y la cantidad de mediciones óptima para interpolar se discuten en 3.4.2 .

• Algoritmo de la metodología durante la operación del motor

La Figura 3.4 muestra un diagrama de flujo con el funcionamiento de la metodología durante la operación del motor.

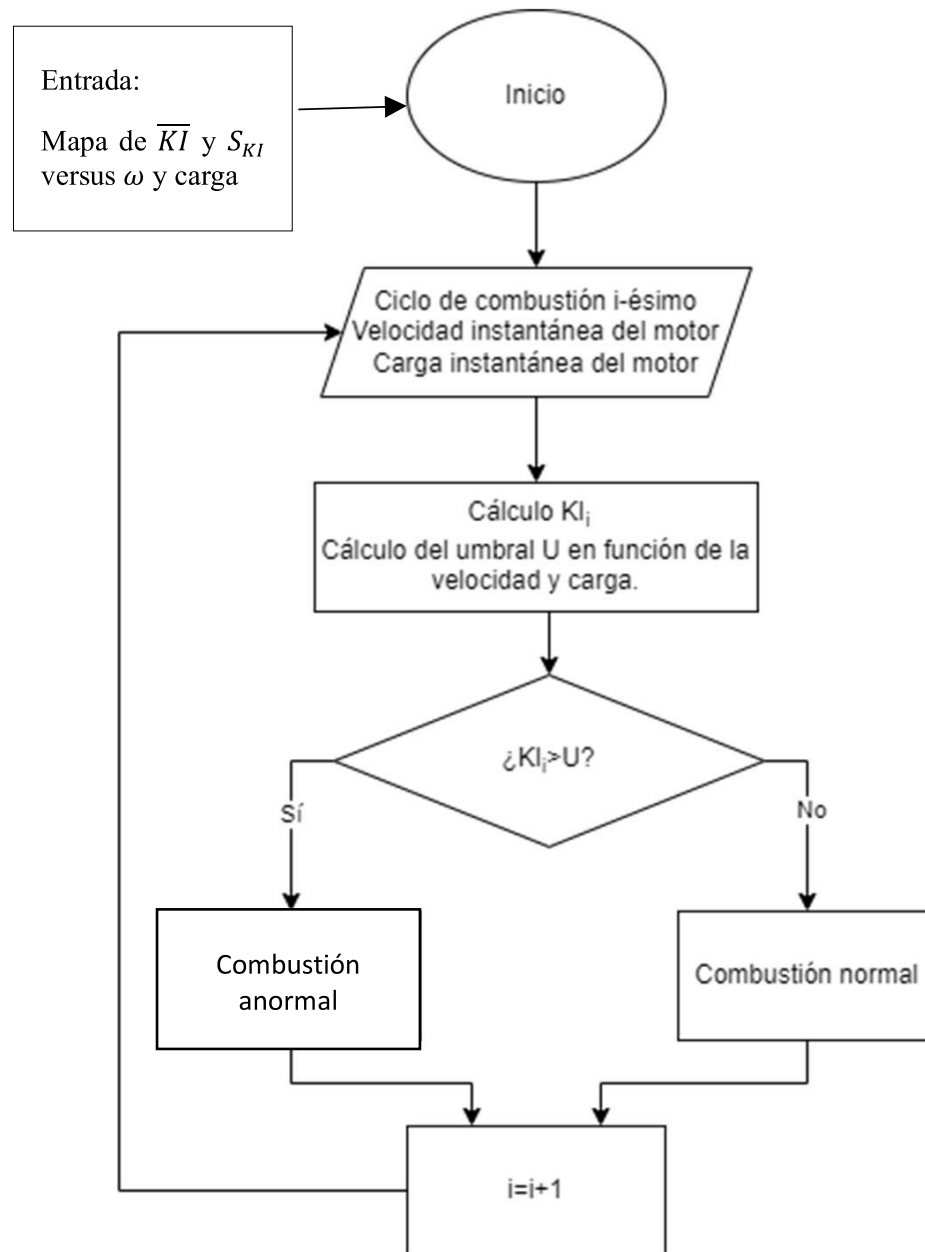


Figura 3.4. Diagrama de flujo de la metodología de umbral variable.

3.2.3 Resultados en combustión normal

El resumen de los resultados se presenta en la Tabla 3.3. La cantidad de ciclos considerados en el ensayo N°3 es menor a la presentada en los resultados de la metodología anterior pues en este caso se han excluido aquellos ciclos del estado dinámico que se salen del rango tomado en el estado estacionario.

Tabla 3.3. Resultados de la implementación de la metodología de umbral variable.

Medición	Cantidad de Ciclos de Combustión.	Cantidad de Falsos Positivos	Tasa de falsos positivos
Estado estacionario (Ensayos N°1 y N°2)	44 200	11	0,025 %
Estado dinámico (Ensayo N°3)	140 916	63	0,045%

3.2.4 Análisis de los resultados

Se observa que la tasa de falsos positivos observada es más alta que la presentada por la primera metodología. Como se mencionó anteriormente, resulta difícil calcular una tasa de falsos positivos teórica para el umbral propuesto. Una posible compensación para lo anterior sería generalizar el umbral de la forma

$$U = \overline{KI} + \beta S_{KI} \quad (3.11)$$

donde el parámetro β debe optimizarse para determinada tasa de falsos positivos empírica deseada.

Al hacer uso de un umbral variable, esta metodología tiene la ventaja de ser insensible a las condiciones del motor. Esto se evidencia en la Figura 3.5, en donde se muestra el diagrama de dispersión de KI vs velocidad en estado dinámico, comparado con el umbral de la metodología.

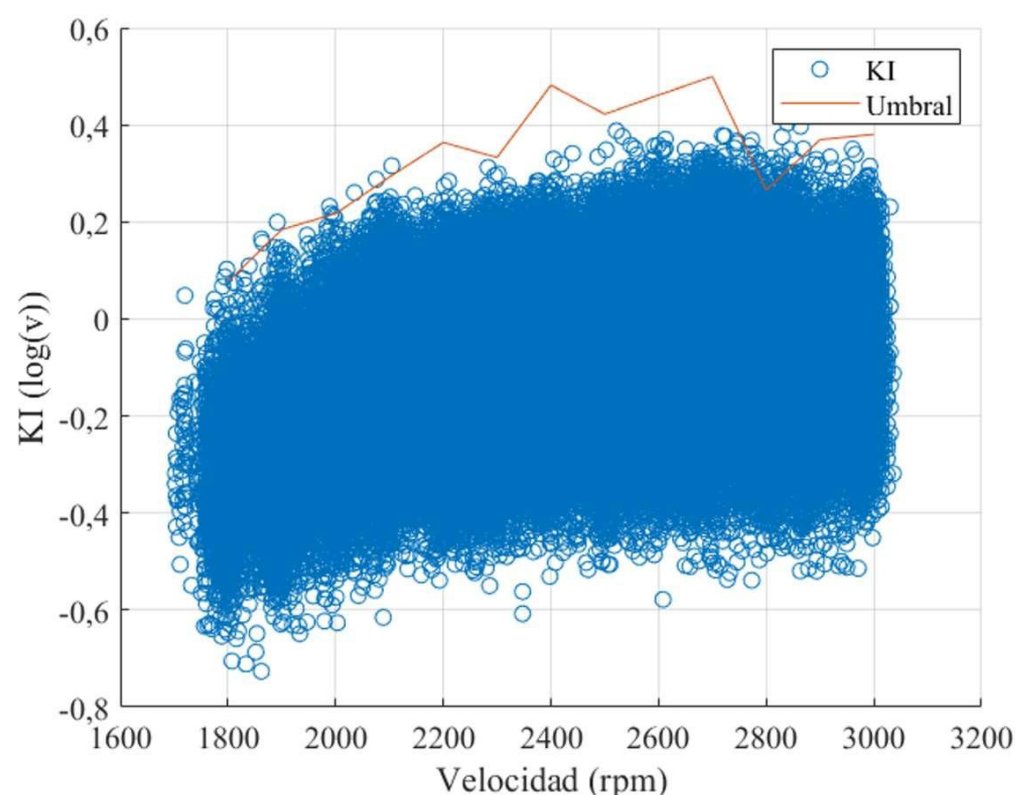


Figura 3.5. Diagrama de dispersión de KI versus velocidad en estado dinámico y el umbral de la metodología.

Esta metodología se basa en la extrapolación del comportamiento en estado dinámico a través del comportamiento en estado estacionario, por lo que se requiere la realización de pruebas en estado estacionario para caracterizar el umbral. Por otro lado, el sistema de control que emplee esta metodología deberá tener acceso a la información en tiempo real del motor para integrar las señales de vibraciones del bloque con la carga y la velocidad. La generalización de esta metodología también resulta limitada, pues el factor que multiplica la desviación estándar se ha determinado de forma empírica para el motor Perkins. El uso en otros motores requeriría la calibración de este factor de la misma forma en que se hizo en el presente trabajo.

3.3 Desarrollo de una métrica insensible a las condiciones del motor para el uso de la metodología DPr_s

En la metodología descrita anteriormente se aplica la corrección al umbral dependiendo de las condiciones dinámicas. En el presente subcapítulo se pretende aplicar una normalización directamente al KI, de tal forma de obtener un indicador que sea insensible a las condiciones del motor. De esta forma, se podría extender el uso de metodologías desarrolladas para estado estacionario, como es el caso del estadístico DPr_s .

3.3.1 Planteamiento

Como se observó en condiciones estacionarias, cada condición de operación tiene un comportamiento que sigue una distribución normal, con la media variable y la dispersión constante para cada condición de operación. Si no se considera el desplazamiento de la media, independientemente de las condiciones, el indicador KI normalizado, KI' que se presenta a continuación seguirá una distribución normal estándar:

$$KI' = \frac{KI - \mu}{\sigma} \sim N(0,1) \quad (3.12)$$

donde KI' es el KI normalizado y μ y σ son la media y la desviación estándar (respectivamente) de KI bajo las condiciones de operación instantáneas, en combustión normal.

Debido al desplazamiento de la media observado, es esperable que KI' tenga una varianza mayor a la de la distribución estándar, pero si se conserva el comportamiento normal, y la normalización efectivamente vuelve a la métrica insensible a las condiciones del motor, es posible hacer uso del estadístico DPr_s para el diagnóstico de la combustión anormal.

3.3.2 Descripción de la implementación de la metodología

- Creación de la línea base

Para el cálculo del KI normalizado es necesario saber μ y σ para cada condición de operación del motor. Se propone emplear los parámetros $\overline{KI}$ y S descritos en 3.2.2 como estimadores de μ y σ , por lo que el procedimiento para determinar estos valores es el mismo.

A continuación, se debe caracterizar la distribución de KI normalizado, KI' , en estado dinámico. Para esto, se debe operar el motor en estado dinámico y registrar los valores de KI normalizado. Para evitar un posible sesgo de los datos, se debe tomar gran cantidad de KI durante varios días. Para el presente trabajo se tomaron los datos de KI normalizado de 150 000 ciclos de combustión en estado dinámico.

- Algoritmo de la metodología durante la operación del motor

El diagrama de flujo de la Figura 3.6 muestra el funcionamiento de la metodología durante el funcionamiento del motor:

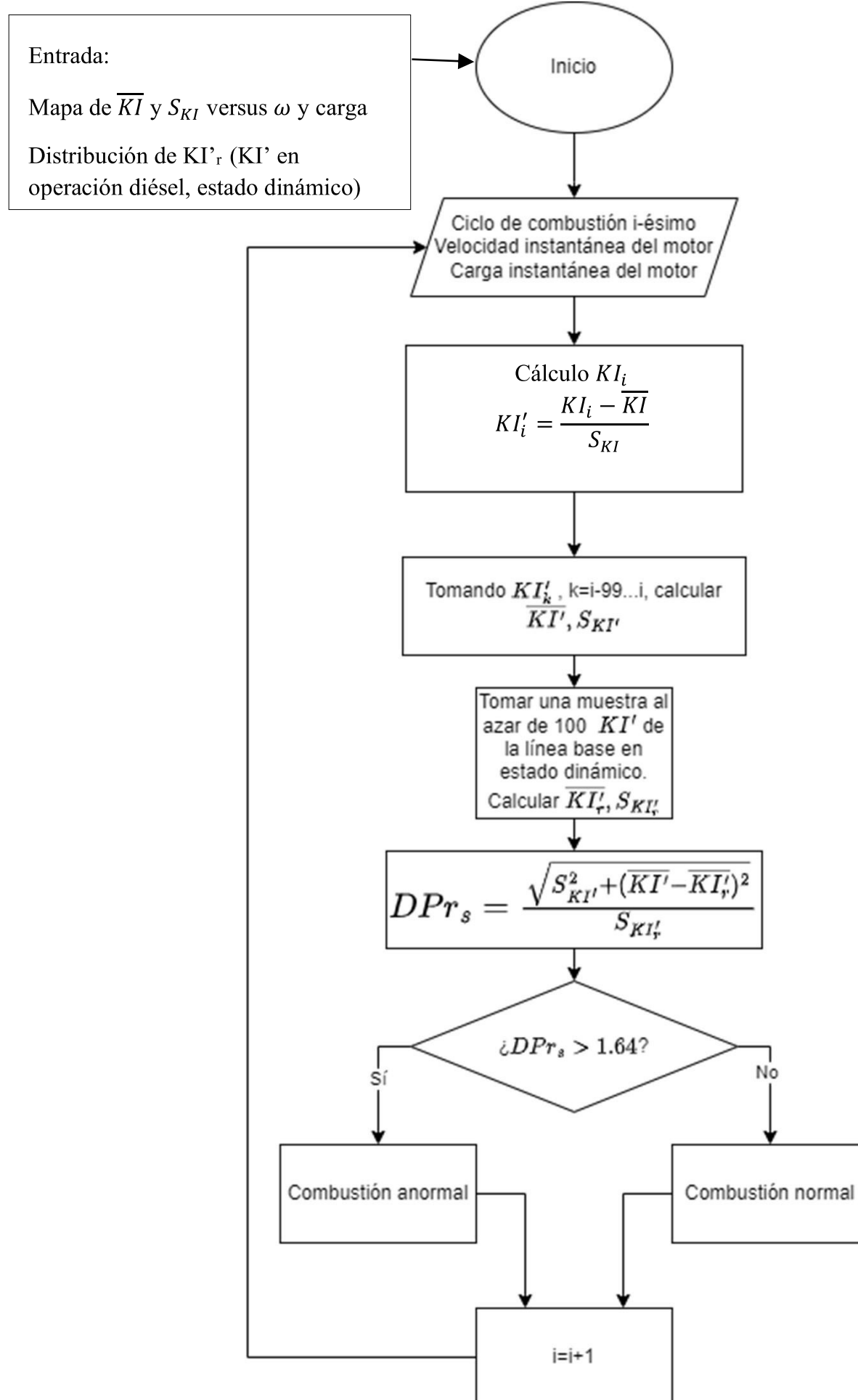


Figura 3.6. Diagrama de flujo de la metodología con el uso de DPrs con Ki normalizado.

3.3.3 Resultados

La Figura 3.7 muestra el diagrama de dispersión de KI en estado estacionario (Ensayos N°1 y N°2) versus la velocidad y la carga del motor. El valor de la correlación de Pearson entre KI y ω es $r = 0,1785$, mientras que el valor de la correlación de Pearson entre KI y la carga es $r = -0,3439$.

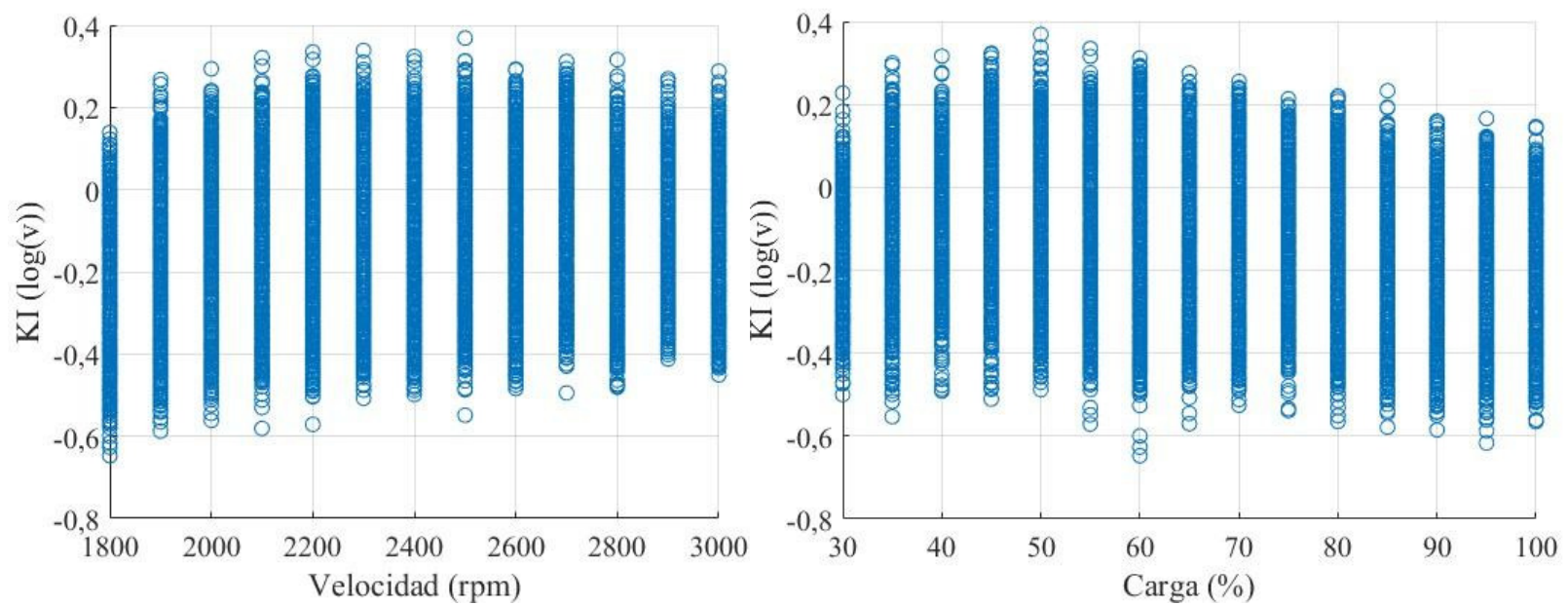


Figura 3.7. Diagrama de dispersión de Ki vs velocidad y carga en condiciones estacionarias

La Figura 3.8 muestra los mismos resultados, pero empleando el indicador KI normalizado. El valor de la correlación de Pearson entre KI' y ω es $r = -0,0055$, mientras que la correlación entre KI' y la carga es $r = -0,0083$.

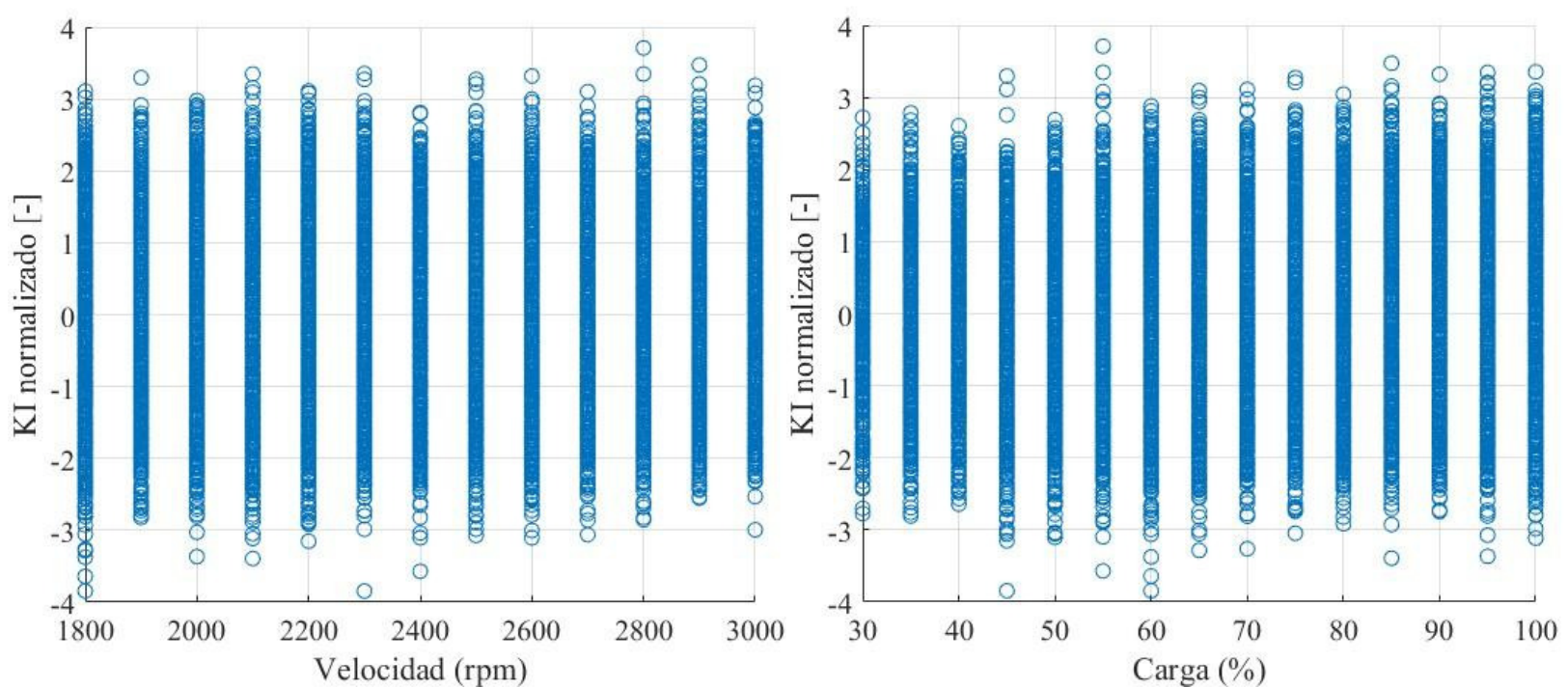


Figura 3.8. Diagrama de dispersión de KI normalizado vs velocidad y carga en condiciones estacionarias.

Para el caso dinámico y estacionario equivalente, la Figura 3.9 muestra la dispersión de KI normalizado versus velocidad, tanto en estado dinámico como en la distribución estacionaria equivalente descrita en 2.4 . La Figura 2.21 muestra el mismo resultado para el KI sin corregir.

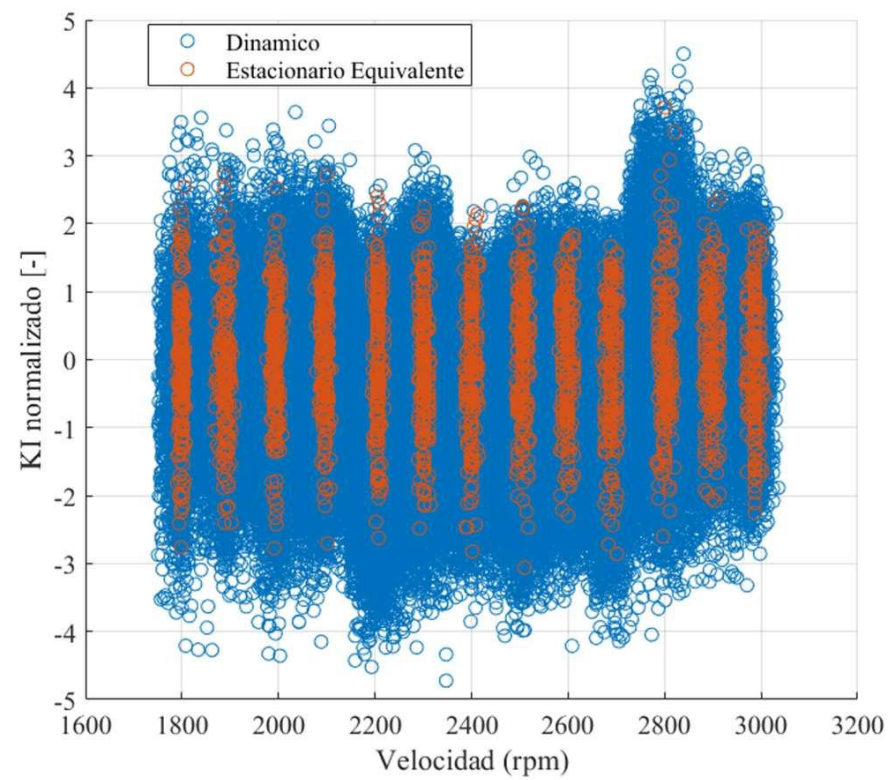


Figura 3.9. Dispersión de KI normalizado vs velocidad en condiciones dinámicas (azul) y estacionaria equivalente (rojo).

