



EDUCACIÓN

SECRETARÍA DE EDUCACIÓN PÚBLICA



TECNOLÓGICO
NACIONAL DE MÉXICO

Tecnológico Nacional de México

Centro Nacional de Investigación y
Desarrollo Tecnológico

Tesis de Maestría

Sistema tolerante a fallas para el sensor de
oxígeno de un motor de combustión
interna

presentada por

Ing. Luis Fernando De Olarte Delgado

como requisito para la obtención del grado de

**Maestro en Ciencias en Ingeniería
Electrónica**

Director de tesis

Dr. Ricardo Fabricio Escobar Jiménez

Cuernavaca, Morelos, México. Enero de 2023.



Cuernavaca, Mor.,

No. De Oficio:

Asunto:

23/enero/2023

SAC/027/2023

Autorización de
impresión de tesis

**LUIS FERNANDO DE OLARTE DELGADO
CANDIDATO AL GRADO DE MAESTRO EN CIENCIAS
EN INGENIERÍA ELECTRÓNICA
P R E S E N T E**

Por este conducto, tengo el agrado de comunicarle que el Comité Tutorial asignado a su trabajo de tesis titulado "SISTEMA TOLERANTE A FALLAS PARA EL SENSOR DE OXIGENO DE UN MOTOR DE COMBUSTIÓN INTERNA", ha informado a esta Subdirección Académica, que están de acuerdo con el trabajo presentado. Por lo anterior, se le autoriza a que proceda con la impresión definitiva de su trabajo de tesis.

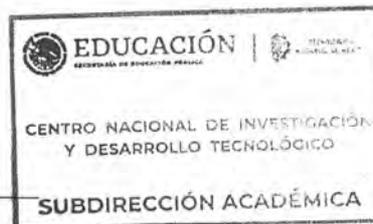
Esperando que el logro del mismo sea acorde con sus aspiraciones profesionales, reciba un cordial saludo.

A T E N T A M E N T E

Excelencia en Educación Tecnológica®

"Conocimiento y tecnología al servicio de México"

**CARLOS MANUEL ASTORGA ZARAGOZA
SUBDIRECTOR ACADÉMICO**



C. c. p. Departamento de Ingeniería Electrónica
Departamento de Servicios Escolares

CMAZ/RMA



Cuernavaca,
Mor.,
No. de Oficio:
Asunto:

23/enero/2023

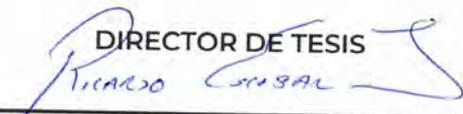
DIE/002/2023

**Aceptación de documentos de
tesis**

**DR. CARLOS MANUEL ASTORGA ZARAGOZA
SUBDIRECTOR ACADÉMICO**

PRESENTE

Por este conducto, los integrantes de Comité Tutorial del C. Ing. Luis Fernando de Olarte Delgado, con número de control M20CE073 de la Maestría en Ciencias en Ingeniería Electrónica, le informamos que hemos revisado el trabajo de tesis profesional titulado "Sistema Tolerante a fallas para el Sensor de Oxígeno de un Motor de Combustión interna" y hemos encontrado que se han realizado todas las correcciones y observaciones que se le indicaron, por lo que hemos acordado aceptar el documento de tesis y le solicitamos la autorización de impresión definitiva.

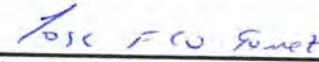

DIRECTOR DE TESIS

Dr. Ricardo Fabricio Escobar Jiménez
Doctor en Ciencias en Ingeniería
Electrónica
Cédula profesional 7534115

REVISOR 1


Dr. Carlos Daniel García Beltrán
Doctor en Ciencias en Ingeniería
Electrónica
Cédula profesional 8699605

REVISOR 2


Dr. José Francisco Gómez Aguilar
Doctor en Ciencias Física
Cédula profesional 9124781

C.p. Lic. Silvia del Carmen Ortiz Fuentes- jefa del Departamento de Servicios Escolares
Estudiante
HEE/mrs

Dedicatoria

A mi madre: Rosa Delgado Díaz.

A mi padre: Fernando De Olarte Galindo

A mi hermano: Emir Alejandro De Olarte Delgado.

Agradecimientos

Al Centro Nacional de Investigación y Desarrollo Tecnológico por brindarme la oportunidad de cursar el programa de posgrado en Ciencias en Ingeniería Electrónica y facilitar sus instalaciones para el desarrollo de mi trabajo y formación académica.

Al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología por facilitarme el recurso necesario por medio de una beca de posgrado y así permitirme una dedicación en la maestría de tiempo completo.

A mi asesor de tesis: Dr. Ricardo Fabricio Escobar Jiménez, por su paciencia, apoyo, compromiso, confianza y sabiduría brindada que sirvió para guiarme durante todo el desarrollo de este trabajo.

A mis revisores: Dr. Carlos Daniel García Beltrán y Dr. José Francisco Gómez Aguilar, por su tiempo, disponibilidad y sus valiosos comentarios y aportaciones que ayudaron a mejorar este trabajo.

A mis compañeros de generación de Maestría: Randy, Cecilia, Emilio y José, por compartir su tiempo y conocimientos que me ayudaron a mejorar.

A mis compañeros asesorados, por compartir sus conocimientos en base a su experiencia, además de sus observaciones y sugerencias para con mi trabajo de tesis.

A mis padres, mi hermano y mi novia, que sin su apoyo, paciencia, tiempo y sacrificio no hubiese podido llegar hasta este punto.

Resumen

Este trabajo de investigación trata sobre el diseño y la simulación de un sistema de supervisión de los sensores de temperatura, presión y lambda de un motor de combustión interna. Se utiliza un modelo matemático de referencia para representar el comportamiento de los sensores antes mencionados para observar su desempeño ante fallas y desarrollar un sistema que tolere dichas fallas.

El sistema se basará en la redundancia analítica utilizando un banco de tres observadores de alta ganancia. El sistema de supervisión tiene como objetivo mantener el motor de combustión interna en funcionamiento continuo con una degradación mínima de su rendimiento, incluso si ocurren fallas en uno o dos sensores simultáneamente.

El diseño del sistema de supervisión considerará la tolerancia a fallas pasiva de los sensores de presión, temperatura y lambda mediante un sistema de conmutación que permite realizar una reconfiguración de la señal con falla por una señal sin falla la cual es estimada por el observador.

Abstract

This thesis work presents the effects of the design and simulation of a monitoring system for temperature, pressure and lambda sensors of a engine internal combustion. A reference mathematical model is used to represent the behavior of the aforementioned sensors to observe their performance against failures and develop a system that tolerates said failures.

The system is based on analytical redundancy using a bank of three high-gain observers. The monitoring system is intended to keep the internal combustion engine running continuously with minimal performance degradation, even if one or two sensors fail simultaneously.

The monitoring system design considers the fault tolerance of the sensor. With a fault detection and isolation system, the faulty signal was changed to a healthy signal by selecting the signal with the least error at the time of a sensor failure.

Índice general

Índice general	VII
Índice de figuras	VIII
Índice de tablas	IX
Nomenclatura	X
1. Introducción	12
1.1. Antecedentes	12
1.2. Planteamiento del problema	13
1.3. Objetivos	13
1.3.1. General	13
1.3.2. Específicos	14
1.4. Metas	14
1.5. Justificación	14
1.6. Alcances	14
1.7. Aportación	14
1.8. Hipótesis	14
1.9. Metodología	15
2. Estado del arte y marco teórico	16
2.1. Sistema de detección y aislamiento de fallas para sensores en motores de combustión interna	16
2.2. Diseño de observadores de alta ganancia	18
2.3. Sistemas de control basados en observadores de alta ganancia	19
2.4. Control para AFR	21
2.5. Motor de combustión interna	21
2.6. Fundamentos mezcla de aire y combustible	22
2.7. Emisión de gases de un vehículo	22
2.8. Flujo de masa de combustible	23
2.9. Flujo de masa de aire	23
2.10. Modelado del sistema de un motor de combustión interna	23
2.11. Sensor lambda	24
2.12. Observador de alta ganancia	25
2.13. Sistema diagnóstico de fallas	26
3. Diseño de observadores	27
3.1. Acoplamiento de ecuaciones	27
3.2. Diseño del observador 1 con la presión (P_m) como entrada medida.	28
3.2.1. Vector $\Phi - P_m$	28

3.2.2. Matriz Jacobiana - P_m	28
3.2.3. Observador dependiente del sensor de presión	29
3.3. Diseño del observador 2 con la temperatura (T_m) como entrada medida.	29
3.3.1. Vector $\Phi - T_m$	29
3.3.2. Matriz Jacobiana - T_m	30
3.3.3. Observador dependiente del sensor de temperatura	30
3.4. Diseño del observador 3 con el factor lambda (λ) como entrada medida.	32
3.4.1. Vector $\Phi - \lambda$	32
3.4.2. Matriz Jacobiana - λ	32
3.4.3. Observador dependiente del sensor lambda	33
4. Resultados	35
4.1. Modelo del motor de combustión interna	35
4.2. Observadores de alta ganancia sin falla	36
4.3. Errores cuadráticos medios	37
4.4. Matriz de firmas de fallas	38
4.5. Observador 1 que depende del sensor de presión	38
4.6. Observador 2 que depende del sensor de temperatura	39
4.7. Observador 3 que depende del sensor de lambda	39
4.8. Sensor de presión con fallas	41
4.9. Sensor de temperatura con fallas	42
4.10. Sensor lambda con fallas	43
4.11. Sistema tolerante a fallas	44
5. Conclusiones	46
5.1. Trabajos futuros	47

Índice de figuras

2.1. Esquema de diagnóstico de fallas	26
4.1. Señales medidas del motor de combustión interna.	35
4.2. Estados medidos del motor de combustión interna.	36
4.3. Comportamiento de observadores de alta ganancia sin falla A, B y C, que dependen de su sensor correspondientemente presión, temperatura y lambda.	37
4.4. Comportamiento del observador uno que depende del sensor de presión ante múltiples fallas.	39
4.5. Comportamiento del observador dos que depende del sensor de temperatura ante múltiples fallas.	40
4.6. Comportamiento del observador tres que depende del sensor lambda ante múltiples fallas.	40
4.7. Residuo de la presión con falla en distintos intervalos de tiempo.	41
4.8. Estimaciones de la presión por los observadores 2 y 3 (temperatura y lambda).	42
4.9. Residuo de la temperatura con falla en distintos intervalos de tiempo.	42
4.10. Estimaciones de la temperatura por los observadores 1 y 3 (presión y lambda).	43
4.11. Estimaciones de lambda por los observadores 1 y 2 (presión y temperatura).	43
4.12. Residuo de lambda con falla en distintos intervalos de tiempo.	44
4.13. Señales adaptadas de presión, temperatura y lambda.	45

Índice de tablas

1. Símbolos	X
2. Siglas y Acrónimos	XI
4.1. ECM	38
4.2. Matriz de fallas	38

Nomenclatura

Tabla 1: Símbolos.

Símbolo	Descripción	Unidades
P_m	Presión del múltiple de admisión	kPa
T_m	Temperatura del múltiple de admisión	K
T_a	Temperatura ambiente	K
V_m	Volumen del múltiple de admisión	cm^3
R	Constante del aire	kJ/kgK
N	Velocidad	rpm
V	Cilindrada total	m^3
\dot{m}_{fi}	Combustible inyectado por un inyector	$mg/ciclo$
\dot{m}_{ff}	Flujo de la película del combustible	K_g/s
\dot{m}_f	Flujo de masa de combustible	K_g/s
\dot{m}_{acil}	Flujo de masa de aire que ingresa en el cilindro	K_g/s
τ	Retardo	s
τ_λ	Retardo lambda	s
m_{th}	Flujo de masa de aire que atraviesa por la válvula de mariposa	K_g/s
λ	Lambda	
λ_{cyl}	Lambda del cilindro	
Λ_s	Relación estequiométrica	
L_f	Derivada de Lie	
η_{vol}	Rendimiento volumétrico	
k	Relación de calores específicos	
n_{cyl}	Número de cilindros	
θ	Theta	

Conjuntos y funciones

\mathbb{R}	Conjunto de todos los números reales
\sum	Sumatoria
$f(x)$	Función f que depende de x
$h(x)$	Función h que depende de x
$g(x)$	Función g que depende de x

Vectores y Matrices.

Φ	Vector phi
$S\theta$	Matriz de sintonización
$S\theta^{-1}$	Matriz de sintonización inversa
A	Matriz de observabilidad
ψ	Matriz de observabilidad
C	Matriz de salidas
C^T	Matriz transpuesta de salidas
x	Vector de variables de estados
u	Vector de variables de entrada
y	Vector de variables de salida
z	Vector de variables de estados

Tabla 2: Siglas y Acrónimos.

Siglas	Descripción
MAF	Flujo de masa de aire (Mass Air Flow)
FDI	Detección y aislamiento de fallas (Fault Detection and Isolation)
TPS	Sensor de posición del acelerador (Throttle Position Sensor)
HC	Hidrocarburos
NOx	Oxido de Nitrógeno
CO	Monóxido de Carbono
EGO	Sensor de Oxígeno (Exhaust Gas Oxygen)
SVM	Máquinas de vectores de soporte (Support Vector Machine)
AFR	Relación estequiométrica aire combustible (Air Fuel Ratio)
PMI	Punto muerto inferior
PMS	Punto muerto superior
ECU	Unidad de control de motor (Engine Control Unit)
PID	Proporcional Integral Derivativo

Capítulo 1

Introducción

En las últimas décadas, se han desarrollado estrategias de control tolerante a fallas para el control de la relación aire-combustible. Este problema ha sido abordado debido a que una falla en los sensores o actuadores que controlan esta relación puede ocasionar altas emisiones de contaminantes, altos consumo de combustible y en casos graves el paro del motor de combustión interna. En la actualidad se considera que un sistema tolerante a fallas para el control de la regulación de la relación aire-combustible es necesario para que el motor de combustión interna mantenga su mejor rendimiento bajo falla. En este último año han surgido nuevas estrategias de control para el diseño de este tipo de sistemas, en la mayoría de trabajos se realiza redundancia analítica para generar la etapa de diagnóstico. Los sistemas de diagnóstico actuales utilizan observadores para estimar señales medidas. Entre las técnicas más utilizadas actualmente se encuentran algoritmos genéticos, lógica difusa y observadores no lineales.

Un vehículo automotor debe cumplir un desempeño óptimo en su funcionamiento sin vibración o pérdida de potencia, a la vez que debe cumplir con las normas de emisiones de gases al medio ambiente. El sistema de funcionamiento de un motor de combustión interna se compone en gran mayoría de sensores físicos que continuamente están monitoreando diversas variables que hacen que el motor trabaje de forma óptima. Si el sensor lambda falla, la computadora ya no puede establecer la relación de aire-combustible, y envía datos que no son correctos al control de la relación aire-combustible. Ocasionando que la relación aire-combustible esté empobrecida (menor cantidad de aire) o enriquecida (mayor cantidad de aire), dependiendo este comportamiento a la falla del sensor. La mayoría de veces, aumentando el consumo de combustible de manera excesiva generando vibraciones abruptas en el vehículo o hasta su paro total, otro de los efectos que existen cuando hay una falla en el sensor lambda es una mala combustión, lo que puede generar una mayor cantidad de gases contaminantes emitidos a la atmósfera.

Es por lo que, en este trabajo de investigación, el enfoque principal es la detección y aislamiento de fallas en el sensor lambda.

1.1. Antecedentes

En el Centro Nacional de Investigación y Desarrollo Tecnológico (CENIDET) durante la última década se ha puesto atención en el modelado matemático del motor de combustión interna con la finalidad de diseñar estrategias de control con diferentes propósitos. El trabajo desarrollado más relacionado con este tema de investigación tiene que ver con la generación de observadores no lineales adaptables para la estimación del aire que ingresa

al múltiple de admisión. Con esta señal estimada, en el trabajo presentado por Gutiérrez León [1] se propuso un sistema tolerante a fallas para el sensor de masa de aire (MAF), este sistema se basó en el diseño de dos tipos de observadores adaptables no lineales, los resultados obtenidos fueron satisfactorios al mantener en operación el motor de combustión interna a pesar de fallas totales. Por otro lado, en [2] Ocampo Rodríguez desarrolló un sistema tolerante a fallas para el sensor MAF, este sistema se basó en el diseño de un filtro de Kalman Dual para estimación del flujo de masa de aire. Los resultados presentados en simulación fueron satisfactorios. Recientemente, en [3], los autores propusieron un sistema de FDI (del Inglés Fault Detection and Isolation) para detectar y aislar fallas múltiples y simples en los sensores MAF, posición del acelerador (TPS) y presión absoluta del múltiple de admisión (MAP) del motor de combustión interna. Este sistema se desarrolló mediante el uso de redes neuronales con resultados satisfactorios.

Debido a la importancia de diseñar sistemas tolerantes a fallas en sensores, en este trabajo de tesis se aborda el diseño de un sistema tolerante a fallas basado en redundancia analítica. El objetivo del sistema es detectar, aislar y reconfigurar la señal del sensor dañado. La investigación se enfocó en el sensor de oxígeno o también conocido como sensor lambda ubicado en el múltiple de escape del motor de combustión interna, sin embargo, los sensores de presión y temperatura son considerados dentro del diseño.

Para desarrollar el sistema FDI, se diseñó un banco de observadores de alta ganancia. Los resultados presentados en simulación con datos de presión y temperaturas experimentales fueron satisfactorios.

1.2. Planteamiento del problema

Un vehículo automotor debe cumplir un desempeño óptimo en su funcionamiento sin vibración o pérdida de potencia, a la vez que debe cumplir con las normas de emisiones de gases al medio ambiente.

El sistema de funcionamiento de un motor de combustión interna se compone en gran mayoría de sensores físicos que continuamente están monitoreando diversas variables que hacen que el motor trabaje de forma óptima. Si el sensor lambda falla, la computadora ya no puede establecer la relación de aire-combustible, y envía datos que no son correctos al control de la relación aire-combustible. Ocasionando que la relación aire-combustible esté empobrecida (menor cantidad de aire) o enriquecida (mayor cantidad de aire), dependiendo este comportamiento a la falla del sensor.

En la mayoría de veces, aumentando el consumo de combustible de manera excesiva generando vibraciones abruptas en el vehículo o hasta su paro total, otro de los efectos que existen cuando hay una falla en el sensor lambda es una mala combustión, lo que puede generar una mayor cantidad de gases contaminantes emitidos a la atmósfera. Es por lo que, en este trabajo de investigación, el enfoque principal es la detección y aislamiento de fallas en el sensor lambda.

1.3. Objetivos

1.3.1. General

Desarrollar un sistema tolerante a fallas basado en un banco de observadores de alta ganancia para los sensores de presión, temperatura y lambda de un motor de combustión interna.

1.3.2. Específicos

- Diseñar un banco de observadores de estado para estimar la presión, temperatura y el factor lambda de un motor de combustión interna.
- Diseñar un sistema de diagnóstico de fallas basado en el banco de observadores para los sensores de presión, temperatura y lambda de un motor de combustión interna.
- Validar con datos experimentales el sistema de diagnóstico de fallas.

1.4. Metas

- Obtener un banco de observadores de estado para estimar la presión, temperatura y el factor lambda de un motor de combustión interna.
- Obtener un sistema de diagnóstico de fallas basado en el banco de observadores para los sensores de presión, temperatura y lambda de un motor de combustión interna.
- Demostrar con datos experimentales que el sistema de diagnóstico de fallas puede aislar las fallas de los sensores dañados y posibilita al motor de combustión interna una continua operación.

1.5. Justificación

El fallo de los sensores de vehículos automotores ocasiona incrementos notorios en el gasto por mantenimiento. El fallo del sensor de oxígeno puede ocasionar consumos mayores de combustible en los vehículos, bajo rendimiento del motor de combustión interna o simplemente no puede no funcionar el motor, esto de acuerdo al tipo de falla que presente el sensor. Además, si este sensor no funciona correctamente es posible que los gases nocivos como partículas de hidrocarburos (HC) no quemados, óxido de nitrógeno (NOx) y el monóxido de carbono (CO) se incrementen al medio ambiente.

1.6. Alcances

En esta investigación se presentarán los resultados en simulación con datos experimentales de un sistema tolerante a fallas para los sensores de temperatura, presión y lambda de un motor de combustión interna.

1.7. Aportación

Se plantea aplicar técnicas de control tolerante a fallas pasivo mediante observadores de alta ganancia para realizar un banco de observadores de 3 estados (presión, temperatura y lambda), con el objetivo de proporcionar un método de detección de fallas basado en modelos para estimar el valor correcto del factor lambda.

1.8. Hipótesis

Mediante la propuesta de un modelo matemático acoplado y el diseño de observadores de alta ganancia será posible desarrollar un sistema tolerante a fallas para los sensores de presión, temperatura y factor lambda de un motor de combustión interna.

1.9. Metodología

Para el desarrollo de este tema de investigación se realizó la siguiente metodología.

1. Revisión bibliográfica, para el desarrollo de este tema de investigación se realizó una revisión bibliográfica, que comprende modelado de motores de combustión interna y observadores de estado.
2. Selección de modelo del motor de combustión interna. Después de revisar diferentes trabajos de investigación se realizó la selección de las ecuaciones de estado a utilizar.
3. Selección del observador a utilizar. Del estado del arte se seleccionó el observador de alta ganancia por sus características.
4. Se realizó el diseño del esquema de diagnóstico de fallas. Este sistema fue propuesto como un banco de observadores para detectar 3 diferentes fallas en sensores (presión, temperatura y sensor lambda).
5. Se realizó el diseño de cada uno de los observadores del banco propuesto para el sistema de diagnóstico de fallas.
6. Se realizaron simulaciones de las estimaciones de cada uno de los observadores y se compararon con datos experimentales.
7. Se realizaron simulaciones en presencia de fallas simples y múltiples.
8. Se analizaron los resultados y se presentaron los errores obtenidos por los observadores.
9. Se realizó documento de tesis, en donde se presentan las conclusiones de la investigación.

Capítulo 2

Estado del arte y marco teórico

2.1. Sistema de detección y aislamiento de fallas para sensores en motores de combustión interna

En los últimos años se han desarrollado técnicas de control para el diagnóstico y control tolerante a fallas para los sensores de los motores de combustión interna [3, 4, 5], con la finalidad de prevenir malos desempeños, altos consumos de combustible o la generación inapropiada de gases contaminantes del motor de combustión interna. Los autores en [3] presentaron un sistema de aislamiento y detección de fallas múltiples basados en redes neuronales. Los sensores bajo supervisión fueron, el sensor de posición del acelerador (TPS), el sensor de flujo de aire (MAF) y el sensor de presión absoluta del múltiple de admisión (MAP). De acuerdo a lo reportado por los autores el sistema de detección y aislamiento de fallas es capaz de hacer frente a fallas múltiples o a fallas en un solo sensor. También relacionado con el diagnóstico de fallas para los sensores MAP, sensor de posición de la mariposa, sensor EGO (del inglés exhaust gas oxygen), y sensor de velocidad en [4] los autores propusieron un observador de relación computarizado basado en Lyapunov difuso con SVM integrado (SVM del inglés support vector machine). Los autores mencionan que los resultados mostraron un 98.17 % de exactitud en la clasificación de las fallas.

Enfocados al tema de investigación presentado en este trabajo de tesis, se presentan a continuación investigaciones realizadas para la tolerancia a fallas en el control de la relación aire combustible de los motores de combustión interna. En este último año se han presentado diversos artículos de investigación en donde diferentes técnicas de control son empleadas, entre las que se encuentran lógica difusa [5] y control por modos deslizantes Super-Twisting [6], algoritmos genéticos [7, 8], observador basado en regresión no lineal [9], basado en redundancia analítica [10], control pasivo [11] y control robusto [12, 13].

Los autores en [5] desarrollaron un sistema tolerante a fallas activo basado en un controlador difuso. Para generar la redundancia analítica desarrollaron un observador no lineal difuso y con esto implementar un sistema FDI (del Inglés Fault Detection and Isolation). Los autores presentaron resultados en simulación y mencionaron que su sistema es robusto bajo condiciones de falla en los sensores del motor de combustión interna. Por otra parte, en [6], los autores presentaron un sistema tolerante a fallas híbrido para el control del AFR de un motor de combustión interna, este sistema consta de un control por modos deslizantes Super-Twisting y lógica difusa, los autores mencionan que su sistema contiene características de un sistema de tolerancia a fallas activo y pasivo. La unidad de detección y aislamiento de fallas fue diseñada con lógica difusa como parte del sistema

tolerante a fallas activo y el sistema de control por modos deslizantes Super-Twisting es implementado como parte del sistema tolerante a fallas pasivo para mantener el AFR regulado mediante el ajuste del actuador de mariposa. De acuerdo a los resultados obtenidos por simulación, los autores mencionan que este sistema se mantiene robusto y estable bajo situación de falla en sensores. Relacionada con la investigación presentada en [6], los autores en [7], propusieron el diseño de un control tolerante a fallas híbrido esta vez basado en el control por modos deslizantes de alto orden y algoritmos de lógica difusa. Al igual que en su trabajo anterior los autores mostraron que el sistema es robusto y estable bajo situación de falla en sensores. Los autores en [8], presentaron un sistema de control tolerante a fallas activo basado en un observador basado en algoritmo genético para realizar la redundancia en la unidad de FDI. Los autores mencionan que los resultados en simulación mostraron eficiencia en la tolerancia a fallas, particularmente para el sensor MAP en términos de menores oscilaciones.