Como se había planteado anteriormente, el comportamiento de KI' es cercano al de una distribución normal, con parámetros cercanos a los de una distribución normal estándar. La media y desviación estándar muestrales obtenidos son:

$$\overline{KI'} = -0,323 [-]$$

$$S_{KI} = 1,113 [-]$$

La Figura 3.10 muestra la distribución de probabilidad de KI' obtenida, comparándose con una distribución normal de mismos parámetros y con una distribución normal estándar.

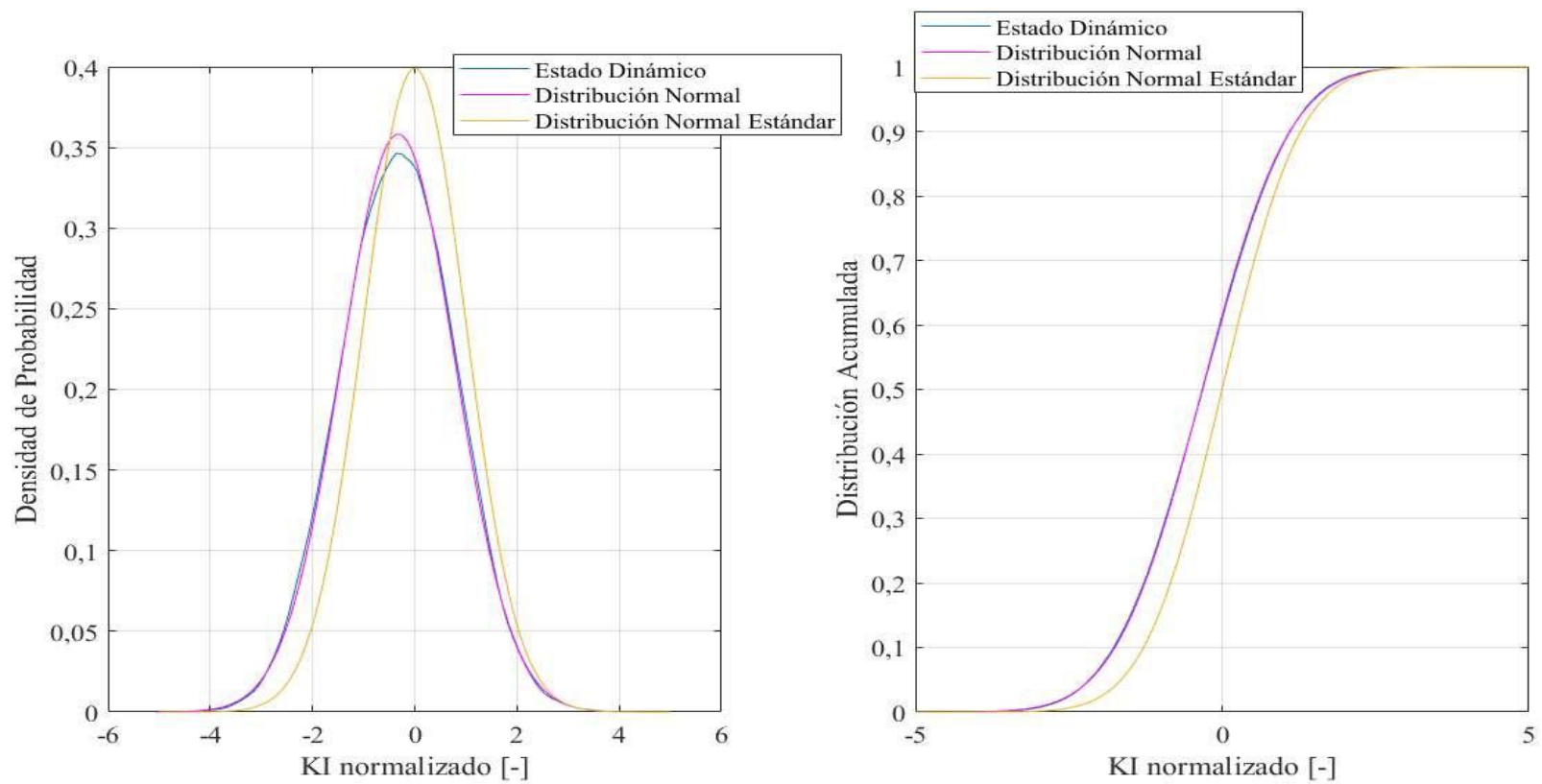


Figura 3.10. Distribución de KI normalizado en estado dinámico (en azul) comparado con una distribución normal de misma media y varianza (en púrpura) y una distribución normal estándar (en amarillo). Densidad de probabilidad empírica estimada con suavizado de kernel gaussiano.

La Figura 3.11 muestra la distribución del estadístico DPr_s obtenido con el KI normalizado comparándose con el estado estacionario y la distribución teórica del estadístico. En estado estacionario no se tienen valores de DPr_s por sobre el umbral de 1.64, mientras que en estado dinámico se presenta un 0,47% de falsos positivos (698 de 149 905) .

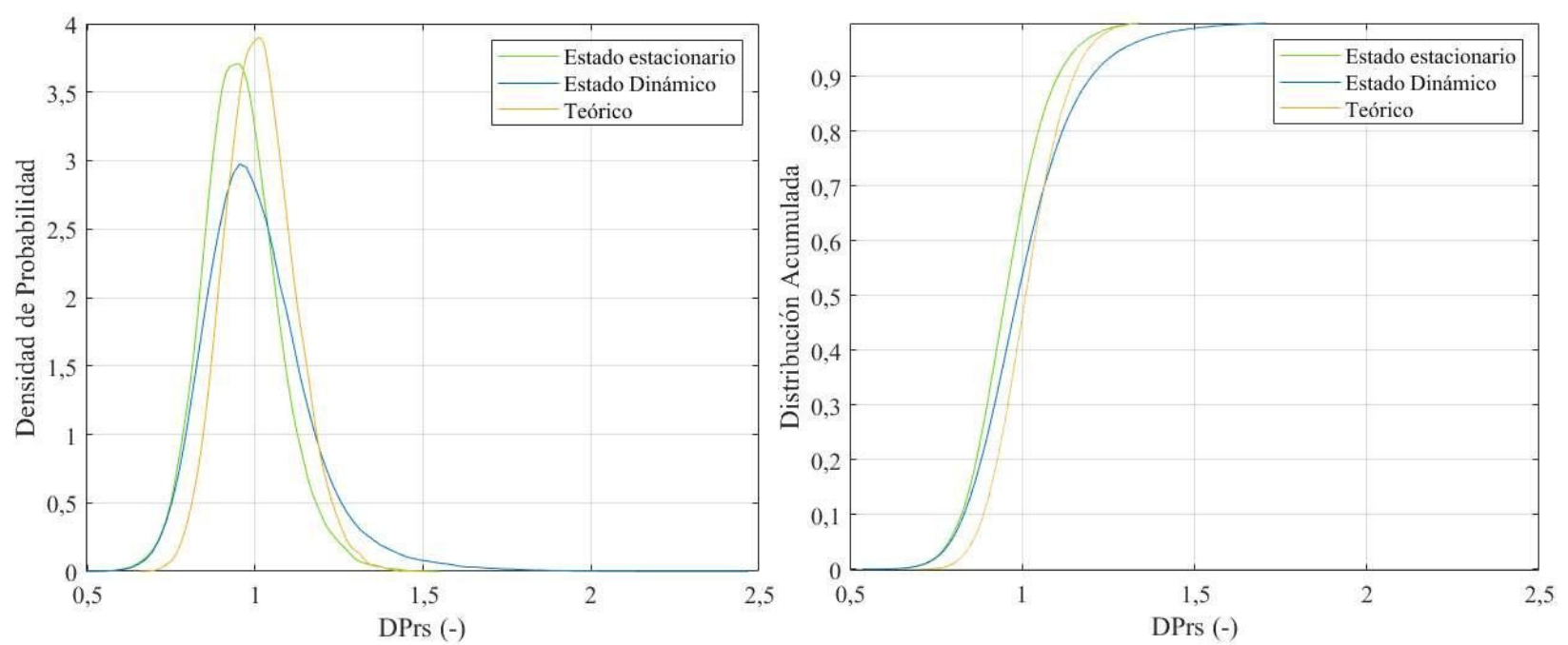


Figura 3.11. Distribución de DPr_s con KI normalizado en estado dinámico (en azul) comparado con la distribución del estadístico en estado estacionario (en verde) y la distribución teórica (en amarillo). Densidad de probabilidad empírica estimada con suavizado de kernel gaussiano.

3.3.4 Análisis de los resultados

La normalización de KI asegura un mayor grado de independencia entre la métrica y las condiciones del motor, aunque como se muestra en la Figura 3.9, la normalización no es exacta. El hecho que la distribución del KI normalizado tenga una media levemente negativa en estado dinámico, lo que implica que el comportamiento dinámico tiene un sesgo negativo al compararse con el estado estacionario. La normalidad del KI' en estado dinámico no aporta demasiada información, pues este ya era un resultado que se observaba con el KI sin normalizar.

Con respecto a la metodología DPrs, si bien los resultados del estado dinámico se alejan considerablemente del modelo teórico, esto puede explicarse por el error asociado a la normalización de KI. Además, debe tenerse en cuenta que los resultados de DPrs observados se encuentran fuertemente correlacionados entre sí debido a la forma de cálculo del indicador en la metodología (En estado dinámico, la correlación secuencial de DPr_s es $r = 0,75$). La tasa de falsos positivos de la metodología puede explicarse por las razones planteadas anteriormente. Una posible forma de corregir esta situación sería replantear un umbral empírico para DPr_s .

3.4 Optimización

La optimización de la metodología se abordará desde dos áreas: Optimización de los cálculos durante la aplicación y optimización de la adquisición de datos para la línea base.

3.4.1 Optimización de los cálculos

El cálculo de KI ciclo a ciclo es común para todas las metodologías, pero los parámetros para su cálculo ya se encuentran optimizados en base a lo desarrollado previamente por el GIMCA [12] y descrito en 2.1.1 .

Las metodologías de umbral fijo y DPr_s requieren el cálculo de estadísticos como la media, desviación estándar y correlación de Pearson. El cálculo de estos valores requiere de la aplicación de varias sumatorias sobre el conjunto de los últimos valores de KI. Sin embargo, al calcular estos valores para dos KI consecutivos, solamente cambia un valor en el conjunto de datos, por lo que no es necesario repetir todas las sumatorias.

Para el caso de DPr_s , se requiere la media y desviación estándar de la muestra de los últimos 100 KI' de operación del motor, $\overline{KI}$ y S_{KI} , respectivamente. Tomando

$$V_1 = \sum_{i=1}^{100} KI'_i$$

$$V_2 = \sum_{i=1}^{100} KI'^2_i$$

donde KI'_i corresponde al i-ésimo KI corregido más reciente, se tiene:

$$\overline{KI'} = \frac{V_1}{100}$$

$$S_{KI'} = \sqrt{\frac{1}{99} * \left(V_2 - \frac{V_1^2}{100} \right)}$$

Y cada vez que aparezca un KI nuevo, las variables se recalculan rápidamente como

$$V_1 = V_1 + KI_1 - KI'_{101}$$

$$V_2 = V_2 + KI_1^2 - KI'^2_{101}$$

Con esta simplificación, en lugar de calcular 200 sumas por cada KI corregido nuevo, solamente se realizan cuatro.

De manera similar a lo anterior, la metodología de umbral fijo requiere el cálculo de la correlación secuencial de los últimos 98 valores de KI, lo que a su vez requiere el cálculo de la media de los 97 KI más recientes y la media de KI desde el segundo ciclo más reciente hasta el N°98:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^{97} (KI_i - \overline{KI}_1) * (KI_{i+1} - \overline{KI}_2)}{\left(\sum_{i=1}^{97} (KI_i - \overline{KI})^2 \right)^{0.5} * \left(\sum_{i=2}^{98} (KI_i - \overline{KI})^2 \right)^{0.5}} \quad (3.13)$$

donde KI_i representa al KI del i-ésimo ciclo más reciente, $\overline{KI}_1$ es la media de los 97 ciclos más recientes y $\overline{KI}_2$ es la media de KI desde el segundo ciclo más reciente hasta el ciclo N°98. Considerando las variables:

$$\begin{aligned} V_3 &= \sum_{i=1}^{97} KI_i * KI_{i+1} \\ V_4 &= \sum_{i=1}^{97} KI_i \\ V_5 &= \sum_{i=2}^{98} KI_i \\ V_6 &= \sum_{i=1}^{97} KI_i^2 \\ V_7 &= \sum_{i=2}^{98} KI_i^2 \end{aligned}$$

El coeficiente puede reescribirse como

$$r = \frac{V_3 - \frac{V_4 V_5}{97}}{\sqrt{V_6 - \frac{V_4^2}{97}} * \sqrt{V_7 - \frac{V_5^2}{97}}} \quad (3.14)$$

Y cada vez que se calcula un nuevo KI, el valor de las variables se actualiza rápidamente sin la necesidad de repetir las sumatorias:

$$\begin{aligned} V_3 &= V_3 + KI_1 * KI_2 - KI_{98} * KI_{99} \\ V_5 &= V_4 \\ V_4 &= V_4 + KI_1 - KI_{98} \\ V_7 &= V_6 \\ V_6 &= V_6 + KI_1^2 - KI_{98}^2 \end{aligned}$$

Con esta simplificación, por cada KI, en lugar de calcular cinco sumatorias de 97 elementos se realizan 10 operaciones de suma/resta.

El cálculo del parámetro n depende solamente de r , por lo que es posible precalcular los valores y almacenarlos en una memoria, como la Tabla 3.1.

3.4.2 Optimización de la adquisición de la línea base

Para la primera metodología propuesta, la adquisición de la línea base se hace simplemente registrando la operación normal del motor, por lo que no requiere una inversión adicional de recursos. Por otro lado, para las metodologías de umbral variable y DPr_s resulta relevante la optimización de la cantidad de datos necesaria para la construcción de la línea base, pues esto requiere la realización de pruebas específicas bajo condiciones controladas, lo que conllevará a un gasto adicional de recursos y tiempo.

Para este trabajo, las condiciones de operación para las mediciones en estado estacionario fueron variando en incrementos de 5% de carga y 100 [rpm] en velocidad, lo que conlleva un gran número de pruebas para caracterizar todo el rango de operación del motor. Por esta razón, se buscará encontrar una metodología de interpolación que pueda aproximar los parámetros de media y desviación estándar en función de la carga y velocidad.

Ensayando varias metodologías de interpolación, se determinó que la que obtiene mejores resultados es la interpolación por el inverso de la distancia ponderada con exponente cuadrático [21]. Esta técnica de interpolación multivariable permite aproximar el valor de la media y desviación estándar de un determinado punto sumando los valores conocidos ponderados por un factor que depende del cuadrado de la distancia entre los puntos conocidos y el punto a interpolar. De esta manera, los resultados cercanos tienen más ponderación.

Si la función $f(\omega, carga)$ representa la media o la desviación estándar de una determinada condición de operación, su valor se puede aproximar tomando valores cercanos, de la forma:

$$f(\omega, carga) \approx \sum_{i=1}^N f(\omega_i, carga_i) * \lambda_i \quad (3.15)$$

donde la ponderación λ_i se calcula como

$$\lambda_i = \frac{\left(\frac{1}{d_i}\right)^2}{\sum_{k=1}^N \left(\frac{1}{d_k}\right)^2} \quad (3.16)$$

y d_i es la distancia entre la condición a interpolar y la i -ésima condición conocida.

Ya que la distancia debe considerar tanto la diferencia en velocidad como en carga, se calcula una distancia adimensional, dividiendo la diferencia de velocidad por la máxima velocidad del motor (4500 rpm) y la diferencia de carga por la máxima carga del motor (100%).

$$d_i = \sqrt{\left(\frac{\omega - \omega_i}{4500}\right)^2 + \left(\frac{carga - carga_i}{100}\right)^2} \quad (3.17)$$

Para cuantificar la efectividad de la interpolación, se toman los datos del ensayo N°1 (161 mediciones), y para cada medición, se interpola el valor de su media y desviación estándar de KI usando el resto de las mediciones. Luego, cada media interpolada se compara con la obtenida empíricamente a través de un test T de Student de igualdad de medias muestrales. De la misma forma, se compara la desviación estándar interpolada y la medida con un test F de igualdad de varianzas de dos muestras. Ambas pruebas con un nivel de significancia $\alpha = 5\%$.

Con esto, se obtiene que un 60% (97 de 161) de las medias interpoladas no son rechazadas por la prueba, mientras que un 95% (154 de 161) de las varianzas no son rechazadas por la prueba. Estos

resultados son cercanos a los obtenidos al comparar las mediciones del ensayo N°1 con las réplicas del ensayo N°2, que fue el resultado que se presentó en 2.3.1, lo que sugiere que esta metodología tiene una efectividad similar a la de simplemente replicar las condiciones del motor, por lo que se considera apropiada para esta situación.

Para la optimización de la cantidad de puntos a tomar, se realiza un procedimiento similar:

- Para cada medición tomada en el Ensayo 1, se interpolan los valores de la media y desviación estándar de KI, de la misma forma descrita anteriormente.
- Para cada punto interpolado, se calcula el error absoluto entre la interpolación y el valor medido empíricamente, tanto para la media como para la desviación estándar.
- Con la totalidad de las mediciones interpoladas, se calcula un error absoluto medio para la media y desviación estándar.
- Se repite este procedimiento, pero en lugar de tomar la misma cantidad de datos para realizar la interpolación, se toma una cantidad cada vez menor en cada iteración. Esto implica que para cada iteración se aumenta la distancia en velocidad entre los datos seleccionados para interpolar. Por ejemplo, la primera interpolación se realiza tomando los datos de la media y desviación estándar de KI con incrementos de 100 [rpm] y 5% de carga. La segunda iteración se realiza tomando los datos con una separación de 200 [rpm] y 5% de carga.

Luego, se repite este procedimiento, pero en lugar de ir aumentando la distancia de los datos en velocidad, se aumenta progresivamente la distancia de los datos en carga.

Con estos resultados, se obtienen cuatro funciones: “Error absoluto medio de la interpolación versus distancia en velocidad de los datos usados para interpolar” y “error absoluto medio de la interpolación versus distancia en carga de los datos usados para interpolar”, ambas funciones tanto para la interpolación de las medias muestrales como para las de las desviaciones estándar. Luego, se procede a la optimización de las distancias para tomar los datos para interpolar. En este contexto, se entiende como “cantidad de puntos óptima” como la mínima cantidad de puntos requeridos para interpolar los mapas de media y desviación estándar (en función de la carga y velocidad del motor) sin que esto involucre un aumento significativo del error absoluto medio al comparar los valores interpolados con los medidos empíricamente. Como se muestra en la Figura 3.12 y Figura 3.13, se concluye que la configuración óptima es tomar mediciones con incrementos de velocidad $\Delta\omega$ y carga $\Delta carga$:

$$\begin{aligned}\Delta\omega_{opt} &= 400 \text{ (rpm)} \\ \Delta carga_{opt} &= 20\%\end{aligned}\tag{3.18}$$

La distancia en velocidad óptima corresponde al 8.9% del rango total de funcionamiento del motor.

Debe tenerse en consideración que la metodología descrita no está diseñada para extrapolar, sino solamente interpolar. Por esta razón, los límites en los rangos de velocidad y carga deben tomarse de todas formas, independiente de la separación de puntos tomadas. Si se hubiese aplicado esta optimización al ensayo N°1, en lugar de haberse tomado 161 puntos se hubiesen tomado 19.

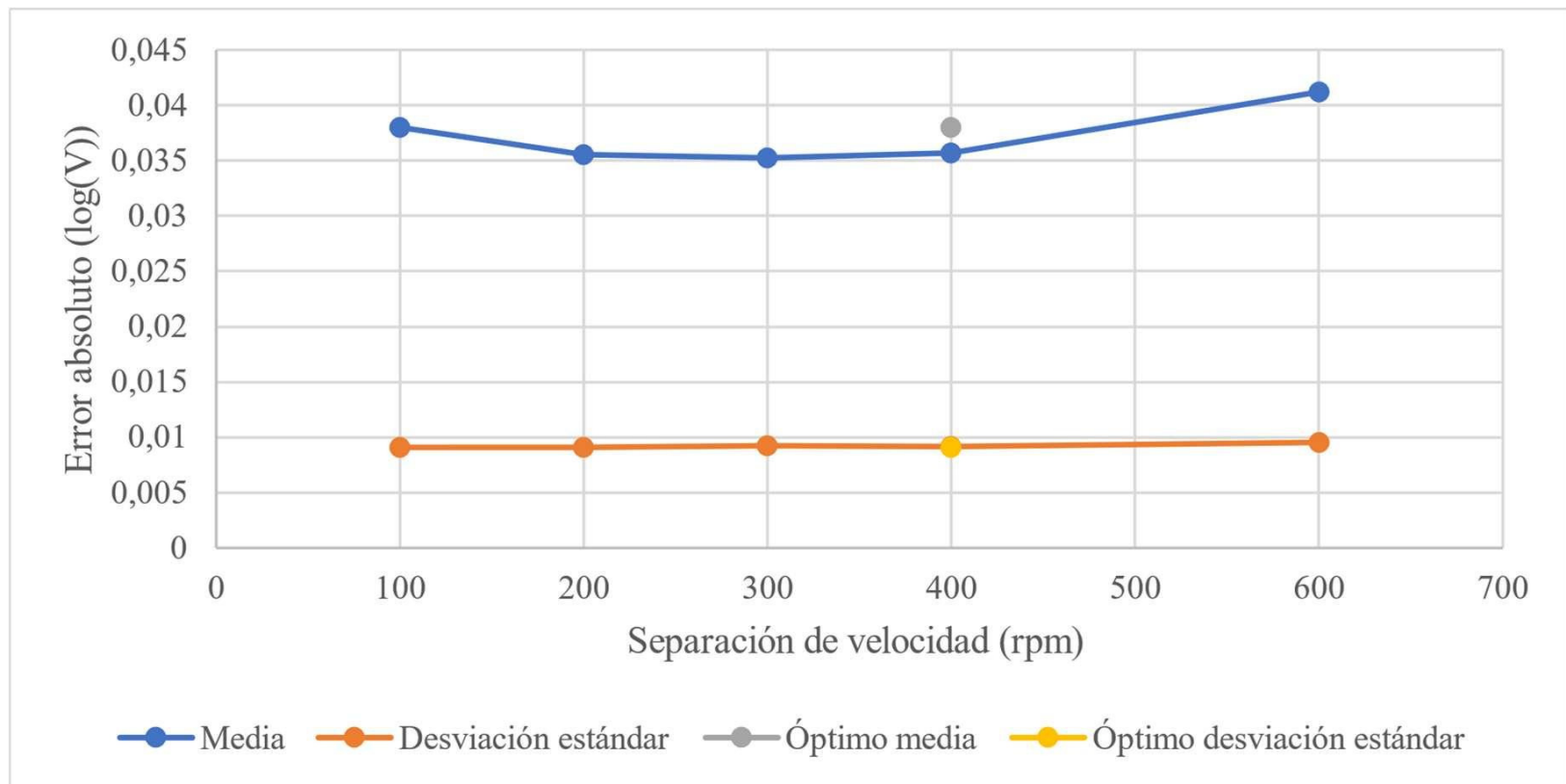


Figura 3.12. Error absoluto medio versus la distancia de puntos en velocidad.

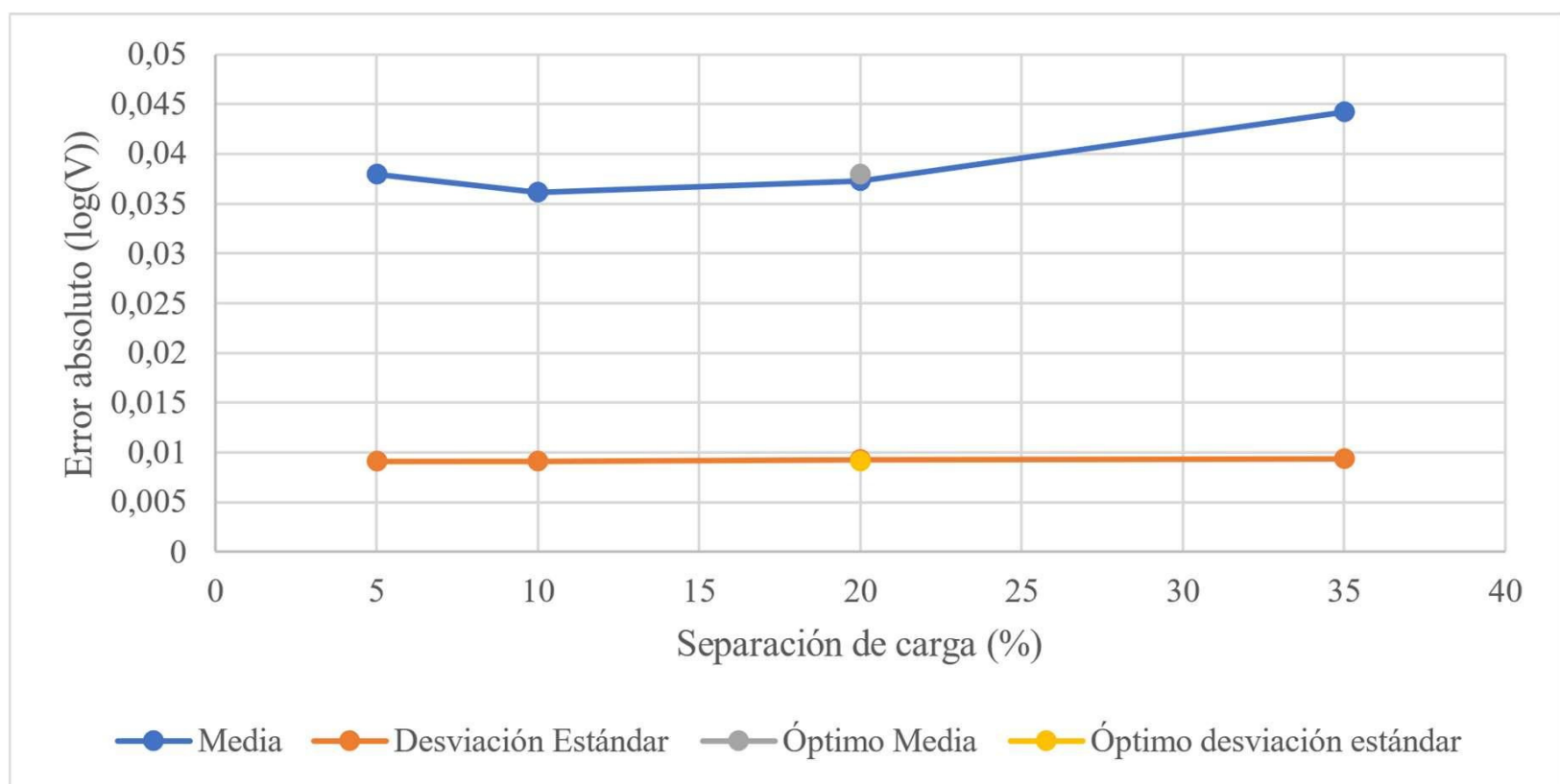


Figura 3.13. Error absoluto medio vs distancia de carga entre puntos.

Para saber cuál es el efecto que tendría la aplicación de la interpolación de las medias y desviaciones estándar en las metodologías propuestas, se decide comparar los resultados obtenidos a través de la interpolación con los resultados obtenidos empíricamente. En primer lugar, se emplea la interpolación optimizada para obtener un mapa de medias de KI versus velocidad y carga para poder compararlo con el mapa tomado empíricamente en el Ensayo N°1 descrito en el Capítulo 2. La Figura 3.14 compara ambos mapas. Se observa que la tendencia del mapa es la misma, pero que la función de interpolación sirve como suavizado de la curva. La Figura 3.15 muestra el umbral variable de la metodología N°2 al ser calculado a través de la interpolación de las medias y desviaciones estándar. Este umbral tiene la misma tendencia que el calculado con los valores medidos, resultado que se muestra en la Figura 3.5. Luego, para ver el efecto de la aplicación de la

interpolación en la metodología de DPr_s con KI normalizado, se recalculan los valores de KI normalizado en estado dinámico, pero tomando las medias y desviaciones estándar interpoladas para realizar la normalización. La comparación de la distribución de KI normalizado interpolado con la distribución generada con los valores empíricos se muestra en la Figura 3.16, observándose que la interpolación tiene un mínimo efecto sobre la distribución de KI'. Posteriormente se recalcula DPr_s para los KI normalizados interpolados dinámicos y se compara con la distribución de DPr_s obtenida con los KI normalizados con los valores empíricos. Esta comparación se observa en la Figura 3.17, observándose una diferencia levemente mayor que para el caso de las distribuciones de KI'.

En base a los resultados, es posible concluir que el impacto de la interpolación en los resultados es mínimo, lo cual abre la posibilidad de utilizar esta interpolación para optimizar la cantidad de datos a muestrear en estado estacionario.

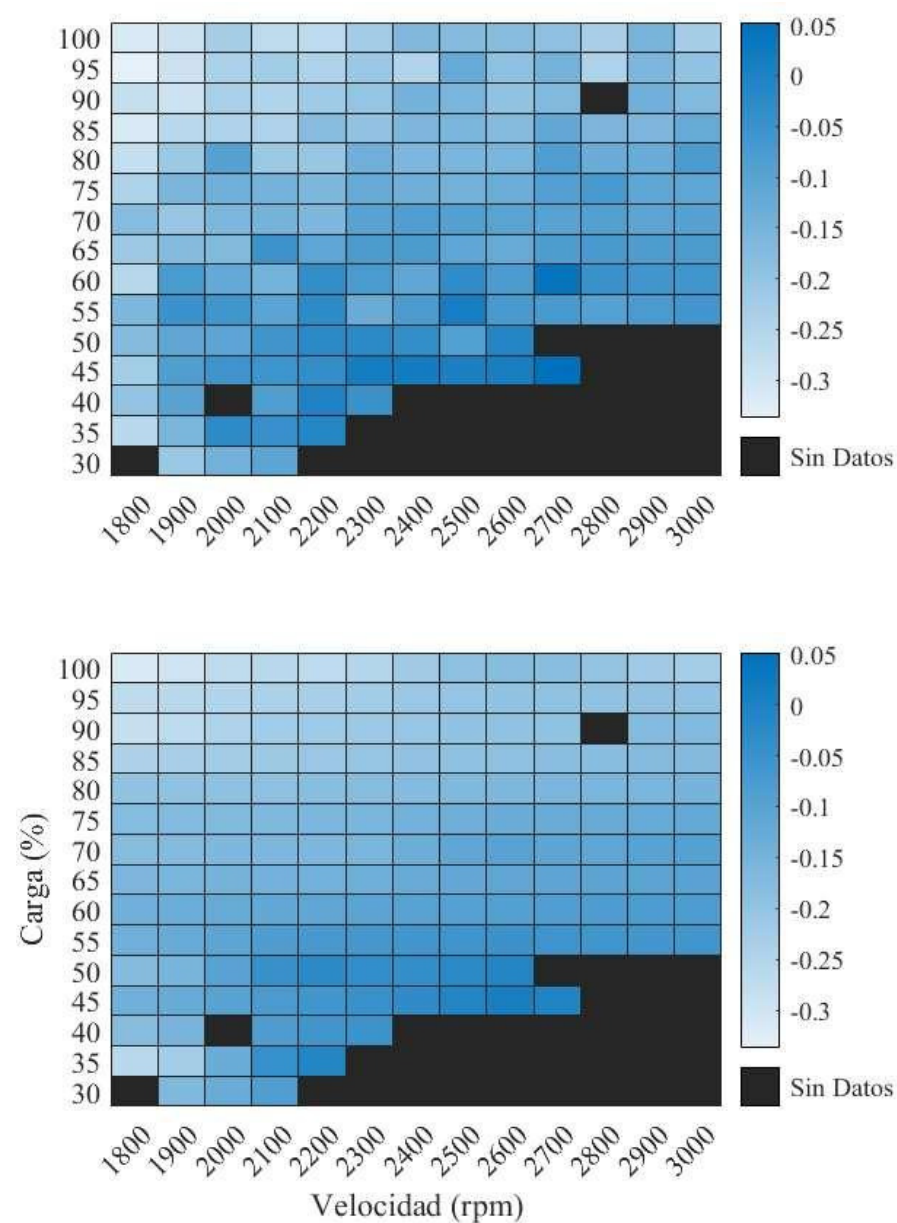


Figura 3.14. Comparación del mapa de calor para la media de KI, entre el medido (arriba) y el interpolado (abajo).

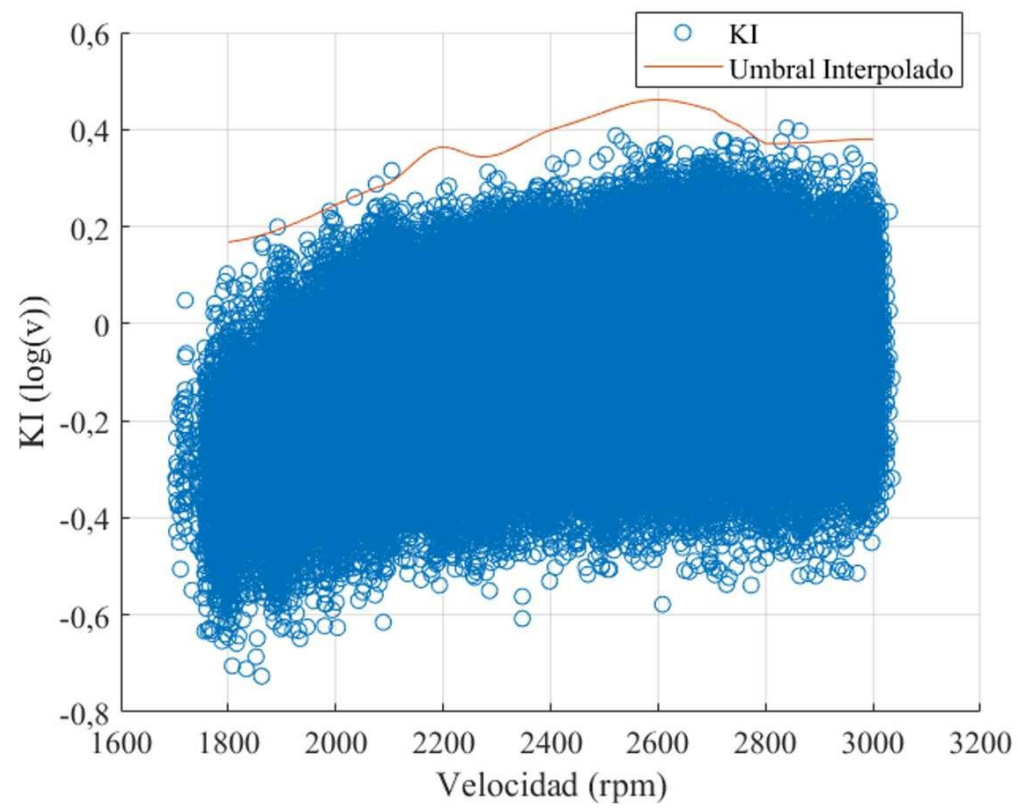


Figura 3.15. Diagrama de dispersión de KI vs velocidad y el umbral dinámico interpolado con la cantidad de datos óptima.

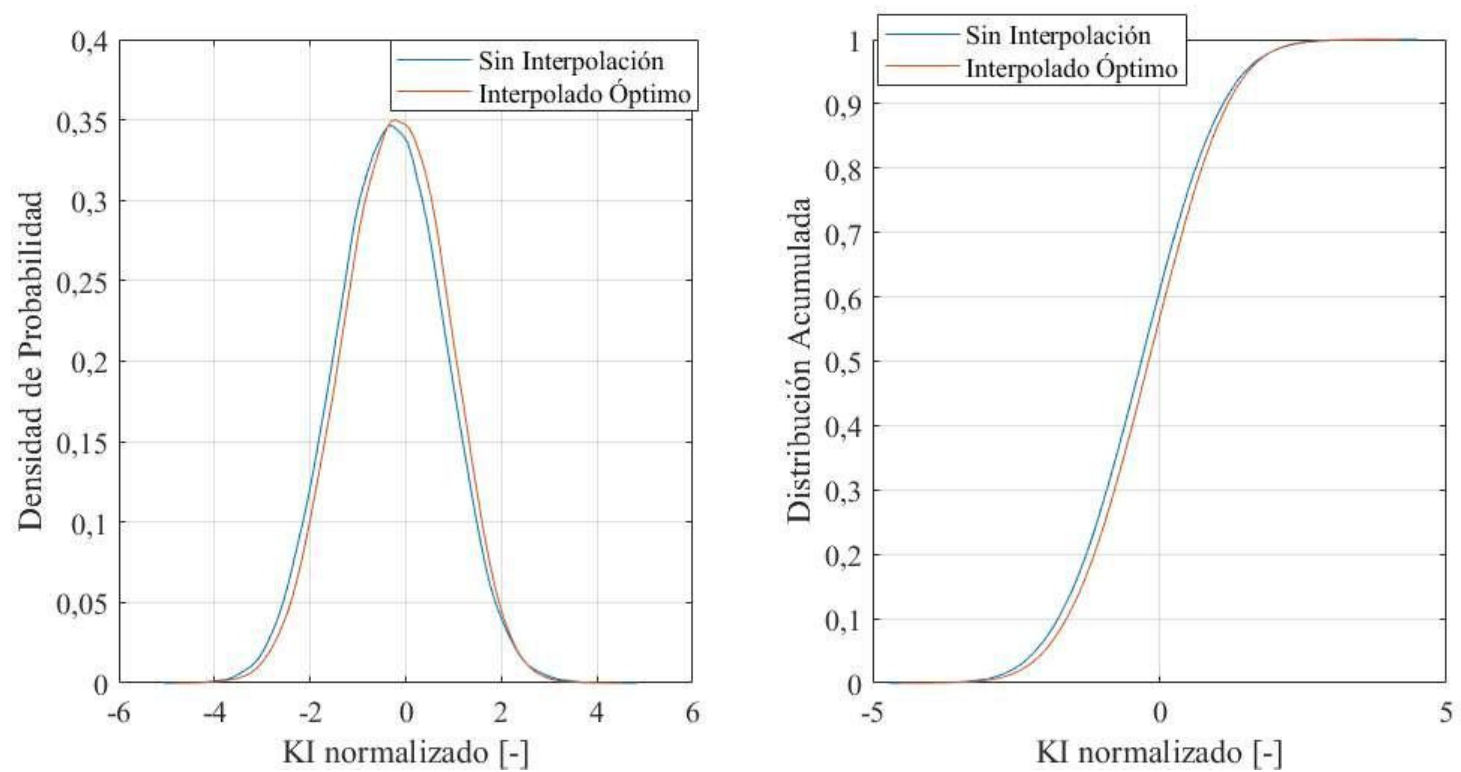


Figura 3.16. Distribución de KI normalizado en estado dinámico. En azul la distribución obtenida originalmente, en rojo la distribución obtenida al calcular KI normalizado con las medias y desviaciones interpoladas óptimamente.

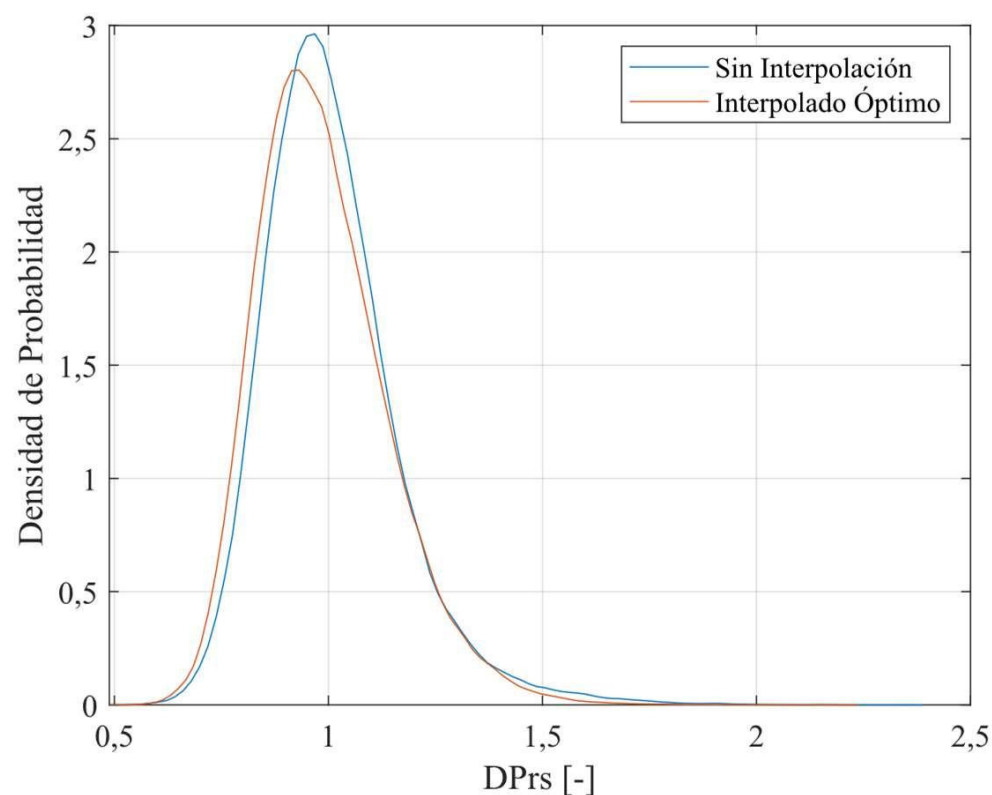


Figura 3.17. Densidad de probabilidad (estimada con kernel gaussiano) de DPrs calculado con KI normalizado, calculado de la forma descrita originalmente (azul) y con la interpolación optimizada (rojo).

3.4.3 Tiempo de cálculo de las metodologías

Para evaluar la posibilidad de que estas metodologías sean implementadas en tiempo real, a continuación, se evaluará el tiempo de cálculo de las metodologías. Este será cuantificado considerando todos los pasos que se deben aplicar, partiendo del conjunto de datos brutos de voltaje de los sensores (acelerómetro y encoder rotativo) versus tiempo:

- Conversión de la señal del encoder rotativo a posición instantánea del cigüeñal.
- Filtrado de la señal del acelerómetro.
- Separación de la señal del acelerómetro por ciclos de combustión.
- Rectificado de la señal y cálculo del máximo por ciclo (KI).
- Aplicación del criterio según corresponda.

Esta prueba será realizada con la medición N°1 del ensayo N°3, la cual tuvo una duración de cinco minutos. La Tabla 3.4 muestra las características del sistema en donde se realiza la prueba.

Tabla 3.4. Características del sistema.

Procesador	Intel Core i7-8550U
Memoria RAM	12 GB
SO	Windows 10 x64
Plataforma	Matlab R2021b

La Tabla 3.5 presenta el tiempo de reloj necesario para el procesamiento completo de las mediciones. Puede observarse que está muy por debajo del tiempo que tardan en adquirirse los datos, lo que abre la posibilidad a la implementación de las metodologías en tiempo real.

Tabla 3.5. Tiempos de ejecución de las metodologías.

Metodología	Tiempo de ejecución (s)
Umbral Fijo	4,54
Umbral Variable	5,44
DPrs con KI normalizado	5,47

Capítulo 4: Aplicación de las metodologías en operación dual en un motor de banco

Como última parte del desarrollo de las metodologías se realiza un ensayo consistente en el registro de los índices de knock bajo operación dual diésel-hidrógeno. Los objetivos de este ensayo son:

- Evaluar el desempeño de las metodologías bajo diversas condiciones de carga, velocidad y sustitución.
- Evaluar el desempeño de las metodologías bajo condiciones de knock intenso.

4.1 Diseño del ensayo

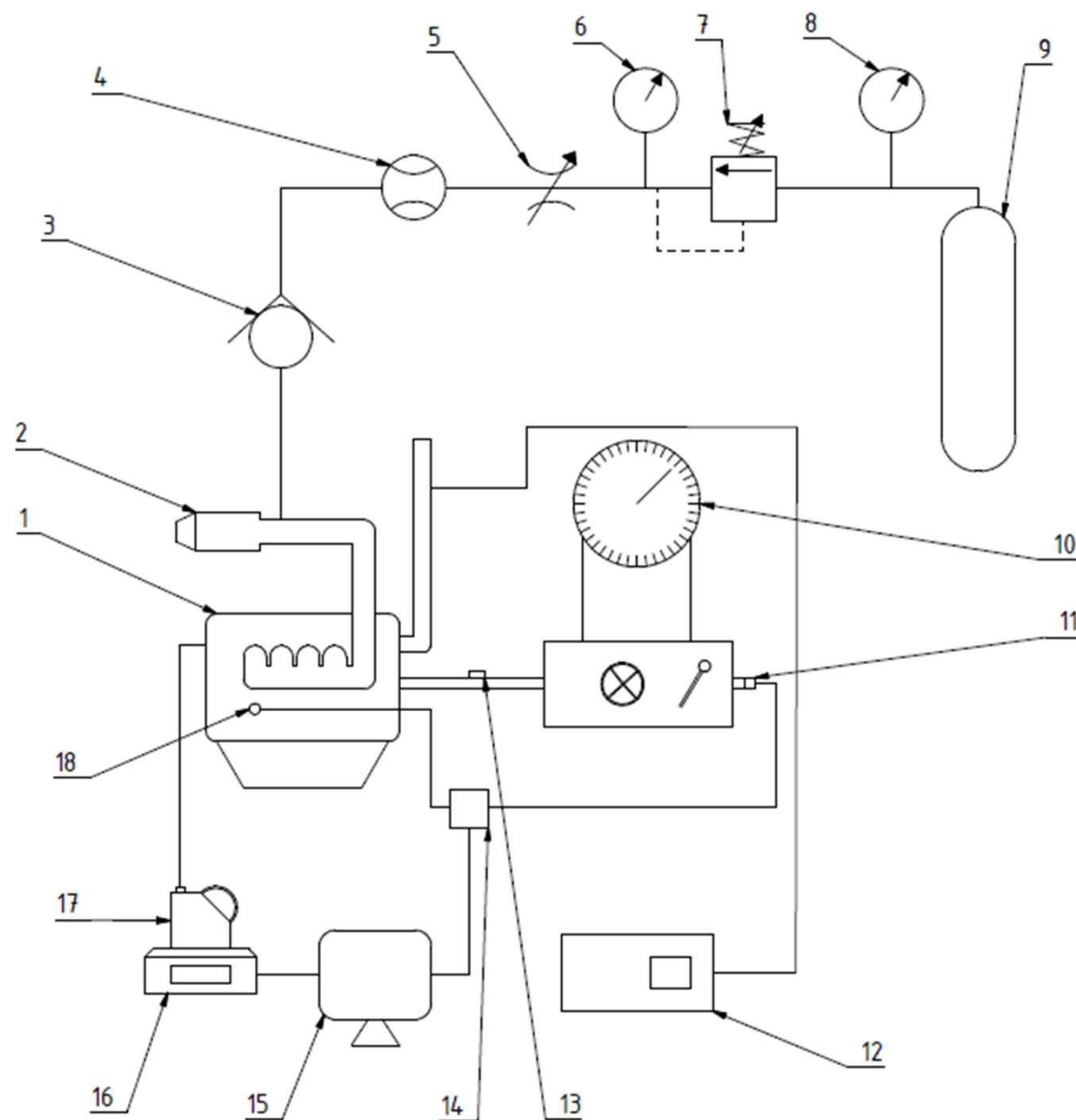
Este ensayo, al igual que los anteriores, se realiza en el motor Perkins Prima M80T del laboratorio de Termofluidos de la USM. El arreglo de equipos e instrumentos empleado se modifica para permitir la inyección de hidrógeno al motor mediante una regulación manual. La inyección de hidrógeno se realiza a bajas presiones (alrededor de 1 [bar]) en la admisión de aire del motor, antes del turbo. El flujo de hidrógeno se regula por medio de una válvula de aguja con mando manual y la lectura de un controlador de flujo másico. La configuración se muestra en la *Figura 4.1*.

La instrumentación y los equipos son los mismos empleados en los ensayos anteriores, a excepción de aquellos elementos destinados a la inyección de hidrógeno, cuyas características se listan en la Tabla 4.1.

El hidrógeno empleado fue suministrado por la empresa Linde en forma de cilindros de gas comprimido a alta presión, empleándose botellas de grado industrial (pureza >99,95%) y botellas de alta pureza (pureza >99,995%).

Tabla 4.1. Instrumentación y equipos para la inyección de hidrógeno.

Instrumento/Equipo	Características
Controlador de flujo másico Aalborg GFC-67.	Rango de flujo 0-500 (slm N2) Resolución 1 (slm N2)
Válvula de aguja Swagelok serie GU	Coefficiente de válvula $C_v = 0 - 0,45 [-]$
Regulador de presión Swagelok serie KPR	Presión de entrada máxima 200 [bar] Presión de salida ajustable 0-16 [bar]
Manómetro de alta presión	Rango 0-250 [bar] Resolución 10 [bar]
Manómetro de baja presión	Rango 0-20 [bar] Resolución 0,5 [bar]



1. Motor	10. Freno Hidráulico
2. Rotámetro	11. Encoder Rotativo
3. Arrestador de llama	12. Analizador de gases
4. Flujómetro másico	13. Tacómetro
5. Válvula de aguja	14. Tarjeta adquisidora de datos
6. Manómetro de baja presión	15. Computador
7. Regulador de presión	16. Balanza
8. Manómetro de alta presión	17. Recipiente de combustible
9. Cilindro de hidrógeno	18. Sensor de knock

Figura 4.1. Configuración de instrumentos y equipos para la operación dual.