Los autores en [14] presentan su investigación acerca de la detección y el aislamiento de fallas (FDI) en el sensor de flujo de masa de aire de un motor de combustión interna utilizando redes neuronales artificiales. Los autores emplearon un modelo de motor de combustión interna para realizar el análisis de sus resultados. En este trabajo los autores consideran diferentes fallas, como fugas de aire en el múltiple de admisión, en la válvula EGR y las fallas de los sensores de presión y temperatura, con diferentes intensidades de falla. Las redes neuronales diseñadas por los autores pudieron detectar y diagnosticar las fallas, y también indicar el tamaño de la falla, al reconocer los diferentes patrones de falla que ocurren en los datos dinámicos. Así mismo, los autores en [15] describen en su artículo, la detección y estimación de fallas de parámetros en sistemas no lineales con funciones de distribución de fallas no lineales. La contribución de los autores radica en la función de distribución de fallas no lineal; dado que tal función de distribución de fallas depende no solo de las entradas y salidas del sistema sino también de estados no medidos, bajo la condición Lipschitz, los autores proponen un observador de detección de fallas y un observador de diagnóstico adaptable. Finalmente, presentan un ejemplo de un modelo de una rueda con fricción concentrada para ilustrar la aplicabilidad del método de diagnóstico propuesto. Existen diferentes técnicas para hacer diagnóstico de fallas, entre las cuales están, redundancia analítica, sistemas basados en señales de vibración, o acústicas como los que se presentan en [16], donde los autores presentan un trabajo basado en las técnicas de análisis de intensidad de sonido, un método de reprocesamiento WPA para el diagnóstico de fallas del motor basado en ruido (EFD). Se miden los ruidos de un motor de gasolina EFI sin falla y con falla, calculando así sus contornos de nivel de intensidad de sonido y mediante un enfoque de interpolación para investigar inicialmente la posibilidad de un EFD basado en la intensidad del sonido. En [17], los autores proponen un método para detectar fallas en sistemas no lineales basado en modelos, logrando un diagnóstico de fallas por medio de un banco de estimadores de parámetros que describen las fallas del actuador, la planta y el sensor. Los autores resuelven su problemática al diseñar estimadores para sistemas no lineales mediante funciones que se aproximen mediante redes neuronales feedforward y así, reducir el problema a encontrar los pesos neuronales óptimos, dividiéndolo en dos fases. En la primera fase, utilizaron cualquier posible conocimiento “a priori” sobre las estadísticas de las variables aleatorias para inicializar las funciones de estimación neuronal fuera de línea. En la segunda fase, la optimización (o entrenamiento) continuó en línea. Basando el aprendizaje en línea como fuera de línea en la aproximación estocástica. Comparando mediante simulaciones los rendimientos que obtuvieron en la estimación de los parámetros de falla por los estimadores neuronales propuestos y por los filtros de Kalman extendidos con una aplicación a la robótica submarina.

2.2. Diseño de observadores de alta ganancia

Referente al diseño de observadores de alta ganancia, investigadores alrededor del mundo han realizado un gran esfuerzo por proponer este tipo de sistemas para casos especiales. Por mencionar algunos, en [18], los autores presentaron una contribución a la solución del problema del diseño de observadores de alta ganancia para sistemas hiperbólicos. En este trabajo los autores proponen algunas soluciones no triviales de los diseños clásicos de observadores de alta ganancia para sistemas no lineales de dimensión finita a algunas clases de sistemas de dimensión infinita, descritos como sistemas triangulares de ecuaciones diferenciales parciales (PDEs) hiperbólicas acopladas de primer orden, donde una sola observación de una única coordenada del estado se considera como salida del sistema. Estas formas pueden encontrarse en modelos epidemiológicos y reactores químicos tubulares. Para hacer frente a este problema, los autores proponen diseños de observadores directos e indirectos. En este trabajo los autores muestran de forma intuitiva cómo se puede aplicar el diseño del observador directo a sistemas hiperbólicos integrodiferenciales parciales cuasilineales de leyes de equilibrio con una sola velocidad, como una extensión natural del caso de dimensión finita. Así mismo, los autores presentan un enfoque indirecto para sistemas con distintas velocidades (hasta tres velocidades). El enfoque indirecto conduce al uso de derivadas espaciales de la salida en la dinámica del observador. Por otro lado, en [19] se presentó el diseño conjunto de un observador por retroalimentación lineal de baja y alta ganancia y un observador lineal de alta ganancia para la supresión de los efectos del pico en la estabilización semiglobal. Para retener un dominio de atracción arbitrariamente cercano al de una ley por retroalimentación de estado dada, se emplea un observador de alta ganancia para lograr una caída arbitrariamente rápida a cero de los errores de observación de todos los estados y el efecto del fenómeno de pico asociado con la alta ganancia del observador se supera saturando la entrada de control fuera del dominio de atracción deseado bajo la ley de retroalimentación del estado. Los autores mencionan que el codiseño propuesto no recurre a hacer que todos los errores de observación de estado decaigan a cero arbitrariamente rápido y, por lo tanto, permite que el subsistema lineal sea detectable pero no observable. Además, el diseño propuesto no recurre a saturar la entrada de control y da como resultado leyes de retroalimentación lineales que se parametrizan en un solo parámetro y son fáciles de sintonizar. En [20], los autores proponen una técnica de diseño de observadores de estado para sistemas dinámicos en tiempo continuo, estos algoritmos reconstruyen información completa a partir de procesos dinámicos basados en datos medidos en línea, a su vez, muestran cómo cada clase de observadores se basa en una transformación de la dinámica del sistema, lo que permite el diseño del observador, y cómo cada condición de observabilidad garantiza la invertibilidad de la transformación asociada y la convergencia de los observadores.

Con relación al diseño de observadores para sistemas hiperbólicos los autores [21], En [22] han desarrollados dos propuestas. En [21], los autores abordan el problema del diseño de un observador de alta ganancia para una clase de sistemas hiperbólicos casi lineales (con una velocidad característica), convirtiéndolos en sistemas de ecuaciones integro-diferenciales parciales. El diseño del observador propuesto por los autores se basa en la medición distribuida de una parte del vector de estado. El observador es presentado y discutido, tomando en cuenta también la estabilidad exponencial, la norma espacial del origen del sistema de error se establece completamente a través del análisis basado en Lyapunov. Además, en [22], los autores abordan el problema del diseño del observador de alta ganancia para una clase de sistemas hiperbólicos lineales no uniformes de 3×3 con velocidades características potencialmente diferentes y considerando la medición

distribuida de parte del estado. A través de la aplicación de una transformación de estado de dimensión infinita, los autores mapean el sistema en un nuevo conjunto de ecuaciones diferenciales parciales, satisfaciendo una forma apropiada para el diseño del observador. El observador desarrollado por los autores considera los términos de corrección de salida y derivadas espaciales de la salida para garantizar una estimación de estado rápida y arbitraria, mostrando de manera ilustrativa los resultados de su ejemplo de simulación. Finalmente, en [23], los autores proponen un observador de alta ganancia para una clase de sistemas no lineales de orden fraccionario. El enfoque que abordan se basa en la derivada de Caputo para resolver el problema de estimación de sistemas no lineales. El observador de alta ganancia propuesto por los autores se utiliza para estimar los estados no conocidos de un sistema fraccionario no lineal. Detallando el uso de las funciones de convergencia de Lyapunov, los autores establecen la estabilidad del sistema, presentando también la influencia de diferentes órdenes fraccionarios en la estimación. En última instancia, los autores mencionan ejemplos de simulación numérica, los cuales, demuestran la eficiencia del enfoque propuesto.

2.3. Sistemas de control basados en observadores de alta ganancia

Con relación al diseño de sistemas de control basados en observadores de alta ganancia diversas investigaciones actuales muestran que es una excelente opción para dicho fin. Por mencionar algunos, en [24], los autores presentaron un observador por modos deslizantes de alta ganancia para aerogeneradores (WT) con generador síncrono de imanes permanentes (PMSG) en situaciones complejas. El enfoque de control utiliza un observador de perturbaciones (DO) con un enfoque modificado de control de modo deslizante de terminal rápida integral (MSTIFTSMC). Los autores mencionan que la técnica de control propuesta asegura la convergencia de las variables de estado del WT-PMSG en tiempo finito, reduce el problema de variaciones (chattering) en el control de modo deslizante (SMC). Además, estima el par mecánico y compensa las incertidumbres paramétricas. Para realizar la sincronización de tiempo fijo de sistemas caóticos de memristor, en el trabajo presentado por [25] se desarrolló un nuevo observador de alta ganancia extendido. El observador de alta ganancia extendido filtrado de tiempo prescrito que proponen los autores se construye sobre la base de una transformación de coordenadas dependiente del tiempo basada en funciones de modulación que anulan el efecto de las condiciones iniciales en el tiempo de sincronización. Los autores presentaron un ejemplo numérico en simulación para ilustrar la eficiencia de su enfoque. Abordando los problemas de control para sistemas de una entrada una salida, en [26], los autores consideran el problema de seguimiento para un sistema no lineal que satisface la suposición de fase mínima, precedido por un operador de histéresis desconocido. En este trabajo, los autores proponen un enfoque de compensación de histéresis basado en la retroalimentación de la salida para esta clase de sistemas utilizando inversión dinámica y observadores extendidos de alta ganancia. Los autores mencionan que el análisis del sistema de lazo cerrado con retroalimentación de salida mostró que el error de seguimiento converge en una pequeña vecindad cerca del origen, que puede hacerse arbitrariamente pequeña mediante una elección adecuada de los parámetros de escala de tiempo de la inversión dinámica y del observador, respectivamente. Los autores realizaron experimentos para mostrar y confirmar que el análisis teórico del método propuesto ofrece un rendimiento comparable al de varios métodos propuestos anteriormente, los cuales requieren un operador de inversión de histéresis explícito.

Por otro lado, en [27], se presentó un control por retroalimentación de la salida robusto de dos escalas de tiempo para la dinámica longitudinal de una aeronave a través del control de modo deslizante y de un observador de alta ganancia. El modelo dinámico longitudinal fue separado en dos escalas de tiempo. El control por modos deslizantes fue diseñado para subsistemas rápidos y lentos, para el seguimiento de las referencias de velocidad aerodinámica y ángulo de trayectoria de vuelo. Además, los autores diseñaron dos observadores de alta ganancia para subsistemas rápidos y lentos con la finalidad de estimar los estados. De los resultados en simulación presentados, los autores mencionan que la técnica propuesta es computacionalmente eficiente. Y que el control propuesto es robusto para el seguimiento de trayectorias. Los autores en [28] presentaron un control de seguimiento neuronal basado en un observador de alta ganancia de orden reducido (ROHGO) para sistemas no lineales aleatorios con retardo en la salida. Los estados estimados y los errores de estimación son ajustados por la alta ganancia del observador. Basado en la aproximación de la red neuronal (NN) y en la observación del estado, los autores diseñan un controlador adaptativo para el sistema general utilizando el método backstepping. Los autores muestran la validez de los resultados mediante un ejemplo de simulación. Como se ha mostrado la aplicación de los observadores de alta ganancia es muy amplia, otras aplicaciones en las que los podemos encontrar son sistemas eléctricos, mecánicos entre otros. Por ejemplo, en [29], los autores propusieron el desarrollo de un control para un sistema de conversión de energía eólica (WECS) conectado a una red eléctrica mediante el uso de un generador de inducción doblemente alimentado (DFIG), un convertidor back-to-back (B2B) y un filtro RL para una extracción de energía óptima. La meta del trabajo fue diseñar un controlador sin sensor para mejorar la confiabilidad del sistema y lograr simultáneamente la regulación de la velocidad del generador, la potencia reactiva y el voltaje del enlace de CC. El esquema de control propuesto combina un observador de alta ganancia empleado para estimar la velocidad del generador y el par mecánico, un bloque MPPT sin sensores desarrollado para proporcionar una referencia óptima de la velocidad del generador, que está diseñado en la base del observador mecánico y un estimador polinomial de la velocidad del viento y un controlador de tiempo finito (FTC) aplicado al convertidor B2B para cumplir con los objetivos de seguimiento de la referencia de salida en un tiempo corto finito predefinido utilizando los enfoques de backstepping y Lyapunov. Los autores mostraron el desempeño del controlador mediante simulaciones numéricas utilizando una turbina eólica (WT) DFIG de 2 MW en diferentes condiciones de funcionamiento.

En la investigación presentada en [30] se realiza un control de retroalimentación de salida de manipuladores de robot de articulación flexible de enlace único con perturbaciones coincidentes e incertidumbres paramétricas. Para este desarrollo los autores diseñaron una técnica de control robusta para el problema de estabilización semiglobal de la posición angular del enlace en el sistema, con la disponibilidad de solo un dispositivo de detección de posición. Los autores desarrollan un controlador de retroalimentación de salida basado en el control de modo deslizante considerando que el modelo no lineal de los manipuladores robóticos de articulación flexible de enlace único, estiman los estados desconocidos utilizando el observador de alta ganancia, mostrando así, que la salida bajo el control de modo deslizante usa estados estimados basados en los observadores de alta ganancia. Los autores presentan sus resultados, mostrando que la técnica de control diseñada funciona bien cuando el modelo de manipuladores de robot de articulación flexible de enlace único es incierto y esperando perturbaciones coincidentes. Así mismo, para sistemas electromecánicos en [31], los autores exponen la importancia del sistema de servodirección electrohidráulico, ya que es el elemento clave para determinar el manejo y la estabilidad

de los vehículos pesados, y proponen un método de control de modo deslizante integral de retroalimentación de salida basado en un observador de alta ganancia para resolver este problema, presentando un nuevo método de diseño de matriz de Hurwitz, teniendo como finalidad, probar la convergencia de la dinámica del error del observador. Verificando la estabilidad de Lyapunov del controlador basado en observadores. Finalmente, validan experimentalmente con un banco de pruebas la efectividad del método propuesto a través de múltiples escenarios de prueba. Teniendo como resultado que el error de seguimiento del método propuesto es significativamente más pequeño que PI y similar al controlador de modo deslizante integral de retroalimentación de estado completo. Finalmente, en [32], se describe una estrategia de control por modos deslizantes de segundo orden basada en un observador no lineal de alta ganancia para convertidores de punto neutro trifásicos de tres niveles. Además, los autores implementaron una técnica de observador no lineal de alta ganancia en el regulador de voltaje combinándolo con el algoritmo de modo deslizante de segundo orden. La técnica que los autores aplican simplifica el proceso de implementación. Para validar su técnica, los autores comparan sus resultados experimentales con el controlador PI, así como con el conocido método de control basado en el observador de estado extendido lineal, lo que otorga la viabilidad y superioridad del controlador propuesto.

2.4. Control para AFR

Con respecto al desarrollo de leyes de control para motores de combustión interna, enfocados en verificar el funcionamiento del AFR, en la literatura se puede encontrar diversos trabajos relacionados con fines de mejorar al sistema de motor de combustión interna ante la presencia de fallas, con diversas metodologías como filtros de Kalman [33], observador basado en regresión estadística [34], controladores MIMO [35] y diversas estrategias más para control el AFR [37, 38, 39, 40, 41]. Estas estrategias intervienen a través de parámetros en los sistemas de combustión interna, a diferencia de la implementación que en este trabajo de tesis se implementó, el cual es, la estimación de los estados del sistema de combustión interna.

2.5. Motor de combustión interna

El motor de combustión interna consiste en la producción de potencia mecánica. Emplea energía química que proviene de la combustión que se lleva a cabo en su interior, la cual se produce por el combustible. El motor de combustión interna en su mayoría consta de un ciclo de cuatro tiempos de trabajo: admisión, compresión, explosión y escape. En este proceso, las válvulas del cilindro regulan el intercambio de gases; abren y cierran los conductos de admisión y de escape del cilindro. Así se regula la admisión de gases y la expulsión de gases de escape.

■ Admisión

La admisión empieza con el pistón del motor en el punto muerto superior (PMS), cuando éste comienza a descender, la válvula de admisión se abre y el volumen del aire aumenta en el cilindro al mismo tiempo que el combustible es inyectado, ocupado la mezcla de aire-combustible el volumen del cilindro. Cuando el pistón alcanza el punto muerto inferior (PMI), la válvula de admisión se cierra, durante el primer tiempo, el cigüeñal gira media vuelta.

■ Compresión

En el segundo tiempo, las válvulas de admisión y de escape permanecen cerradas mientras que el pistón inicia el ascenso del PMI al PMS. En este tiempo es comprimida la mezcla de aire-combustible en la cámara de combustión. Para alcanzar el segundo tiempo el cigüeñal gira una vuelta.

■ **Combustión**

En el PMS se lleva a cabo la ignición causada por chispa que genera la bujía para adetonar la energía de la mezcla aire-combustible. La explosión provoca el incremento de la temperatura y de la presión en el cilindro, provocando que se aplique una fuerza sobre la cabeza del pistón. El pistón comienza a descender debido a la fuerza de la explosión desde el PMS hasta el PMI, transformando así la energía liberada de la combustión en energía mecánica. A medida que el pistón descende los gases se expanden dentro del cilindro mientras que la presión comienza a disminuir paulatinamente. Durante este tiempo el cigüeñal da vuelta y media con las válvulas cerradas.

■ **Escape**

En el PMI los gases se expandieron alrededor de la cámara de combustión, pero aún queda cierta presión y temperatura residual en el interior del cilindro. Iniciando su carrera ascendente del pisto hacia el PMS, la válvula de escape se abre y los gases quemados son liberados al medio ambiente. Por lo que, la presión y la temperatura decaen a gran velocidad hasta igualarse con la presión ambiental, una vez liberando en su totalidad los gases de escape y la válvula de escape se cierra. Se completan así 2 vueltas del cigüeñal, completando así el ciclo de trabajo del motor de combustión interna e iniciar de nuevo.

2.6. Fundamentos mezcla de aire y combustible

La combustión completa teóricamente ideal está en una razón de masa de 14,7:1, es decir, 14.7 partes de aire por 1 parte de combustible, esta se denomina también relación estequiométrica. El consumo específico de combustible de un motor de combustión interna depende sustancialmente de la proporción de la mezcla de aire-combustible. La mezcla de aire y combustible tiene además un dominio decisivo en la eficacia de los sistemas de tratamiento posterior de gases de escape. Es por ello que los motores hoy en día funcionan con una mezcla estequiométrica en cuanto el estado de funcionamiento del motor de combustión interna actuales. Determinados estados de funcionamiento del motor requieren una corrección de la mezcla, es decir, las modificaciones selectivas de la composición de la mezcla son necesarias, por ejemplo, con el motor frío, a altas o bajas velocidades.

2.7. Emisión de gases de un vehículo

Las emisiones de gases de escape son el producto de la quema de la mezcla aire-combustible en la cámara de combustión de un motor de combustión interna. Los gases de escape contienen diversos gases contaminantes como dióxido de carbono, nitrógeno, vapor de agua, entre otros. La cantidad de emisiones de gases contaminantes dependen de las características de cada vehículo, así como de los métodos tecnológicos empleados para disminuir estos gases a través de sus catalizadores y de los sistemas de control empelados en los vehículos de motores de combustión interna.

2.8. Flujo de masa de combustible

El flujo del combustible tiene dos componentes: flujo de la película del combustible denotado en la ec. (2.1) y flujo de vapor de combustible denotado en la ec. (2.2), denotado por $\frac{dm_{ff}}{dt}$ y \dot{m}_{fv} , respectivamente. El total del flujo de combustible que ingresa a los cilindros se denota por \dot{m}_f , la cual es, una variable no medible. Cierta porción X impacta y forma una película en las paredes de la válvula de admisión y las paredes del múltiple (42, 43). La ecuación de continuidad para la película de combustible puede escribirse como:

$$\frac{dm_{ff}}{dt} = -\frac{1}{\tau_{fl}}m_{ff} + X\dot{m}_{fi}, \quad (2.1)$$

$$\dot{m}_{fv} = (1 - X)\dot{m}_{fi}, \quad (2.2)$$

$$\dot{m}_f = \dot{m}_{ff} + \dot{m}_{fv}. \quad (2.3)$$

Donde el producto $X\dot{m}_{fi}$ simboliza la cantidad de combustible depositado en forma de película líquida en la válvula de admisión, por lo tanto $(1 - X)\dot{m}_{fi}$ representa la parte de combustible que ingresa al cilindro en forma de vapor.

2.9. Flujo de masa de aire

La expresión para calcular el caudal másico que ingresa al cilindro para un motor de cuatro tiempos se muestra en la ec. (2.4), partiendo del hecho que el aire es un gas ideal.

$$\dot{m}_{acil}(kg/s) = \left(\frac{NV P_m \eta_{vol}}{120RT_m} \right), \quad (2.4)$$

donde V es la cilindrada total [m^3], N [rpm] es la velocidad del cigüeñal, P_m [kPa] es la presión del múltiple, R [kJ/kgK] es la constante del aire, T_m [K] es la temperatura del múltiple, el valor constante 120 procede del hecho que, en un motor de cuatro tiempos, se produce una renovación de aire cada dos vueltas. La eficiencia de llenado del motor se mide mediante el parámetro llamado rendimiento volumétrico η_{vol} .

El flujo de masa de aire, ec. (2.4), está en función de la presión P_m y temperatura T_m en el múltiple de admisión medidas a través de sensores.

2.10. Modelado del sistema de un motor de combustión interna

Con respecto al desarrollo de modelos matemáticos para motores de combustión interna, en la literatura se pueden encontrar trabajos relacionados con fines de análisis de las dinámicas de sus principales variables, con fines de control entre otras aplicaciones (44, 45, 46, 47), mostrados en las ecs. siguientes: (2.5, 2.6)

$$\frac{dP_m}{dt} = \frac{kR}{V_m} \left(\dot{m}_{th}T_a - \sum_{i=1}^n \dot{m}_{acil}T_m \right), \quad (2.5)$$

$$\frac{dT_m}{dt} = \frac{RT_m}{P_m V_m} (\dot{m}_{th}(kT_a - T_m) - \dot{m}_{acil}(k - 1)T_a), \quad (2.6)$$

donde P_m, V_m, T_m representan la presión, el volumen y temperatura en el múltiple de admisión, T_a es la temperatura ambiente, R es la constante de del aire y k es la relación de calores específicos.

Para el sistema de combustión interna se requieren de las siguientes dinámicas:

- Flujo de masa de combustible.
- Flujo de masa de aire.
- Presión.
- Temperatura.
- Lambda.

2.11. Sensor lambda

El sensor lambda (λ) también llamada sensor de oxígeno, permite una regulación inteligente dentro del sistema de escape del motor midiendo el contenido de oxígeno residual en los gases de escape. Esta información es enviada a la computadora del motor de combustión interna (ECU), la cual determina si la mezcla es rica, pobre o estequiométrica. La ECU corrige continuamente y en tiempo real los tiempos de inyección con la finalidad de que λ se mantenga dentro de un margen óptimo (entre 0,99 y 1,05). Mantener a λ en estos valores (mezcla estequiométrica o cercana a ella) se conoce como regulación lambda, y al margen óptimo propiamente dicho se le denomina ventana lambda.

Uno de los factores más importantes que indica si la combustión se lleva a cabo correctamente es el factor λ dado en la ec. (2.7), como se muestra en [48, 49], la cual determina la riqueza o pobreza de la mezcla aire-combustible.

$$\frac{d\lambda}{dt} = -\frac{1}{\tau_\lambda}\lambda(t) + \frac{1}{\tau_\lambda}\lambda_{cyl}(t - \tau(N(t))), \quad (2.7)$$

donde:

$$\lambda_{cyl}(t) = \frac{\dot{m}_{acil}(t)}{\dot{m}_f(t)\lambda_s}, \quad (2.8)$$

y

$$\lambda_s = \frac{m_{acil}}{m_f}. \quad (2.9)$$

Para el caso, $\lambda_s = AFR$ se considera con valores ideales $\left[\frac{14,7}{1}\right]$.

Una aproximación de la variable de retardo $\tau(N(t))$, dada como una función de la velocidad del motor $N(t)$:

$$\tau(N(t)) = \frac{60}{N(t)} \left(1 + \frac{1}{n_{cyl}}\right), \quad (2.10)$$

Con una constante para el tiempo de retardo $\tau_\lambda = 0,6s$ y considerando, n_{cyl} como 4, el cual es, el numero de cilindros del motor de combustión interna.

2.12. Observador de alta ganancia

En general, un observador es un sistema dinámico que proporciona estimaciones del estado actual del sistema, en la literatura, se encuentran distintos trabajos relacionados con observadores de alta ganancia, con diversas aplicaciones como lo son las estimaciones [50, 51, 52, 53], utilizando el anterior conocimiento, mediante la implementación de un observador de alta ganancia para estimar un estado no medible mostrado en [54].

Considere el siguiente sistema no lineal afín al control:

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = f(x(t)) + \sum_{i=1}^m g_i(x(t))u_i(t) \\ y(t) = h(x(t)) \end{cases} . \quad (2.11)$$

Donde $x(t) \in \mathbb{R}^n$, $u_i(t) \in \mathbb{R}$, $i = 1, \dots, m$, donde m es el número de entradas, $y(t) \in \mathbb{R}$, $f(x(t)) \in \mathbb{R}^n$ y $g_i(x(t)) \in \mathbb{R}^n$ los dos últimos son campos vectoriales.

Para iniciar con el cálculo del observador de alta ganancia se determina el vector Φ ec. (2.12) con la finalidad realizar el análisis de observabilidad .

$$\Phi(x(t)) = [h(x(t))L_f h(x(t)) \dots L_f^{n-1} h(x(t))]^T . \quad (2.12)$$

La notacion $L_f(\cdot)$ representa la derivada de Lie de una función real $h(x(t))$ evaluada a lo largo de $f(x(t))$. Por definición una derivada de Lie es como se muestra en la ec. (2.13):

$$L_f h(x(t)) = \sum_{i=1}^n \frac{\partial h(x(t))}{\partial x_i} f_i(x(t)) . \quad (2.13)$$

A partir de la ecuación algebraica de Lyapunov mostrada en la ec. (2.14)

$$\theta S_\theta + A^T S_\theta + S_\theta A = C^T C \quad (2.14)$$

Se obtiene la matriz S_θ para tres estados mostrada en la ec. (2.15), donde $\theta > 0$ es el parámetro de sintonización del observador

$$S_\theta = \begin{bmatrix} \frac{1}{\theta} & -\frac{1}{\theta^2} & \frac{1}{\theta^3} \\ -\frac{1}{\theta^2} & \frac{2}{\theta^3} & -\frac{3}{\theta^4} \\ \frac{1}{\theta^3} & -\frac{3}{\theta^4} & \frac{6}{\theta^5} \end{bmatrix} . \quad (2.15)$$

En las coordenadas originales, el sistema se convierte en:

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}(t) = f(\hat{x}(t)) + \sum_{i=1}^m g_i(\hat{x}(t))u_i(t) - \left[\frac{\partial \Phi(\hat{x}(t))}{\partial \hat{x}} \right]^{-1} S_\theta^{-1} C^T [\hat{y}(t) - y(t)] \\ \hat{y}(t) = C \hat{x}(t) \end{cases} \quad (2.16)$$

Donde $\frac{\partial \Phi(x(t))}{\partial x}$ es $n \times n$ la matriz Jacobiana de $\Phi(x(t))$; $\Phi(\hat{x}(t)) = \Phi(x(t))|_{x(t)=\hat{x}(t)}$. El sistema es observable si $\frac{\partial \Phi(x(t))}{\partial x}$ es la $n \times n$ matriz es de rango completo.