El ensayo consiste en registrar el comportamiento de las vibraciones del bloque motor bajo condiciones estacionarias y operación dual. Para ello, el motor se someterá a diversas condiciones de operación, variando la velocidad, la carga y la tasa de sustitución de diésel. Este ensayo se encuentra en el contexto de dos trabajos llevados a cabo por el GIMCA: El primero es el presente trabajo y el otro es un estudio del impacto de la sustitución de diésel por hidrógeno sobre las emisiones del motor, particularmente de material particulado, a cargo del Ing. Elkin Ramírez.

Originalmente se plantea tomar mediciones a velocidades de 2000, 2500 y 3200 [rpm], a cargas 60% y 100% y a tasas de sustitución 0%, 10%, 20% y 30%, con dos réplicas por cada condición, totalizando 48 mediciones, pero limitaciones en la cantidad de hidrógeno disponible para el ensayo obligaron a acotar la cantidad de mediciones, por lo que bajo algunas condiciones de operación se toma solamente una medición en lugar de las dos réplicas propuestas. El cuadro de pruebas se muestra en el Anexo 5.

Con respecto a los parámetros de adquisición de datos para el cálculo de KI, serán los mismos que los descritos en los ensayos anteriores. La duración de cada medición es de un minuto. Para cada medición, el procedimiento a seguir es:

- Estabilizar el motor en la condición deseada de velocidad, carga y tasa de sustitución de diésel. El flujo de hidrógeno necesario para cada condición se estima como:

$$\dot{m}_{H_2} = \frac{P_b}{\eta} * \frac{DSR}{LHV_{H_2}} \quad (4.1)$$

donde P_b es la potencia del motor al freno en la condición, η es la eficiencia térmica media del motor, DSR es la tasa de sustitución energética de diésel deseada y LHV_{H_2} es el poder calorífico másico inferior del hidrógeno.

- Registrar la señal de vibraciones y posición del cigüeñal durante un minuto.
- Calcular los KI por cada ciclo de combustión del cilindro N°1.
- Con base a la información recogida, aplicar cada una de las metodologías descritas. Para las metodologías DPr y DPr_s con el planteamiento original, se emplea como referencia la media de las dos réplicas tomadas en cada condición de 0% de sustitución. Para las demás metodologías, la referencia es la línea base descrita en el Capítulo 3.

Para complementar las mediciones tomadas, además se aplicarán las metodologías al conjunto de mediciones tomadas por Rosas en el contexto de su investigación en el GIMCA [12]. Tanto el motor como la instrumentación y la métrica empleadas en aquella investigación son los mismos que las empleadas en el presente trabajo, por lo que se considera que los resultados son comparables. El cuadro de pruebas de estas mediciones se muestra en el Anexo 6.

Para cuantificar la capacidad de detección de las metodologías, estas serán contrastadas con las metodologías DPr y DPr_s según su planteamiento original. Los resultados serán clasificados en cuatro grupos, los cuales se describen en la Tabla 4.2.

Tabla 4.2. Clasificación de los resultados

Categoría	Condición	Criterio
4	Medición con certeza de knock	Aquellas mediciones que cumplan el criterio $DPr > 5,0$ o presenten knock audible.
3	Medición con knock probable	Aquellas con $DPr_s > 1,64$ pero $DPr < 5,0$.
2	Medición probablemente en combustión normal	Aquellas con $Dpr < 5,0$ y $DPr_s < 1,64$, pero con sustitución de hidrógeno $DSR > 0\%$.
1	Medición con certeza de combustión normal	Aquellas con $DSR = 0\%$, es decir operación 100% diésel.

4.2 Resultados

La Figura 4.2, Figura 4.3 y Figura 4.4 muestran el resultado de la tasa de detección de cada metodología versus la sustitución en el motor.

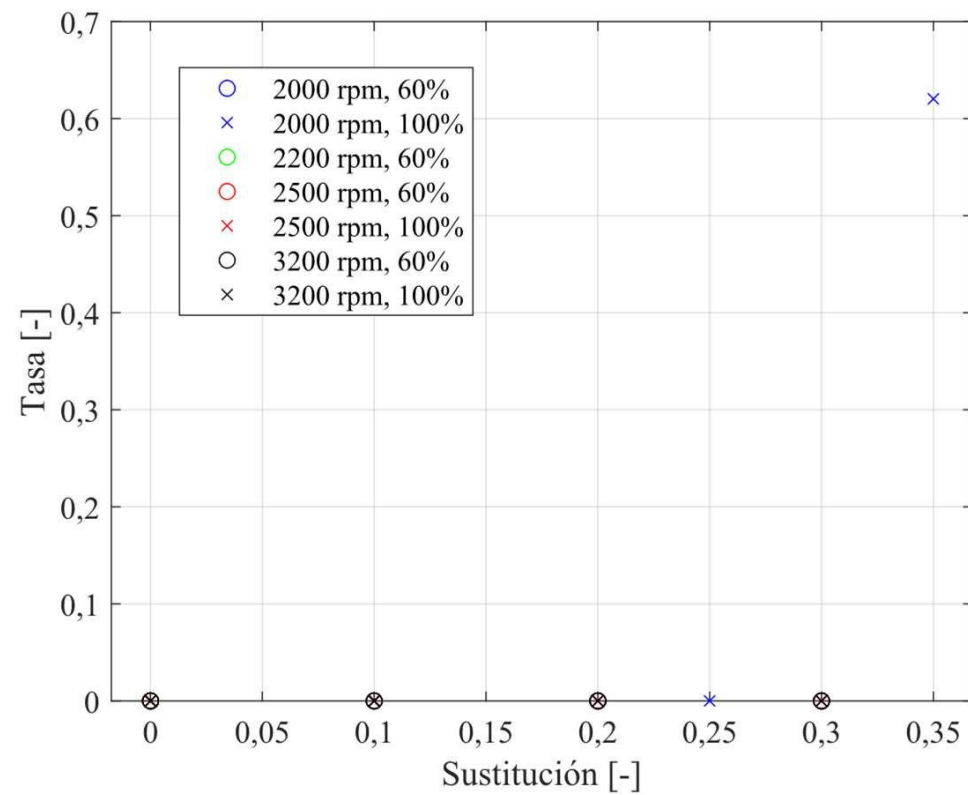


Figura 4.2. Tasa de detección de la metodología N°1 vs la tasa de sustitución de diésel para cada medición.

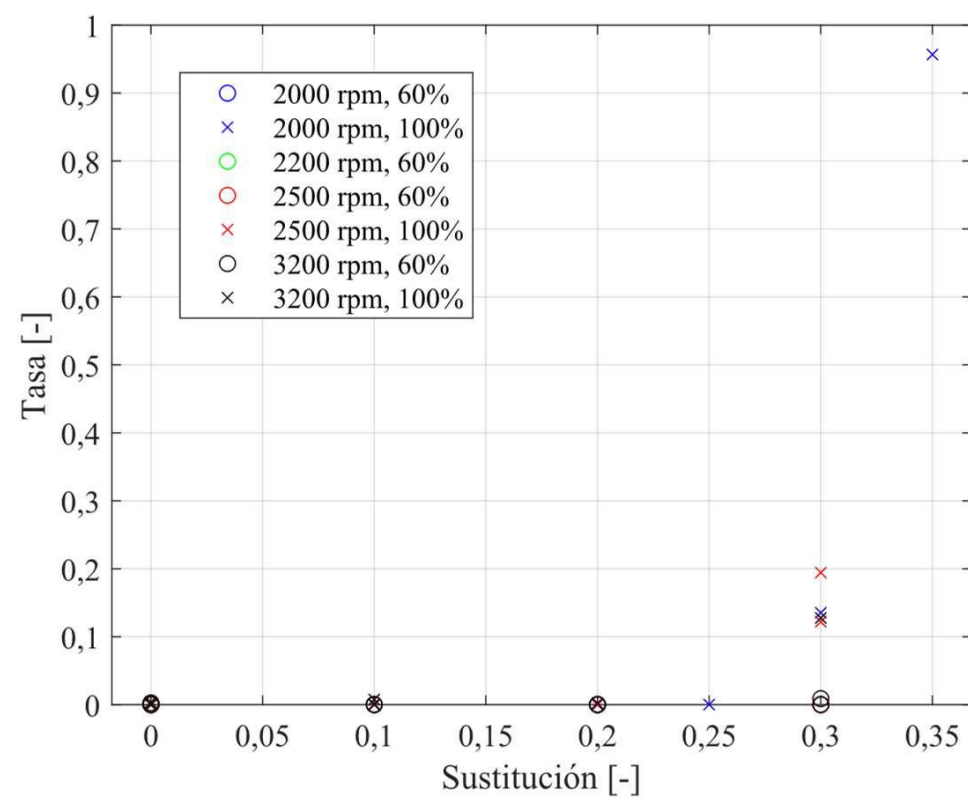


Figura 4.3. Tasa de sustitución de la metodología N°2 versus la tasa de sustitución de diésel para cada medición.

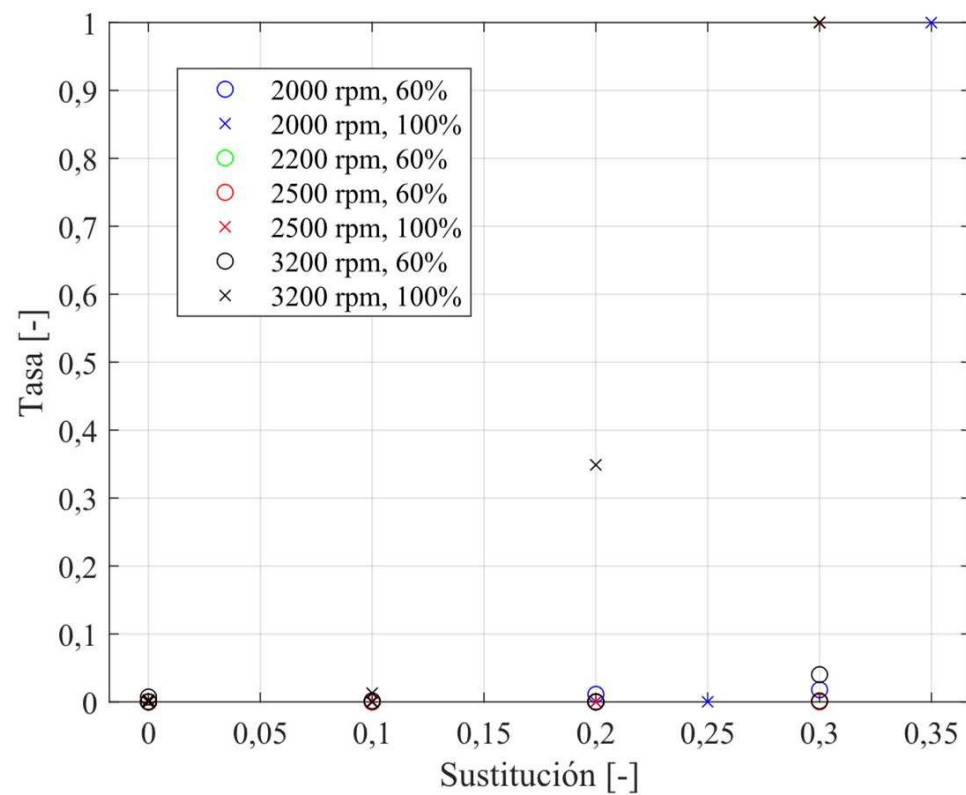


Figura 4.4. Tasa de detección de la metodología N°3 versus la tasa de sustitución de diésel para cada medición.

La Figura 4.5 compara el valor del estadístico DPr según su planteamiento original [12] y la tasa de detección de cada una de las metodologías planteadas para cada una de las mediciones tomadas.

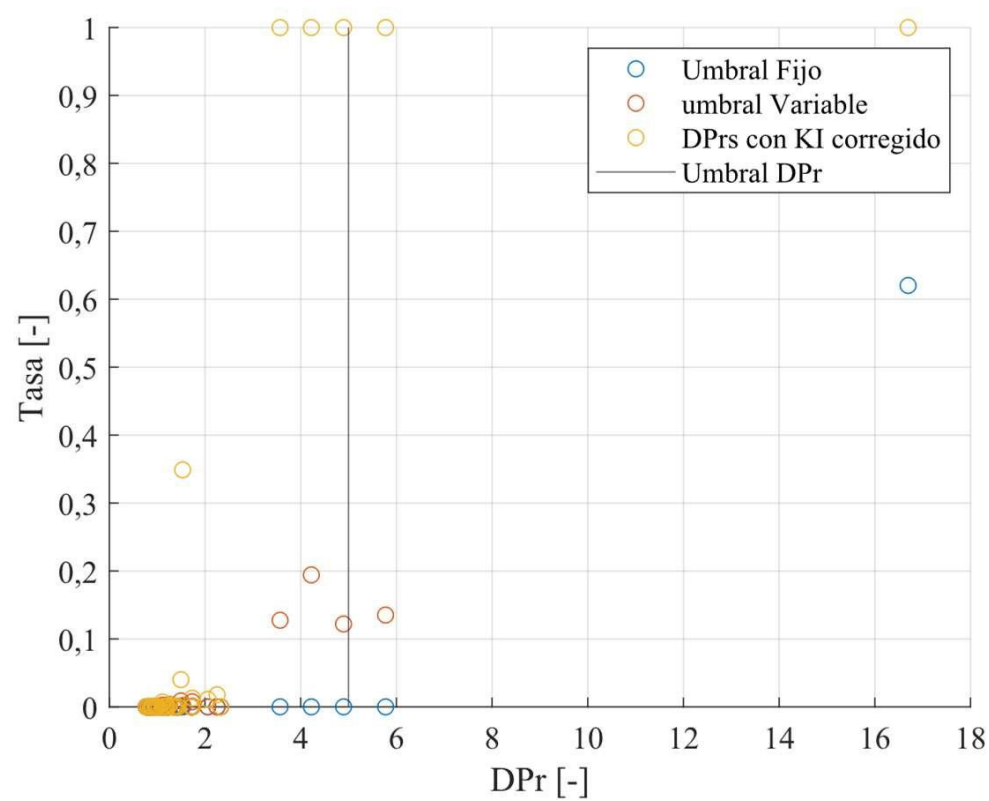


Figura 4.5. Tasa de detección de cada metodología versus DPr para cada medición.

La Figura 4.6 muestra los resultados de DPr y las tasas de detección observadas para las mediciones tomadas por Rosas [12].

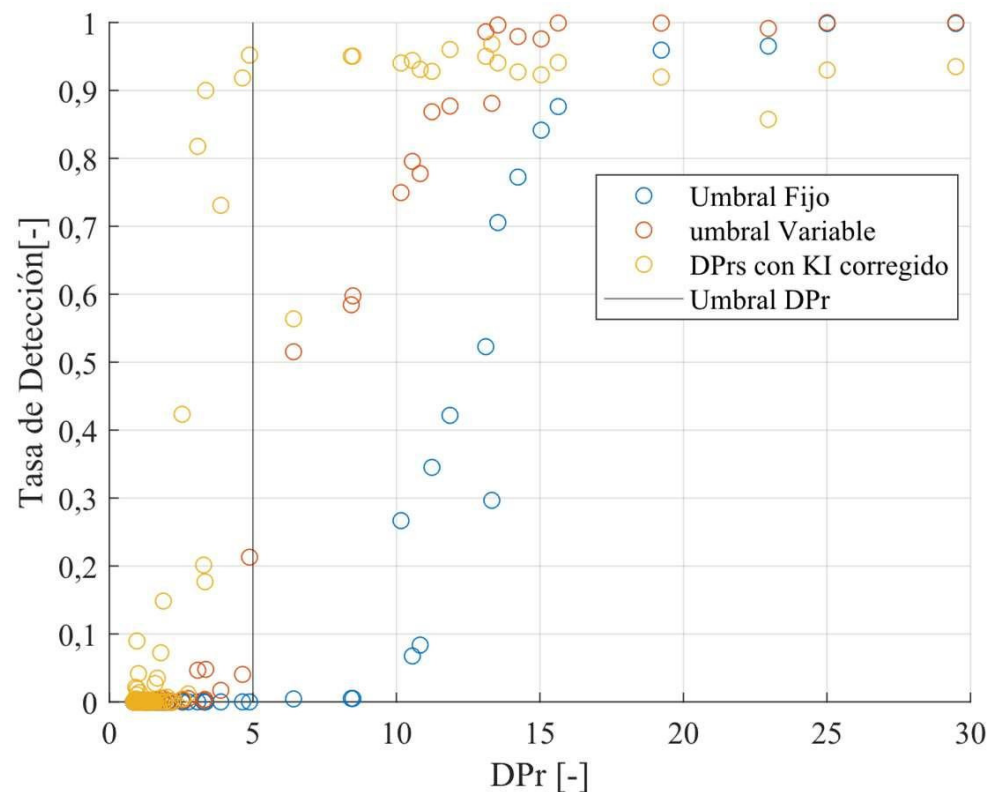


Figura 4.6. Tasa de detección para cada metodología versus DPr para las mediciones de Rosas.

Con la clasificación de la Tabla 4.2, la efectividad de cada metodología se puede cuantificar a través de la tasa de ciclos considerados como anormales por cada algoritmo. Suponiendo que las mediciones con presencia de knock (clasificadas como Categoría 4) poseen un 100% de ciclos anormales, lo que corresponde al escenario más adverso posible, la tasa de ciclos anormales identificada por cada metodología puede dar un estimado del error de tipo II. Para realizar esta cuantificación se incluyen tanto las mediciones tomadas en el presente trabajo como las tomadas por Rosas. De las mediciones tomadas en el presente trabajo se identifican dos que cumplen esa categoría. Del trabajo realizado por Rosas, se identifican 18. La Tabla 4.3 muestra las tasas de detección mínima y media para las mediciones en la Categoría 4, con lo que se estima el error tipo II de cada metodología.

Tabla 4.3. Estimación del error de tipo II de cada metodología.

Metodología	Tasa mínima	Tasa Media	Error Tipo II medio
Umbral Fijo	0%	46,1%	53,9%
Umbral Variable	13,5%	84,5%	15,5%
DPrs con KI corregido	100%	100%	0,007%

4.2.1 Estimación del tiempo de respuesta

Si para una determinada condición, la tasa de detección es TD , el tiempo de respuesta que tomará la metodología en detectar combustión anormal es una variable estocástica que sigue una distribución geométrica:

$$t_r \sim \Delta t_{cc} * (1 + Geo(TD)) \quad (4.2)$$

donde t_r es el tiempo de respuesta y Δt_{cc} es la duración de un ciclo de combustión. Para un motor de cuatro tiempos a $\omega = 1800 \text{ rpm}$, que es el mínimo que se operó en el presente trabajo, la duración de un ciclo de combustión es máxima: $\Delta t_{cc}^{m\acute{a}x} = 67 \text{ [ms]}$. Esta estimación no puede aplicarse para DPr_s con KI normalizado, pues no analiza cada ciclo por separado sino conjuntos de 100 ciclos.

A continuación, se estiman los tiempos de respuesta para las cuatro categorías en que se clasificaron los datos. Para los datos de la categoría 4, el tiempo de respuesta se puede interpretar como el tiempo que tardará el algoritmo en detectar la combustión anormal. Tomando la tasa de detección media presentada en la Tabla 4.3, se obtiene lo indicado en la Tabla 4.4.

Tabla 4.4. Tiempo de respuesta de las metodologías para la condición de certeza de knock

Metodología	Tiempo de respuesta medio (ms)	P_{99} tiempo de respuesta (ms)
Umbral Fijo	145	536
Umbral Variable	79	201

Nótese que la tasa mínima identificada en mediciones particulares difiere considerablemente de la media. Considerando los valores mínimos, la metodología de umbral fijo falla en detectar, mientras que para la metodología de umbral variable el tiempo de respuesta medio son 496 (ms) y el percentil 99 del tiempo de respuesta son 2144 (ms).

Para el caso de la metodología DPr_s con umbral normalizado, el tiempo de respuesta en el peor caso son 6700 (ms), que es el tiempo que requeriría el sistema para adquirir los datos de 100 ciclos de combustión.

La Tabla 4.5 y Tabla 4.6 estiman el tiempo de respuesta para las mediciones en las categorías N°3 y 2, respectivamente. Para los datos en la categoría 2, el tiempo de respuesta debe ser cercano al tiempo medio entre falsos positivos.

Tabla 4.5. Tasa de detección y tiempo de respuesta de las metodologías para las mediciones en la condición N°3 (knock probable).

Metodología	Tasa mínima	Tasa Media	Tiempo de respuesta medio (ms)
Umbral Fijo	0%	0%	No responde
Umbral Variable	0%	6,1%	1 098
DPr_s con KI normalizado	0%	51%	N/A

Tabla 4.6. Tasa de detección y tiempo de respuesta de las metodologías para las mediciones en la condición N°2 (probablemente combustión normal).

Metodología	Tasa Máxima	Tasa Media	Tiempo medio entre detecciones (s)
Umbral Fijo	0%	0%	Sin datos
Umbral Variable	0,88%	0,06%	112
DPrs con KI normalizado	0,4%	0,2%	N/A

Con los datos en la categoría 1 más las mediciones realizadas en combustión normal en estado estacionario en el Ensayo N°1 descrito en el Capítulo 2, se estima el tiempo medio entre falsos positivos de cada metodología, resultado que se muestra en la Tabla 4.7. Como se mencionó anteriormente, los resultados de cada metodología para los datos de las categorías N°2 y N°1 deben ser cercanos, pero las diferencias observadas pueden deberse a la diferencia entre la cantidad de datos de cada categoría: existen 20 mediciones en la categoría 2 y 14 en la categoría 1, pero al incluir las 161 mediciones del Ensayo N°1, se obtiene un total de 175 mediciones en la categoría 1.

Tabla 4.7. Tiempo medio entre falsos positivos

Metodología	Tiempo medio entre falsos positivos (s)
Umbral Fijo	174
Umbral Variable	149
DPrs con KI normalizado	14

4.3 Análisis de los resultados

Se observa que la metodología DPr_s con umbral corregido tiene la mayor sensibilidad a la aparición de knock, aunque tiene la limitación de requerir acumular datos para poder aplicar el criterio, por lo que tendría una limitación importante al momento de detectar una transición abrupta entre combustión normal y anormal. La metodología de umbral variable no presenta esta limitación pues opera de forma independiente por cada ciclo de combustión del motor, aunque su sensibilidad al knock incipiente resulta ser menor a la de la metodología DPr_s . Con respecto a la metodología de umbral fijo, esta resulta insensible al knock probable o incipiente y solamente responde a condiciones de knock intenso por lo que su implementación debe considerarse como un último recurso en caso de que el sistema presente acceso limitado a la información en tiempo real del motor y no sea posible calcular la carga y velocidad instantánea del motor.

Con respecto a la cantidad de falsos positivos observada, si bien las tasas de falsos positivos son bajas, la alta frecuencia con la que se generan ciclos de combustión en el motor llevará a tiempos medios entre falsos positivos en el orden de decenas y centenas de segundos, lo que deberá tenerse en consideración si se desea implementar una de estas metodologías como parte de un sistema de inyección de hidrógeno.

Capítulo 5: Aplicación de las metodologías en operación dual en un vehículo

5.1 Introducción

En el contexto del proyecto interno en el que se realiza el presente trabajo, se realiza una asociación con Empresas RTI. Esta empresa ha habilitado una camioneta Mitsubishi L200 para operar en modo dual con hidrógeno y se pretende caracterizar la operación de la camioneta bajo operación dual: potencia, emisiones, combustión anormal y desgaste. Para ello, el vehículo es montado en un freno dinamométrico de rodillos y se miden las distintas variables durante un ciclo de conducción estandarizado, particularmente el Nuevo Ciclo de Conducción Europeo (NEDC). La curva de velocidad versus tiempo del NEDC se muestra en la Figura 5.1. Se ensayan tres modos de inyección dual además del modo 100% diésel, tomando diez mediciones por cada modo, completando un total de cuarenta mediciones. Los modos de sustitución ensayados se muestran en la Tabla 5.1. En el presente trabajo solo se muestran y discuten los resultados relativos a la combustión anormal.