2.13. Sistema diagnóstico de fallas

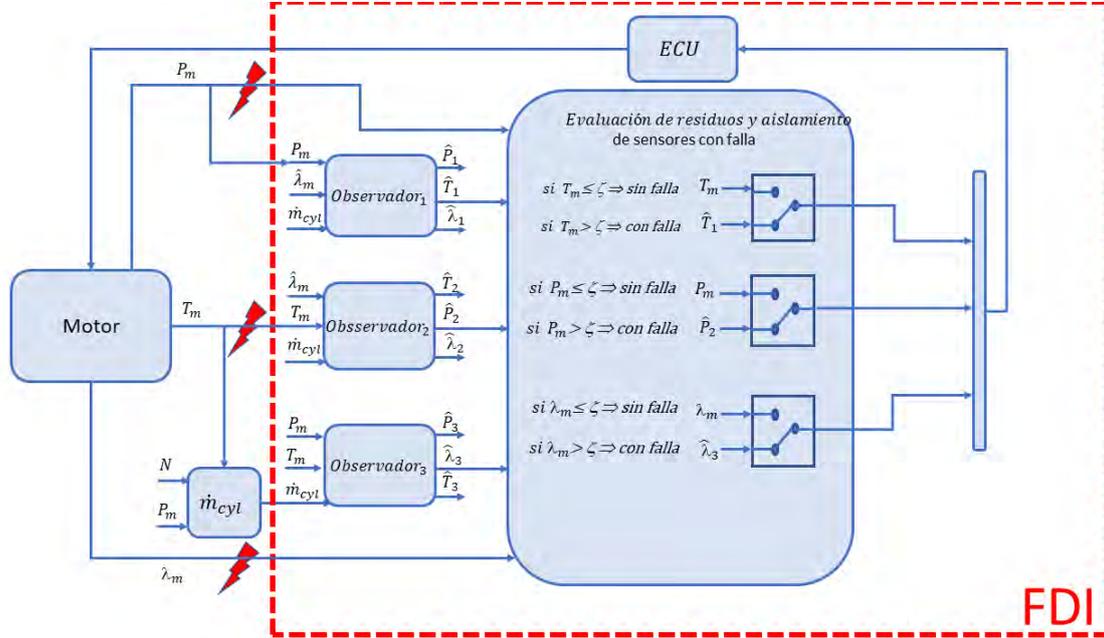


Figura 2.1: Esquema de diagnóstico de fallas

En la figura [2.1](#) se muestra el esquema de diagnóstico de fallas que se implementa para este proyecto de tesis. Como primer punto se realiza el modelado de un sistema de 3 ecuaciones diferenciales acopladas para poder diseñar cada uno de los observadores. Una vez logrado el acoplamiento, se analiza si el sistema es observable. Comprobando la observabilidad del sistema, se precede a diseñar el observador 1, el cual depende de 1 señal medida (presión) y las señales retroalimentadas de estimación (lambda y la temperatura) del observador, con la finalidad realizar las estimaciones de los tres estados de presión, temperatura y lambda. Posteriormente, se diseña el Observador 2, el cual depende de 1 señal medida (temperatura) y las señales retroalimentadas de estimación (lambda y presión) del observador con la finalidad de estimar los tres estados de presión, temperatura y lambda. Finalmente, se realiza el diseño del observador 3, el cual depende de 1 señal medida (lambda) y las señales retroalimentadas de estimación (presión y temperatura) del observador, con la finalidad realizar las estimaciones de los tres estados de presión, temperatura y lambda. Posteriormente, se realiza la etapa de diagnóstico de fallas y aislamiento.

Capítulo 3

Diseño de observadores

3.1. Acoplamiento de ecuaciones

Para el diseño del observador de alta ganancia considerando el sistema original de la forma en las ecs. (2.5, 2.6, 2.7) realizando la evaluación por el método de alta ganancia el sistema se indetermina dando como resultado un sistema parcialmente observable, por lo que realizando un análisis es posible observar que en las ecuaciones de presión y temperatura presentadas en las ecs. (2.5, 2.6) no existe un acoplamiento con lambda presentada en la ec. (2.7), para el desarrollo de los observadores debe existir un acoplamiento entre las ecuaciones ya que es necesaria para su completa observabilidad.

Por lo que, para desarrollar los observadores se realiza la siguiente suposición:

$$\lambda(t) \approx \lambda_{cyl}(t). \quad (3.1)$$

Dando como resultado la siguiente ecuación.

$$\dot{m}_{acil}(t) = \lambda(t)AFR\dot{m}_f(t). \quad (3.2)$$

La demostración de la igualdad presentada en la ec. (3.1) se muestra en el anexo A. Una vez realizado el despeje, se sustituye la ec. (3.2) en las ecs. (2.5, 2.6) y se realiza la evaluación nuevamente mediante el método de alta ganancia, obteniendo un observador completamente observable, dado que las ecuaciones se encuentran acopladas entre si y nos proporciona lo necesario para diseñar los observadores. Por lo tanto, el sistema es presentado en las ecs. (3.3, 3.4, 3.5).

$$\frac{dP_m}{dt} = \frac{kR}{V_m} (\dot{m}_{th}T_a - (\lambda(t)AFR\dot{m}_f(t))T_m), \quad (3.3)$$

$$\frac{dT_m}{dt} = \frac{RT_m}{P_m V_m} (\dot{m}_{th}(kT_a - T_m) - (\lambda(t)AFR\dot{m}_f(t))(k-1)T_a), \quad (3.4)$$

$$\frac{d\lambda}{dt} = -\frac{1}{\tau_\lambda}\lambda(t) + \frac{1}{\tau_\lambda}\lambda_{cyl}(t - \tau(N(t))). \quad (3.5)$$

En la ec. (3.6) se muestra el modelo matemático del sistema, que se utilizó para el desarrollo de los observadores de alta ganancia.

$$\begin{bmatrix} \dot{P}_m \\ \dot{T}_m \\ \dot{\lambda} \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} -\left(\frac{kR}{V_m}\right) (T_m \lambda(t) AFR \dot{m}_f(t)) \\ -\left(\frac{RT_a}{V_m P_m}\right) (\lambda(t) AFR \dot{m}_f(t)) (k-1) T_m \\ = -\frac{1}{\tau \lambda} \lambda(t) + \frac{1}{\tau \lambda} \lambda_{cyl} (t - \tau (N(t))) \end{bmatrix}}_{f(x)} + \underbrace{\begin{bmatrix} \left(\frac{kR}{V_m}\right) (T_a) \\ \left(\frac{RT_m}{V_m P_m}\right) (kT_a - T_m) \\ 0 \end{bmatrix}}_{g(x)} \underbrace{\dot{m}_{th}}_u. \quad (3.6)$$

3.2. Diseño del observador 1 con la presión (P_m) como entrada medida.

3.2.1. Vector Φ - P_m

Mediante la ec. (2.12) se obtiene el vector Φ para el observador 1 que depende de la señal del sensor de la presión, incluyendo la metodología de las derivadas de Lie presentadas en la ec. (2.13)

Para el cálculo del vector Φ se considera como salida $h(x) = P_m$

$$\Phi(x(t)) = \begin{bmatrix} P_m \\ -\left(\frac{kR}{V_m}\right) (T_m \lambda(t) AFR \dot{m}_f(t)) \\ \frac{NP_m V \dot{m}_f k \eta_v \left(\frac{\lambda}{\tau} - \frac{5P_m V \eta_v}{8AFRRRT_m \dot{m}_f}\right)}{120V_m} + \frac{\lambda^2 N^2 P_m V^2 \dot{m}_f^2 k^2 \eta_v^2}{14400V_m^2} \end{bmatrix}. \quad (3.7)$$

3.2.2. Matriz Jacobiana - P_m

El cálculo de la matriz Jacobiana se realiza a partir del vector Φ de cada observador para comprobar su observabilidad por medio del rango de dicha matriz.

$$\frac{\partial \Phi(x(t))}{\partial \hat{x}} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ -\frac{\lambda N V k \eta_v}{120V_m} & 0 & -\frac{P_m N V k \eta_v}{120V_m} \\ \Phi_{P31} & \Phi_{P32} & \Phi_{P33} \end{bmatrix}, \quad (3.8)$$

donde

$$\begin{aligned} \Phi_{P31} &= \frac{\eta_v N V k \left(\frac{\lambda}{\tau} + \left(\frac{5\eta_v P_m V}{8AFRRRT_m \dot{m}_f} - \frac{\eta_v N P_m V}{120AFRRRT_m \dot{m}_f} \right) \right)}{120V_m} + \frac{\eta_v^2 \lambda^2 N^2 V^2 k^2}{14400V_m^2} + \frac{(Efi * N * P_m * V * k \left(\frac{5\eta_v V}{8AFRRRT_m \dot{m}_f} - \frac{\eta_v N V}{120AFRRRT_m \dot{m}_f} \right))}{120\tau V_m}, \\ \Phi_{P32} &= -\frac{\eta_v N P_m V k \left(\frac{5\eta_v P_m V}{8AFRRRT_m^2 \dot{m}_f} - \frac{\eta_v N P_m V}{120AFRRRT_m^2 \dot{m}_f} \right)}{120\tau V_m}, \\ \Phi_{P33} &= \frac{\eta_v N P_m V k}{120\tau V_m} + \frac{\eta_v^2 \lambda N^2 P_m V^2 k^2}{7200V_m^2}. \end{aligned}$$

$Rango_{matriz} = 3$ por lo tanto, se concluye que la matriz del sistema es de rango completo y el sistema es totalmente observable.

3.2.3. Observador dependiente del sensor de presión

Después de determinar que el rango de la matriz Jacobiana Φ es de rango completo, se concluye que es completamente observable.

Se aplica el producto entre la ec. (3.8), la ec. (2.15) y el vector C , para obtener las ganancias de sintonización para el observador.

$$\left[\frac{\partial \Phi(\hat{x}(t))}{\partial \hat{x}} \right]^{-1} S_{\theta}^{-1} C^T = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ -\frac{\lambda N V k \eta_v}{120 V_m} & 0 & -\frac{\hat{P}_m N V k \eta_v}{120 V_m} \\ \Phi_{P31} & \Phi_{P32} & \Phi_{P33} \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \frac{1}{\theta} & -\frac{1}{\theta^2} & \frac{1}{\theta^3} \\ -\frac{1}{\theta^2} & \frac{2}{\theta^3} & -\frac{3}{\theta^4} \\ \frac{1}{\theta^3} & -\frac{3}{\theta^4} & \frac{6}{\theta^5} \end{bmatrix}^{-1} [1 \ 0 \ 0]^T, \quad (3.9)$$

obteniendo

$$\left[\frac{\partial \Phi(\hat{x}(t))}{\partial \hat{x}} \right]^{-1} S_{\theta}^{-1} C^T = \begin{bmatrix} 3\theta \\ \frac{3\theta \hat{T}_m + (AFRRNR\tau \hat{T}_m k \dot{m}_f \lambda^2 - 150 \hat{P}_m V_m + 2N \hat{P}_m V_m)}{\hat{P}_m V_m (75 \hat{P}_m - N \hat{P}_m)} - \frac{720 AFRR\theta^2 \hat{T}_m^2 \dot{m}_f (60 V_m + \eta_v \lambda N \tau V k)}{\eta_v N \hat{P}_m V k (75 \eta_v \hat{P}_m V - \eta_v N \hat{P}_m V)} - \frac{14400 AFRR\tau \theta^3 \hat{T}_m^2 V_m \dot{m}_f}{\eta_v N \hat{P}_m V k (75 \eta_v \hat{P}_m V - \eta_v N \hat{P}_m V)} \\ -\frac{3\lambda\theta}{\hat{P}_m} - \frac{360\theta^2 V_m}{\eta_v N \hat{P}_m V k} \end{bmatrix}. \quad (3.10)$$

Con las ganancias de sintonización de la ec. (3.10), el observador de alta ganancia que depende del sensor de la presión se muestra a continuación.

$$\begin{bmatrix} \dot{\hat{P}}_m \\ \dot{\hat{T}}_m \\ \dot{\hat{\lambda}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\left(\frac{kR}{V_m}\right) \left(\hat{T}_m \hat{\lambda}(t) AF R \dot{m}_f(t)\right) \\ -\left(\frac{RT_a}{V_m \hat{P}_m}\right) \left(\hat{\lambda}(t) AF R \dot{m}_f(t)\right) (k-1) \hat{T}_m \\ -\frac{1}{\tau \lambda} \hat{\lambda}(t) + \frac{1}{\tau \lambda} \lambda_{cyl}(t - \tau(N(t))) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \left(\frac{kR}{V_m}\right) (T_a) \\ \left(\frac{RT_a}{V_m \hat{P}_m}\right) (kT_a - \hat{T}_m) \\ 0 \end{bmatrix} \dot{m}_{th} + \begin{bmatrix} 3\theta \\ \frac{3\theta \hat{T}_m + (AFRRNR\tau \hat{T}_m k \dot{m}_f \lambda^2 - 150 \hat{P}_m V_m + 2N \hat{P}_m V_m)}{\hat{P}_m V_m (75 \hat{P}_m - N \hat{P}_m)} - \frac{720 AFRR\theta^2 \hat{T}_m^2 \dot{m}_f (60 V_m + \eta_v \lambda N \tau V k)}{\eta_v N \hat{P}_m V k (75 \eta_v \hat{P}_m V - \eta_v N \hat{P}_m V)} - \frac{14400 AFRR\tau \theta^3 \hat{T}_m^2 V_m \dot{m}_f}{\eta_v N \hat{P}_m V k (75 \eta_v \hat{P}_m V - \eta_v N \hat{P}_m V)} \\ -\frac{3\lambda\theta}{\hat{P}_m} - \frac{360\theta^2 V_m}{\eta_v N \hat{P}_m V k} \end{bmatrix} \dots \begin{bmatrix} P_m - \hat{P}_m \end{bmatrix}. \quad (3.11)$$

3.3. Diseño del observador 2 con la temperatura (T_m) como entrada medida.

3.3.1. Vector Φ - T_m

Mediante la ec. (2.12) se obtiene el vector Φ para el observador 2 que depende de la señal del sensor de la temperatura, incluyendo la metodología de las derivadas de Lie presentadas en la ec. (2.13)

Para el cálculo del vector Φ se considera como salida $h(x) = T_m$

$$\Phi(x(t)) = \begin{bmatrix} T_m \\ -\left(\frac{RT_a}{V_m P_m}\right) (\lambda(t) AFRR\dot{m}_f(t)) (k-1)T_m \\ \frac{\eta_v NT_a V \left(\frac{\lambda}{\tau} + \left(\frac{5\eta_v P_m V}{8AFRR T_m \dot{m}_f} - \frac{\eta_v NP_m V}{120AFRR T_m \dot{m}_f} \right) \right) (k-1)}{120V_m} \end{bmatrix}. \quad (3.12)$$

3.3.2. Matriz Jacobiana - T_m

El cálculo de la matriz Jacobiana se realiza a partir del vector Φ de cada observador para comprobar su observabilidad por medio del rango de dicha matriz.

$$\frac{\partial \Phi(x(t))}{\partial \hat{x}} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{-NT_a V \eta_v (k-1)}{120V_m} \\ \Phi_{T31} & \Phi_{T32} & \Phi_{T33} \end{bmatrix}, \quad (3.13)$$

donde

$$\Phi_{T31} = \frac{\eta_v NT_a V \left(\frac{5\eta_v V}{8AFRR T_m \dot{m}_f} - \frac{\eta_v NV}{120AFRR T_m \dot{m}_f} \right) (k-1)}{120\tau V_m},$$

$$\Phi_{T32} = \frac{-\eta_v NT_a V (k-1) \left(\frac{5\eta_v P_m V}{8AFRR T_m \dot{m}_f} - \frac{\eta_v NP_m V}{120AFRR T_m \dot{m}_f} \right)}{120\tau V_m},$$

$$\Phi_{T33} = \left(\frac{\eta_v NT_a V (k-1)}{120\tau V_m} \right).$$

$Rango_{matriz} = 3$ por lo tanto, se concluye que la matriz del sistema es de rango completo y el sistema es totalmente observable.

3.3.3. Observador dependiente del sensor de temperatura

Después de determinar que el rango de la matriz Jacobiana Φ es de rango completo, se concluye que es completamente observable.

Se aplica el producto entre la ec. (3.13), la ec. (2.15) y el vector C, para obtener las ganancias de sintonización para el observador.

$$\left[\frac{\partial \Phi(\hat{x}(t))}{\partial \hat{x}} \right]^{-1} S_\theta^{-1} C^T = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{-NT_a V \eta_v (k-1)}{120V_m} \\ \Phi_{T31} & \Phi_{T32} & \Phi_{T33} \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \frac{1}{\theta} & -\frac{1}{\theta^2} & \frac{1}{\theta^3} \\ -\frac{1}{\theta^2} & \frac{2}{\theta^3} & -\frac{3}{\theta^4} \\ \frac{1}{\theta^3} & -\frac{3}{\theta^4} & \frac{6}{\theta^5} \end{bmatrix}^{-1} [1 \ 0 \ 0]^T, \quad (3.14)$$

obteniendo

$$\left[\frac{\partial \phi(\hat{x}(t))}{\partial \hat{x}} \right]^{-1} S_\theta^{-1} C^T = \begin{bmatrix} \frac{14400AFRR\tau\hat{T}_m V_m \dot{m}_f \theta^3}{\eta_v NT_a V (75\eta_v V - \eta_v NV)(k-1)} + \frac{43200AFRR\hat{T}_m V_m \dot{m}_f \theta^2}{\eta_v NT_a V (75\eta_v V - \eta_v NV)(k-1)} + \frac{3\hat{P}_m \theta}{\hat{T}_m} \\ 3\theta \\ \frac{-360\theta^2 V_m}{\eta_v NT_a V (k-1)} \end{bmatrix}. \quad (3.15)$$

Con las ganancias de sintonización de la ec. (3.15), el observador de alta ganancia que depende del sensor de la temperatura se muestra a continuación.

$$\begin{aligned}
\begin{bmatrix} \dot{\hat{P}}_m \\ \dot{\hat{T}}_m \\ \dot{\hat{\lambda}} \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} -\left(\frac{kR}{V_m}\right) \left(\hat{T}_m \hat{\lambda}(t) AFR \dot{n}_f(t)\right) \\ -\left(\frac{RT_a}{V_m \hat{P}_m}\right) (\lambda(t) AFR \dot{n}_f(t)) (k-1) \hat{T}_m \\ -\frac{1}{\tau_\lambda} \hat{\lambda}(t) + \frac{1}{\tau_\lambda} \lambda_{cyl}(t - \tau(N(t))) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \left(\frac{kR}{V_m}\right) (T_a) \\ \left(\frac{R\hat{T}_m}{V_m \hat{P}_m}\right) (kT_a - \hat{T}_m) \\ 0 \end{bmatrix} \dot{n}_{th} + \\
&\begin{bmatrix} \frac{14400AFRR\tau\hat{T}_mV_m\dot{n}_f\theta^3}{\eta_vNT_aV(75\eta_vV-\eta_vNV)(k-1)} + \frac{43200AFRR\hat{T}_mV_m\dot{n}_f\theta^2}{\eta_vNT_aV(75\eta_vV-\eta_vNV)(k-1)} + \frac{3\hat{P}_m\theta}{\hat{T}_m} \\ 3\theta \\ \frac{-360\theta^2V_m}{\eta_vNT_aV(k-1)} \end{bmatrix}. \quad (3.16)
\end{aligned}$$

3.4. Diseño del observador 3 con el factor lambda (λ) como entrada medida.

3.4.1. Vector Φ - λ

Mediante la ec. (2.12) se obtiene el vector Φ para el observador 3 que depende de la señal del sensor lambda, incluyendo la metodología de las derivadas de Lie presentadas en la ec. (2.13)

Para el cálculo del vector Φ se considera como salida $h(x) = \lambda$

$$\Phi(x(t)) = \begin{bmatrix} \lambda \\ -\frac{1}{\tau}\lambda(t) + \frac{1}{\tau}\lambda_{cyl}(t - \tau(N(t))) \\ \frac{\lambda}{\tau} + \left(\frac{\frac{5\eta_v P_m V}{8AFRRRT_m \dot{m}_f} - \frac{\eta_v NP_m V}{120AFRRRT_m \dot{m}_f}}{\tau} \right) + \frac{\eta_v \lambda NP_m V k \left(\frac{5\eta_v V}{8AFRRRT_m \dot{m}_f} - \frac{\eta_v NV}{120AFRRRT_m \dot{m}_f} \right)}{120\tau V_m} - \frac{\eta_v \lambda NT_a V (k-1) \left(\frac{5\eta_v P_m V}{8AFRRRT_m^2 \dot{m}_f} - \frac{\eta_v NP_m V}{120AFRRRT_m^2 \dot{m}_f} \right)}{120\tau V_m} \end{bmatrix}. \quad (3.17)$$

3.4.2. Matriz Jacobiana - λ

El cálculo de la matriz Jacobiana se realiza a partir del vector Φ de cada observador para comprobar su observabilidad por medio del rango de dicha matriz.

$$\frac{\partial \Phi(x(t))}{\partial \hat{x}} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 \\ -\frac{\frac{5\eta_v V}{8AFRRRT_m \dot{m}_f} - \frac{\eta_v NV}{120AFRRRT_m \dot{m}_f}}{\tau} & \frac{\frac{5\eta_v P_m V}{8AFRRRT_m^2 \dot{m}_f} - \frac{\eta_v NP_m V}{120AFRRRT_m^2 \dot{m}_f}}{\tau} & \frac{-1}{\tau} \\ \Phi_{\lambda 31} & \Phi_{\lambda 32} & \Phi_{\lambda 33} \end{bmatrix}, \quad (3.18)$$

donde

$$\Phi_{\lambda 31} = \frac{\frac{5\eta_v V}{8AFRRRT_m \dot{m}_f} - \frac{Efi*N*V}{120AFRRRT_m \dot{m}_f}}{\tau^2} + \frac{\eta_v \lambda NV k \left(\frac{5\eta_v V}{8AFRRRT_m \dot{m}_f} - \frac{\eta_v NV}{120AFRRRT_m \dot{m}_f} \right)}{120\tau V_m} - \frac{\eta_v \lambda NT_a V \left(\frac{5\eta_v V}{8AFRRRT_m \dot{m}_f} - \frac{\eta_v NV}{120AFRRRT_m \dot{m}_f} \right) (k-1)}{120\tau V_m},$$

$$\Phi_{\lambda 32} = \frac{\eta_v \lambda NT_a V (k-1) \left(\frac{5\eta_v P_m V}{4AFRRRT_m^3 \dot{m}_f} - \frac{\eta_v NP_m V}{60AFRRRT_m^3 \dot{m}_f} \right)}{120\tau V_m} - \frac{\eta_v \lambda NP_m V k \left(\frac{5\eta_v V}{8AFRRRT_m^2 \dot{m}_f} - \frac{\eta_v NV}{120AFRRRT_m^2 \dot{m}_f} \right)}{120\tau V_m} - \frac{\frac{5\eta_v P_m V}{8AFRRRT_m^2 \dot{m}_f} - \frac{\eta_v NP_m V}{120AFRRRT_m^2 \dot{m}_f}}{\tau^2},$$

$$\Phi_{\lambda 33} = \frac{1}{\tau^2} + \frac{\tau_v NP_m V k \left(\frac{5\eta_v V}{8AFRRRT_m \dot{m}_f} - \frac{\eta_v NV}{120AFRRRT_m \dot{m}_f} \right)}{120\tau V_m} - \frac{\eta_v NT_a V (k-1) (5\eta_v P_m V 8AFRRRT_m^2 \dot{m}_f - \eta_v NP_m V 120AFRRRT_m^2 \dot{m}_f)}{120\tau V_m}.$$

$Rango_{matriz} = 3$ por lo tanto, se concluye que la matriz del sistema es de rango completo y el sistema es totalmente observable.

3.4.3. Observador dependiente del sensor lambda

Después de determinar que el rango de la matriz Jacobina Φ es de rango completo, se concluye que es completamente observable. Se aplica el producto entre la ec. (3.18), la ec. (2.15) y el vector C , para obtener las ganancias de sintonización para el observador.

$$\left[\frac{\partial \Phi(\hat{x}(t))}{\partial \hat{x}} \right]^{-1} S_{\theta}^{-1} C^T =$$

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 \\ \frac{5\eta_v V}{8AFRRRT_m \dot{m}_f} - \frac{\eta_v NV}{120AFRRRT_m \dot{m}_f} & \frac{5\eta_v \hat{P}_m V}{8AFRRRT_m^2 \dot{m}_f} - \frac{\eta_v N \hat{P}_m V}{120AFRRRT_m^2 \dot{m}_f} & \frac{-1}{\tau} \\ \Phi_{\lambda 31} & \Phi_{\lambda 32} & \Phi_{\lambda 33} \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \frac{1}{\theta} & -\frac{1}{\theta^2} & \frac{1}{\theta^3} \\ -\frac{1}{\theta^2} & \frac{2}{\theta^3} & -\frac{3}{\theta^4} \\ \frac{1}{\theta^3} & -\frac{3}{\theta^4} & \frac{6}{\theta^5} \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}^T, \quad (3.19)$$

obteniendo

$$\left[\frac{\partial \Phi(\hat{x}(t))}{\partial \hat{x}} \right]^{-1} S_{\theta}^{-1} C^T = \begin{bmatrix} \Phi_{\lambda 1} \\ \Phi_{\lambda 2} \\ \Phi_{\lambda 3} \end{bmatrix}, \quad (3.20)$$

donde

$$\begin{aligned} \Phi_{\lambda 1} &= \frac{360AFRR\theta^2\hat{T}_m\dot{m}_f(120\hat{T}_mV_m+2\eta_v\hat{\lambda}NT_a\tau V-2\eta_v\hat{\lambda}NT_a\tau V k+\eta_v\hat{\lambda}N\tau\hat{T}_mV k)}{\eta_v^2\hat{\lambda}N^2T_aV^2-75\eta_v^2\hat{\lambda}NT_aV^2+75\eta_v^2\hat{\lambda}NT_aV^2k-\eta_v^2\hat{\lambda}N^2T_aV^2k} \dots \\ &- \frac{3\theta(75\eta_v\hat{P}_mT_aV k-75\eta_v\hat{P}_mT_aV-75\eta_v\hat{P}_m\hat{T}_mV k+\eta_vN\hat{P}_mT_aV+240AFR\hat{\lambda}RT_a\hat{T}_m\dot{m}_f-\eta_vN\hat{P}_mT_aV k+\eta_vN\hat{P}_m\hat{T}_mV k+120AFR\hat{\lambda}R\hat{T}_m^2k\dot{m}_f-240AFR\hat{\lambda}RT_a\hat{T}_m k\dot{m}_f)}{75\eta_v\hat{\lambda}T_aV-75\eta_v\hat{\lambda}T_aV k-\eta_v\hat{\lambda}NT_aV+\eta_v\hat{\lambda}NT_aV k} \dots \\ &+ \frac{14400AFRR\tau\theta^3\hat{T}_m^2V_m\dot{m}_f}{\eta_v^2\hat{\lambda}N^2T_aV^2-75\eta_v^2\hat{\lambda}NT_aV^2+75\eta_v^2\hat{\lambda}NT_aV^2k-\eta_v^2\hat{\lambda}N^2T_aV^2k} \\ \Phi_{\lambda 2} &= \frac{360AFRR\theta^2\hat{T}_m^2\dot{m}_f(120\hat{T}_mV_m+\eta_v\hat{\lambda}NT_a\tau V-\eta_v\hat{\lambda}NT_a\tau V k+\eta_v\hat{\lambda}N\tau\hat{T}_mV k)}{\eta_v^2\hat{\lambda}N^2\hat{P}_mT_aV^2-75\eta_v^2\hat{\lambda}N\hat{P}_mT_aV^2+75\eta_v^2\hat{\lambda}N\hat{P}_mT_aV^2k-\eta_v^2\hat{\lambda}N^2\hat{P}_mT_aV^2k} \dots \\ &- \frac{3\theta\hat{T}_m(75\eta_v\hat{P}_mT_aV k-75\eta_v\hat{P}_mT_aV-75\eta_v\hat{P}_m\hat{T}_mV k+\eta_vN\hat{P}_mT_aV+120AFR\hat{\lambda}RT_a\hat{T}_m\dot{m}_f-\eta_vN\hat{P}_mT_aV k+\eta_vN\hat{P}_m\hat{T}_mV k+120AFR\hat{\lambda}R\hat{T}_m^2k\dot{m}_f-120AFR\hat{\lambda}RT_a\hat{T}_m k\dot{m}_f)}{75\eta_v\hat{\lambda}\hat{P}_mT_aV-\eta_v\hat{\lambda}N\hat{P}_mT_aV-75\eta_v\hat{\lambda}\hat{P}_mT_aV k+\eta_v\hat{\lambda}N\hat{P}_mT_aV k} \dots \\ &+ \frac{14400AFRR\tau\theta^3\hat{T}_m^3V_m\dot{m}_f}{\eta_v^2\hat{\lambda}N^2\hat{P}_mT_aV^2-75\eta_v^2\hat{\lambda}N\hat{P}_mT_aV^2+75\eta_v^2\hat{\lambda}N\hat{P}_mT_aV^2k-\eta_v^2\hat{\lambda}N^2\hat{P}_mT_aV^2k} \\ \Phi_{\lambda 3} &= 3\theta \end{aligned}$$

Con las ganancias de sintonización de la ec. (3.20), el observador de alta ganancia que depende del sensor lambda se muestra a continuación.

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \dot{\hat{P}}_m \\ \dot{\hat{T}}_m \\ \dot{\hat{\lambda}} \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} -\left(\frac{kR}{V_m}\right) \left(\hat{T}_m\hat{\lambda}(t)AFR\dot{m}_f(t)\right) \\ -\left(\frac{RT_a}{V_m\hat{P}_m}\right) \left(\hat{\lambda}(t)AFR\dot{m}_f(t)\right) (k-1)\hat{T}_m \\ = -\frac{1}{\tau\lambda} \hat{\lambda}(t) + \frac{1}{\tau\lambda} \left(\frac{\dot{m}_{acil}(t)}{AFR\dot{m}_f(t)} - \left(\frac{\dot{m}_{acil}(t)}{AFR\dot{m}_f(t)} \right) (\tau(N(t))) \right) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \left(\frac{kR}{V_m}\right) (T_a) \\ \left(\frac{RT_m}{V_m\hat{P}_m}\right) (kT_a - \hat{T}_m) \\ 0 \end{bmatrix} \dot{m}_{th} + \\ &\begin{bmatrix} \Phi_{\lambda 1} \\ \Phi_{\lambda 2} \\ \Phi_{\lambda 3} \end{bmatrix} [\hat{\lambda} - \lambda]. \end{aligned} \tag{3.21}$$

Capítulo 4

Resultados

4.1. Modelo del motor de combustión interna

Las señales de los estados medidos, se presentan en la Fig.4.1 (Anexo B), mostrando las señales que se pretenden alcanzar mediante las estimaciones.

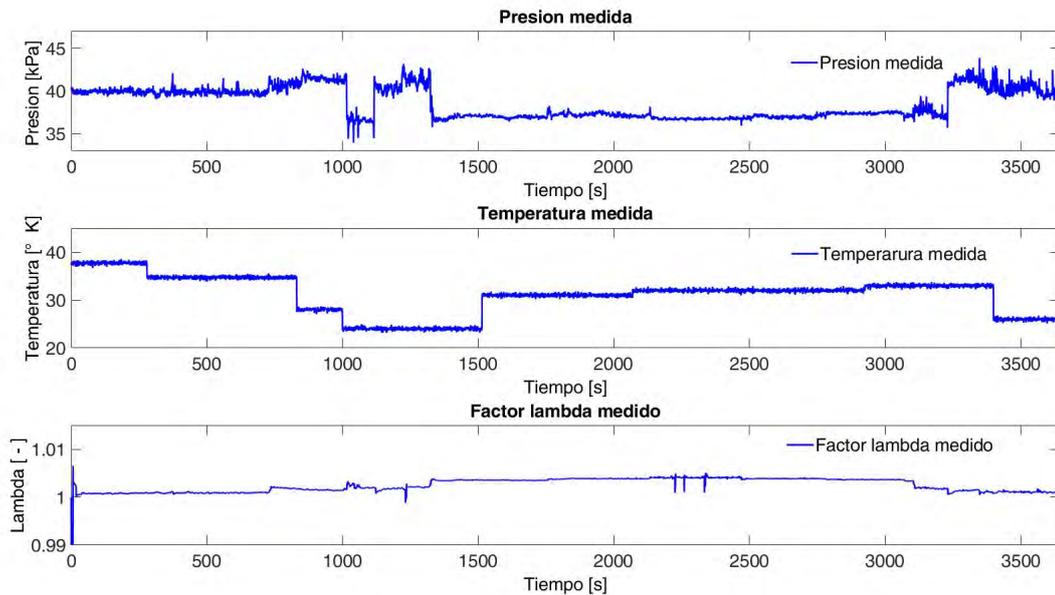


Figura 4.1: Señales medidas del motor de combustión interna.

Estas señales determinan el comportamiento de los estados del motor de combustión interna (lambda, temperatura y presión), recibidas de proyectos de tesis anteriores a lo largo de un tiempo determinado en el que se realizaron pruebas al motor (datos experimentales).

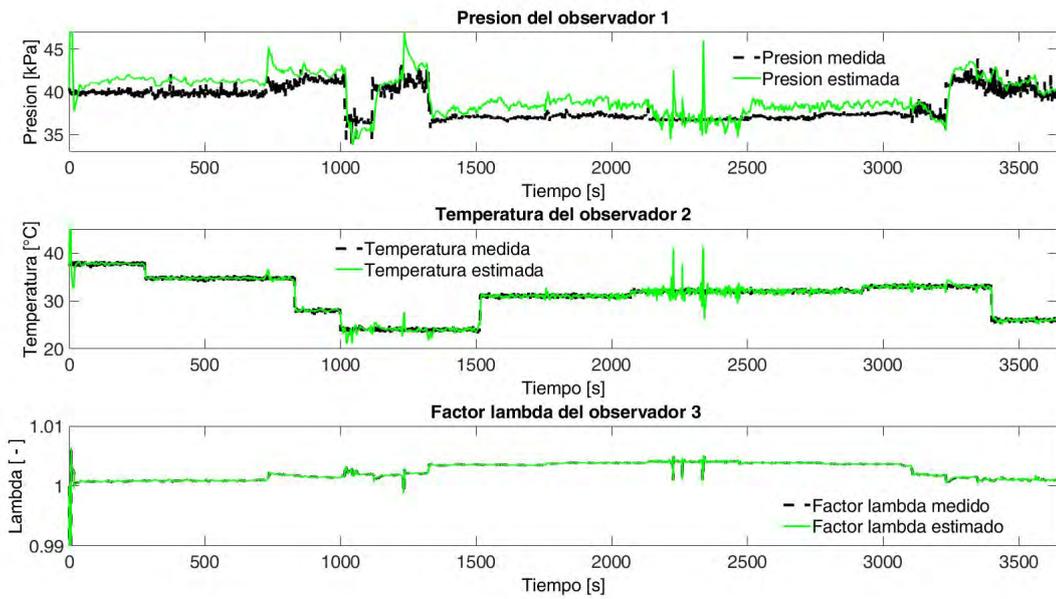


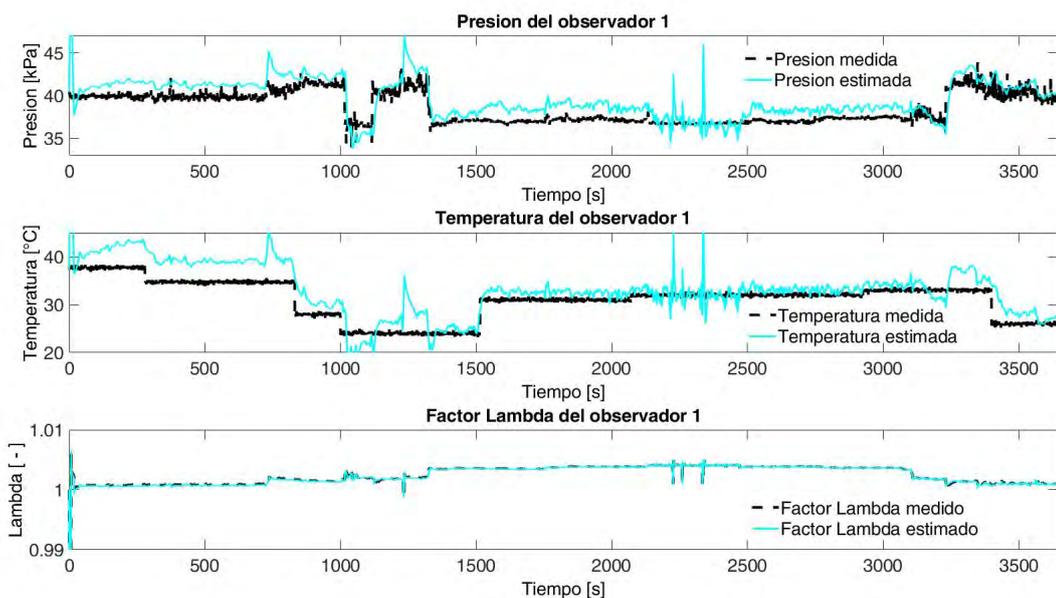
Figura 4.2: Estados medidos del motor de combustión interna.

El modelo matemático de los estados, como se observa en la Fig. 4.2 (Anexo C), presenta una comparativa con las señales de los sensores, teniendo una aproximación similar para representar el comportamiento de los mismos.

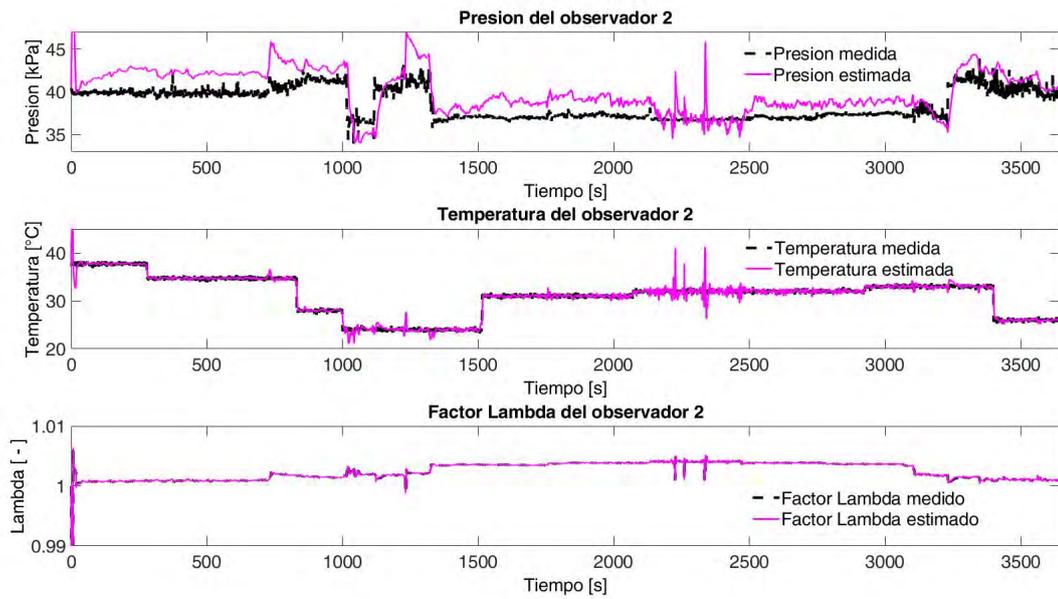
4.2. Observadores de alta ganancia sin falla

Una vez obtenido el diseño matemático de los estados y representados en un observador se realizó la simulación en la plataforma "Matlab" para mostrar el comportamiento de los observadores.

Observador uno con sensor de Presión — A



Observador dos con sensor de Temperatura — B



Observador tres con sensor Lambda — C

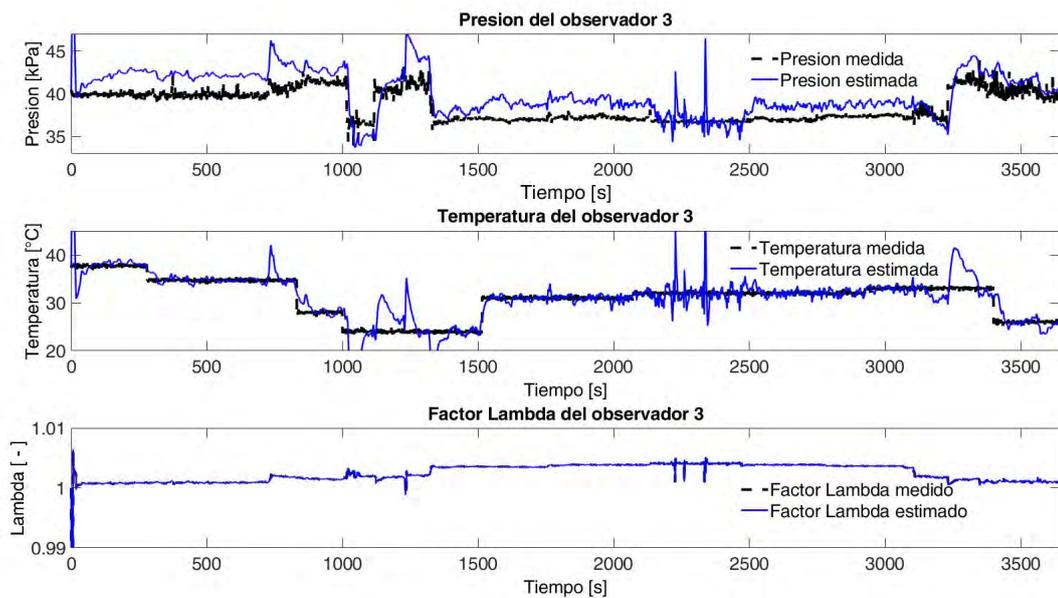


Figura 4.3: Comportamiento de observadores de alta ganancia sin falla A, B y C, que dependen de su sensor correspondientemente presión, temperatura y lambda.

En la Fig. 4.3 (Anexo D, E, F) se muestra el comportamiento de los observadores de alta ganancia sin falla, los cuales depende de la señal de su sensor correspondiente lambda, temperatura y presión, para realizar la estimación de los 3 estados (presión, temperatura, lambda).

4.3. Errores cuadráticos medios

La Tabla 4.1 muestra los errores cuadráticos medios de cada uno de los observadores sin falla.

	Presión	Temperatura	Lambda
Observador 1	0.3141	5.3744	1.2396e-08
Observador 2	0.6873	0.7207	3.0782e-10
Observador 3	0.7069	0.6100	9.4468e-08

Tabla 4.1: ECM

Esta tabla muestra una media del error para cada observador, de esta forma, se puede corroborar la diferencia que existe entre las señales estimadas con las medidas según su error.

4.4. Matriz de firmas de fallas

La forma más eficaz de comprender el comportamiento de los observadores de alta ganancia es por medio de la matriz de fallas presentada en [4.2](#).

	Presión	Temperatura	Lambda
Observador 1	0	1	1
Observador 2	1	0	1
Observador 3	1	1	0

Tabla 4.2: Matriz de fallas

La Tabla [4.2](#) presenta una matriz de firma de fallas en donde se utiliza el par de símbolos (0, 1) y se lee de la siguiente forma: cuando existe una falla en la presión, ésta se sustituye por la estimación del observador 2 o 3 según sea el caso. En el caso de una falla en el sensor de temperatura, los observadores 1 y 3 generan una estimación de ella para reconfigurar la medida y cuando la falla ocurre en el sensor lambda, los observadores 1 y 2 generan una estimación del sensor lambda para reconfigurar la medida. Cuando dos fallas ocurren de manera simultánea, sea el caso para la presión y temperatura, los 2 observadores detectan que hay fallas, y ambas señales pueden substituirse por las estimaciones del observador 3, cuando se satisface la superposición de efectos no compensados, la cual es difícil de comprobar en la práctica. Así, en el caso de múltiples fallas e hipótesis de no superposición de efectos, esta tabla permite, con operaciones lógicas sencillas, obtener también conclusiones de aislamiento.

4.5. Observador 1 que depende del sensor de presión

El observador uno depende de la presión, por lo que al tener una falla en temperatura o lambda, las señales generadas por este observador sustituyen a las señales medidas con falla como se muestra a continuación.

Como se observa en la Fig. [4.4](#) (Anexo G) del tiempo 500 [s] al tiempo 1000 [s] se presenta una falla en el sensor de temperatura, la cual, es sustituida por la señal estimada con el observador uno. Así mismo, en la siguiente iteración del tiempo 1500 [s] al tiempo 2000 [s], se presenta una falla en lambda, la cual, es sustituida por la señal estimada del observador uno.

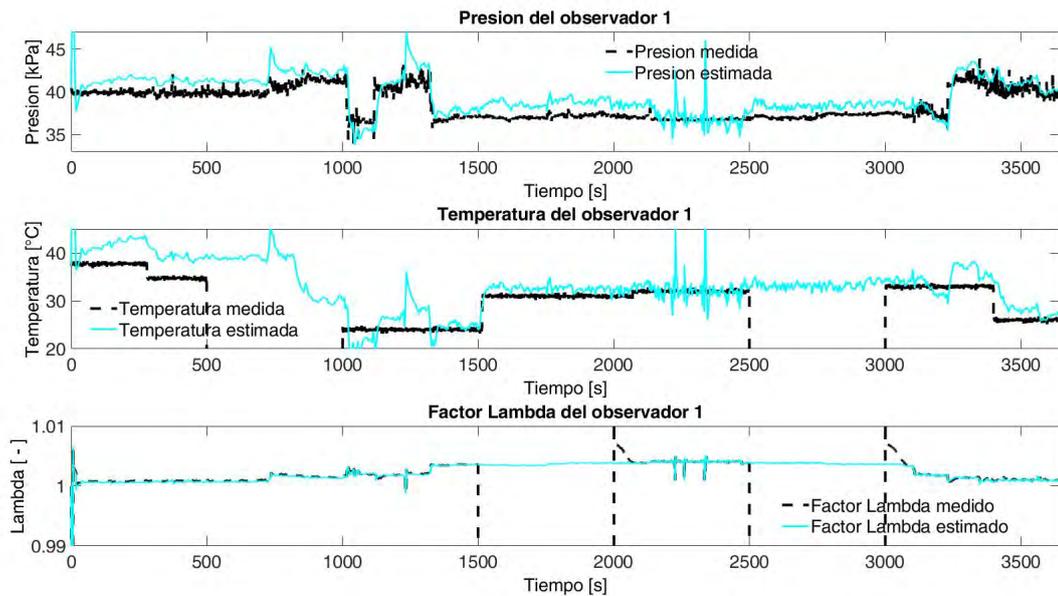


Figura 4.4: Comportamiento del observador uno que depende del sensor de presión ante múltiples fallas.

Teniendo conocimiento del funcionamiento correcto del observador uno ante fallas en las distintas señales de los sensores que puede estimar, se presentan múltiples fallas en los sensores (temperatura y lambda) del tiempo 2500 [s] al tiempo 3000 [s], las cuales son sustituidas por las señales estimadas del observador uno.

4.6. Observador 2 que depende del sensor de temperatura

El observador dos depende de la temperatura, por lo que al tener una falla en presión o lambda, las señales generadas por este observador sustituyen a las señales medidas con falla como se muestra a continuación.

Como se observa en la Fig. 4.5 (Anexo H) del tiempo 600 [s] al tiempo 1200 [s] se presenta una falla en el sensor de presión, la cual, es sustituida por la señal estimada con el observador dos. Así mismo, en la siguiente iteración del tiempo 1600 [s] al tiempo 2400 [s], se presenta una falla en el sensor lambda, la cual, es sustituida por la señal estimada del observador dos.

Teniendo conocimiento del funcionamiento correcto del observador dos ante fallas en las distintas señales de los sensores que puede estimar, se presentan múltiples fallas en los sensores (presión y lambda) del tiempo 2600 [s] al tiempo 3200 [s], las cuales son sustituidas por las señales estimadas del observador dos.

4.7. Observador 3 que depende del sensor de lambda

El observador tres depende de lambda, por lo que al tener una falla en presión o temperatura, las señales generadas por este observador sustituyen a las señales medidas

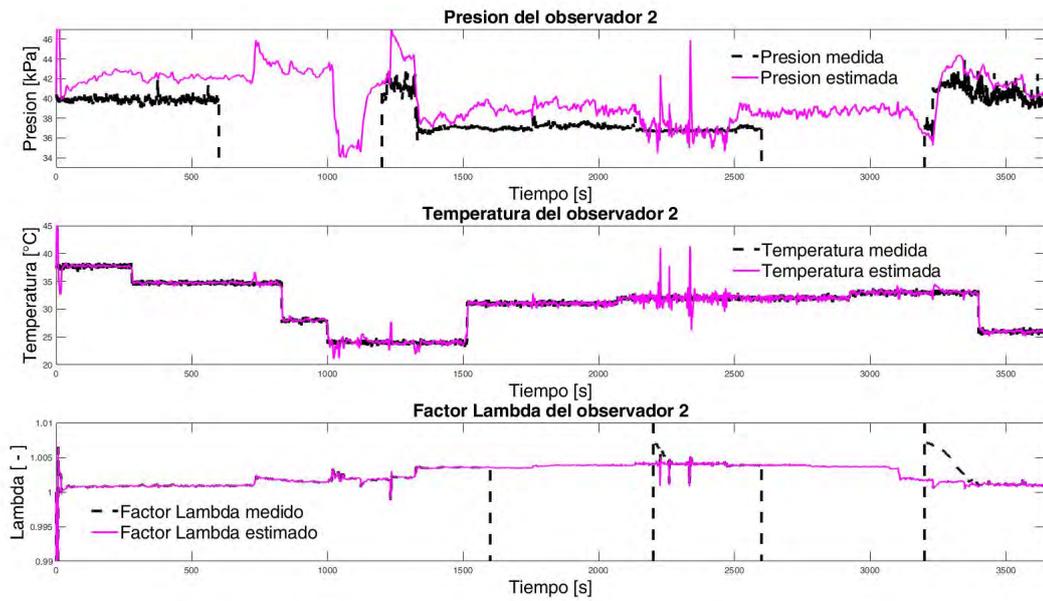


Figura 4.5: Comportamiento del observador dos que depende del sensor de temperatura ante múltiples fallas.

con falla como se muestra a continuación.

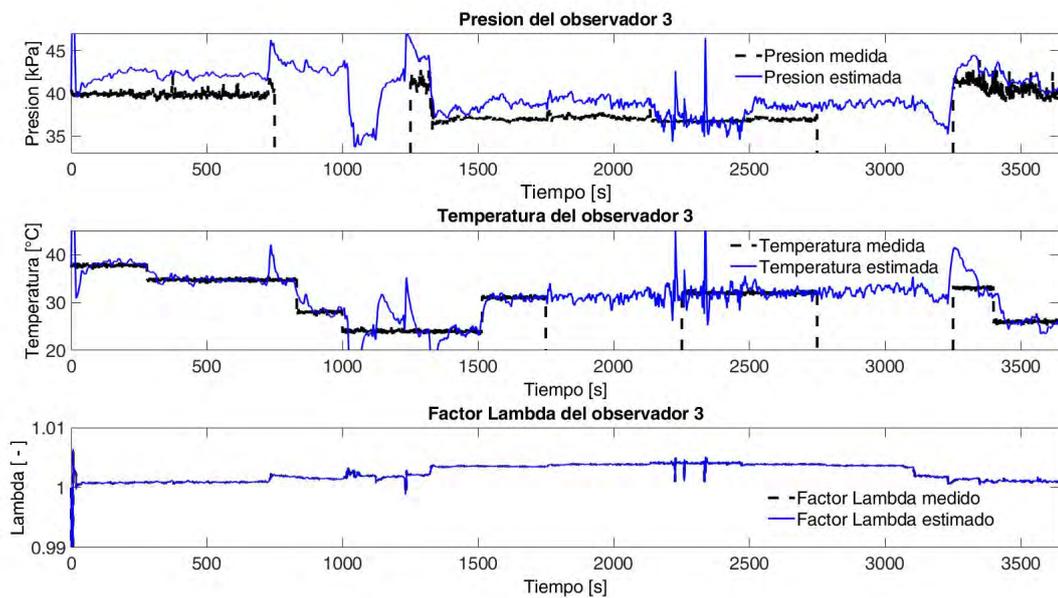


Figura 4.6: Comportamiento del observador tres que depende del sensor lambda ante múltiples fallas.

Como se observa en la Fig. 4.6 (Anexo I) del tiempo 750 [s] al tiempo 1250 [s] se presenta una falla en el sensor de presión, la cual, es sustituida por la señal estimada con el observador tres. Así mismo, en la siguiente iteración del tiempo 1750 [s] al tiempo 2250 [s], se presenta una falla en la temperatura, la cual, es sustituida por la señal estimada del observador tres.