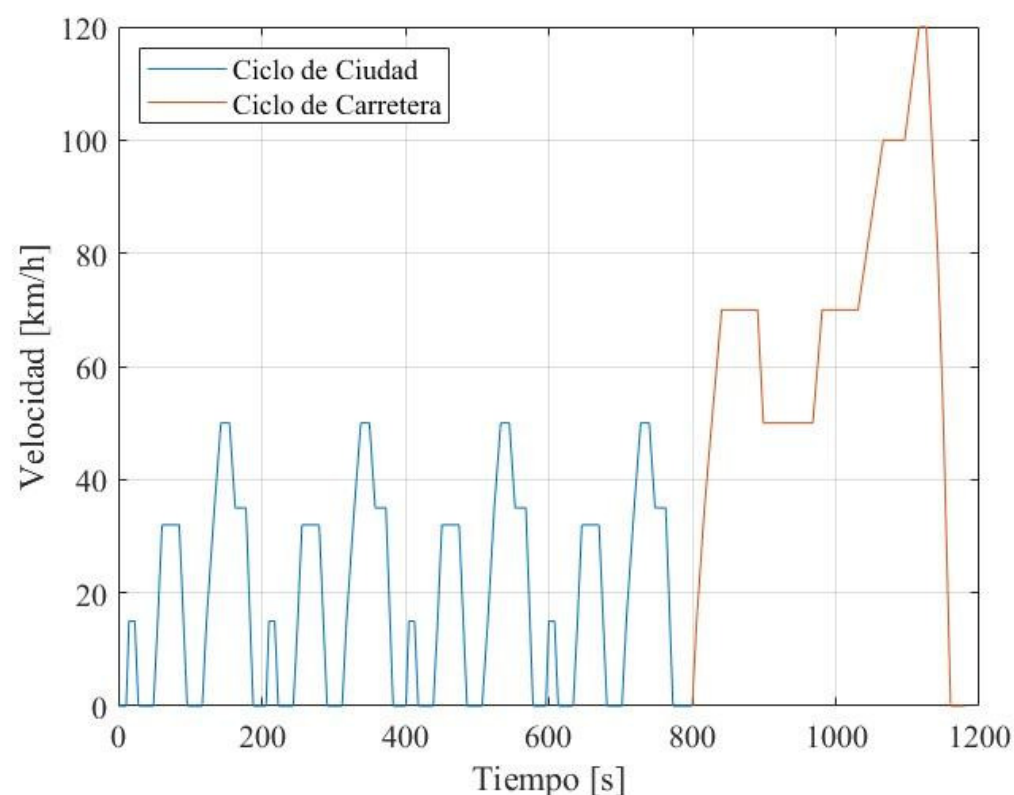


Figura 5.1. Ciclo de Conducción Europeo

Tabla 5.1. Modos de Sustitución ensayados.

Modo	Tasa de Sustitución Media
Línea Base	0%
Mapa N°1	1,75%
Mapa N°2	6,54%
Mapa N°3	10,0%

5.2 Objetivos

Para efectos de este trabajo, los objetivos que se plantean son:

- Implementación del sistema de adquisición de datos para la camioneta Mitsubishi L200.
- Caracterización del comportamiento del KI bajo combustión normal (operación 100% diésel).
- Caracterización del comportamiento del KI bajo operación dual.
- Aplicación de las metodologías experimentales y determinación de la incidencia del fenómeno de knock.

5.3 Implementación del sistema de adquisición de datos

5.3.1 Configuración de equipos e instrumentos

La camioneta fue montada en el freno dinamométrico de la sede José Miguel Carrera de la USM. Las vibraciones del bloque motor se miden con dos sensores de knock y se registran con una tarjeta adquisidora y el software QuickDaq. Los sensores se identifican como A y B, pero los resultados que se presentan corresponden únicamente al sensor A pues el B se encontraba muy próximo a la culata y su señal era muy débil. La ubicación de los sensores se muestra en la Figura 5.2.



Figura 5.2. Ubicación de los sensores de knock. El sensor A corresponde al de la derecha y el B al de la izquierda.

El consumo de combustible se mide con un estanque auxiliar montado sobre una balanza y el consumo de hidrógeno se mide con el flujómetro másico Aalborg GFC-67. La configuración se muestra en la Figura 5.3.



Figura 5.3. Camioneta montada en el freno y sistemas de adquisición de datos.

5.3.2 Cálculo de KI

Al momento de la implementación del sistema, se encontraron dos limitaciones importantes:

1. No fue posible instalar un encoder rotativo para el monitoreo instantáneo de la posición del cigüeñal.
2. No fue posible establecer una comunicación en tiempo real entre el sistema de adquisición de datos y la ECU del motor, por lo que no es posible acceder a la información de velocidad y carga instantánea del motor.

Debido a que no fue posible instalar un encoder rotativo para el monitoreo instantáneo de la posición del cigüeñal, se recurre a una modificación de la forma de obtener el KI. En lugar de obtener un índice por cada ciclo de combustión, se decide tomar los índices a intervalos fijos de tiempo, obteniendo un nuevo índice KI'':

$$\begin{aligned}
 A'_{peak,i} &= \max(|\hat{a}|)_{t_i}^{t_i+\Delta t} \\
 KI''_i &= \text{Log}(A'_{peak,i})
 \end{aligned}
 \tag{5.1}$$

La determinación de la ventana de tiempo Δt para el cálculo de KI se hizo de tal forma de capturar al menos un ciclo de combustión por cada cilindro. Por ello, se tomó un valor de $\Delta t = 200 \text{ [ms]}$.

No se han encontrado referencias al uso de un indicador similar en la literatura, pero al ser aplicado a los datos del ensayo N°1 del presente trabajo, se descubre una correlación muy fuerte entre la media de KI y de KI'', con un valor de la correlación de Pearson de $r = 0,964$. El diagrama de dispersión de ambas variables se muestra en la Figura 5.4.

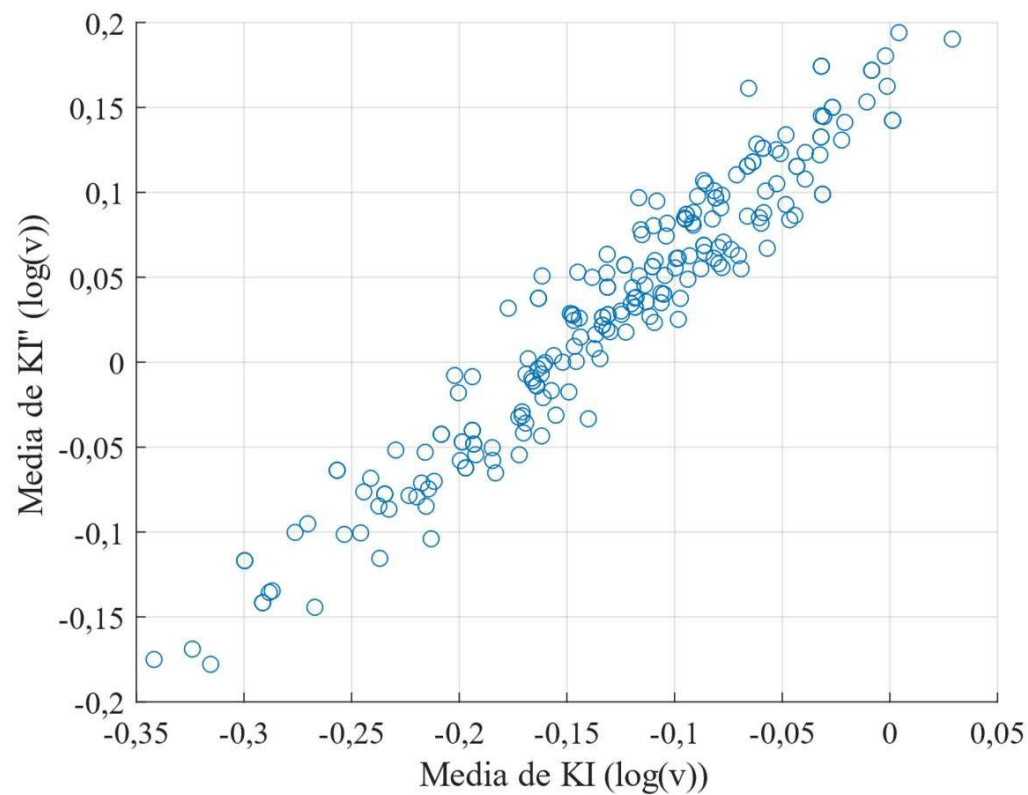


Figura 5.4. Diagrama de dispersión para el KI planteado originalmente y el KI planteado para los ensayos con la camioneta (KI'').

Con respecto a las frecuencias de filtrado, la Tabla 5.2 muestra las frecuencias teóricas de aparición de knock, calculadas según la Ecuación (1.2).

Tabla 5.2. Frecuencias características de knock. Calculado considerando $c=1000$ m/s y diámetro del cilindro 86 mm.

Modo	Frecuencia (kHz)
1°	6,9
2°	11,5
3°	14,4
4°	15,8
5°	20,0
6°	20,0
7°	24,2
8°	25,3

Por otro lado, las frecuencias naturales del bloque motor fueron determinadas registrando las vibraciones tras golpear el bloque del motor con un martillo de plástico y luego aplicarle la FFT a la señal. El espectro de frecuencias del motor se muestra en la Figura 5.5. Para el objetivo de la detección de la combustión anormal, las vibraciones naturales representarán ruido.

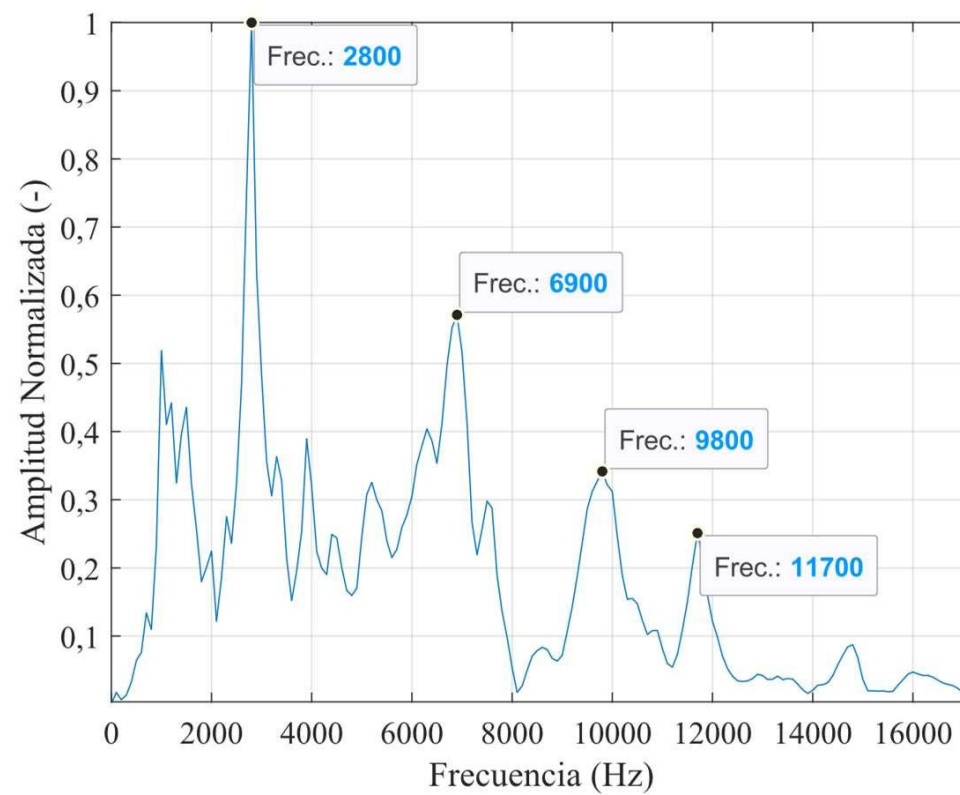


Figura 5.5. Espectro de frecuencias naturales del bloque motor.

Con el objetivo de capturar las primeras frecuencias de knock y evitar la frecuencia natural principal, los datos serán filtrados con un filtro pasa banda de [5000; 15000] [Hz].

5.4 Resultados

Para observar el comportamiento global del motor, se agrupan los KI'' correspondientes a las mediciones en cada uno de los mapas de sustitución y se construye la distribución de probabilidad del KI'' . Los resultados se separan en Ciclo de Ciudad y el Ciclo de Carretera del NEDC, como se muestra en la Figura 5.6 y Figura 5.7. El detalle de los resultados se presenta en el Anexo 7.

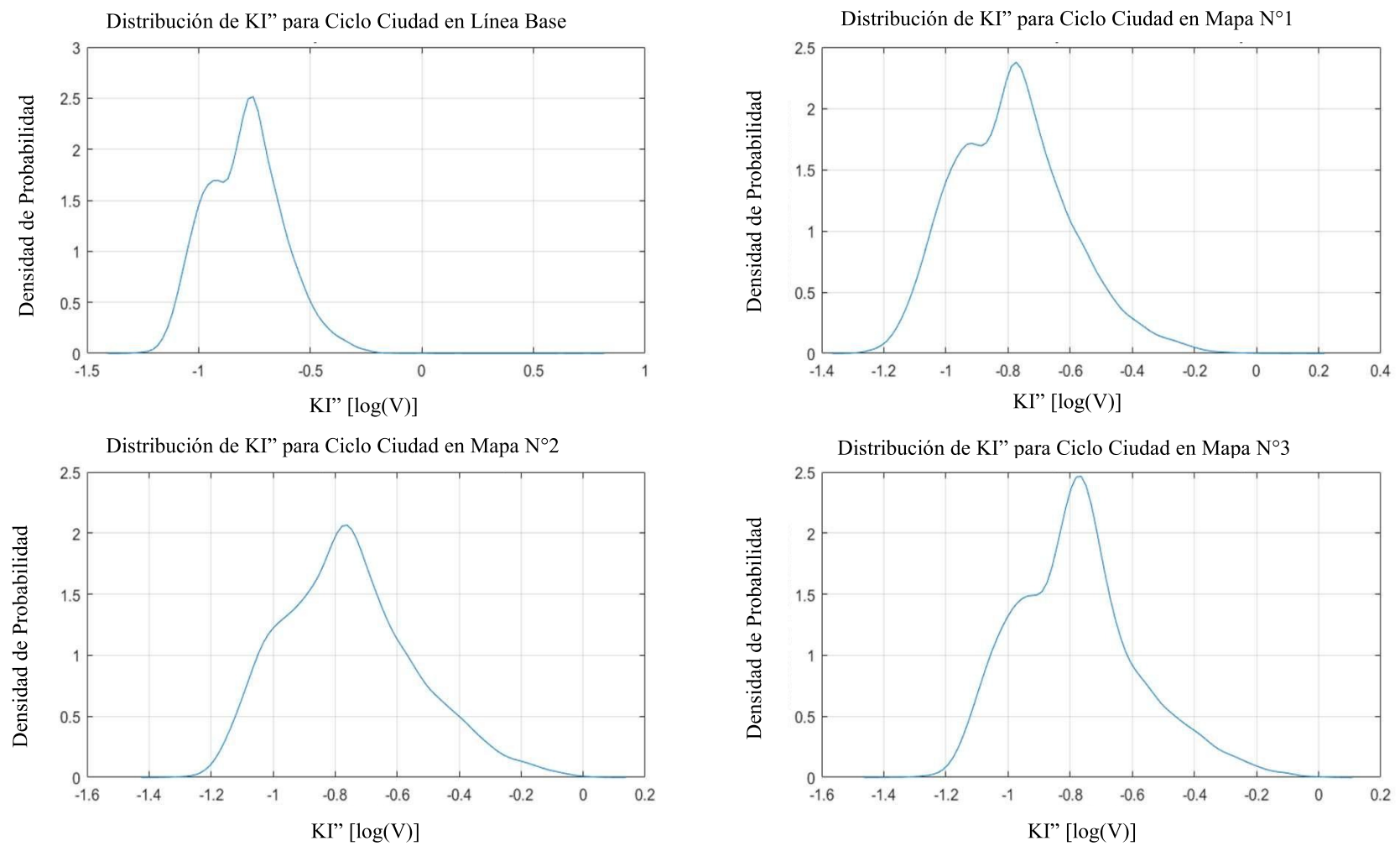


Figura 5.6. Distribución de probabilidad de KI'' (suavizada con kernel gaussiano) en los Ciclos de Ciudad.

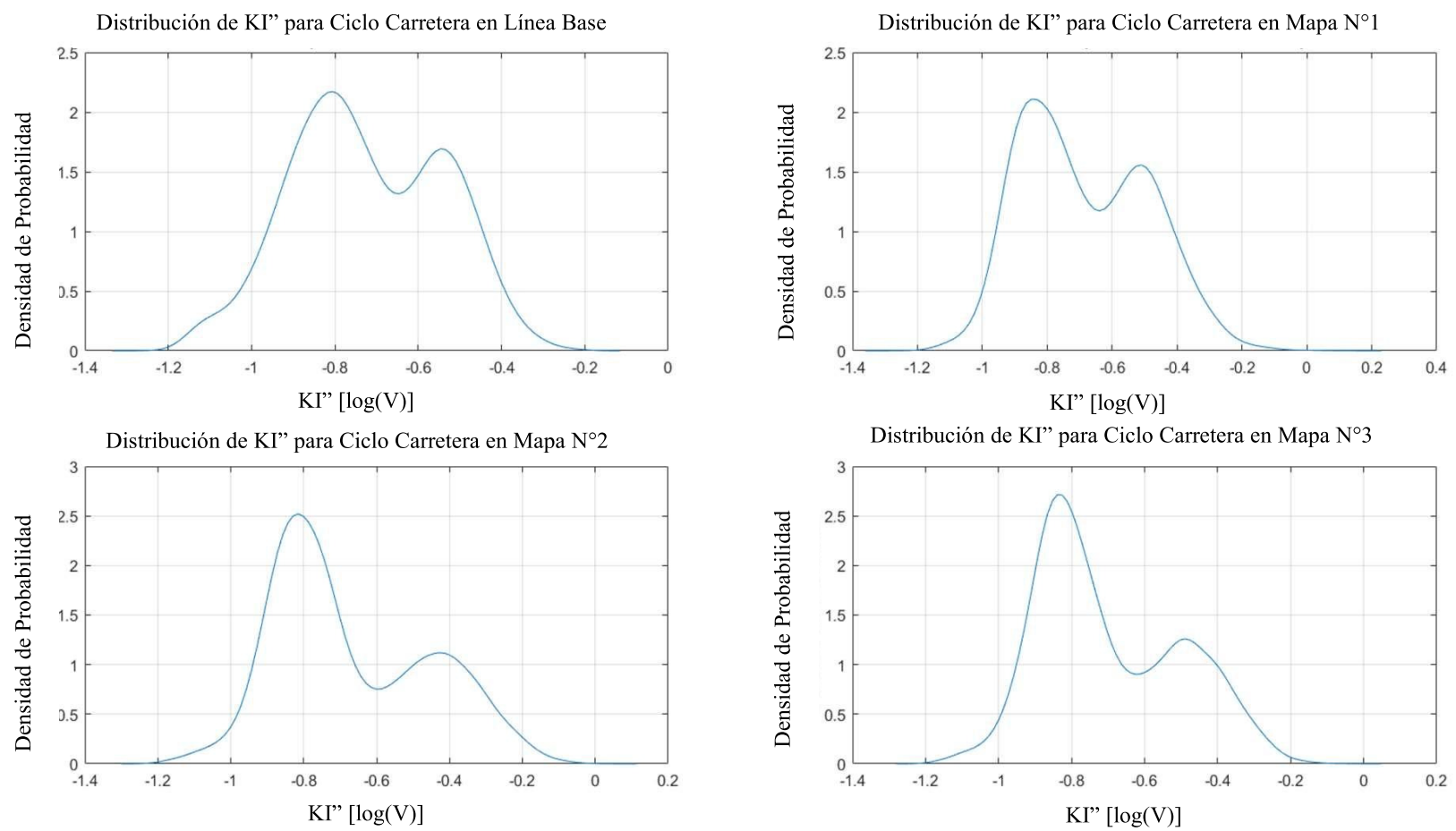


Figura 5.7. Distribución de Probabilidad de KI'' (suavizada con función de Kernel) en los Ciclos de Carretera

Con respecto a la implementación de las metodologías propuestas, ya que no fue posible acceder a la información de carga y velocidad del motor en tiempo real, no fue posible implementar las metodologías N°2 y 3. La Figura 5.8 y la Figura 5.9 presentan la tasa de detección de la metodología de umbral fijo para cada una de las pruebas en operación dual.

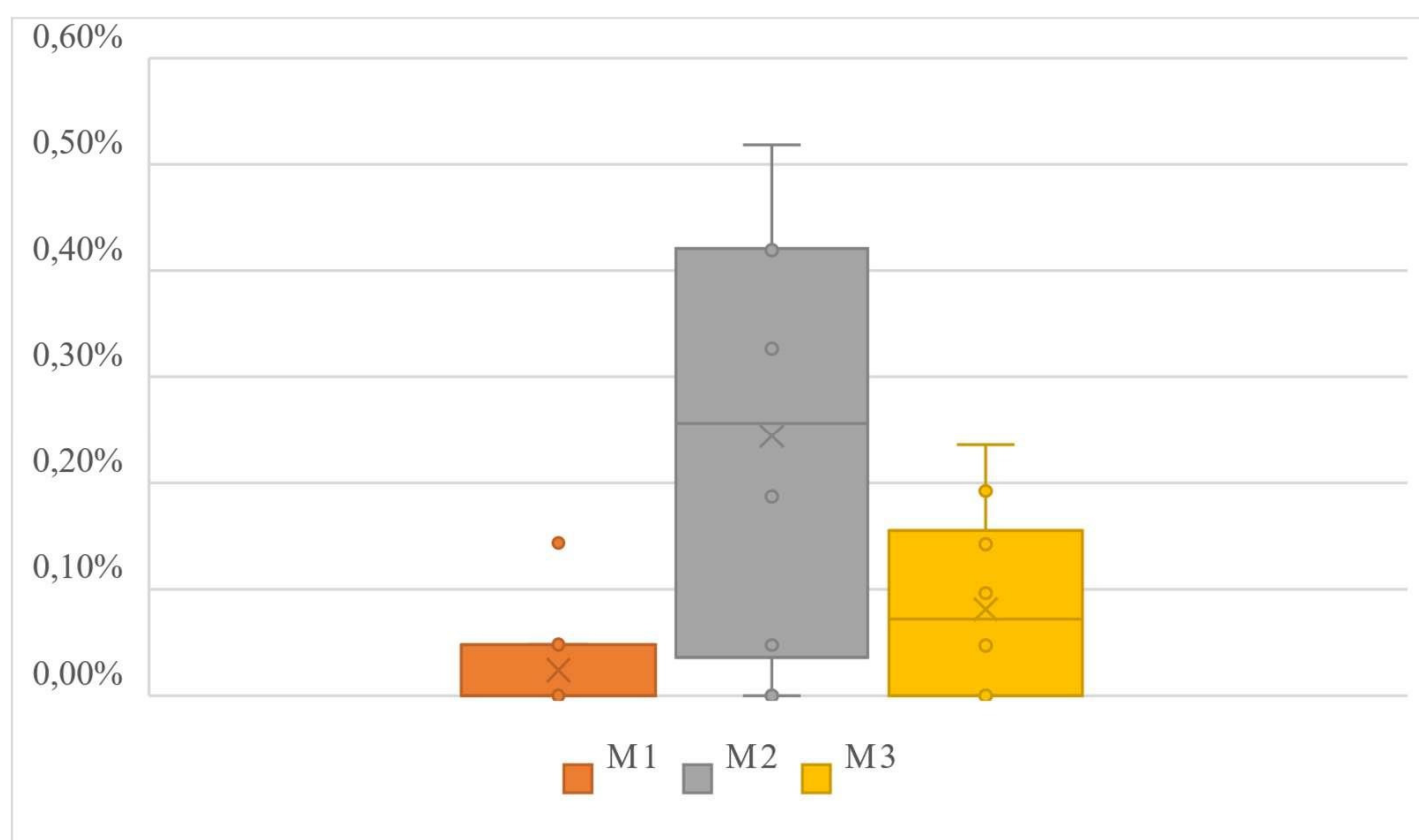


Figura 5.8. Diagrama de caja y bigote de las tasas de detección en los ciclos urbanos.