Teniendo conocimiento del funcionamiento correcto del observador tres ante fallas en las distintas señales de los sensores que puede estimar, se presentan múltiples fallas en los sensores (presión y temperatura) del tiempo 2750 [s] al tiempo 3250 [s], las cuales son sustituidas por las señales estimadas del observador tres.

4.8. Sensor de presión con fallas

Cuando la señal del sensor de presión tiende a 0 (en falla) como se muestra en la Fig. 4.7, se sustituye por las estimaciones de la presión de los observadores 2 y 3 (temperatura y lambda). Las estimaciones de la presión se presentan en la Fig. 4.8 (Anexo J).

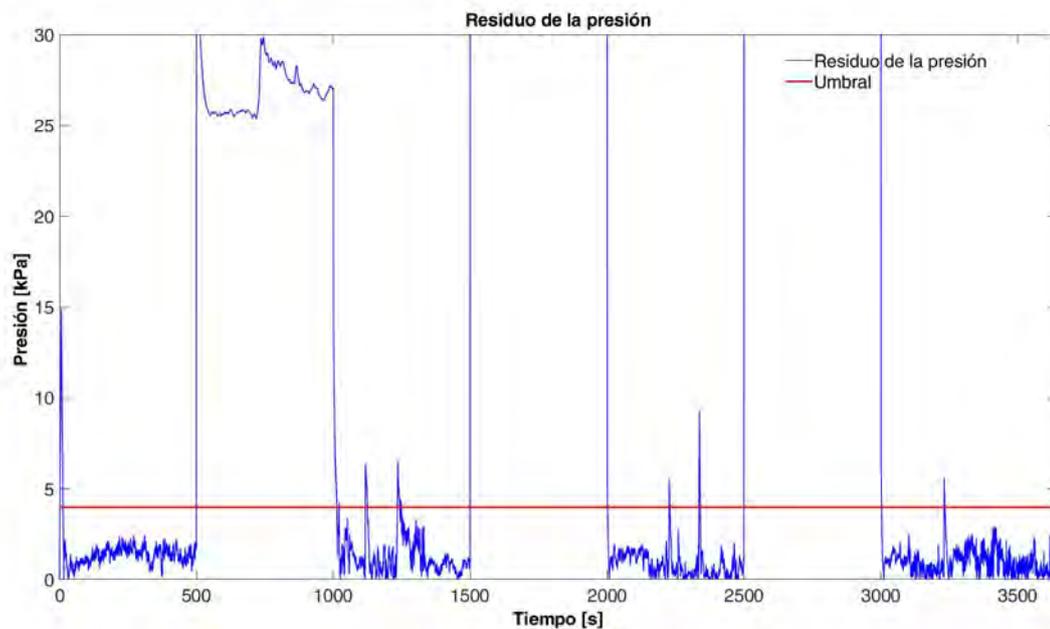


Figura 4.7: Residuo de la presión con falla en distintos intervalos de tiempo.

Como se puede observar en la Fig. 4.8, cuando la presión estimada se encuentra en presencia de una o varias fallas, los observadores 2 y 3 se encargan de estimar la presión de manera correcta, para incorporar al sistema la mejor estimación.

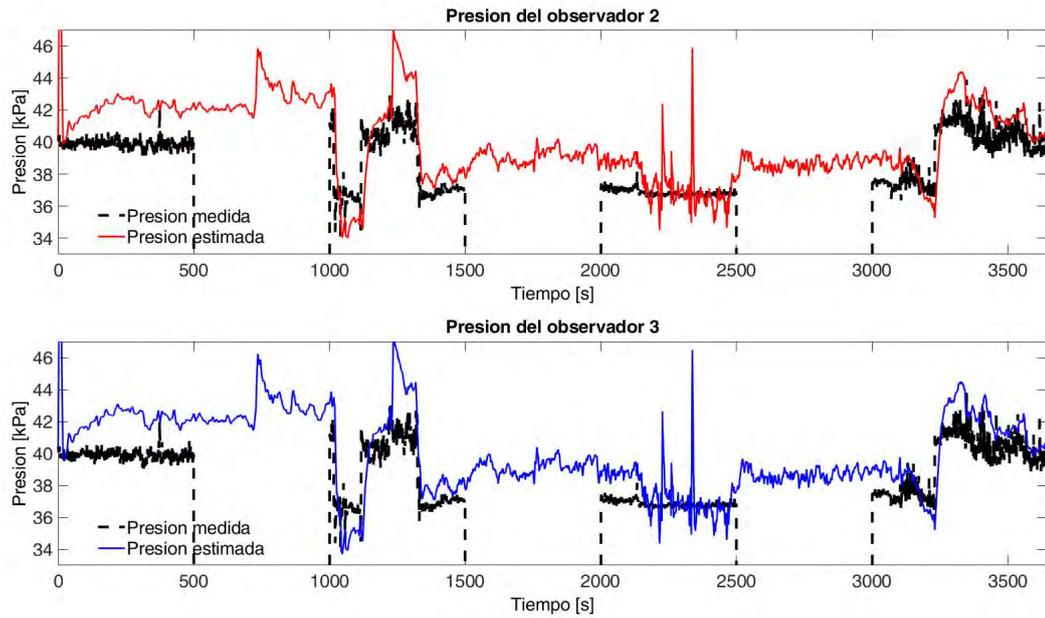


Figura 4.8: Estimaciones de la presión por los observadores 2 y 3 (temperatura y lambda).

4.9. Sensor de temperatura con fallas

Cuando la señal del sensor de temperatura tiende a 0 (en falla) como se muestra en la Fig. 4.9, se sustituye por las estimaciones de la temperatura de los observadores 1 y 3 (presión y lambda). Las estimaciones de la temperatura se presentan en la Fig. 4.10 (Anexo K).

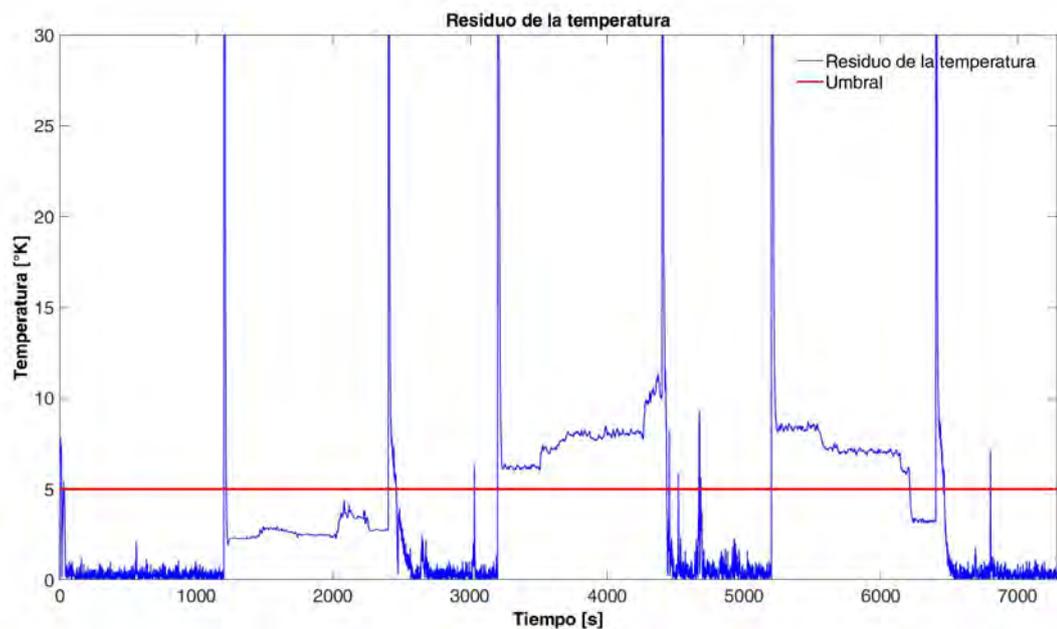


Figura 4.9: Residuo de la temperatura con falla en distintos intervalos de tiempo.

Como se puede observar en la Fig. 4.10, cuando la temperatura estimada se encuentra en presencia de una o varias fallas, los observadores 1 y 3 se encargan de estimar la temperatura de manera correcta, para incorporar al sistema la mejor estimación.

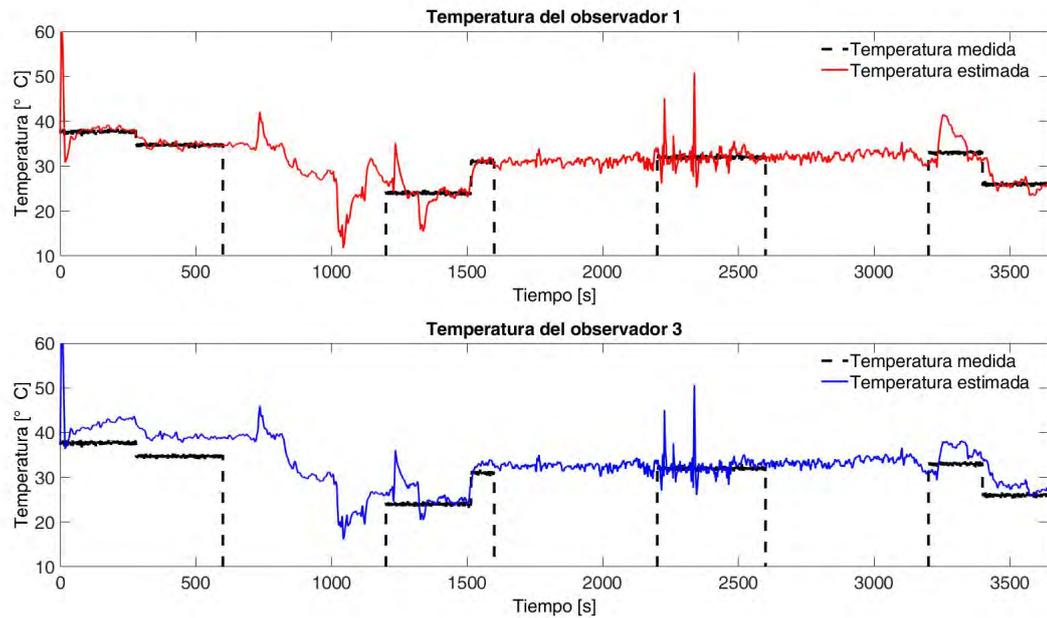


Figura 4.10: Estimaciones de la temperatura por los observadores 1 y 3 (presión y lambda).

4.10. Sensor lambda con fallas

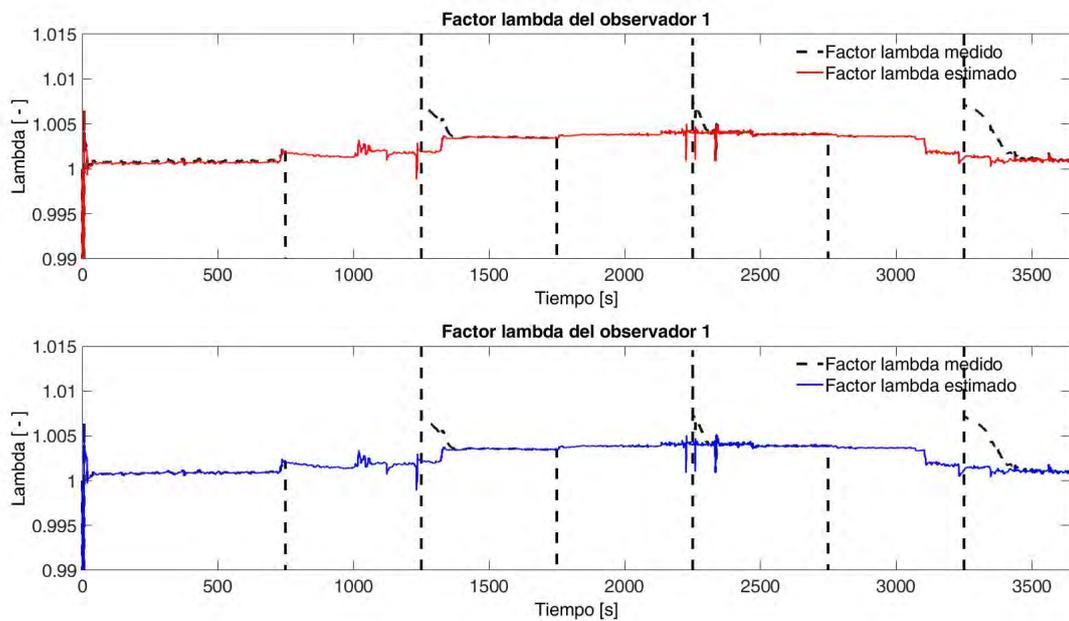


Figura 4.11: Estimaciones de lambda por los observadores 1 y 2 (presión y temperatura).

Como se puede observar en la Fig. 4.11, cuando lambda estimada se encuentra en presencia de una o varias fallas, los observadores 1 y 2 se encargan de estimar lambda de manera correcta, para incorporar al sistema la mejor estimación.

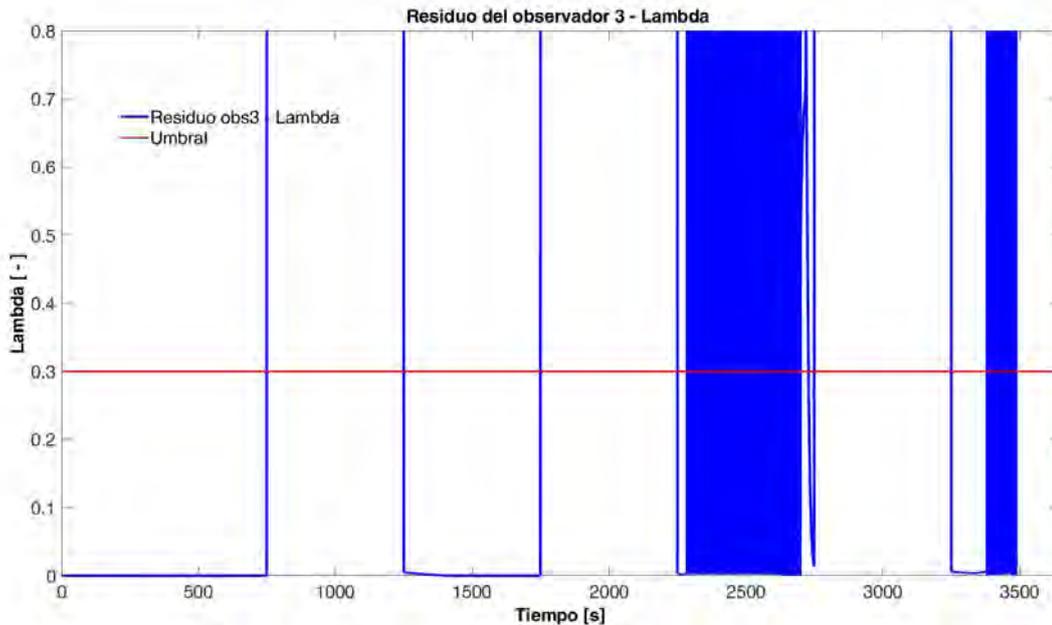


Figura 4.12: Residuo de lambda con falla en distintos intervalos de tiempo.

Quando la señal del sensor de lambda tiende a 0 (en falla) como se muestra en la Fig. 4.12, se sustituye por las estimaciones de lambda de los observadores 1 y 2 (presión y temperatura). Las estimaciones de la lambda se presentan en la Fig. 4.11 (Anexo L).

4.11. Sistema tolerante a fallas

Para seleccionar la señal estimada ideal entre todos los observadores de alta ganancia, se hizo una evaluación por medio de la estimación del error entre todas las señales. De esa forma, aquella señal que presente un mínimo error entre las estimaciones, sustituirá en cada intervalo de tiempo por la señal medida para construir una nueva señal, la cual, se presentara de forma mas limpia, a pesar de la presencia de una múltiples fallas.

En la Fig. 4.13 (Anexo M) se aprecia que en la línea negra (presión estimada) se comporta muy similar a la línea verde (señal real de la presión), a pesar de contar con falla como se observa en la línea roja (presión con falla), asemeja de manera efectiva el comportamiento de la señal real, pese a que cuenta con distintos puntos de falla en el tiempo del sistema.

En la temperatura la señal negra (señal estimada) se comporta como la línea verde (señal real de temperatura), aun cuando, presenta fallas en distintos intervalos de tiempo como se muestra en la línea roja (temperatura con falla), la señal desempeña un comportamiento ideal.

Por último, la señal negra de lambda (señal estimada) presenta un comportamiento muy parecido a la señal verde (lambda real), aunque la señal presente fallas como lo muestra la línea roja (lambda con falla) en distintos intervalos de tiempo, la señal que se observa es ideal para alimentar al sistema. Estas señales anteriores son las que alimentan al sistema (señales estimadas), cuando se presenten fallas en los sensores de presión, temperatura y lambda, estas señales son una reconstrucción de los observadores para

entregar de vuelta al sistema una señal que presente un mínimo error, es decir, una estimación mas cercana a las señales reales.

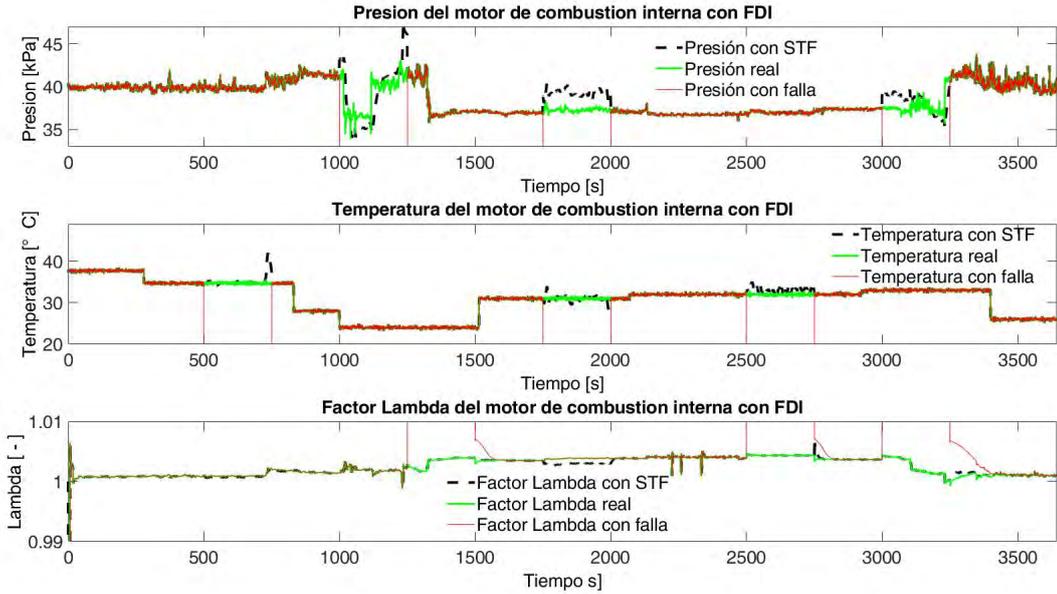


Figura 4.13: Señales adaptadas de presión, temperatura y lambda.

Capítulo 5

Conclusiones

En este trabajo se abordó la metodología de observadores de alta ganancia para desarrollar un banco de observadores que estimara 3 estados medidos, esto se debe a que el método de alta ganancia es eficiente con sistemas no lineales. Los resultados obtenidos en simulación prueban que los observadores de alta ganancia tienen una gran efectividad ante el sistema no lineal del motor de combustión interna. Algunas observaciones sobre los resultados de las pruebas de los observadores de alta ganancia son las siguientes:

- Para poder diseñar un observador de alta ganancia que calcule el factor λ es necesario realizar un cambio de variable en el modelo del motor de combustión interna con la finalidad de acoplar las ecuaciones de presión y temperatura a la ecuación de λ .
- Mediante el diseño de un banco de observadores de alta ganancia es posible estimar tres diferentes variables (presión, temperatura, λ). En donde cada observador diseñado solo depende de una variable para estimar las otras dos.
- Mediante el uso del banco de observadores fue posible diseñar un esquema de diagnóstico de fallas basado en la detección y aislamiento de las fallas de los sensores de presión, temperatura, λ . Con este sistema es posible detectar y aislar fallas simples o múltiples.
- Con la realización de simulaciones con datos experimentales se mostró que mediante la reconfiguración de las señales con falla es posible tener un esquema de control tolerante a fallas para los sensores de presión, temperatura, λ . Con esto se garantiza que la relación aire-combustible siempre será la adecuada a pesar de la ocurrencia de falla en el sensor λ .
- A partir de dos señales estimadas se realizó la reconstrucción de una señal con el mínimo error de estimación. Esta señal reconstruida es la que se emplea para realizar la reconfiguración del sistema de control.
- Físicamente pueden presentarse fallas en los sensores por envejecimiento y uso constante de los mismos en los vehículos de combustión interna.

5.1. Trabajos futuros

Pruebas experimentales:

Se plantea realizar pruebas experimentales para la comprobación de funcionamiento del sistema tolerante a fallas experimentalmente. Físicamente pueden presentarse fallas en los sensores por envejecimiento y uso constante de los mismos en los vehículos de combustión interna.

Aplicacion de control:

El algoritmo del motor de combustión interna sera acreedor a un sistema de control activo para agregar el funcionamiento del motor en linea mediante un control tolerante a fallas acoplándose al código que proporcione mejoramiento al rendimiento del mismo, para mas eficiencia.

Bibliografía

- [1] P. Gutiérrez León and J. García-Morales and R.F. Escobar-Jiménez and J.F. Gómez-Aguilar and G. López-López and L. Torres (2018). Implementation of a fault tolerant system for the internal combustion engine's MAF sensor, *Measurement*, 122, 91-99, <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2018.03.006>.
- [2] Luis Edgar Ocampo Rodriguez, Control Tolerante a Fallas con aplicación en un proceso de combustión, Tesis, 2022
- [3] Cervantes-Bobadilla, M., García-Morales, J., Saavedra-Benítez, Y. I., Hernández-Pérez, J. A., Adam-Medina, M., Guerrero-Ramírez, G. V., & Escobar-Jiménez, R. F. (2023). Multiple fault detection and isolation using artificial neural networks in sensors of an internal combustion engine. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 117, 105524.
- [4] TayebiHaghighi, S., & Koo, I. (2022). Sensor Fault Diagnosis Using a Machine Fuzzy Lyapunov-Based Computed Ratio Algorithm. *Sensors*, 22(8), 2974.
- [5] Riaz, U., Amin, A. A., & Tayyeb, M. (2022). Design of active fault-tolerant control system for Air-fuel ratio control of internal combustion engines using fuzzy logic controller. *Science Progress*, 105(2), 00368504221094723.
- [6] Alsuwian, T., Riaz, U., Amin, A. A., Qadir, M. B., Almasabi, S., & Jalalah, M. (2022). Hybrid Fault-Tolerant Control for Air-Fuel Ratio Control System of Internal Combustion Engine Using Fuzzy Logic and Super-Twisting Sliding Mode Control Techniques. *Energies*, 15(19), 7010.
- [7] Alsuwian, Turki, Muhammad Tayyeb, Arslan Ahmed Amin, Muhammad Bilal Qadir, Saleh Almasabi, and Mohammed Jalalah. 2022. "Design of a Hybrid Fault-Tolerant Control System for Air-Fuel Ratio Control of Internal Combustion Engines Using Genetic Algorithm and Higher-Order Sliding Mode Control." *Energies* 15, no. 15: 5666. <https://doi.org/10.3390/en15155666>
- [8] Iqbal, M. S., & Amin, A. A. (2022). Genetic algorithm based active fault-tolerant control system for air-fuel ratio control of internal combustion engines. *Measurement and Control*, 55(7-8), 703-716.
- [9] Alsuwian, Turki, Muhammad Sajid Iqbal, Arslan Ahmed Amin, Muhammad Bilal Qadir, Saleh Almasabi, and Mohammed Jalalah. 2022. "A Comparative Study of Design of Active Fault-Tolerant Control System for Air-Fuel Ratio Control of Internal Combustion Engine Using Particle Swarm Optimization, Genetic Algorithm, and Nonlinear Regression-Based Observer Model." *Applied Sciences* 12, no. 15: 7841. <https://doi.org/10.3390/app12157841>

- [10] Amin, A. A., & Mahmood-ul-Hasan, K. (2022). Unified fault-tolerant control for air-fuel ratio control of internal combustion engines with advanced analytical and hardware redundancies. *Journal of Electrical Engineering & Technology*, 17(3), 1947-1959 <https://doi.org/10.1007/s42835-021-00965-5>.
- [11] Stefanovski, J. D. (2018). Passive fault tolerant perfect tracking with additive faults. *Automatica*, 87, 432–436. doi:10.1016/j.automatica.2017.09.011.
- [12] Amin, A. A., & Mahmood-ul-Hasan, K. (2021). Robust passive fault tolerant control for air fuel ratio control of internal combustion Gasoline engine for sensor and actuator faults. *IETE Journal of Research*, 1-16.
- [13] Gayaka, S., & Yao, B. (2011). Output feedback based adaptive robust fault-tolerant control for a class of uncertain nonlinear systems. *Journal of Systems Engineering and Electronics*, 22(1), 38–51. doi:10.3969/j.issn.1004-4132.2011.01.005
- [14] Sangha, M. S., Gomm, J. B., Yu, D. L., & Page, G. F. (2005). Fault detection and identification of automotive engines using neural networks. *IFAC Proceedings Volumes*, 38(1), 272–277. doi:10.3182/20050703-6-cz-1902.01933.
- [15] Jiang, B., & Chowdhury, F. N. (2005). Parameter fault detection and estimation of a class of nonlinear systems using observers. *Journal of the Franklin Institute*, 342(7), 725–736. doi:10.1016/j.jfranklin.2005.04.007.
- [16] Wang, Y. S., Liu, N. N., Guo, H., & Wang, X. L. (2020). An engine-fault-diagnosis system based on sound intensity analysis and wavelet packet pre-processing neural network. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 94, 103765. doi:10.1016/j.engappai.2020.103765.
- [17] Alessandri, A. (2003). Fault diagnosis for nonlinear systems using a bank of neural estimators. *Computers in Industry*, 52(3), 271–289. doi:10.1016/s0166-3615(03)00131-3
- [18] Kitsos, C., Besan, G., & Prieur, C. (2022). Contributions to the problem of high-gain observer design for hyperbolic systems. *Trends in Nonlinear and Adaptive Control*, 109-134.
- [19] Lin, Z. (2022). Co-design of linear low-and-high gain feedback and high gain observer for suppression of effects of peaking on semi-global stabilization. *Automatica*, 137, 110124.
- [20] Bernard, P., Andrieu, V., & Astolfi, D. (2022). Observer design for continuous-time dynamical systems. *Annual Reviews in Control*.
- [21] Kitsos, C., Besancon, G., & Prieur, C. (2021). High-Gain Observer Design for a Class of Quasi-Linear Integro-Differential Hyperbolic Systems—Application to an Epidemic Model. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 67(1), 292-303.
- [22] Kitsos, C., Besancon, G., & Prieur, C. (2021). High-gain observer for 3×3 linear heterodirectional hyperbolic systems. *Automatica*, 129, 109607.
- [23] Etlili, D., Khedher, A., & Errachdi, A. (2021). A Proposed High-Gain Observer for a Class of Nonlinear Fractional-Order Systems. *Mathematical Problems in Engineering*, 2021.