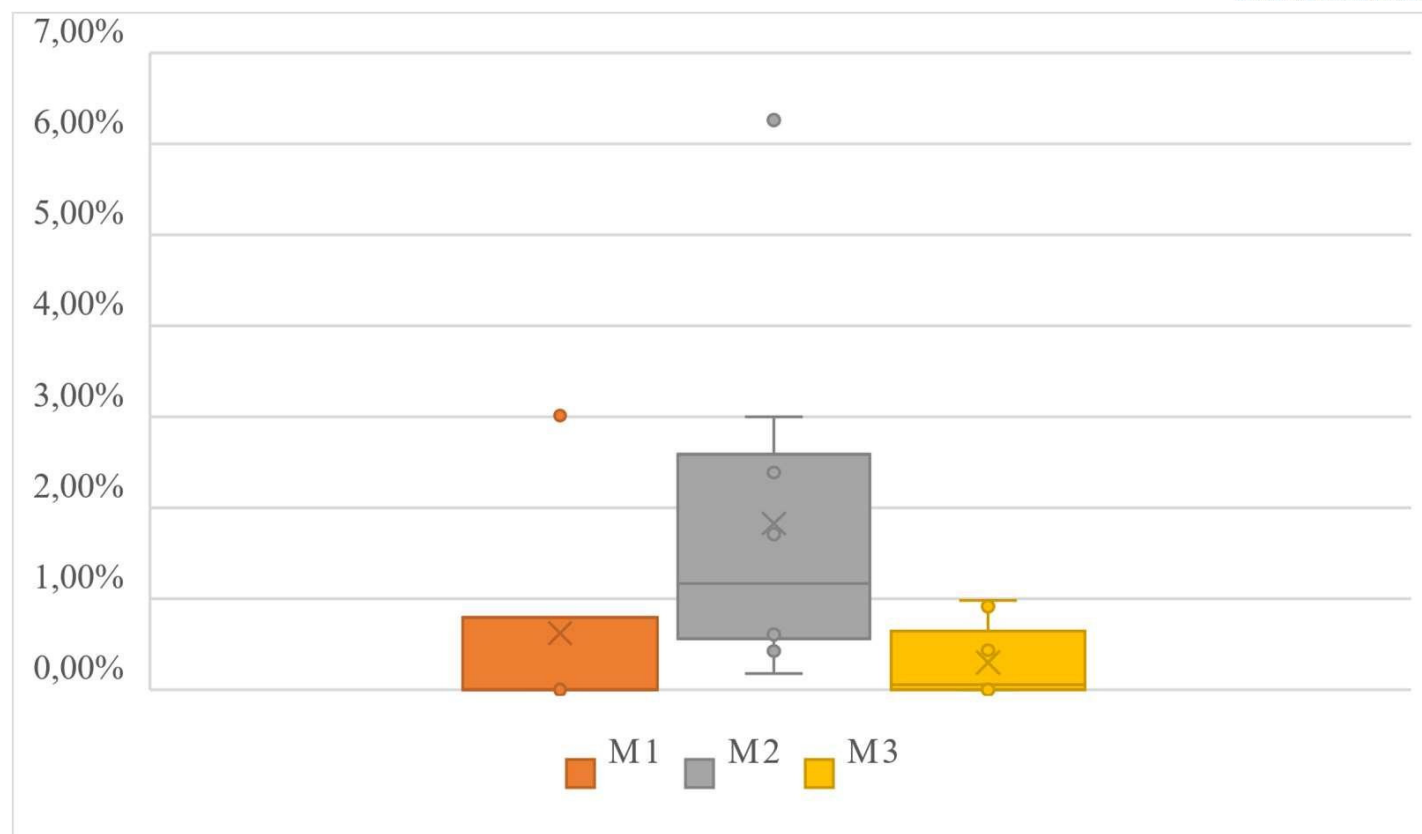


Figura 5.9. Diagrama de caja y bigote de las tasas de detección en los ciclos de carretera

Es posible afirmar con certeza que las instancias en que la metodología identifica instantes como anormales en operación diésel corresponden a falsos positivos. La metodología tiene, en teoría, un $\alpha = 0,01\%$, por lo tanto, la tasa de falsos positivos debería ser cercana a este valor. La tasa de falsos positivos por cada medición en línea base se muestran en la Tabla 5.3.

Tabla 5.3. Tasa de falsos positivos en operación diésel.

Medición	Tasa de falsos Positivos en Ciclo Urbano	Tasa de falsos Positivos en Ciclo Carretera
Línea Base-01	0,00%	0,00%
Línea Base-02	0,00%	0,00%
Línea Base-03	0,00%	0,06%
Línea Base-04	0,00%	0,00%
Línea Base-05	0,00%	0,00%
Línea Base-06	0,00%	0,00%
Línea Base-07	0,00%	0,00%
Línea Base-08	0,00%	0,06%
Línea Base-09	0,00%	0,00%
Línea Base-10	0,00%	0,00%

5.5 Análisis de los resultados

La distribución de probabilidad del indicador aparenta una distribución bimodal. Para el caso de los ciclos urbanos, se observa lo siguiente:

- El primer peak tiene una moda cercana a los $-0,9$ $[\log(V)]$
- El segundo peak tiene una moda cercana a los $-0,75$ $[\log(V)]$

Este fenómeno no se había observado en las pruebas estacionarias realizadas en la USM, en donde la distribución era más cercana a una campana gaussiana. Este comportamiento puede deberse a:

- El primer peak corresponde a las partidas desde el vehículo detenido, en donde el motor trabaja a revoluciones mucho más bajas que en el resto del ciclo. Esta hipótesis se basa en el hecho que este peak tiene un comportamiento similar al comportamiento del motor en ralentí (que se muestra en la Figura 5.10), que fue excluido del resto de los resultados y análisis pues no aporta información relevante.

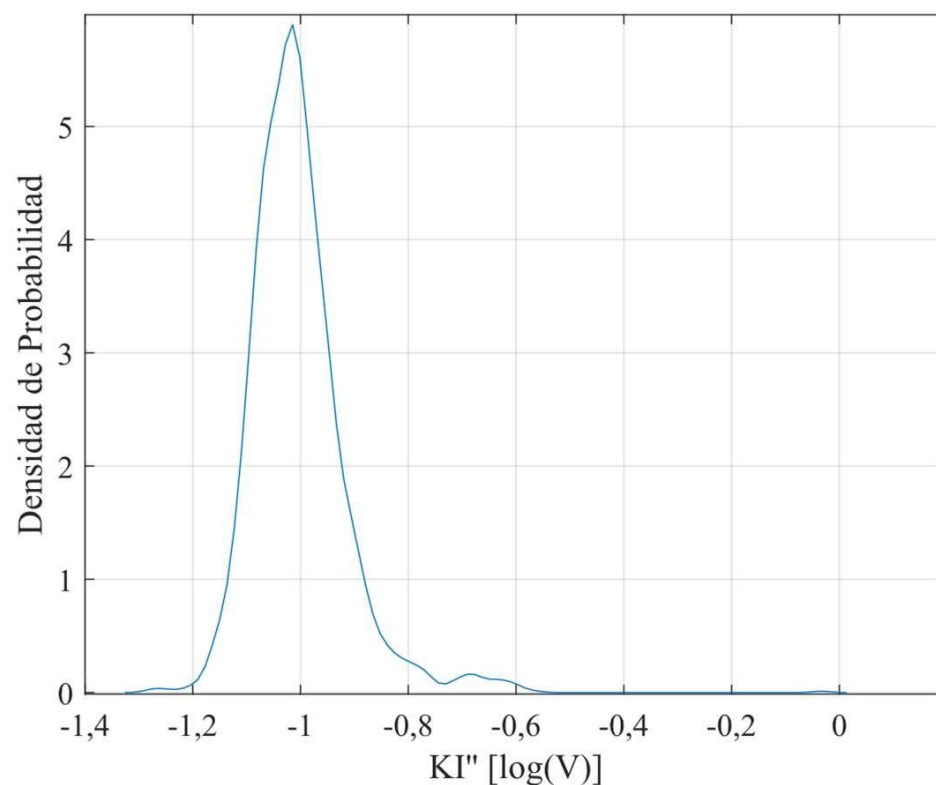


Figura 5.10. Distribución de KI'' en ralentí. Densidad de probabilidad con suavizado de Kernel.

- El segundo peak corresponde a la distribución KI'' del motor en la operación normal del ciclo urbano.

Para el caso del ciclo de carretera, el comportamiento bimodal exhibe las siguientes características:

- El primer peak se asemeja al segundo peak de la parte urbana del ciclo. Esto puede corresponder a la primera parte del ciclo, en donde el motor trabaja de forma similar al ciclo urbano.
- El segundo peak puede corresponder a la última parte del ciclo, en donde el motor trabaja a revoluciones considerablemente más altas que en el resto del ciclo, pues el NEDC no contempla el paso a sexta marcha, sino que permanece en quinta marcha en los tramos de 100 y 120 $[\text{km/h}]$.

Con respecto a la implementación de la metodología de umbral fijo, en general, la tasa de ciclos anormales es relativamente baja. La condición más crítica identificada es el ciclo N°5 del mapa N°2, que presenta una tasa de combustión anormal de 6,2%, aunque este dato es atípico pues la

distancia de ese punto al percentil 75 de la distribución es superior a 1,5 veces el rango intercuartílico. Excluyendo los datos atípicos, la mayor tasa de combustión anormal registrada es 3,1%. La gran dispersión en los datos y los resultados atípicos pueden deberse a la inestabilidad propia del fenómeno. Debido al carácter experimental de la metodología ensayada, no es posible comparar directamente estos resultados con otras pruebas realizadas en otros motores.

Una tendencia atípica registrada es la reducción de la tasa de ciclos anormales en el tercer mapa de inyección con respecto al mapa N°2, siendo que la sustitución media en el mapa N°3 es superior a la del mapa N°2, lo que aumenta la susceptibilidad del motor al fenómeno de knock. Esto podría deberse a que las tasas de detección, al ser generalmente bajas, son insuficientes como para marcar una tendencia definida.

La metodología trabaja con una probabilidad de falsos positivos $\alpha = 0,01\%$, por lo que la cantidad de falsos positivos obtenida se ajusta razonablemente a lo teórico. Los resultados también son consistentes con lo observado en el motor Perkins.

5.6 Conclusiones de la implementación

En general, es posible afirmar que el knock no fue un fenómeno significativo durante las pruebas realizadas. Si bien las tasas de combustión anormal están sustancialmente por sobre la tasa de falsos positivos, el valor que se observa continúa siendo relativamente bajo y los eventos se encuentran dispersos a lo largo de la duración de cada prueba, en lugar de concentrados de forma puntual, lo que sugiere que, si es que existió el fenómeno, se dio de forma esporádica y breve, probablemente asociados a situaciones de cambio brusco en las condiciones de operación del motor, situación que es constantemente requerida para cumplir con la trayectoria del ciclo NEDC. Además de la metodología basada en las vibraciones, existen otros resultados externos que apoyan esta hipótesis:

- No se reportó knock audible durante las pruebas.
- No se reportaron otros fenómenos que pueden ser síntomas de la combustión anormal, tales como:
 - Aumento de las emisiones de NO_x.
 - Pérdida sustancial de Potencia y/o eficiencia térmica.

Conclusiones

Se han desarrollado tres metodologías para la detección de la combustión anormal durante la operación de un motor diésel en estado dinámico.

La primera metodología presentada, basada en un umbral fijo, revela ser poco sensible al fenómeno de knock y su sensibilidad es variable dependiendo de las condiciones del motor, pero presenta la ventaja de que puede ser implementada en un sistema de control que no reciba información del motor adicional a la señal de vibraciones del bloque.

La segunda metodología, que utiliza un umbral variable dependiendo de las condiciones del motor presenta mayor sensibilidad al fenómeno y esta no se ve afectada por las condiciones del motor. El umbral definido para cada condición de operación no es enteramente estocástico, sino que además requiere la calibración de parámetros empíricos que deberán ser ajustados al momento de implementar la metodología en otro motor.

La tercera metodología consistente en la extensión para estado dinámico del estadístico DPr_5 resulta ser la más sensible de las tres propuestas, pero trae como desventaja una menor especificidad y un mayor tiempo de respuesta ante la posible aparición de knock debido a la necesidad de acumular datos para el cálculo del estadístico.

Uno de los resultados de mayor interés identificados en el presente trabajo es la posibilidad de interpolar el comportamiento del motor en estado estacionario midiendo empíricamente una cantidad reducida de condiciones de operación para luego poder extrapolar el comportamiento estocástico del motor en estado dinámico a partir de su comportamiento en estado estacionario. Esta posibilidad es lo que permitió el desarrollo de las metodologías N°2 y N°3.

Trabajo a futuro

Se identifican varias posibilidades para la continuación del presente trabajo:

- Comparación de las métricas y resultados obtenidos con los que resultan de un índice de knock basado en la presión en cámara del cilindro, pues estos indicadores resultan ser mucho más efectivos para el diagnóstico de combustión anormal, lo que entregaría más información sobre la verdadera sensibilidad y especificidad de las metodologías propuestas.
- Implementación de las metodologías en un vehículo y evaluar su desempeño bajo condiciones de operación reales.
- Implementación en tiempo real de las metodologías y evaluación de la posibilidad de integrarlas en la ECU de un motor.

Bibliografía

- [1] MINISTERIO de Energía, Gobierno de Chile. Estrategia Nacional de Hidrógeno Verde. Santiago de Chile, Ministerio de Energía, 2020.
- [2] HYDROGEN Council. Hydrogen Scaling Up. A sustainable pathway for the global energy transition. Bruselas, Hydrogen Council, 2017, 20 p.
- [3] HEYWOOD, J.B. Internal Combustion Engine Fundamentals. 1ª ed. Toronto, McGrawHill, 1988, pp. 450-478.
- [4] D'ADAMO, Alessandro. Numerical Modelling of Abnormal Combustion in High Performance Spark-Ignition Engines. Tesis (de Doctorado). Módena, Universidad de Módena y Reggio Emilia, 2015. DOI:10.13140/RG.2.1.1159.2405.
- [5] KARIM, G.A., KLAT, S. R. y MOORE, N. P. W. Knock in Dual-Fuel Engines. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers 181(1), 1966, pp. 453-466. DOI:10.1243/PIME_PROC_1966_181_042_02
- [6] QI, Yunliang et al. Frequency domain analysis of knock images. Measurement Science and Technology 25(12), 2014. DOI:10.1088/0957-0233/25/12/125001.
- [7] PUZINAUSKAS, Paulius. Examination of Methods Used to Characterize Engine Knock. SAE Technical Paper 920808, 1992. DOI:10.4271/920808.
- [8] NABER, Jeffrey et al. Analysis of Combustion Knock Metrics in Spark-Ignition Engines. Sae Technical Paper 2006-01-0400, 2006. DOI:10.4271/2006-01-0400.
- [9] ROBERTS, Stefan Ross. Non-Intrusive Knock Detection in a Turbocharged, Dual Fuel Engine. Tesis (de Magíster). Edmonton, Universidad de Alberta, 1997. DOI: <https://doi.org/10.7939/R3TQ5RN3H>.
- [10] DE BELLIS, Vincenzo et al. Knock and Cycle by Cycle Analysis of a High Performance V12 Spark Ignition Engine. Part 1: Experimental Data and Correlations Assessment. SAE International Journal of Engines 8(5), 2015. DOI:10.4271/2015-24-2392.
- [11] HAM, Yun Young et al. Spark-Ignition Engine Knock Control and Threshold Value Determination. Sae Technical Paper 960496, 1996. DOI: 10.4271/960496.
- [12] ROSAS, M y AMADOR, G. Knock detection Method for Dual-Fuel Compression Ignition Engines Based on Block Vibration Analysis. SAE Int. J. Engines 14(2), 2021, pp. 199-209. DOI:10.4271/03-14-02-0012.
- [13] MARENCO, M y AMADOR, G. Statistical analysis of the podered deviation from reference index for knock detection in internal combustion engines. SAE Int. J. Engines 15(5), 2022,

689-702. DOI: 10.4271/03-15-05-0037.

- [14] PERKINS Group Ltd. Perkins Prima Vehicle Engines Model 80T Users's Handbook. Peterborough, Technical Publications Perkins Power Sales and Services Ltd., 1993.
- [15] OMRON Corporation. Incremental 40-mm-dia. Rotary Encoder E6B2-C Specifications. Kyoto, Omron Corporation, 2017.
- [16] LILLIEFORS, Hubert. On the Kolmogorov-Smirnov Test for Normality with Mean and Variance Unknown. *Journal of the American Statistical Association* 62:318, 1967, pp. 399-402.
- [17] FRIEDMAN, Jerome et al. The Elements of Statistical Learning. New York, Springer Publishing, 2001, Capítulo 6.
- [18] HOLLANDER, Myles et al. Nonparametric Statistical Methods. New York, Wiley, 2013, pp. 190-200.
- [19] ILLUKKUMBURA, Anusha. Introduction to Hypotesis Testing. Publicado independientemente, 2020.
- [20] MINITAB. Métodos y Fórmulas para la Correlación [En línea]. <<https://support.minitab.com/es-mx/minitab/21/help-and-how-to/statistics/basic-statistics/how-to/correlation/methods-and-formulas/methods-and-formulas/#p-value>> [consulta: 25 Noviembre 2022].
- [21] ERSI. How Inverse distance weighted interpolation works [En línea]. <<https://pro.arcgis.com/en/pro-app/latest/help/analysis/geostatistical-analyst/how-inverse-distance-weighted-interpolation-works.htm>> [consulta: 5 Diciembre 2022].
- [22] ORGANIZACIÓN Internacional de Estandarización. Road vehicles - Engine Test Code - Net Power. ISO 1585:1992. Ginebra, 1999.

Anexo 1

Curva Característica del motor Perkins Prima M80T

Fecha: 30-11-2021

Estándar de normalización: ISO 1585: 1992 [22]

Descripción

Fabricante: Perkins

Tipo: Prima M80T

Ciclo: cuatro tiempos

Diámetro: 84.5 mm

Carrera: 88.9 mm

Número de Cilindros: cuatro

Distribución de Cilindros: En línea Orden de explosión: 1-3-4-2

Cilindrada: 1.994 Litros

Relación de compresión: 17.2:1

Sistema de refrigeración

Naturaleza del fluido: Mezcla de agua y etilenglicol.

Condiciones ambientales del ensayo:

Presión atmosférica (hPa)	1013
Humedad relativa (%)	50
Temperatura ambiental (°C)	20
Presión de vapor (hPa)	11,17

Resultados

Numero de medición	Velocidad (rpm)	Consumo específico (g/kWh)	Potencia Normalizada (kW)	Torque Normalizado (Nm)
7	1800	227,9	24,4	129,7
8	1900	215,4	26,5	133,1
2	2000	218,0	29,9	142,7
9	2100	212,9	31,5	143,3
6	2200	253,4	31,9	138,6
1	2300	205,3	33,5	139,2
4	2400	205,8	33,5	133,1
5	2500	211,6	34,3	131,1
11	2600	211,6	34,8	127,6
12	2700	205,3	34,7	122,9
3	2800	203,6	37,0	126,3
13	2900	204,0	36,1	118,8
10	3000	213,7	37,1	118,1

Anexo 2

Listado de mediciones del Ensayo N°1: Caracterización del Motor en estado estacionario

N° medición	Velocidad [rpm]	Carga [%]	Potencia [kW]	Bmep [kPa]	Consumo específico [g/kWh]
1	2200	40	13,3	362,93	229,9
2	1900	60	16,5	522,3	259,0
3	1800	70	17,9	597,5	218,5
4	2700	60	21,4	478,0	221,9
5	3000	65	26,5	531,1	229,1
6	2300	60	20,6	540,0	212,7
7	2800	75	28,2	606,4	164,4
8	2100	90	29,0	832,1	222,7
9	2300	50	17,1	447,0	227,9
10	1800	55	13,9	464,7	214,3
11	2100	75	24,1	690,5	231,2
12	2200	50	16,3	447,0	234,3
13	2100	70	22,9	655,1	224,2
14	2400	80	27,5	690,5	199,4
15	2000	80	24,4	734,7	101,0
16	1900	40	10,9	345,2	223,9
17	2400	70	24,0	601,9	186,3
18	2100	65	20,9	597,5	195,7
19	2500	95	33,5	805,5	229,2
20	1900	50	13,6	429,3	212,5
21	2000	55	16,9	509,0	212,8
22	2500	85	30,0	721,4	209,1
23	1900	55	15,0	473,6	214,0
24	2000	100	27,9	840,9	199,6
25	1900	65	17,7	562,1	202,8
26	2000	50	15,3	460,3	202,9
27	1800	95	23,7	792,3	202,5
28	1800	80	20,1	672,8	195,9
29	1800	85	21,3	712,6	211,1
30	1800	50	12,4	416,0	217,0
31	2100	85	27,5	787,8	195,3
32	2300	55	18,9	495,7	215,9
33	1900	70	19,1	606,4	204,0
34	2000	65	20,0	601,9	189,4
35	2100	50	16,4	469,2	197,9
36	2300	40	14,5	380,6	251,6



UNIVERSIDAD TECNICA
FEDERICO SANTA MARIA



DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA MECÁNICA

Nº medición	Velocidad [rpm]	Carga [%]	Potencia [kW]	Bmep [kPa]	Consumo específico [g/kWh]
37	2300	65	22,7	593,1	232,9
38	2500	70	24,8	597,5	229,0
39	2900	65	24,1	500,1	212,2
40	2200	75	24,6	672,8	216,4
41	2100	80	25,9	743,6	189,6
42	1900	35	9,6	305,4	229,7
43	2500	65	23,0	553,3	230,8
44	2500	100	35,3	849,8	186,9
45	2400	85	29,3	734,7	209,3
46	2900	95	35,2	730,3	209,0
47	1800	60	15,4	513,4	199,2
48	2800	80	30,9	663,9	216,4
49	1900	95	25,2	796,7	143,1
50	1800	45	11,4	380,6	201,2
51	2200	85	28,2	770,1	166,2
52	2600	60	21,4	495,7	232,1
53	2900	90	33,1	686,0	245,0
54	2400	65	22,6	566,5	220,0
55	2400	90	30,9	774,6	213,6
56	2600	65	23,3	540,0	210,4
57	2000	95	28,5	858,6	248,2
58	2900	85	31,8	659,5	215,8
59	2700	55	20,1	447,0	209,4
60	2600	100	35,8	827,7	214,5
61	2300	70	24,2	632,9	178,6
62	1800	35	8,9	296,5	223,2
63	2700	85	30,4	677,2	186,8
64	2200	100	32,8	898,5	244,3
65	3000	60	22,9	460,3	231,7
66	2900	100	37,5	779,0	212,3
67	3000	70	26,3	526,7	256,3
68	2700	80	28,2	628,5	219,7
69	2200	90	29,8	814,4	220,5
70	2200	45	14,9	407,2	328,6
71	1900	90	24,6	779,0	213,1
72	2000	35	10,7	323,1	232,8
73	2500	60	21,1	509,0	210,6
74	2000	75	22,9	690,5	210,1
75	2700	70	25,0	557,7	206,0
76	2200	70	23,0	628,5	183,7

Nº medición	Velocidad [rpm]	Carga [%]	Potencia [kW]	Bmep [kPa]	Consumo específico [g/kWh]
77	1900	75	20,5	650,6	200,3
78	2900	75	28,2	584,2	214,9
79	2100	100	30,9	885,2	223,2
80	2600	95	34,0	787,8	204,3
81	1900	30	8,5	270,0	236,2
82	3000	85	32,4	650,6	214,4
83	2400	75	25,8	646,2	198,9
84	2900	80	29,9	619,6	222,3
85	3000	95	36,6	734,7	209,9
86	2800	65	24,7	531,1	203,3
87	2200	55	18,0	491,3	194,9
88	2900	55	20,5	424,9	239,7
89	3000	80	30,2	606,4	218,3
90	2700	100	35,5	792,3	198,3
91	2200	60	19,7	540,0	231,8
92	2300	80	27,6	721,4	223,5
93	2400	45	16,1	402,8	224,1
94	2100	95	29,7	849,8	213,4
95	2800	60	22,9	491,3	184,9
96	2200	35	11,8	323,1	237,6
97	2900	70	25,6	531,1	218,4
98	1800	90	22,6	756,9	221,0
99	2000	60	18,4	553,3	210,8
100	2300	95	33,3	871,9	223,4
101	1800	100	25,0	836,5	242,3
102	2800	55	20,8	447,0	274,9
103	2800	100	37,1	796,7	227,8
104	2100	35	11,3	323,1	238,1
105	2500	55	19,7	473,6	241,9
106	2600	50	18,0	416,0	210,4
107	1900	80	21,9	694,9	218,8
108	2800	85	32,5	699,3	221,3
109	2600	45	17,2	398,3	234,0
110	1900	45	12,3	389,5	223,3
111	2800	70	26,8	575,4	227,9
112	2100	30	10,0	287,7	243,1
113	2700	65	23,2	517,8	220,6
114	2500	90	31,6	761,3	201,6
115	2300	75	25,7	672,8	201,9
116	2600	90	31,9	739,1	202,5
117	2400	60	20,3	509,0	206,9



UNIVERSIDAD TECNICA
FEDERICO SANTA MARIA



Nº medición	Velocidad [rpm]	Carga [%]	Potencia [kW]	Bmep [kPa]	Consumo específico [g/kWh]
118	2000	85	25,9	779,0	216,7
119	2700	75	26,4	588,7	231,0
120	2500	75	26,3	632,9	211,6
121	1900	85	23,1	730,3	222,5
122	1900	100	26,6	840,9	208,6
123	2300	100	34,2	894,1	208,9
124	2500	80	28,9	694,9	216,6
125	2900	60	22,4	464,7	241,1
126	2500	45	15,4	371,8	260,2
127	2700	45	17,3	385,1	246,2
128	2700	95	34,2	761,3	209,0
129	2000	45	13,8	416,0	211,8
130	3000	55	21,6	433,8	243,3
131	2300	90	31,1	814,4	201,9
132	3000	75	28,7	575,4	214,6
133	2700	90	32,2	717,0	210,9
134	2300	45	15,4	402,8	229,9
135	2100	45	14,5	416,0	211,2
136	2000	90	27,7	832,1	220,6
137	2600	80	28,7	663,9	210,4
138	2600	75	27,0	624,1	200,3
139	2800	95	36,2	779,0	200,5
140	2100	60	19,6	562,1	212,1
141	2000	70	21,3	641,8	203,5
142	3000	90	34,4	690,5	214,5
143	2600	85	30,4	703,7	210,5
144	2600	55	19,7	455,9	210,0
145	2400	100	34,2	858,6	210,2
146	2600	70	25,1	579,8	204,6
147	3000	100	38,0	761,3	218,2
148	1800	40	10,2	340,8	209,5
149	2100	40	13,0	371,8	218,0
150	2300	85	29,3	765,7	210,6
151	2100	55	17,6	504,6	238,5
152	2200	65	21,2	579,8	228,7
153	2400	95	32,5	814,4	198,6
154	2200	95	30,7	840,9	179,1
155	1800	75	19,1	637,3	211,9
156	1800	65	16,5	553,3	211,7
157	2400	55	18,9	473,6	202,5
158	2400	50	17,3	433,8	276,0



UNIVERSIDAD TECNICA
FEDERICO SANTA MARIA



DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA MECÁNICA

N° medición	Velocidad [rpm]	Carga [%]	Potencia [kW]	Bmep [kPa]	Consumo específico [g/kWh]
159	2500	50	17,8	429,3	238,5
160	2000	30	9,3	278,8	256,8
161	2200	80	26,2	717,0	210,3

Anexo 3

Listado de mediciones del ensayo N°2: Estudio de la variabilidad del motor en estado estacionario.

N°	Velocidad [rpm]	Carga [%]	Potencia [kW]	Bmep [kPa]	Consumo específico [g/kWh]
1	2000	65	19,8	597,2	209,3
2	2400	55	18,5	464,5	218,0
3	2100	50	16,1	460,1	212,7
4	2400	70	23,8	597,2	204,0
5	2200	55	18,1	495,5	221,8
6	2100	65	20,7	592,8	205,7
7	2400	60	20,3	508,8	216,0
8	2400	65	22,4	561,8	208,9
9	2400	50	17,3	433,5	208,2
10	2500	65	23,5	566,3	193,3
11	2500	70	25,2	606,1	199,3
12	2300	60	20,8	544,1	218,9
13	2300	70	24,2	632,6	207,4
14	2200	70	23	628,2	198,0
15	2500	65	23,2	557,4	215,6
16	2200	70	23,1	632,6	197,4
17	2400	70	24,2	606,1	215,1
18	2000	55	16,6	499,9	216,7
19	2500	50	17,8	429,1	244,8
20	2200	60	19,6	535,3	228,9
21	2500	55	19,3	464,5	231,8
22	2000	60	18,4	553	204,0
23	2100	70	22,1	632,6	210,3
24	2100	60	19	544,1	222,5
25	2500	50	17,6	424,7	239,5
26	2500	60	21,3	513,2	200,1
27	2100	50	15,9	455,7	217,0
28	2200	60	19,7	539,7	199,0
29	2200	50	16,3	446,8	216,0
30	2000	50	15,1	455,7	208,0
31	2300	70	23,7	619,3	191,7
32	2400	60	20,8	522	192,1
33	2000	55	16,9	508,8	212,9
34	2300	55	18,9	495,5	206,6
35	2200	55	18,3	499,9	209,7
36	2200	65	21,2	579,5	199,9



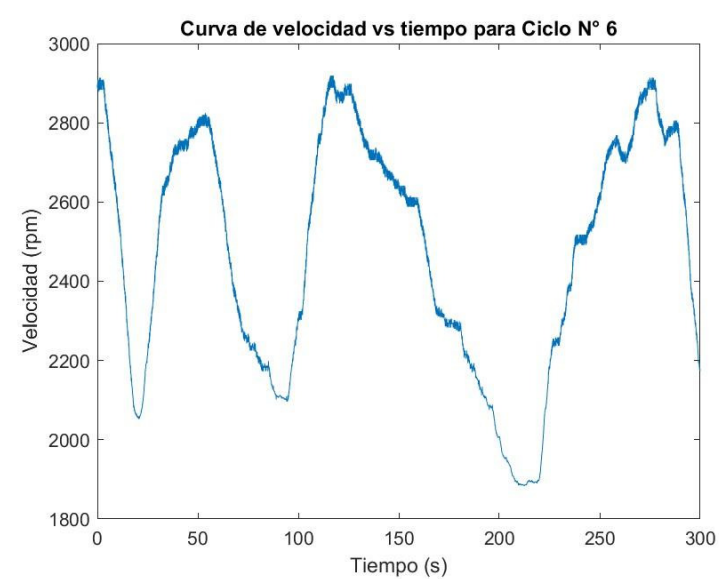
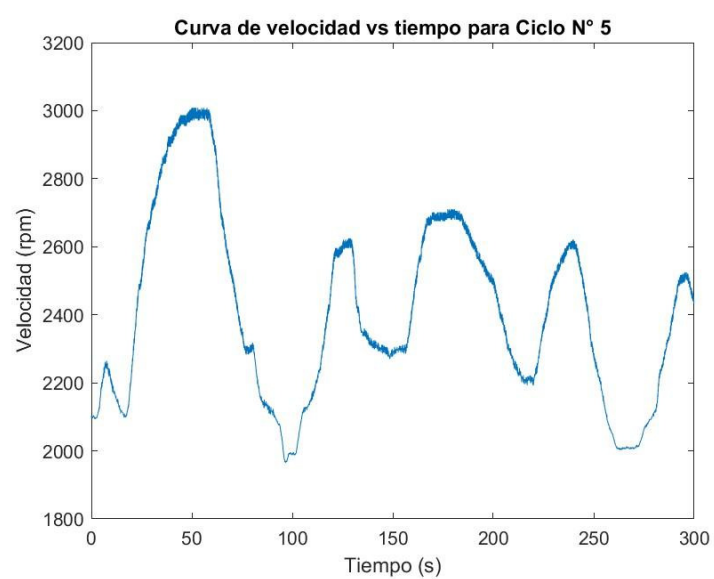
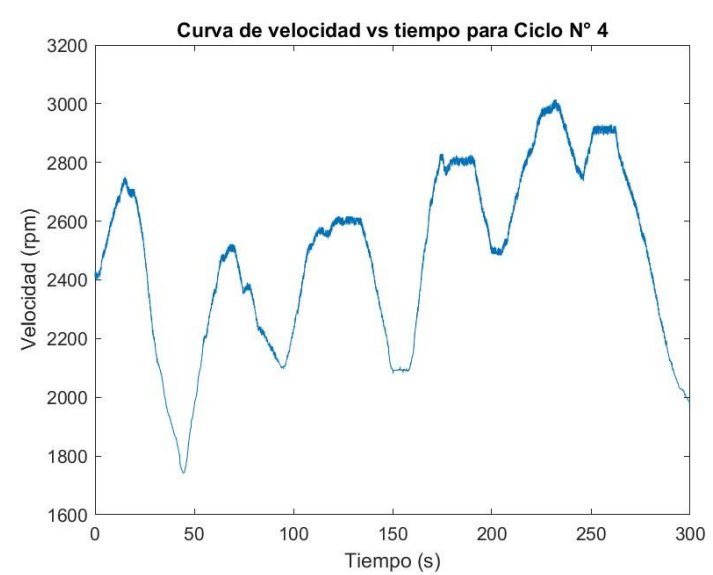
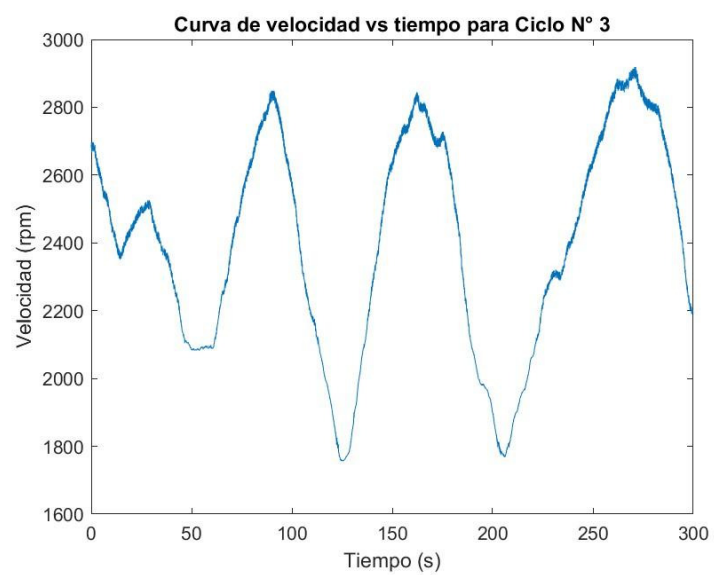
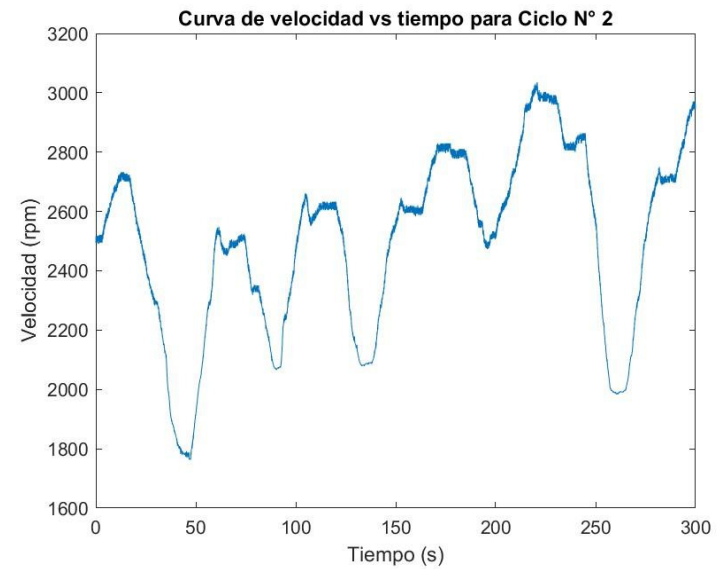
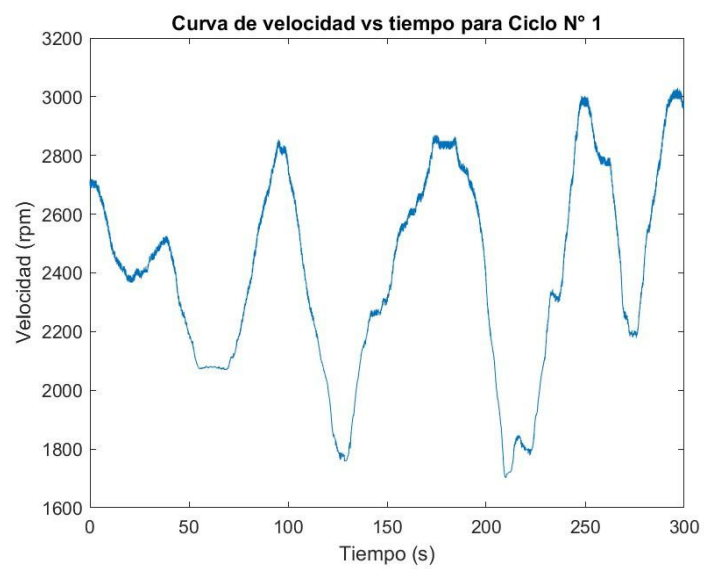
UNIVERSIDAD TECNICA
FEDERICO SANTA MARIA

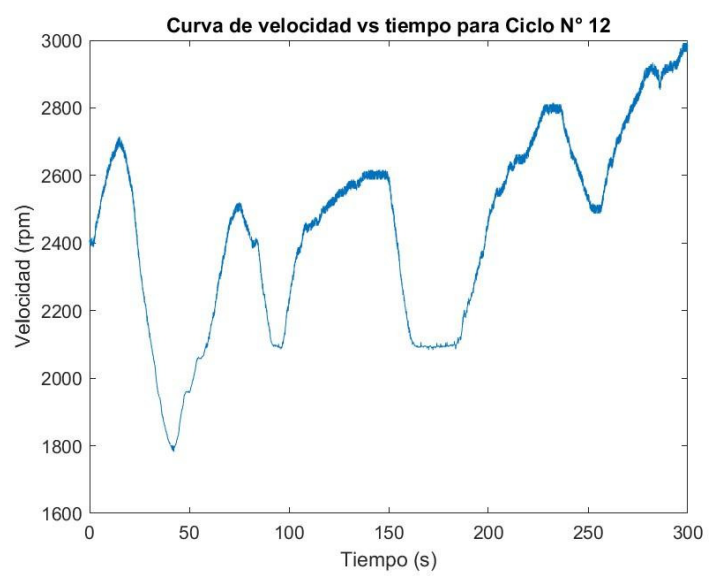
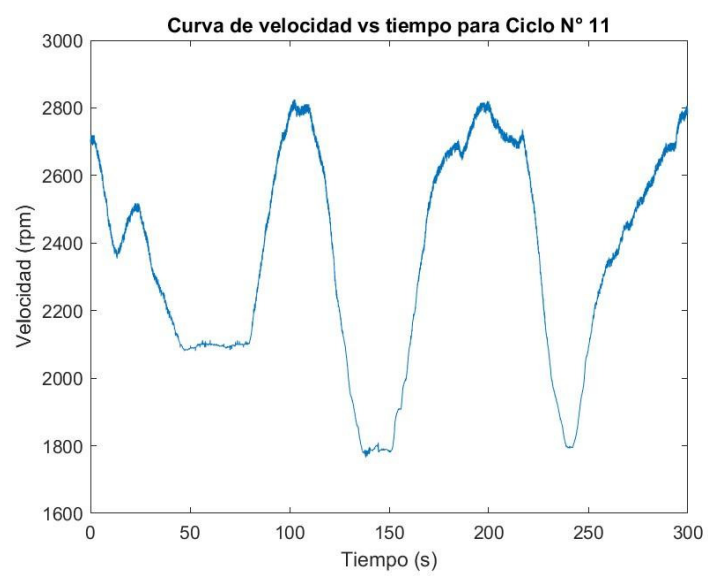
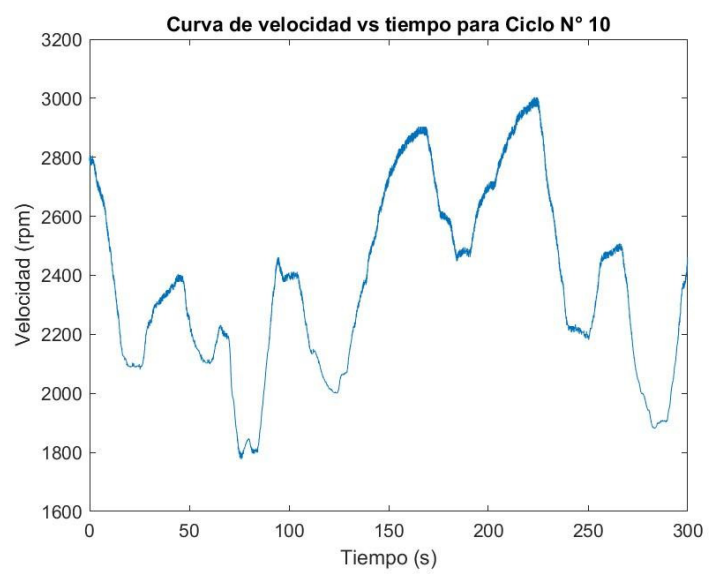
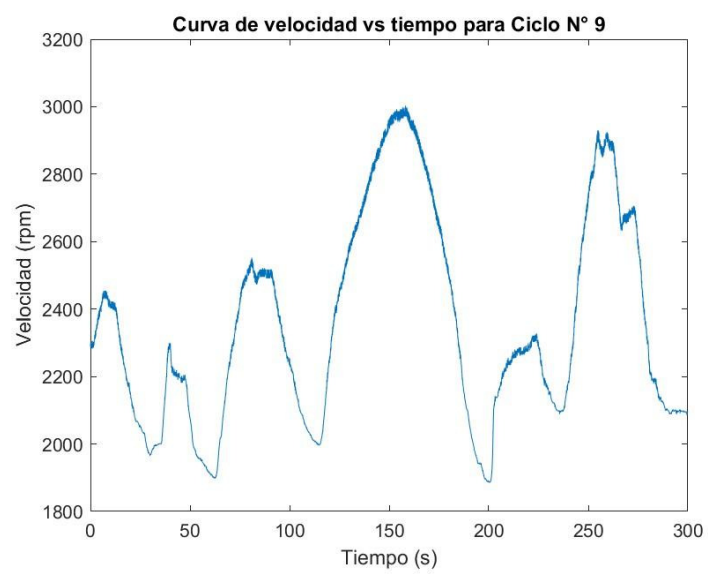
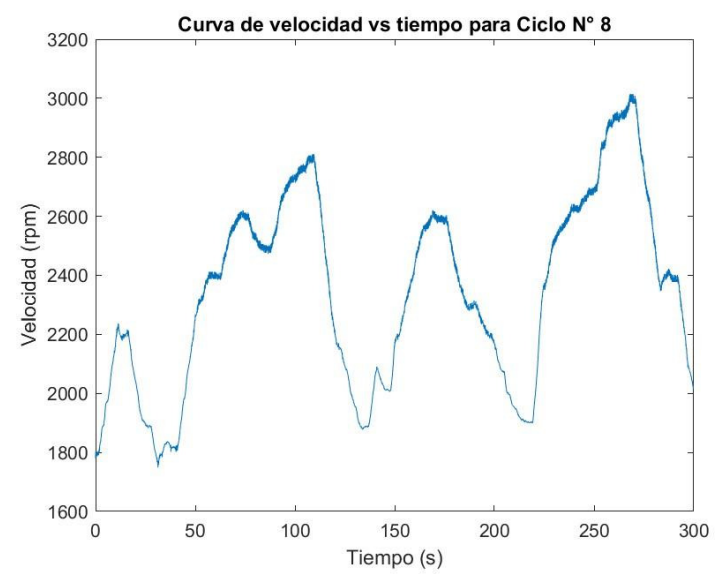
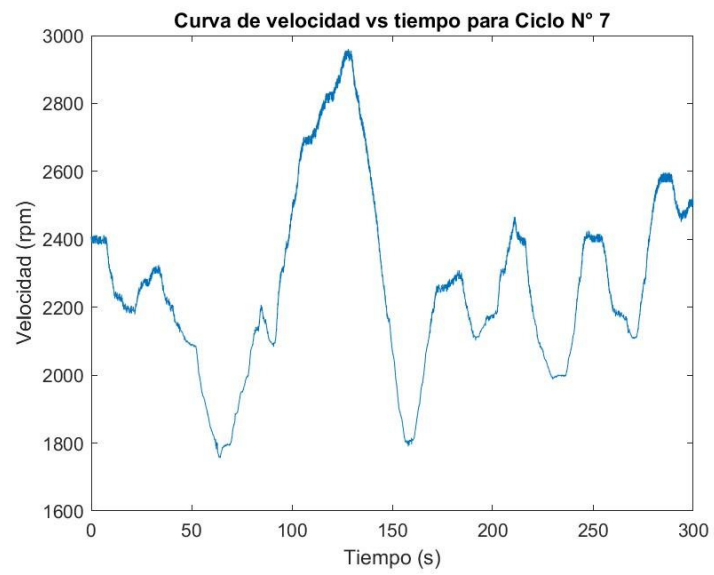


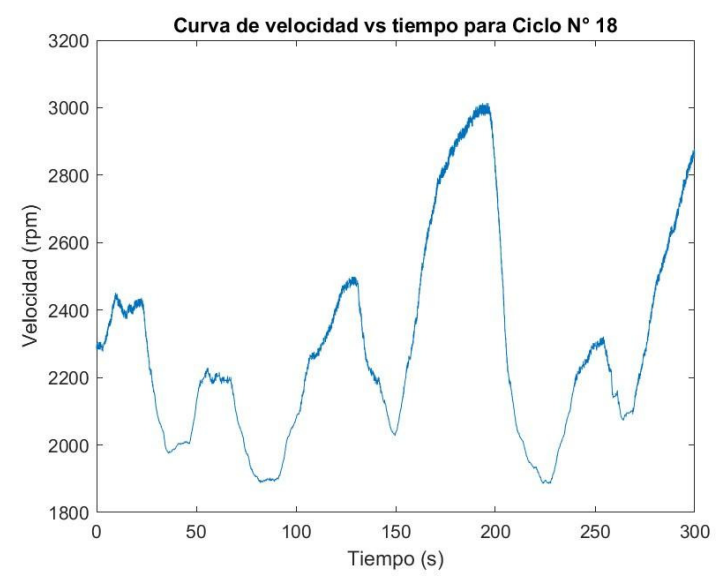
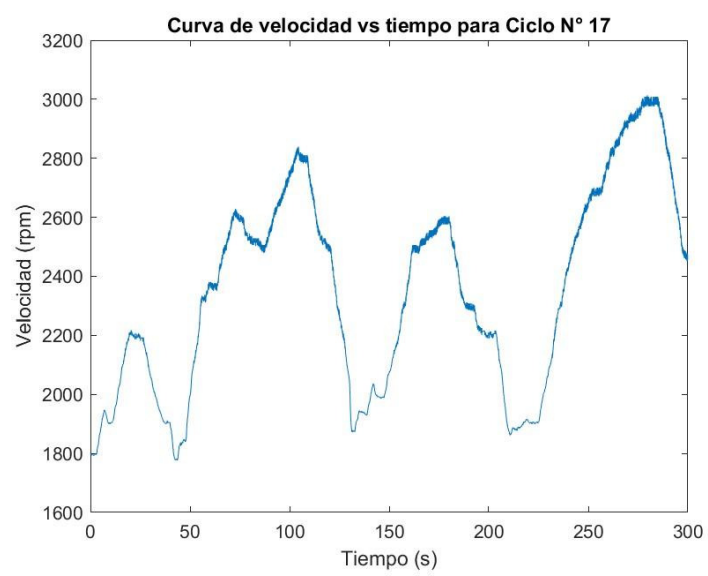
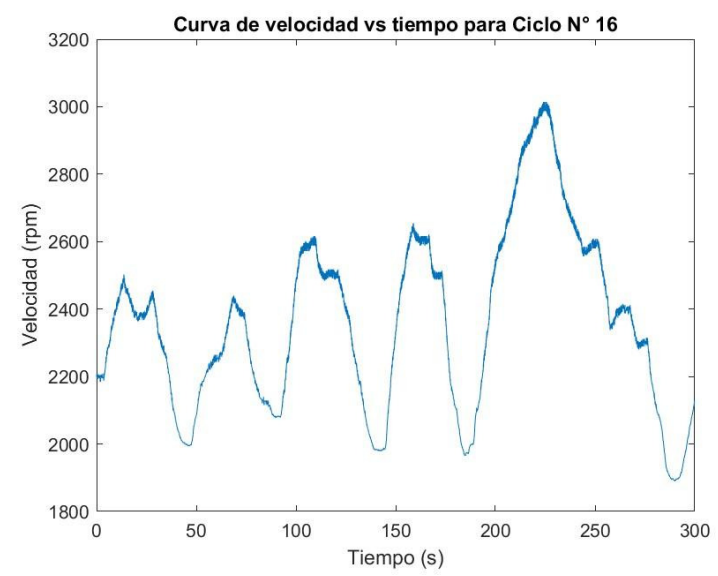
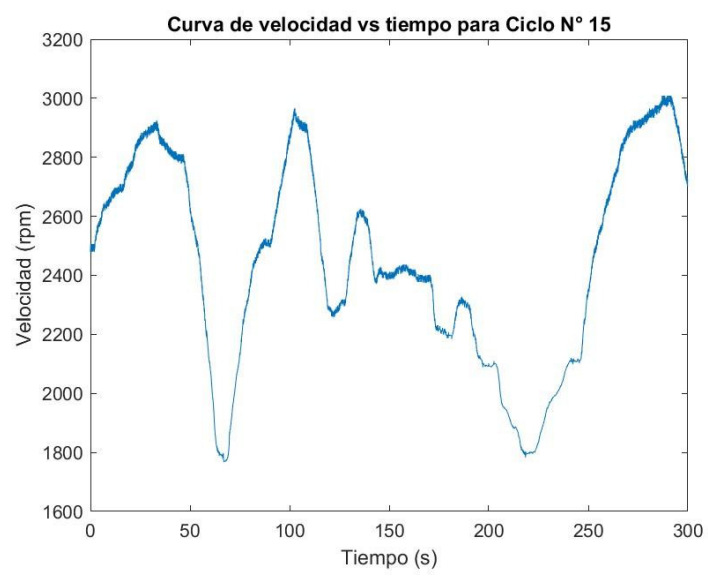
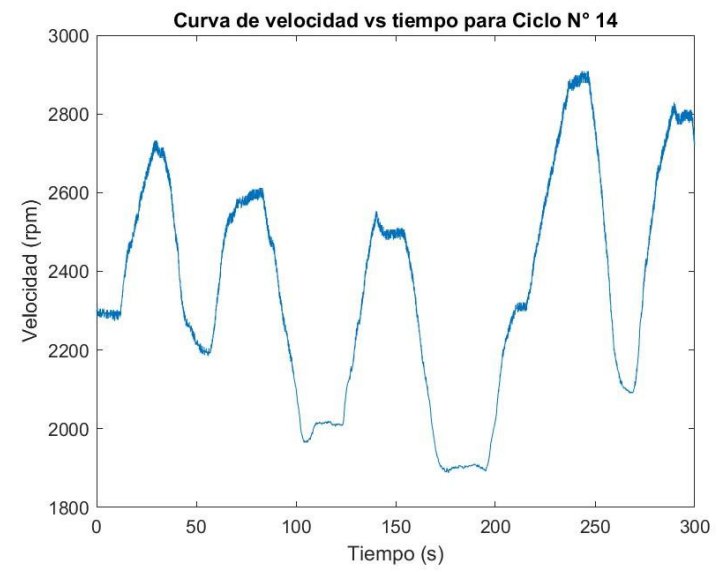
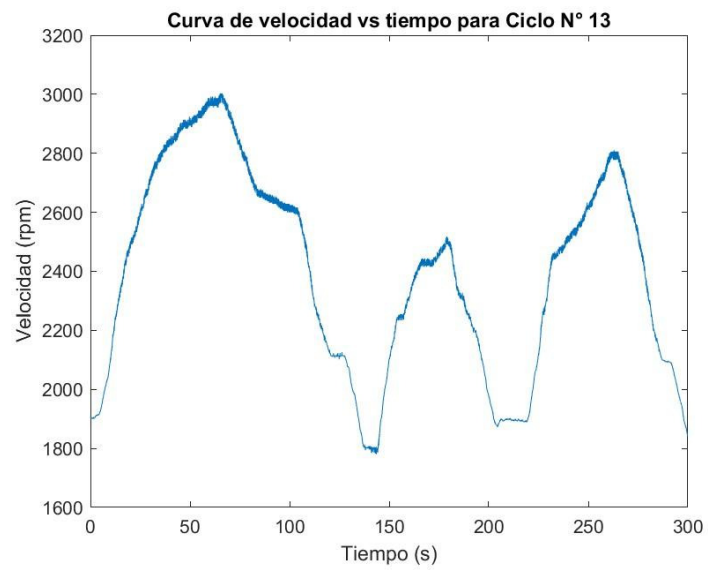
N°	Velocidad [rpm]	Carga [%]	Potencia [kW]	Bmep [kPa]	Consumo específico [g/kWh]
37	2500	70	25	601,7	223,5
38	2200	65	21	575,1	191,8
39	2400	55	19,2	482,2	213,9
40	2300	65	22,3	584	221,0
41	2000	50	15,6	468,9	207,9
42	2000	70	21,3	641,5	184,6
43	2000	65	20	601,7	198,7
44	2200	50	16,5	451,2	210,9
45	2000	60	18,5	557,4	206,1
46	2100	55	17,9	513,2	221,1
47	2400	65	22,4	561,8	204,1
48	2000	70	21	632,6	201,0
49	2300	50	17,2	451,2	219,7
50	2300	50	17,1	446,8	226,4
51	2100	55	17,9	513,2	221,1
52	2100	65	20,5	588,4	259,2
53	2300	60	20,8	544,1	255,5
54	2500	55	19,3	464,5	228,9
55	2100	70	22,4	641,5	217,3
56	2100	60	19	544,1	235,1
57	2500	60	21	504,3	208,3
58	2300	65	22,3	584	266,1
59	2300	55	18,9	495,5	211,2
60	2400	50	17,3	433,5	238,8