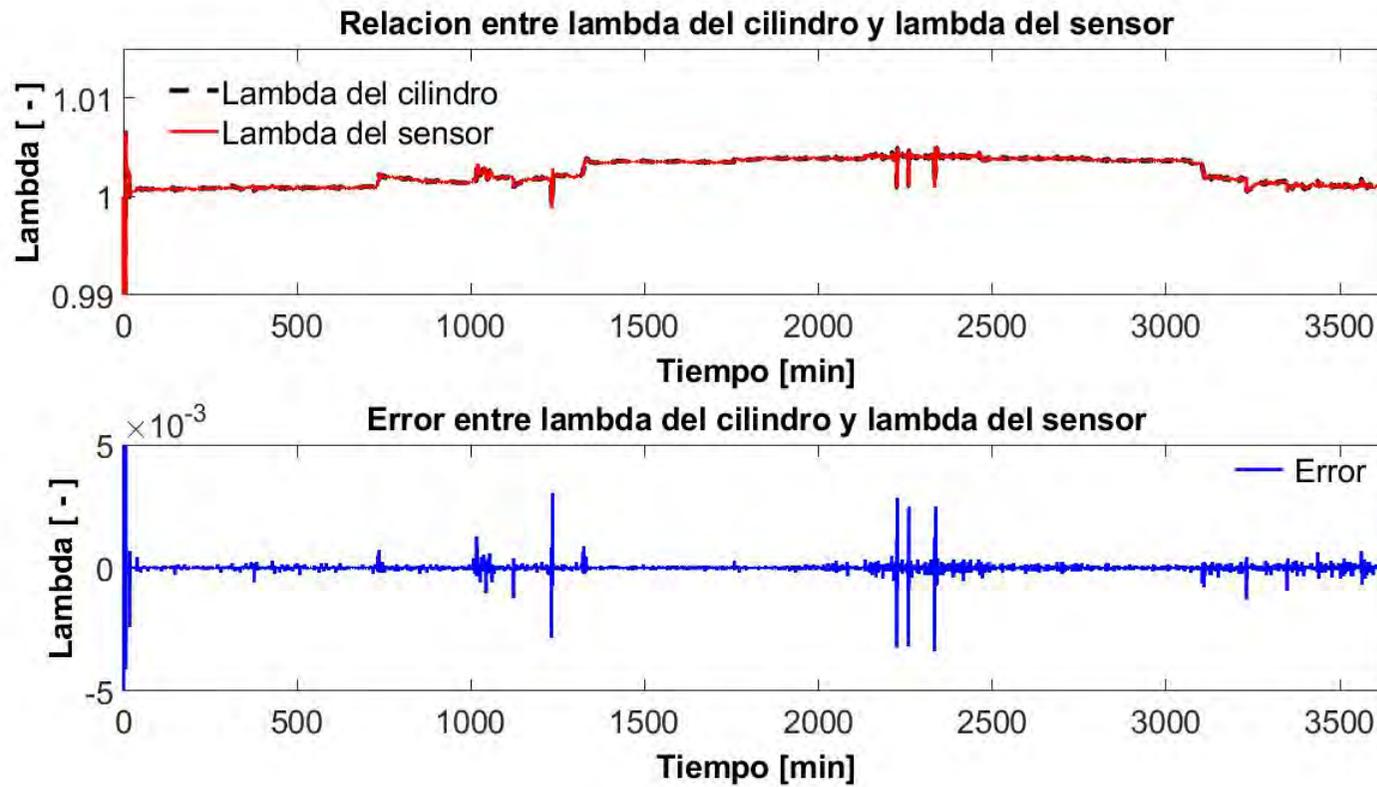
- [24] Chatri, C., Labbadi, M., & Ouassaid, M. (2023). Improved high-order integral fast terminal sliding mode-based disturbance-observer for the tracking problem of PMSG in WECS. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 144, 108514.
- [25] Al-Saggaf, U. M., Bettayeb, M., & Djennoune, S. (2022). Fixed-time synchronization of memristor chaotic systems via a new extended high-gain observer. *European Journal of Control*, 63, 164-175.
- [26] Chowdhury, D., Al-Nadawi, Y. K., & Tan, X. (2022). Dynamic inversion-based hysteresis compensation using extended high-gain observer. *Automatica*, 135, 109977.
- [27] Raza, A., Malik, F. M., Mazhar, N., & Khan, R. (2022). Two-time-scale robust output feedback control for aircraft longitudinal dynamics via sliding mode control and high-gain observer. *Alexandria Engineering Journal*, 61(6), 4573-4583.
- [28] Xi, R., Zhang, H., Sun, S., Wang, Y. (2022). Reduced-Order High-Gain Observer (ROHGO)-Based Neural Tracking Control for Random Nonlinear Systems With Output Delay. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*.
- [29] Abouloifa, A., Noussi, K., Elbouchikhi, E., Katir, H., Lachkar, I., & El Aroudi, A. (2022). High-Gain Observer-Based Advanced Nonlinear Control of a Grid-Connected Wind Energy Conversion System with Sensorless Maximum Power Point Tracking. *Machines*, 10(11), 1074.
- [30] Ullah, H., Malik, F. M., Raza, A., Mazhar, N., Khan, R., Saeed, A., & Ahmad, I. (2021). Robust output feedback control of single-link flexible-joint robot manipulator with matched disturbances using high gain observer. *Sensors*, 21(9), 3252.
- [31] 8. Du, H., Shi, J., Chen, J., Zhang, Z., & Feng, X. (2021). High-gain observer-based integral sliding mode tracking control for heavy vehicle electro-hydraulic servo steering systems. *Mechatronics*, 74, 102484.
- [32] Liu, J., Shen, X., Alcaide, A. M., Yin, Y., Leon, J. I., Vazquez, S., ... & Franquelo, L. G. (2021). Sliding mode control of grid-connected neutral-point-clamped converters via high-gain observer. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 69(4), 4010-4021.
- [33] Amin, A. A., & Mahmood-ul-Hasan, K. (2019). Hybrid fault tolerant control for air-fuel ratio control of internal combustion gasoline engine using Kalman filters with advanced redundancy. *Measurement and Control*, 52(5-6), 473-492. doi:10.1177/0020294019842593.
- [34] Amin, A. A., & Mahmood-ul-Hasan, K. (2019). Robust active fault-tolerant control for internal combustion gas engine for air-fuel ratio control with statistical regression-based observer model. *Measurement and Control*, 002029401882303. doi:10.1177/0020294018823031.
- [35] Yan, R., Li, H., Dong, Z. Y., & Tang, H. (2009). Nonlinear control approaches for SI engine model with uncertainties. *Proceedings of the 48h IEEE Conference on Decision and Control (CDC) Held Jointly with 2009 28th Chinese Control Conference*. doi:10.1109/cdc.2009.5399658.
- [37] Observer-based air fuel ratio control. (1998). *IEEE Control Systems*, 18(5), 72-83. doi:10.1109/37.722254.

- [38] Dubois, M. J., Van Til, R. P., & Zorka, N. G. (n.d.). Digital control of an automobile engine air-fuel ratio system. Proceeding of the 1996 IEEE International Conference on Control Applications IEEE International Conference on Control Applications Held Together with IEEE International Symposium on Intelligent Control IEEE International Symposium on Computer-Aided Contro. doi:10.1109/cca.1996.558967.
- [39] Ault, B. A., Jones, V. K., Powell, J. D., & Franklin, G. F. (1994). Adaptive Air-Fuel Ratio Control of a Spark-Ignition Engine. SAE Technical Paper Series. doi:10.4271/940373.
- [40] Turin, R. C., & Geering, H. P. (1994). Model-Based Adaptive Fuel Control in an SI Engine. SAE Technical Paper Series. doi:10.4271/940374.
- [41] Cho, D., & Hedrick, J. K. (1988). A Nonlinear Controller Design Method for Fuel-Injected Automotive Engines. *Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, 110(3), 313. doi:10.1115/1.3240123.
- [42] Aquino, C. F. (1981). Transient A/F Control Characteristics of the 5 Liter Central Fuel Injection Engine. SAE Technical Paper Series. doi:10.4271/810494.
- [43] M.C. Jarniel García Morales (2017). Implementación de un Sistema de Control para un Proceso de Combustión Interna Empleando Múltiples Combustibles. Tesis cenidet.
- [44] Crolla, D., & Mashadi, B. (2011). *Vehicle powertrain systems*. John Wiley Sons.
- [45] Guzzella, L., & Onder, C. H. (2004). *Introduction to Modeling and Control of Internal Combustion Engine Systems*. doi:10.1007/978-3-662-08003-0.
- [46] Yoon, P., & Sunwoo, M. (2001). A nonlinear dynamic modelling of SI engines for controller design. *International Journal of Vehicle Design*, 26(2/3), 277. doi:10.1504/ijvd.2001.001944.
- [47] Dohner, D. J. (1980). A Mathematical Engine Model for Development of Dynamic Engine Control. SAE Technical Paper Series. doi:10.4271/800054.
- [48] Lauber, J., Khiar, D. y Guerra, TM (2007, septiembre). Control de la relación aire-combustible para un motor IC. En la Conferencia de propulsión y potencia de vehículos IEEE de 2007 (págs. 718-723). IEEE.
- [49] Lauber, J., Guerra, T. M., & Dambrine, M. (2010). Air-fuel ratio control in a gasoline engine. *International Journal of Systems Science*, 42(2), 277–286. doi:10.1080/00207720902957236.
- [50] Atassi, A. N., & Khalil, H. K. (2000). Separation results for the stabilization of nonlinear systems using different high-gain observer designs. *Systems & Control Letters*, 39(3), 183–191. doi:10.1016/s0167-6911(99)00085-7.
- [51] G. Besancon, "Further results on high gain observers for nonlinear systems," *Proceedings of the 38th IEEE Conference on Decision and Control* (Cat. No.99CH36304), Phoenix, AZ, USA, 1999, pp. 2904-2909 vol.3, doi:10.1109/CDC.1999.831376.
- [52] E. Bullinger and F. Allgower, "An adaptive high-gain observer for nonlinear systems," *Proceedings of the 36th IEEE Conference on Decision and Control*, San Diego, CA, USA, 1997, pp. 4348-4353 vol.5, doi: 10.1109/CDC.1997.649541.

- [53] Deza, F., Busvelle, E., Gauthier, J. P., & Rakotopara, D. (1992). High gain estimation for nonlinear systems. *Systems & Control Letters*, 18(4), 295–299. doi:10.1016/0167-6911(92)90059-2.
- [54] Gauthier, J. P., Hammouri, H., & Othman, S. (1992). A simple observer for nonlinear systems applications to bioreactors. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 37(6), 875–880. doi:10.1109/9.256352.
- [55] Karafyllis, I., & Krstic, M. (2013). Stabilization of nonlinear delay systems using approximate predictors and high-gain observers. *Automatica*, 49(12), 3623–3631. doi:10.1016/j.automatica.2013.09.006.
- [56] Veluvolu, K. C., Kim, M. Y., & Lee, D. (2011). Nonlinear sliding mode high-gain observers for fault estimation. *International Journal of Systems Science*, 42(7), 1065–1074. doi:10.1080/00207721.2011.573102.
- [57] Ball, A. A., & Khalil, H. K. (2008). High-gain observers in the presence of measurement noise: A nonlinear gain approach. 2008 47th IEEE Conference on Decision and Control. doi:10.1109/cdc.2008.4739408

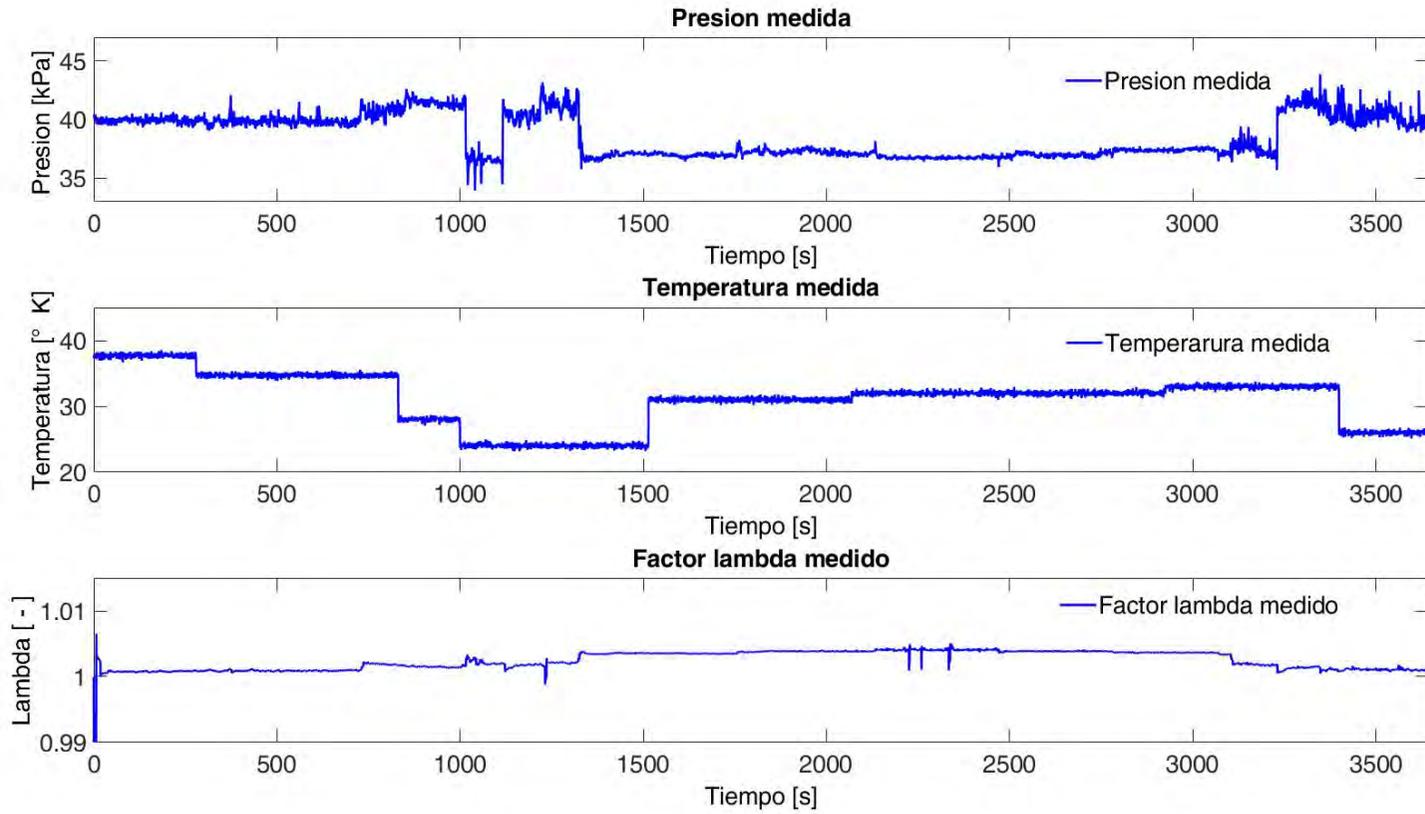
Anexos

Anexo A: Error entre lambda del cilindro y lambda del sensor.

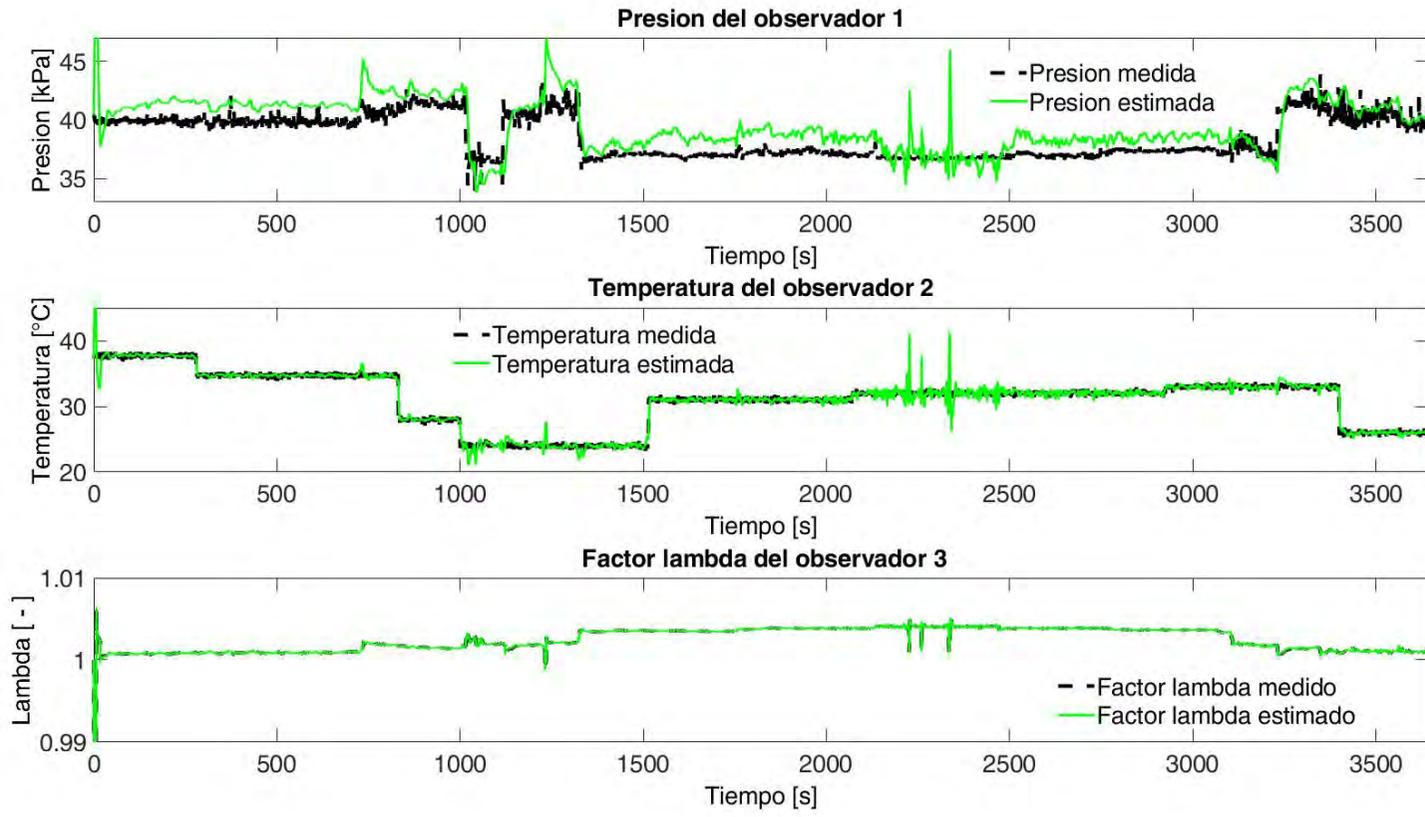


Anexos

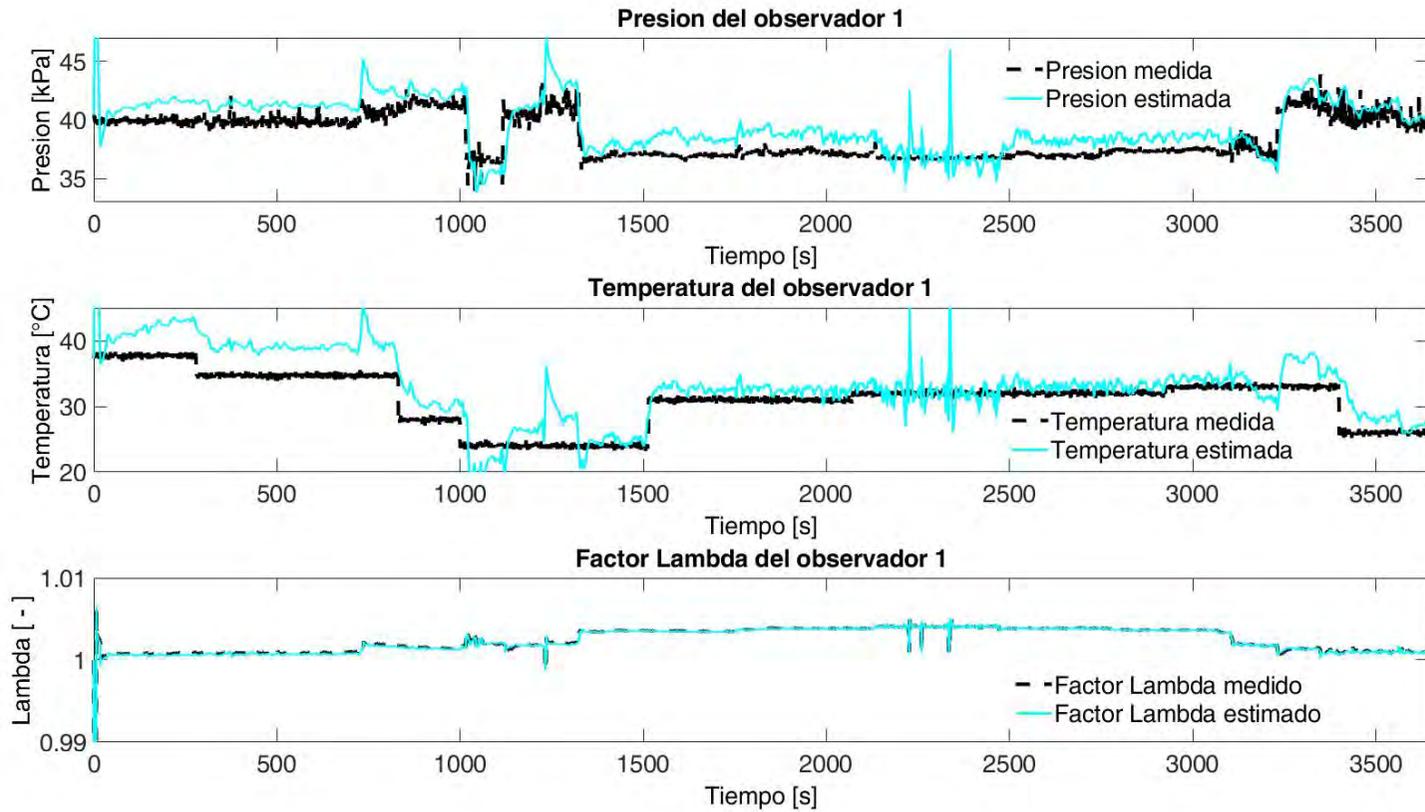
Anexo B: Señales medidas del motor de combustión interna.



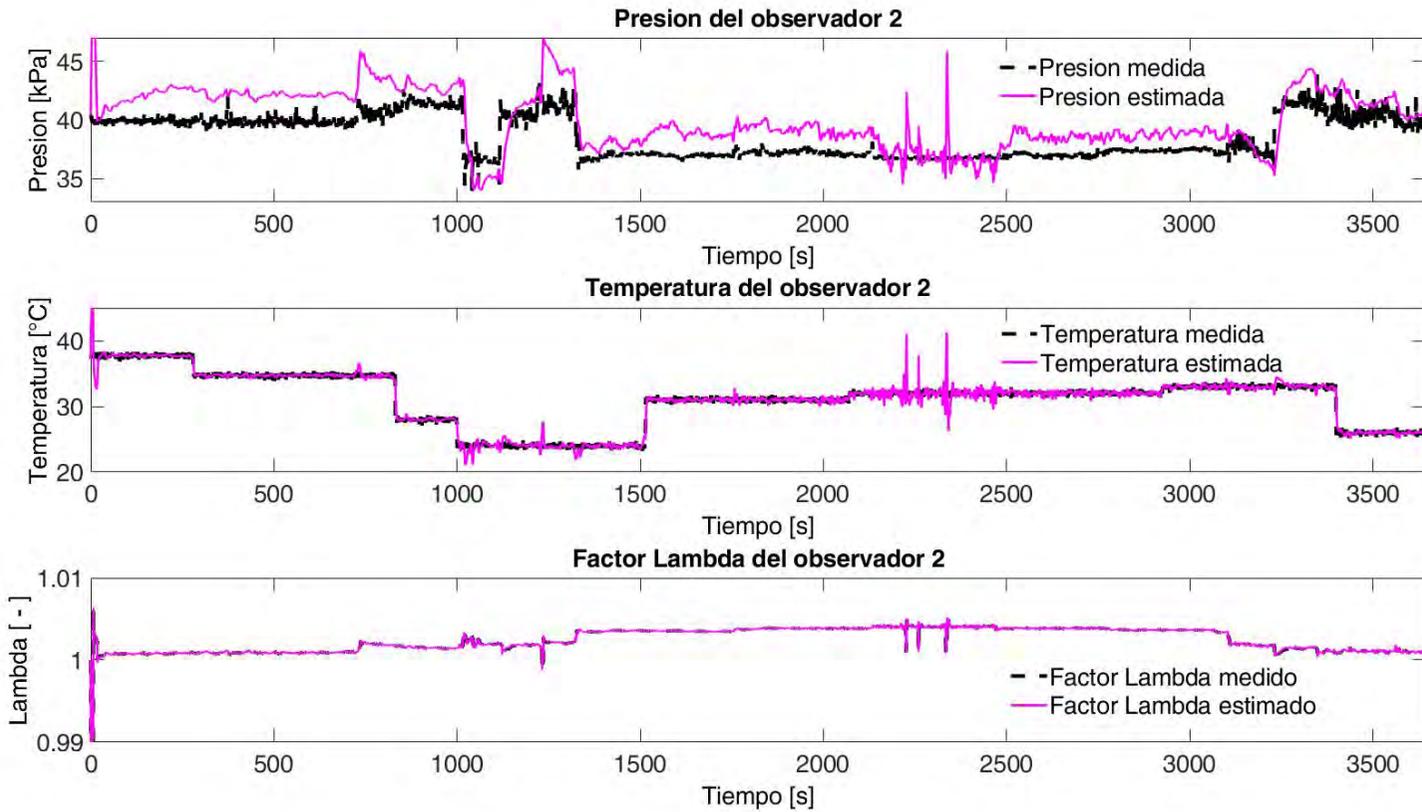
Anexo C: Estados medidos del motor de combustión interna.



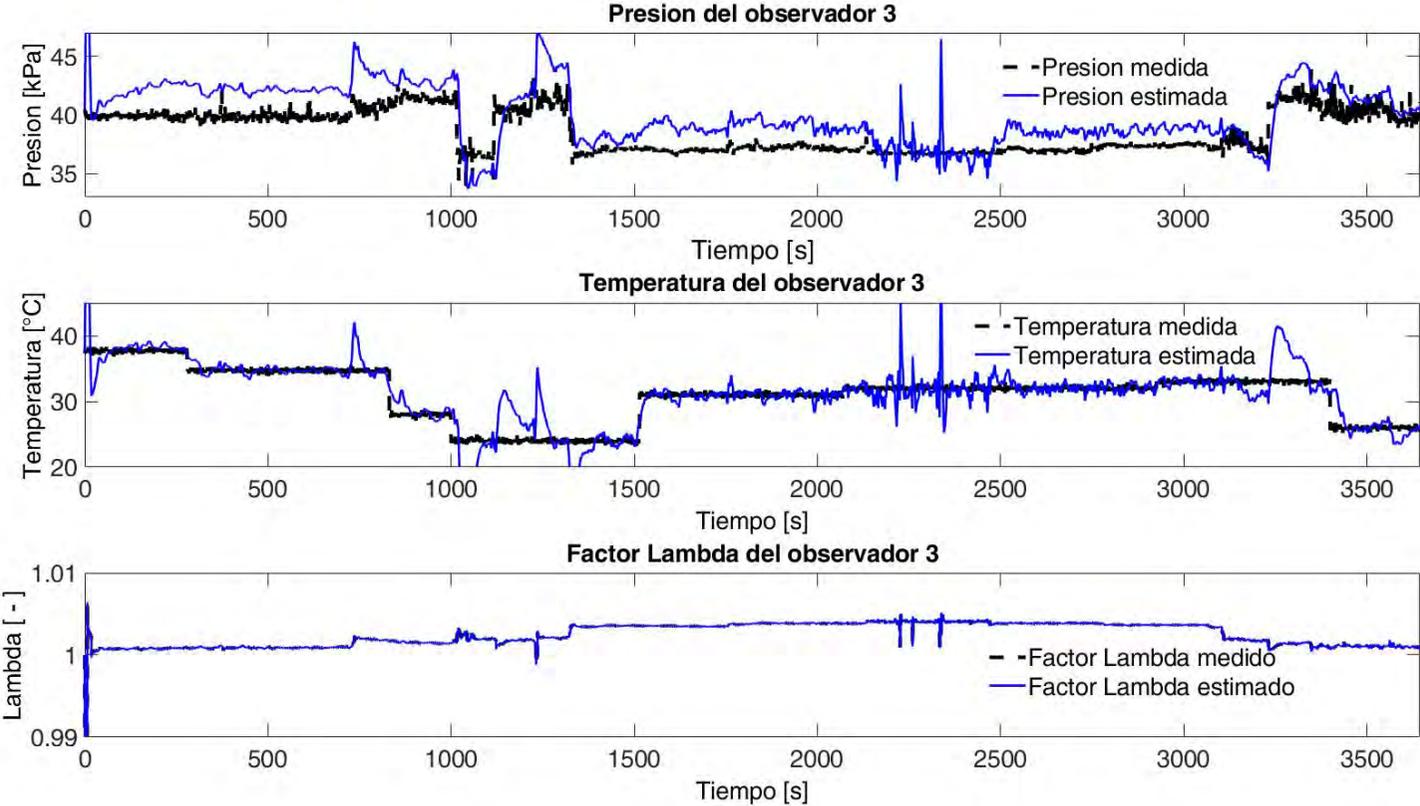
Anexo D: Comportamiento del observador de alta ganancia sin falla que depende del sensor de presión.



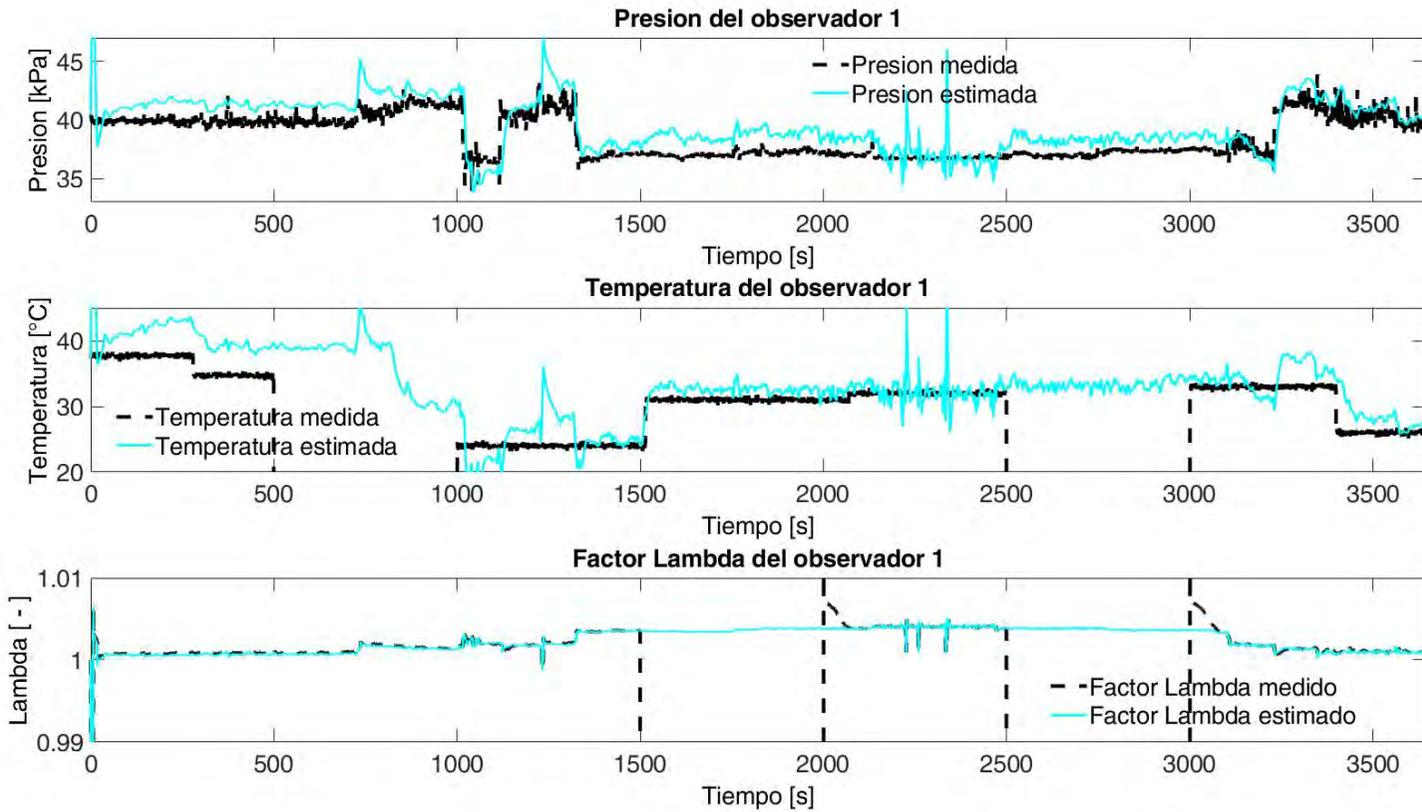
Anexo E: Comportamiento del observador de alta ganancia sin falla que depende del sensor de temperatura.



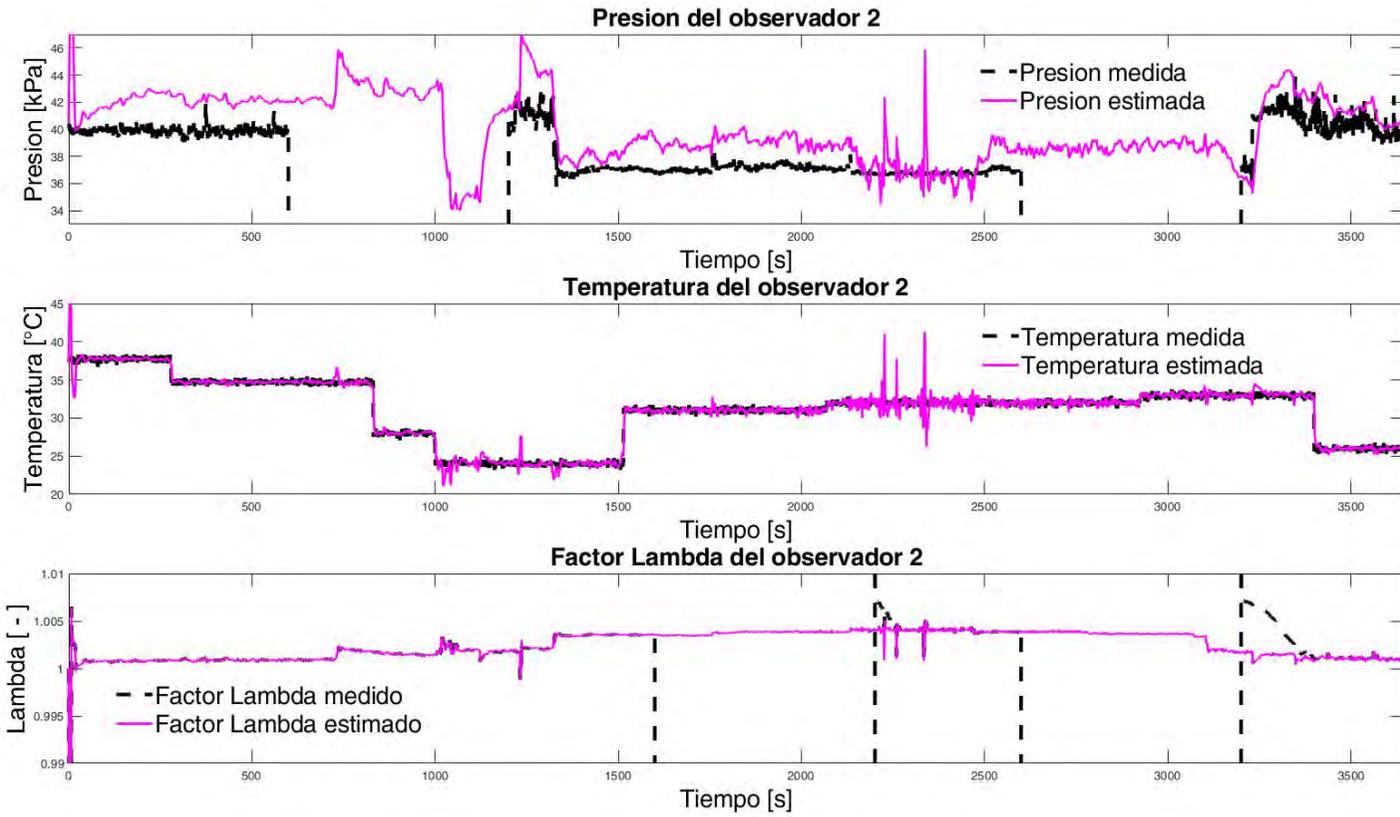
Anexo F: Comportamiento del observador de alta ganancia sin falla que depende del sensor lambda.



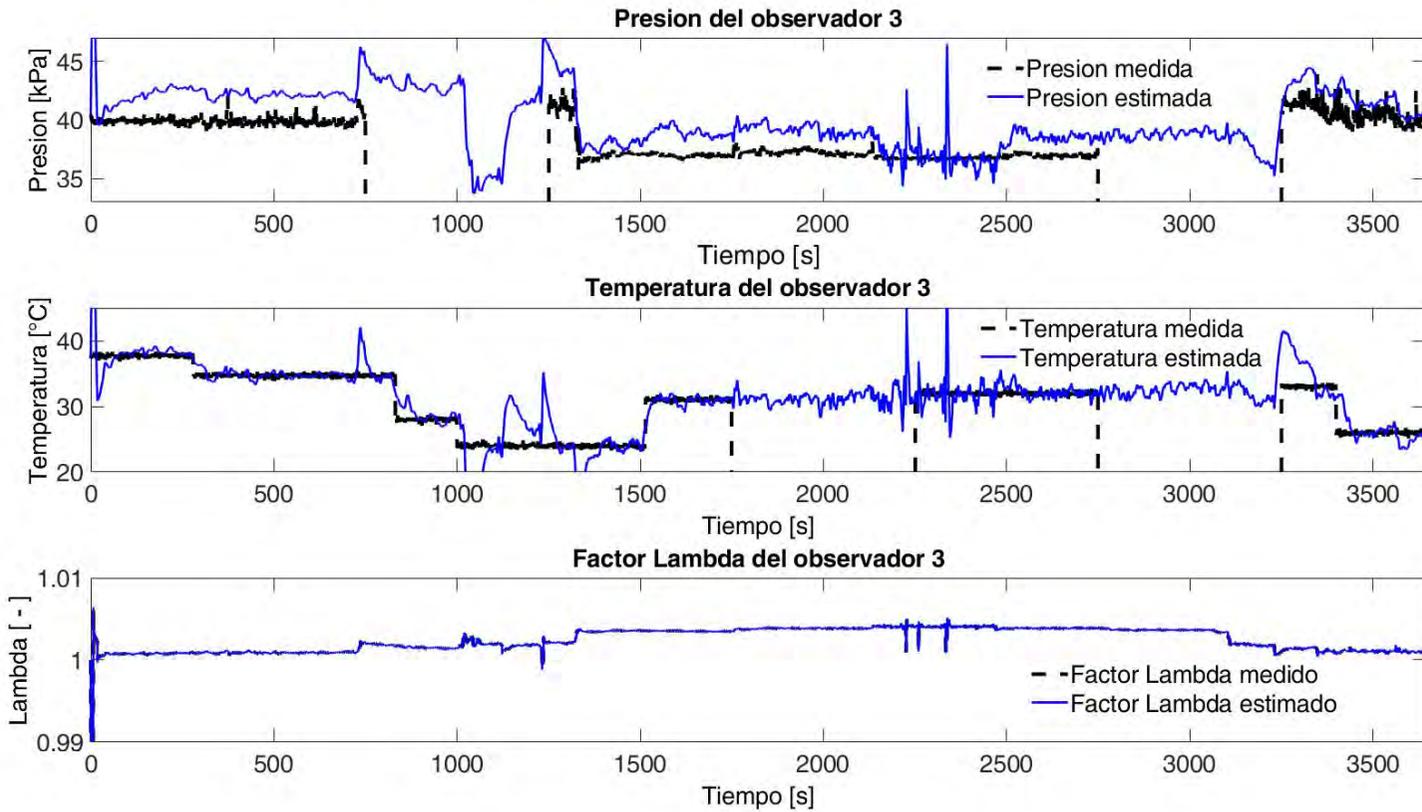
Anexo G: Comportamiento del observador uno que depende del sensor de presión ante múltiples fallas.



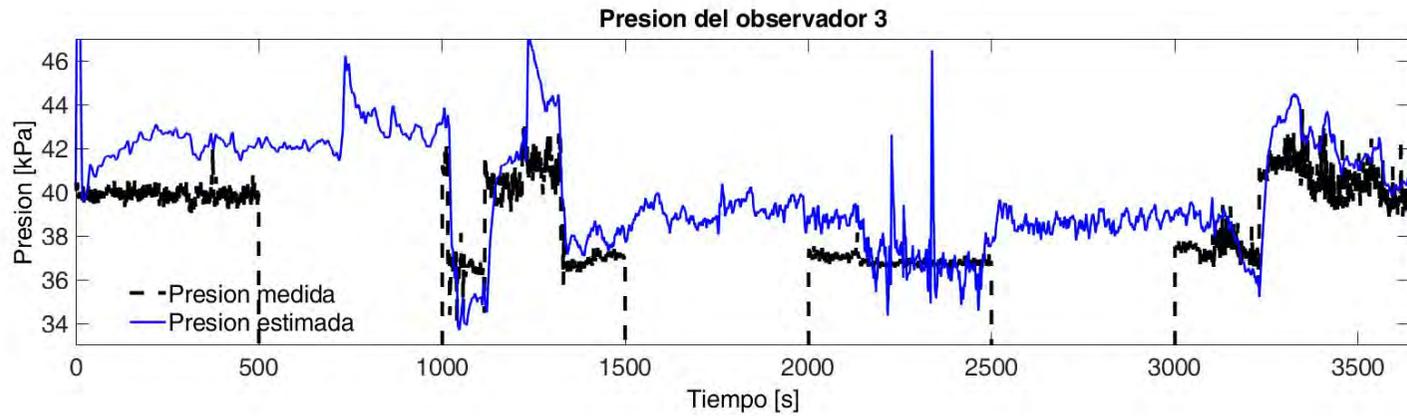
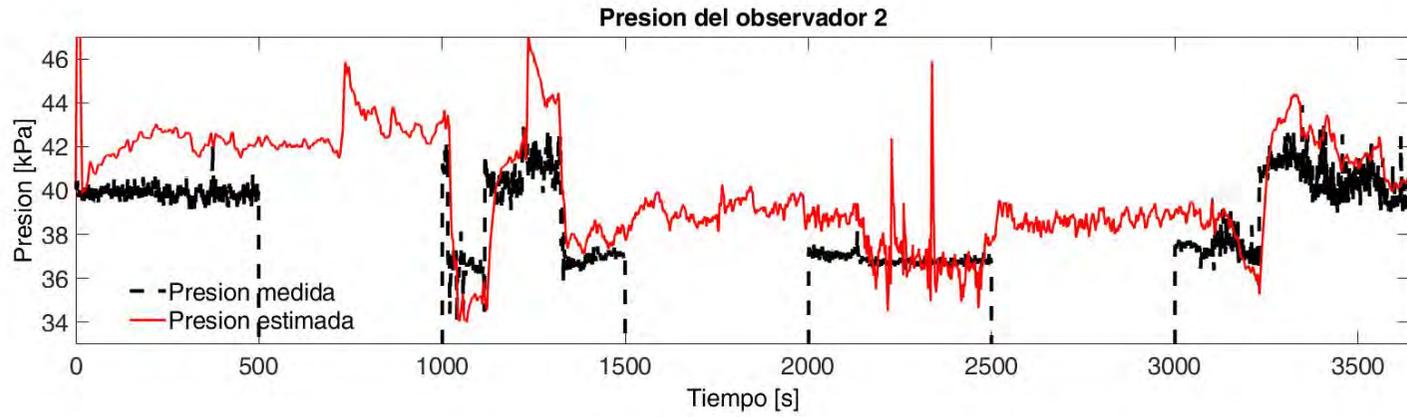
Anexo H: Comportamiento del observador uno que depende del sensor de temperatura ante múltiples fallas.



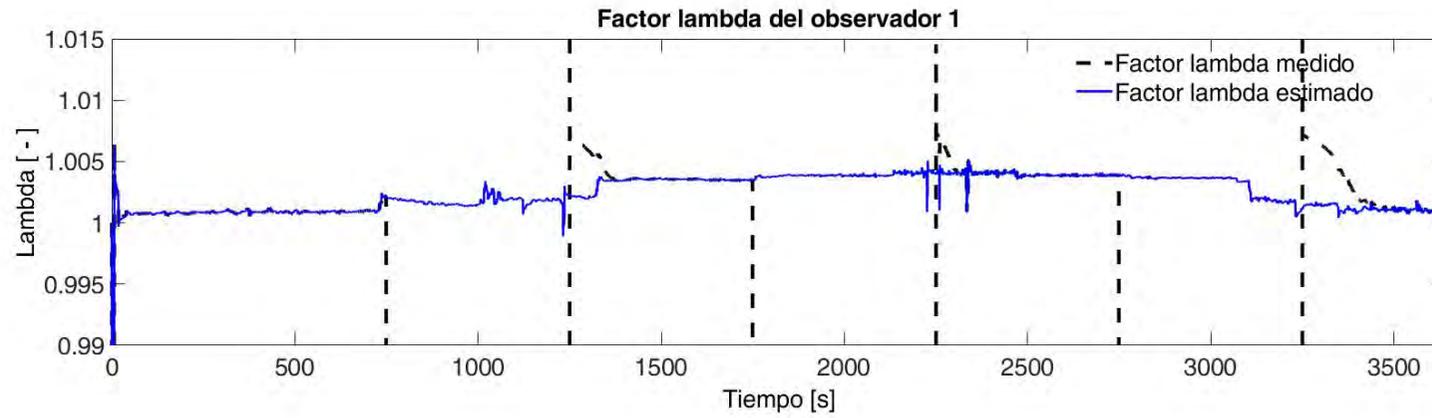
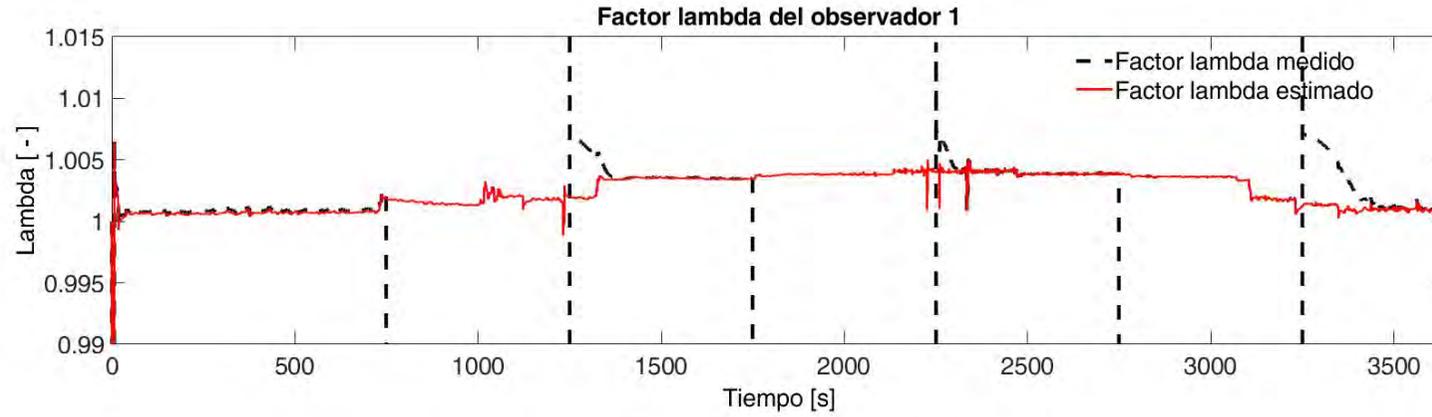
Anexo I: Comportamiento del observador uno que depende del sensor lambda ante múltiples fallas.



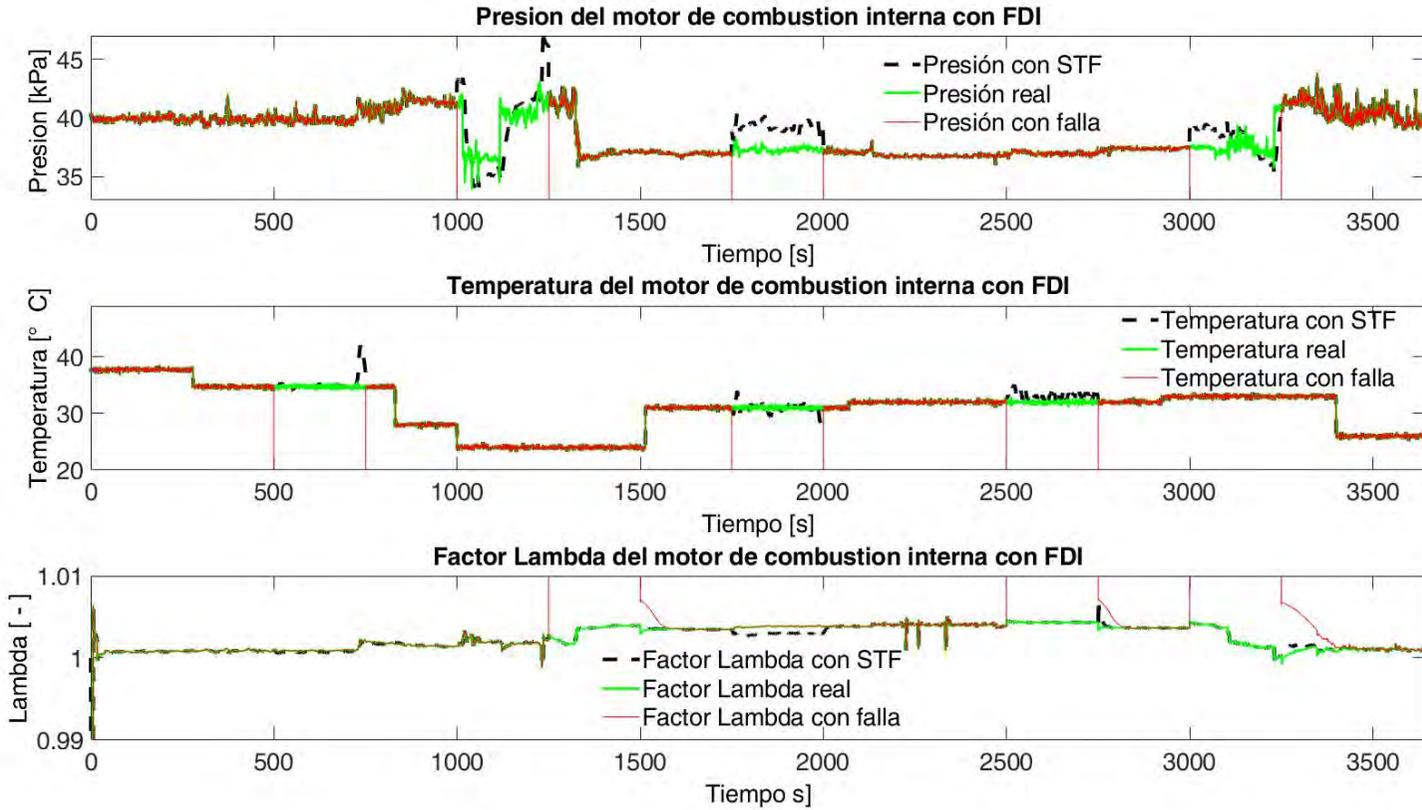
Anexo J: Estimación de la presión mediante los observadores 2 y 3.