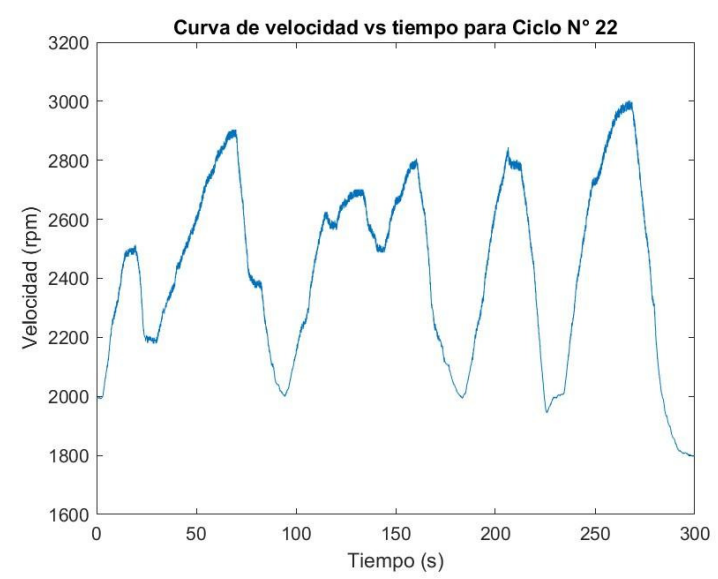
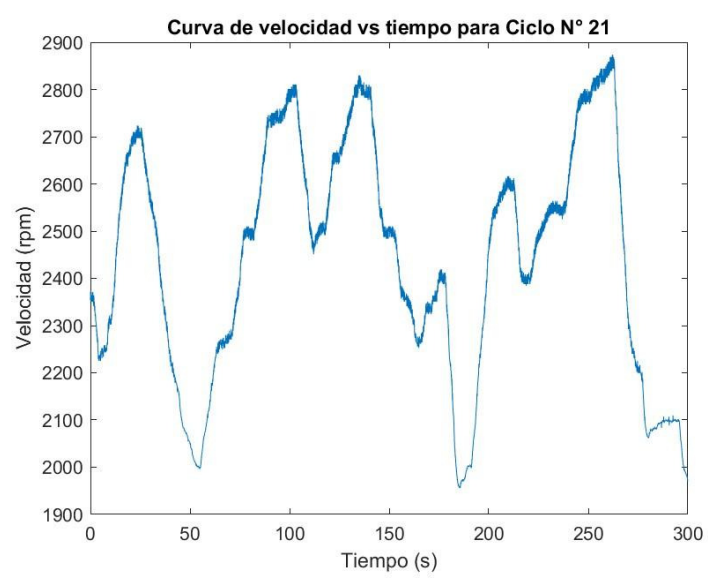
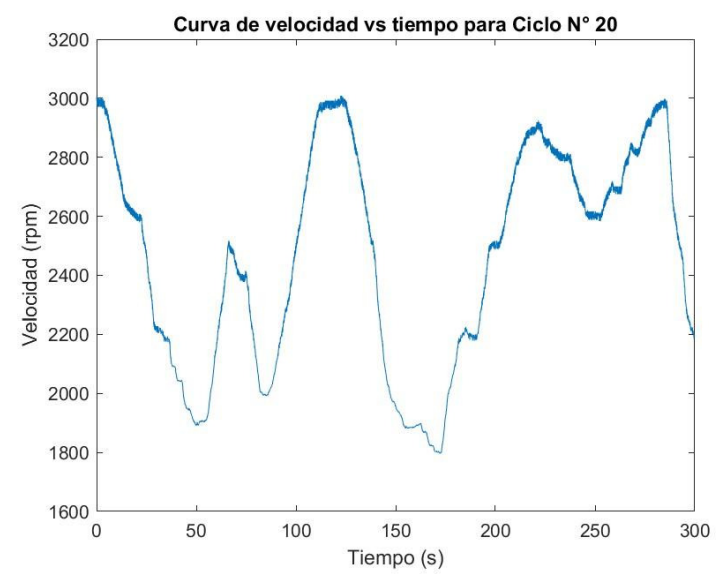
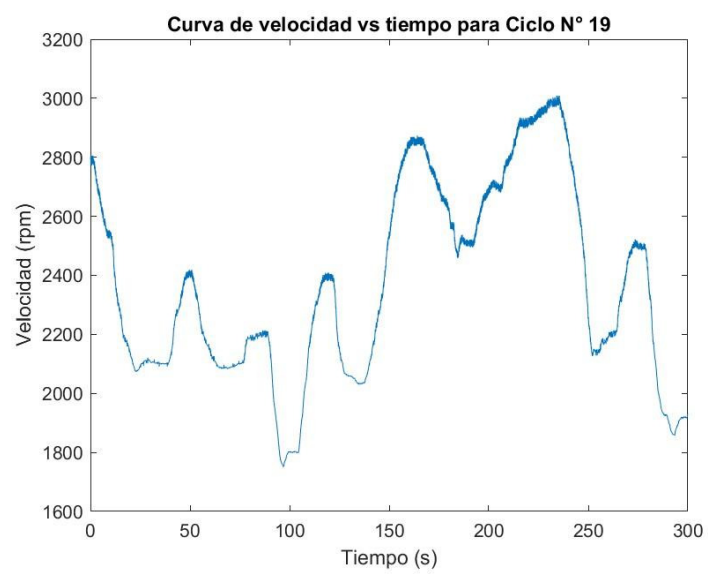
Anexo 4

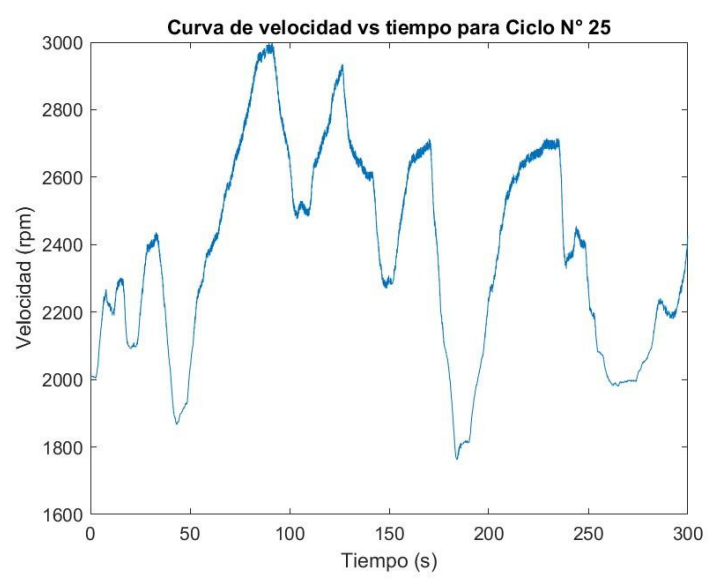
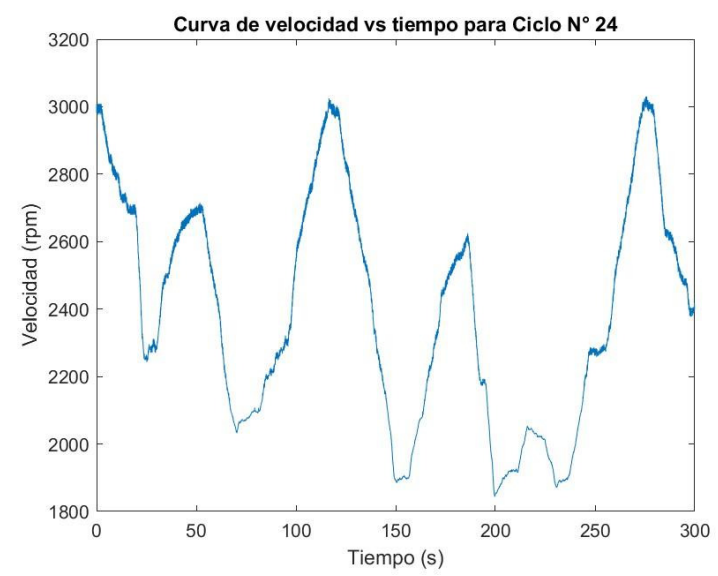
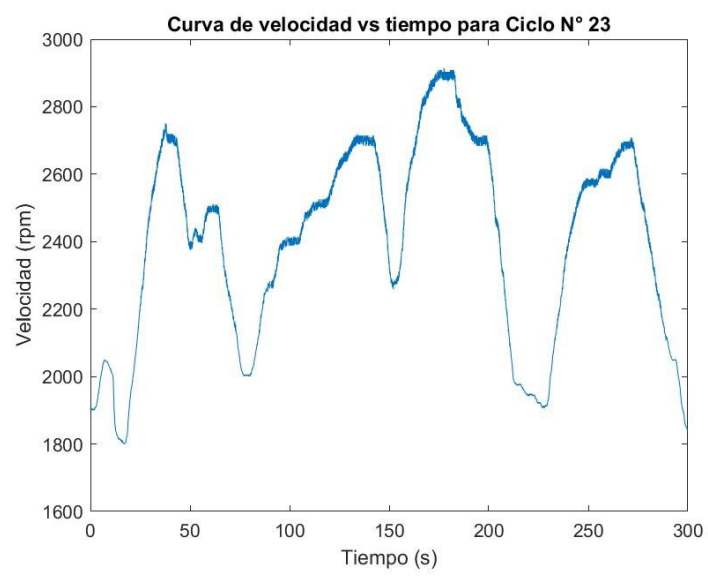
Curvas de velocidad versus tiempo para el Ensayo N°3: Caracterización del motor en estado dinámico.











Anexo 5

Listado de mediciones del Ensayo N°4: Aplicación de las metodologías en operación dual en un motor de banco.

N°	Velocidad (rpm)	Carga (%)	DSR (%)	Potencia (kW)	Bmep (kPa)	Eficiencia Térmica (%)	Categoría
1	3200	100%	20%	40,0	751,8	37%	3
2	3200	100%	10%	39,1	735,5	37%	2
3	3200	60%	10%	25,9	486,6	33%	2
4	2500	60%	10%	21,4	514,2	36%	2
5	2000	100%	30%	31,1	936,0	34%	4
6	3200	60%	0%	26,1	490,3	34%	1
7	3200	60%	30%	25,8	485,9	33%	2
8	2000	60%	20%	14,7	442,4	36%	3
9	3200	100%	30%	39,8	747,6	35%	3
10	3200	100%	0%	40,4	759,7	38%	1
11	2500	100%	0%	35,2	848,0	39%	1
12	2500	60%	0%	20,8	500,1	37%	1
13	2000	100%	20%	30,6	920,2	37%	2
14	2500	100%	10%	35,5	853,8	38%	2
15	2000	100%	0%	30,7	922,9	38%	1
16	3200	60%	20%	24,9	468,3	33%	2
17	2500	100%	20%	36,1	870,1	38%	2
18	2500	60%	20%	21,2	509,6	35%	2
19	2000	100%	10%	31,9	959,5	37%	2
20	2000	60%	30%	18,4	552,4	37%	3
21	2000	60%	10%	18,4	553,0	38%	2
22	2500	60%	30%	21,1	508,3	35%	2
24	2500	100%	30%	35,4	852,8	37%	3
25	2200	60%	0%	19,9	543,9	Sin Datos	1
102	3200	100%	10%	39,9	750,7	38%	2
105	2000	100%	25%	31,3	942,0	36%	3
106	3200	60%	0%	24,7	464,1	33%	1
107	3200	60%	30%	25,1	472,8	33%	2
110	3200	100%	0%	39,6	745,1	37%	1
111	2500	100%	0%	35,6	856,5	39%	1
112	2500	60%	0%	21,1	508,1	37%	1
114	2500	100%	10%	35,2	846,3	39%	2
115	2000	100%	0%	30,4	913,7	37%	1
116	3200	60%	20%	24,7	464,2	33%	2
118	2500	60%	20%	21,3	513,2	36%	2
119	2000	100%	10%	29,5	888,8	38%	2



UNIVERSIDAD TECNICA
FEDERICO SANTA MARIA



N°	Velocidad (rpm)	Carga (%)	DSR (%)	Potencia (kW)	Bmep (kPa)	Eficiencia Térmica (%)	Categoría
121	2000	60%	10%	18,4	554,9	38%	2
123	2000	60%	0%	18,6	558,5	39%	1
124	2500	100%	30%	35,6	857,9	37%	3
125	2200	60%	0%	19,1	521,8	38%	1
211	2500	100%	0%	36,5	879,4	40%	1
21*	2200	60%	10%	19,9	598,0	38%	2
S/N	2000	100%	35%	30,6	920,2	Sin Datos	4

Anexo 6

Listado de mediciones en estado estacionario y modo dual tomadas previamente por el GIMCA [12]

Num. ensayo	Carga (%)	Velocidad (rpm)	Comb. sust.	DSR (%)	Categoría
187	100	3200		0%	1
188	100	3200	H2	8%	2
190	100	3200	H2	27%	2
191	100	3200	H2	38%	4
192	100	3200		0%	1
193	60	3200		0%	1
194	60	3200	H2	8%	3
195	60	3200	H2	21%	2
196	60	3200	H2	35%	3
197	60	3200	H2	45%	3
198	60	3200		0%	1
314	100	2500		0%	1
315	100	2500	H2	8%	2
318	100	2500	H2	36%	4
319	100	2500		0%	1
320	100	2001		0%	3
321	100	2001	H2	7%	2
322	100	2001	H2	20%	2
323	100	2001	H2	31%	4
325	60	2001		0%	1
326	60	2001	H2	18%	2
327	60	2001	H2	30%	2
328	60	2001	H2	50%	2
329	60	2001		0%	1
330	60	2500		0%	1
331	60	2500	H2	19%	3
332	60	2500	H2	32%	3
333	60	2500	H2	46%	2
334	60	2500		0%	1
335	60	2001		0%	1
336	60	2001	H2	18%	2
337	60	2001	H2	33%	2
338	60	2001	H2	54%	2
339	100	2500		0%	1
340	100	2500	H2	8%	2
341	100	2500	H2	23%	2



UNIVERSIDAD TECNICA
FEDERICO SANTA MARIA



342	100	2500	H2	31%	4
343	100	2500		0%	1
344	100	3200		0%	1
345	100	3200	H2	9%	2
346	100	3200	H2	15%	2
347	100	3200	H2	28%	2
348	100	3200	H2	33%	4
349	100	3200		0%	1
351	100	2001		0%	3
352	100	2001	H2	10%	3
353	100	2001	H2	27%	2
354	100	2001	H2	36%	4
355	100	2001		0%	3
374	100	2001		0%	3
375	100	2500		0%	1
376	100	2500	H2	23%	2
377	100	2500	H2	28%	4
378	100	2500	H2	31%	4
379	100	2500	H2	33%	4
380	100	3200		0%	1
381	100	3200	H2	21%	2
382	100	3200	H2	28%	3
383	100	3200	H2	31%	4
384	100	3200		0%	1
385	60	2500		0%	1
386	60	2500	H2	18%	3
387	60	2500	H2	31%	2
388	60	2500	H2	45%	3
389	60	2500		0%	1
390	60	3200		0%	1
391	60	3200	H2	21%	3
392	60	3200	H2	35%	3
393	60	3200	H2	45%	3
394	60	3200		0%	1
402	60	2500		0%	1
403	60	2500	GLP	11%	2
404	60	2500	GLP	19%	2
406	60	2500	GLP	38%	2
407	60	2500	GLP	45%	2
408	60	2500	GLP	55%	2
409	60	2500	GLP	63%	2
410	60	3200		0%	1



UNIVERSIDAD TECNICA
FEDERICO SANTA MARIA



411	60	3200	GLP	10%	2
412	60	3200	GLP	19%	3
413	60	3200	GLP	27%	3
414	60	3200	GLP	35%	2
415	60	3200	GLP	44%	3
416	60	3200	GLP	53%	3
417	60	3200	GLP	61%	2
418	100	3200		0%	1
419	100	3200	GLP	10%	2
420	100	3200	GLP	19%	2
421	100	3200	GLP	28%	2
422	100	3200	GLP	37%	2
423	100	3200	GLP	46%	4
424	100	3200	GLP	54%	4
425	100	3200		0%	1
426	100	3200	GLP	10%	2
427	100	2500		0%	1
428	100	2500	GLP	10%	2
429	100	2500	GLP	20%	2
430	100	2500	GLP	29%	2
431	100	2500	GLP	37%	2
432	100	2500	GLP	47%	4
433	100	2500	GLP	54%	4
434	100	2500		0%	1
435	100	2500	GLP	10%	2
436	100	2500	GLP	29%	2
449	100	2001		0%	3
450	100	2001	GLP	10%	3
451	100	2001	GLP	20%	2
452	100	2001	GLP	30%	2
453	100	2001	GLP	40%	2
454	100	2001	GLP	49%	4
455	100	2001	GLP	57%	4
456	100	2001		0%	3
457	100	2001	GLP	40%	2
458	100	2001	GLP	48%	4
459	100	2001	GLP	54%	4

Anexo 7

Listado de mediciones de las pruebas en vehículo con sustitución

Nº	Operación	Cantidad de KI	Consumo energético de diésel [MJ]	Consumo energético de hidrógeno [MJ]	Sustitución media
LB-CC01	100% Diésel	4830	47,0	0,0	0%
LB-CC02	100% Diésel	5980	42,4	0,0	0%
LB-CC03	100% Diésel	5930	44,8	0,0	0%
LB-CC04	100% Diésel	5905	45,0	0,0	0%
LB-CC05	100% Diésel	5840	44,9	0,0	0%
LB-CC06	100% Diésel	5860	43,6	0,0	0%
LB-CC07	100% Diésel	5925	43,5	0,0	0%
LB-CC08	100% Diésel	5955	45,2	0,0	0%
LB-CC09	100% Diésel	5910	44,3	0,0	0%
LB-CC10	100% Diésel	5880	44,6	0,0	0%
M1-CC01	Dual con Mapa de inyección N°1	5890	43,6	0,9	2%
M1-CC02	Dual con Mapa de inyección N°1	5860	42,8	0,8	2%
M1-CC03	Dual con Mapa de inyección N°1	5875	41,6	0,8	2%
M1-CC04	Dual con Mapa de inyección N°1	5885	44,1	0,7	1%
M1-CC05	Dual con Mapa de inyección N°1	5910	43,3	0,8	2%
M1-CC06	Dual con Mapa de inyección N°1	5870	42,1	0,9	2%
M1-CC07	Dual con Mapa de inyección N°1	5800	43,1	0,7	2%
M1-CC08	Dual con Mapa de inyección N°1	5830	41,9	0,8	2%
M1-CC09	Dual con Mapa de inyección N°1	5750	45,8	0,7	2%
M1-CC10	Dual con Mapa de inyección N°1	5850	42,3	0,7	2%
M2-CC01	Dual con Mapa de inyección N°2	5820	40,0	3,6	8%
M2-CC02	Dual con Mapa de inyección N°2	5855	39,4	3,3	8%
M2-CC03	Dual con Mapa de inyección N°2	5860	40,8	3,3	8%
M2-CC04	Dual con Mapa de inyección N°2	5865	41,5	2,9	6%
M2-CC05	Dual con Mapa de inyección N°2	5890	41,6	4,0	9%
M2-CC06	Dual con Mapa de inyección N°2	5925	42,3	2,1	5%
M2-CC07	Dual con Mapa de inyección N°2	5905	42,3	1,8	4%
M2-CC08	Dual con Mapa de inyección N°2	5885	45,8	2,9	6%
M2-CC09	Dual con Mapa de inyección N°2	5860	44,2	3,1	7%
M2-CC10	Dual con Mapa de inyección N°2	5880	44,8	3,1	6%
M3-CC01	Dual con Mapa de inyección N°3	5880	43,7	5,1	10%
M3-CC02	Dual con Mapa de inyección N°3	5884	44,1	4,7	10%
M3-CC03	Dual con Mapa de inyección N°3	5900	40,4	4,2	9%
M3-CC04	Dual con Mapa de inyección N°3	5875	39,5	4,9	11%



UNIVERSIDAD TECNICA
FEDERICO SANTA MARIA



N°	Operación	Cantidad de KI	Consumo energético de diésel [MJ]	Consumo energético de hidrógeno [MJ]	Sustitución media
M3-CC05	Dual con Mapa de inyección N°3	6000	39,6	4,8	11%
M3-CC06	Dual con Mapa de inyección N°3	5885	39,2	4,8	11%
M3-CC07	Dual con Mapa de inyección N°3	5925	44,9	4,4	9%
M3-CC08	Dual con Mapa de inyección N°3	5820	42,0	4,4	10%
M3-CC09	Dual con Mapa de inyección N°3	5885	42,2	4,4	10%
M3-CC10	Dual con Mapa de inyección N°3	4100	42,3	4,3	9%