Anexo L: Estimación de lambda mediante los observadores 1 y 2.



Anexo M: Señales adaptadas de presión temperatura y lambda.





DIAGNOSTICO DE FALLAS PARA SENSORES DE UN MOTOR DE COMBUSTION INTERNA

Centro Nacional de Investigación y Desarrollo Tecnológico Departamento de Ingeniería Electrónica
Ing. Luis Fernando De Olarte Delgado

Asores: Dr. Ricardo Fabricio Escobar Jiménez, Dr. Diego Alessis Carbot Rojas
Dr. Carlos Daniel García Beltrán, Dr. José Francisco Gómez Aguilár.

RESUMEN

El propósito de esta investigación es la obtención de un banco de observadores de alta ganancia que trabaje con el sistema no lineal del proyecto para adquirir las estimaciones de 3 variables de suma importancia, ya que con ellas se pretende mantener el funcionamiento de un vehículo en óptimas condiciones a pesar de presentar una falla en los sensores de las mismas variables.

La aportación de este nuevo modelo radica en que el banco de observadores a diseñar se encargará de estimar el valor de lambda el cual su valor es de 1 (idealmente), esto se encarga de mantener un vehículo automotor en condiciones óptimas para la admisión de aire-gasolina y así mismo mantener una emisión de gases mínimos al medioambiente.

INTRODUCCIÓN

En la actualidad, la sociedad se ha visto afectada por la necesidad de contar con la disponibilidad y correcto funcionamiento de diversos sistemas o procesos que con el paso del tiempo se han vuelto altamente complejos. Las cuestiones sobre disponibilidad, eficiencia, fiabilidad, seguridad de funcionamiento se vuelven más importantes, como sistemas avanzados. Una falla en estos tipos de sistemas puede derivar pérdidas económicas, peligro para los operadores, impacto ambiental e inconveniente para los usuarios. Por lo que se ha hecho necesario el uso de sistemas de supervisión y diagnóstico de fallas en línea para incrementar la confiabilidad de aquellos sistemas. Con la ayuda de los modelos del proceso, la estimación y los métodos de decisión, es posible también monitorear variables no medibles como estados, parámetros del proceso y otras características del sistema.

OBJETIVO

Desarrollar un sistema de control tolerante a falas basado en observadores de alta ganancia para corregir o responder al sistema cuando presente una falla en el sensor de oxígeno de un motor de combustión interna.

METODOLOGÍA

Considere el siguiente sistema no lineal afín al control:

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = f(x(t)) + \sum_{i=1}^m g_i(x(t))u_i(t) \\ y(t) = h(x(t)) \end{cases} \quad (1)$$

Donde $x(t) \in \mathbb{R}^n$, $u_i(t), i = 1, \dots, m$, donde m es el número de entradas, $y(t) \in \mathbb{R}^p$, $f(x(t)) \in \mathbb{R}^n$ y $g_i(x(t)) \in \mathbb{R}^n$ los dos últimos son campos vectoriales.

Teniendo en cuenta que el sistema no lineal es observable y considerando la siguiente transformación de coordenadas $z(t) = \Phi(x(t))$ donde:

$$\Phi(x(t)) = [h(x(t)), L_f h(x(t)), \dots, L_f^{n-1} h(x(t))]^T \quad (2)$$

La notación $L_f(\cdot)$ representa la derivada de Lie de una función real $h(x(t))$ evaluada a lo largo de $f(x(t))$. Por definición un derivada de Lie es:

$$L_f h(x(t)) = \sum_{i=1}^n \frac{\partial h(x(t))}{\partial x_i} f_i(x(t)) \quad (3)$$

Conociendo lo anterior, el observador exponencial no lineal es descrito de la siguiente manera:

$$\begin{cases} \dot{\tilde{x}}(t) = f(\tilde{x}(t)) + \sum_{i=1}^m g_i(\tilde{x}(t))u_i(t) - \left[\frac{\partial \Phi(\tilde{x}(t))}{\partial x} \right]^{-1} S_0^{-1} C^T [y(t) - \tilde{y}(t)] \\ \tilde{y}(t) = C(\tilde{x}(t)) \end{cases} \quad (4)$$

Esta transformación de coordenadas $\Phi(x(t))$ determina un difeomorfismo que transforma el sistema en la siguiente forma:

$$\begin{cases} \dot{z}(t) = Az(t) + \psi(z(t)) + \sum_{i=1}^m \phi_i(z(t))u_i(t) \\ y(t) = Cz(t) \end{cases} \quad (5)$$

Esta transformación permite volver a las coordenadas originales, es decir, $x(t) = \Phi^{-1}(z(t))$.

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad \psi(z(t)) = \begin{bmatrix} 0 \\ \vdots \\ \psi_n(z(t)) \end{bmatrix} \quad (6)$$

Los elementos de $\Phi(x(t))$ son:

$$\begin{cases} \phi_1(x(t)) = \phi_1(x_1(t)) \\ \phi_2(x(t)) = \phi_2(x_1(t), x_2(t)) \\ \vdots \\ \phi_n(x(t)) = \phi_n(x_1(t), \dots, x_{n-1}(t)) \end{cases} \quad (7)$$

Para los sistemas dados en (1), se propone un observador exponencial dado por:

$$\dot{\tilde{x}}(t) = A\tilde{x}(t) + \psi(\tilde{x}(t)) + \sum_{i=1}^m \phi_i(\tilde{x}(t))u_i(t) - S_0^{-1} C^T (C\tilde{x}(t) - y(t)) \quad (8)$$

Donde S_0 es una matriz constante $n \times n$, que es una solución de la ecuación de Lyapunov:

$$\theta S_0 + A^T S_0 + S_0 A - C^T C \quad (9)$$

Considerando la matriz S_0 de la siguiente manera, donde $\theta > 0$ es el parámetro de sintonización del observador:

$$S_0 = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ \theta^2 & 2 & 3 \\ \theta^3 & \theta^3 & \theta^3 \end{bmatrix} \quad (10)$$

En las coordenadas originales, el sistema dado en (8) se convierte en:

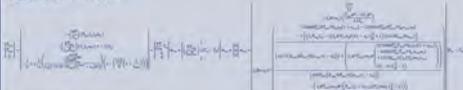
$$\begin{cases} \dot{\tilde{x}}(t) = f(\tilde{x}(t)) + \sum_{i=1}^m g_i(\tilde{x}(t))u_i(t) - \left[\frac{\partial \Phi(\tilde{x}(t))}{\partial x} \right]^{-1} S_0^{-1} C^T [y(t) - \tilde{y}(t)] \\ \tilde{y}(t) = C\tilde{x}(t) \end{cases} \quad (11)$$

Donde $\frac{\partial \Phi(x(t))}{\partial x}$ es $n \times n$ la matriz Jacobiana de $\Phi(x(t))$; $\Phi(\tilde{x}(t)) = \Phi(x(t))|_{x(t)=\tilde{x}(t)}$. El sistema es observable si $\frac{\partial \Phi(x(t))}{\partial x}$ si la matriz $A \times n$ es de rango completo.

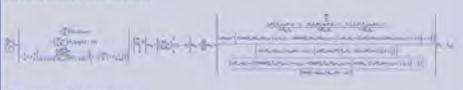
RESULTADOS

Utilizando la metodología de alta ganancia se presenta a continuación el banco de observadores para el sistema no lineal, los cuales tienen como estados la Presión, Temperatura y Lambda.

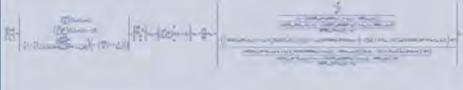
Observador 1 - Presión



Observador 2 - Temperatura



Observador 3 - Lambda



CONCLUSIONES

Se presenta una metodología para la obtención de un banco de observadores que estimen la Presión, Temperatura y Lambda, los cuales son las variables a estimar para que el sistema siga su funcionamiento a pesar de una falla en los sensores de las mismas variables.

Se pretende estimar lambda con el banco de observadores, la cual se encarga de estimar la cantidad correcta de caudal masico a ingresar a un motor para su combustión y así mismo que la emisión de gases al medio ambiente sea la mínima o la recomendable.

REFERENCIAS

- [1] G. Besancon, *Nonlinear Observers and Applications*, Springer, 2007.
- [2] Tornambe, A. (n.d.). Use of asymptotic observers having-high-gains in the state and parameter estimation. Proceedings of the 28th IEEE Conference on Decision and Control. doi:10.1109/cdc.1989.70462
- [3] Lauber, J., Khair, D. y Guerra, TM (2007). Control de la relación aire-combustible para un motor IC. Conferencia de propulsión y potencia de vehiculos IEEE de 2007. doi:10.1109/vppc.2007.4544217
- [4] E. Hendricks, J. B. Luther (2001), "Model and observer based control of internal combustion engines", Workshop on modelling, emissions and control of automotive engines (MECA'01), Salerno, Italy.
- [5] Espinoza-Salgado, S.; Reyes-Reyes, J.; Álvarez-Castillo, A.; Astorga-Zaragoza, C. M.; MendizabalMijares, E.; Cadenas, G. Observador no lineal adaptativo de alta ganancia para procesos de copolimerización en emulsión. Revista Mexicana de Ingeniería Química, vol. 7, núm. 1, abril, 2008, pp. 89-98. Universidad Autónoma Metropolitana Unidad Iztapalapa, Distrito Federal, México

Anexo Q: Programa del calculo de los observadores de alta ganancia de la presión, temperatura y lambda

```

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%% Calculo de los observadores de alta ganancia de presi n , temperatura y lambda%%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
warning off
% clc
clear all
close all

load('medicionesreales.mat')
load('Tmm')
load('sensorV.txt')
% load('macil_nuevoniu.mat')
load('sensormaf.mat')
load('sensorPm.mat')
load('sensorTm.txt')
Velocidad=sensorV(1:7289,2);
dif= mcreal-sensormaf(1:7289)';
Tmrn=273.15+sensorTm(1:7289)';
Pmrn=sensorPm(1:7289)';
Tmrn1=273.15+sensorTm(1:7289)';
Pmrn1=sensorPm(1:7289)';
Lambda_code = randi([1],1,7289);
% Pmrn=((sensormaf*120*(.287)*(sensorTm+273.15))/(0.001595*1*Velocidad));
mth_1=mthreal(1:7289)'+ dif;
combustiblereal=mth_1./14.7;
Lambdareal=mth_1./(14.7.*combustiblereal);
cp=7; %calor especifico a presi?n constante del aire [kJ/kg*?K]
cv=5; %calor especifico a volumen constante del aire [kJ/kg*?K]
kk=cp/cv; %relaci?n de calores especificos
k=kk; %relaci?n de calores especificos
R=0.287; %constante del aire [J/kg*?K]
Vm=0.00148; %volumen del m?ltiple de admisi?n en m^3
V=0.001595; %cilindrada total en m^3
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
Ts=.01; %%% Se declara el paso de integraci?n
Tfin=72.89; %%% Se declara el tiempo final
t(1)=0;
mth(1)=0.001932;
mc4(1)=0.001632;
Ta=Tmm(1)+273.15;
Pm(1)=Pmrn(1);
Tm(1)=Tmrn(1);
Pm1(1)=Pmrn1(1);
Tm1(1)=Tmrn1(1);
Lambda=Lambda_code;
Lambda4(1)=1;

Tmrn(1)=Tmrn(1);
Pmrn(1)=Pmrn(1);
Lambda1=Lambda_code;
Tmrn1(1)=Tmrn1(1);
Pmrn1(1)=Pmrn1(1);
caudal_por_mariposa(1)=0.003932;
% sensormaf1=sensormaf(1:7289);
% sensormaf11=sensormaf1';

ELambda1_1=[];
ETemperatura1_2=[];
EPresion1_3=[];
ELambda2_1=[];
ETemperatura2_2=[];
EPresion2_3=[];
ELambda3_1=[];
ETemperatura3_2=[];
EPresion3_3=[];
L_est1=[];
L_est2=[];
L_est3=[];
L_med=[];
T_est1=[];
T_est2=[];
T_est3=[];
T_med=[];
P_est1=[];
P_est2=[];
P_est3=[];
P_med=[];
% CTF-Lambda1=[];

%%CONSTANTES%%
D=0.052; %Di metro del cuerpo de aceleraci n
A=(pi*(D^2))/4; % rea de la secci n transversal de el cuerpo de aceleraci n
pat=101.315; %presi n atmosfeca
fi=Pm/pat; %relacion de presiones mashadi se encuentra tesis de karen
Pcr=(2/(kk+1))^(kk/(kk-1))*pat; %guzella Presion critica

x0 = [0];
x1 = [0];
x2 = [0];
x3 = [0];
x4 = [Lambda4(1); Tmrn(1); Pmrn(1)];
x5 = [Lambda4(1); Tmrn(1); Pmrn(1)];
x6 = [Lambda4(1); Tmrn(1); Pmrn(1)];
x7 = [Lambda4(1); Tmrn(1); Pmrn(1)];
x8 = [Lambdareal(1); Tmrn(1); Pmrn(1)];

```

```

x9 = [Lambdareal(1); Tmrn(1); Pmrn(1)];
% ref=ones(1,(Tfin/Ts));
umbral1=ones(1,(Tfin/Ts))*0.1;
umbral2=ones(1,(Tfin/Ts))*5;
umbral3=ones(1,(Tfin/Ts))*5;

kiny=2.5;
to=0;
aireH2=0;
Em=0;

Lambda_s=14.7;
Tao=.006;
Kiny=kiny;
ncyl=4;
macil8(1)=sensormaf(1);
ref=[];
for j=1:7289 % (Tfin/Ts) % j=1:7200
ref=[ref,-(j)+(j+1)];

    %% Datos experimentales
Tmrn(j+1)=sensorTm(j)+273.15;
Tmrn1(j+1)=sensorTm(j)+273.15;
Pmrn(j+1)=sensorPm(j);
Pmrn1(j+1)=sensorPm(j);
% mth1(j+1)=sensormaf11(j);
Ta=Tmm(j)+273.15;
mth(j)=mthreal(j)-dif(j);
% mc(j)=mcreal(j)-dif(j);
N(j)=Velocidad(j);
mth2(j)=mthreal(j)-dif(j);
% mc(j)=mcreal(j)-dif(j);

niu(j)=1.378585685985317e-17*Velocidad(j)^5-1.039338445955135e-13*Velocidad(j)^4+3.096151191567697e-10*
Velocidad(j)^3-4.718435149473129e-07*Velocidad(j)^2+3.515144106310923e-04*Velocidad(j)
+3.526123774776314e-01; %niu corresponde a la eficiencia dellenado cel cilindro es un polinomio
encontrado experimentalmente para un motor sin carga
nc(j)=niu(j);

% macil2(j)=nc(j)*V*Velocidad(j)*x4(3,j)/(120*R*x4(2,j));
% macil3(j)=nc(j)*V*Velocidad(j)*x3(3,j)/(120*R*x3(2,j));
macil4(j)=nc(j)*V*Velocidad(j)*x4(3,j)/(120*R*x4(2,j));
macil5(j)=nc(j)*V*Velocidad(j)*x5(3,j)/(120*R*x5(2,j));
macil6(j)=nc(j)*V*Velocidad(j)*x6(3,j)/(120*R*x6(2,j));
macil7(j)=nc(j)*V*Velocidad(j)*x7(3,j)/(120*R*x7(2,j));
% mc2(j)=macil2(j);
% mc3(j)=macil3(j);
mc4(j)=macil4(j);
mc5(j)=macil5(j);
mc6(j)=macil6(j);
mc7(j)=macil7(j);

%% Fallas para OBS 1 Presion
% if j>=1000 && j<=2000
%
%     Tmrn(j+1)=0; %Falla en sensor de Temperatura
%
% elseif j>=3000 && j<=4000
%
%     macil4(j)=0; %Falla en sensor Lambda
%
% elseif j>=5000 && j<=6000
%
%     macil4(j)=0; %Falla en sensor Lambda
%     Tmrn(j+1)=0; %Falla en sensor de Temperatura
%
% end

%% Fallas para OBS 2 Temperatura
% if j>=1200 && j<=2400
%
%     Pmrn(j+1)=0; %Falla en sensor de Presion
%
% elseif j>=3200 && j<=4400
%
%     macil4(j)=0; %Falla en sensor Lambda
%
% elseif j>=5200 && j<=6400
%
%     Pmrn(j+1)=0; %Falla en sensor de Presion
%     macil4(j)=0; %Falla en sensor Lambda
%
% end

%% Fallas para OBS 3 Lambda
% if j>=1500 && j<=2500
%
%     Pmrn(j+1)=0; %Falla en sensor de Presion
%
% elseif j>=3500 && j<=4500
%
%     Tmrn(j+1)=0; %Falla en sensor Temperatura
%
% elseif j>=5500 && j<=6500
%
%     Pmrn(j+1)=0; %Falla en sensor de Presion
%     Tmrn(j+1)=0; %Falla en sensor de Temperatura
%

```

```

% end

%% Fallas para OBS 1 Presion
% if j>=1000 && j<=2000
%
%     Pmrn(j+1)=0; %Falla en sensor de Presion
%
% elseif j>=3000 && j<=4000
%
%     Pmrn(j+1)=0; %Falla en sensor de Presion
%
% elseif j>=5000 && j<=6000
%
%     Pmrn(j+1)=0; %Falla en sensor de Presion
%
% end

%% Fallas para OBS 2 Temperatura
%
% if j>=1200 && j<=2400
%
%     Tmrn(j+1)=0; %Falla en sensor de Temperatura
%
% elseif j>=3200 && j<=4400
%
%     Tmrn(j+1)=0; %Falla en sensor de Temperatura
%
% elseif j>=5200 && j<=6400
%
%     Tmrn(j+1)=0; %Falla en sensor de Temperatura
%
% end

%% Fallas para OBS 3 Lambda
%
% if j>=1500 && j<=2500
%
%     macil4(j)=0; %Falla en sensor Lambda
%
% elseif j>=3500 && j<=4500
%
%     macil4(j)=0; %Falla en sensor Lambda
%
% elseif j>=5500 && j<=6500
%
%     macil4(j)=0; %Falla en sensor Lambda
%
% end

%% Para x3
% t1(j)=1/(Velocidad(j)/120);
% masa_aire_cil3(j)=mc3(j);
% masa_aire_cil(j)=(30*Velocidad(j)*((V*Pmrn(j))/(R*Tmrn(j)))*(niu(j)))/3600;
% aireC8H8=100-aireH2; %catidad de aire para etanol gasolina en porcentaje
% ciclos_seg3(j)=1/Velocidad(j,1))*(60)*(2); %numero de ciclos
% masa_aire_ciclo3=masa_aire_cil3(j)/ciclos_seg3(j); %masa de aire que se subsiona por 1 ciclo en kg
% t1(j)=1/ciclos_seg(j);
% aire_para_gasolina_etanol_ciclo3=(aireC8H8/100)*masa_aire_ciclo3;
% masa_de_gasolina_etanol_ciclo3=aire_para_gasolina_etanol_ciclo3/((9*Em)+14.7*(1-Em)); %calcula la
% masa de gasolina-etanol kg
% flujo_gasolina_etanol3=masa_de_gasolina_etanol_ciclo3*ciclos_seg3;
% mf3=flujo_gasolina_etanol3;
% ti(j)=120000/Velocidad(j,1);
% Fuel(j)=1.2e-4*((kiny*(ti(j)-to))*Velocidad(j,1));
% AFR3(j)= mc3(j)/flujo_gasolina_etanol3(j);
% Lambda3(j)=AFR3(j)/14.7;

%% Para x4
t1(j)=1/(Velocidad(j)/120);
masa_aire_cil4(j)=mc4(j);
aireC8H8=100-aireH2; %catidad de aire para etanol gasolina en porcentaje
ciclos_seg4(j)=Velocidad(j,1)*(1/60)*(1/2); %numero de ciclos
masa_aire_ciclo4=masa_aire_cil4(j)/ciclos_seg4(j); %masa de aire que se subsiona por 1 ciclo en kg
aire_para_gasolina_etanol_ciclo4=(aireC8H8/100)*masa_aire_ciclo4;
masa_de_gasolina_etanol_ciclo4=aire_para_gasolina_etanol_ciclo4/((9*Em)+14.7*(1-Em)); %calcula la
masa de gasolina-etanol kg
flujo_gasolina_etanol4=masa_de_gasolina_etanol_ciclo4*ciclos_seg4;
mf4=flujo_gasolina_etanol4;

Ti4(j)=abs(((3600*(masa_aire_cil4(j)/14.7))/(kiny*N(j)*1.2e-4)-(0.6182900*(1-x4(1,j))));
Tiempo4(j)=Ti4(j);

Fuel_bueno4(j)=(1.2e-4*((2.5*(Tiempo4(j))*N(j)))/3600;
Pvapor4(j)=Fuel_bueno4(j)*(1-0.008);
x0(1,j+1)=x0(1,j)+0.006*((Fuel_bueno4(j)*0.008)-(x0(1,j)*(1/0.08)));
Suma4(j)=Pvapor4(j)+x0(1,j);
Flujo_total4(j)=Suma4(j)+0.000001;

AFR4(j)= masa_aire_cil4(j)/(Fuel_bueno4(j));
Lambda4(j)=masa_aire_cil4(j)/(14.7*Flujo_total4(j));
AFuel_4(j)=mc4(j)/14.7;
Lambda_44(j)=mc4(j)/(14.7*AFuel_4(j));

%% Para x5 - Lambda
t1(j)=1/(Velocidad(j)/120);
masa_aire_cil5(j)=mc5(j);
% masa_aire_cil5(j)=(30*Velocidad(j)*((V*x5(3,j))/(R*x5(2,j)))*(niu(j)))/3600;
aireC8H8=100-aireH2; %catidad de aire para etanol gasolina en porcentaje

```

```

ciclos_seg5(j)=Velocidad(j,1)*(1/60)*(1/2); %numero de ciclos
masa_aire_ciclo5=masa_aire_cil5(j)/ciclos_seg5(j); %masa de aire que se subsiona por 1 ciclo en kg
% t1(j)=1/ciclos_seg(j);
aire_para_gasolina_etanol_ciclo5=(aireC8H8/100)*masa_aire_ciclo5;
masa_de_gasolina_etanol_ciclo5=aire_para_gasolina_etanol_ciclo5/((9*Em)+14.7*(1-Em)); %calcula la
masa de gasolina-etanol kg
flujo_gasolina_etanol5=masa_de_gasolina_etanol_ciclo5*ciclos_seg5;
mf5=flujo_gasolina_etanol5;
ti(j)=120000/Velocidad(j,1);
% Fuel(j)=1.2e-4*((kiny*(ti(j)-to))*Velocidad(j,1));
AFR5(j)= mc5(j)/flujo_gasolina_etanol5(j);
Lambda5(j)=AFR5(j)/14.7;

Ti5(j)=abs(((3600*(masa_aire_cil5(j)/14.7))/(kiny*N(j)*1.2e-4)-(0.6182900*(1-x5(1,j)))));
Tiempo5(j)=Ti5(j);

Fuel_bueno5(j)=(1.2e-4*((2.5*(Tiempo5(j))*N(j)))/3600;
Pvapor5(j)=Fuel_bueno5(j)*(1-0.008);
x1(1,j+1)=x1(1,j)+0.006*((Fuel_bueno5(j)*0.008)-(x1(1,j)*(1/0.08)));
Suma5(j)=Pvapor5(j)+x1(1,j);
Flujo_total5(j)=Suma5(j)+0.000001;

AFR5(j)= masa_aire_cil5(j)/(Fuel_bueno5(j));
Lambda5(j)=masa_aire_cil5(j)/(14.7*Flujo_total5(j));
AFuel_5(j)=mc5(j)/14.7;
Lambda_55(j)=mc5(j)/(14.7*AFuel_5(j));

%% Para x6 - Temperatura
t1(j)=1/(Velocidad(j)/120);
masa_aire_cil6(j)=mc6(j);
% masa_aire_cil6(j)=(30*Velocidad(j))*((V*Pmrn(j))/(R*Tmrn(j)))*(niu(j))/3600;
aireC8H8=100-aireH2; %catidad de aire para etanol gasolina en porcentaje
ciclos_seg6(j)=Velocidad(j,1)*(1/60)*(1/2); %numero de ciclos
masa_aire_ciclo6=masa_aire_cil6(j)/ciclos_seg6(j); %masa de aire que se subsiona por 1 ciclo en kg
% t1(j)=1/ciclos_seg(j);
aire_para_gasolina_etanol_ciclo6=(aireC8H8/100)*masa_aire_ciclo6;
masa_de_gasolina_etanol_ciclo6=aire_para_gasolina_etanol_ciclo6/((9*Em)+14.7*(1-Em)); %calcula la
masa de gasolina-etanol kg
flujo_gasolina_etanol6=masa_de_gasolina_etanol_ciclo6*ciclos_seg6;
mf6=flujo_gasolina_etanol6;
ti(j)=120000/Velocidad(j,1);
% Fuel(j)=1.2e-4*((kiny*(ti(j)-to))*Velocidad(j,1));
AFR6(j)= mc6(j)/flujo_gasolina_etanol6(j);
Lambda6(j)=AFR6(j)/14.7;

Ti6(j)=abs(((3600*(masa_aire_cil6(j)/14.7))/(kiny*N(j)*1.2e-4)-(0.6182900*(1-x6(1,j)))));
Tiempo6(j)=Ti6(j);

Fuel_bueno6(j)=(1.2e-4*((2.5*(Tiempo6(j))*N(j)))/3600;
Pvapor6(j)=Fuel_bueno6(j)*(1-0.008);
x2(1,j+1)=x2(1,j)+0.006*((Fuel_bueno6(j)*0.008)-(x2(1,j)*(1/0.08)));
Suma6(j)=Pvapor6(j)+x2(1,j);
Flujo_total6(j)=Suma6(j)+0.000001;

AFR6(j)= masa_aire_cil6(j)/(Fuel_bueno6(j));
Lambda6(j)=masa_aire_cil6(j)/(14.7*Flujo_total6(j));
AFuel_6(j)=mc6(j)/14.7;
Lambda_66(j)=mc6(j)/(14.7*AFuel_6(j));

%% Para x7 - Presion
t1(j)=1/(Velocidad(j)/120);
masa_aire_cil7(j)=mc7(j);
% masa_aire_cil7(j)=(30*Velocidad(j))*((V*x7(3,j))/(R*x7(2,j)))*(niu(j))/3600;
aireC8H8=100-aireH2; %catidad de aire para etanol gasolina en porcentaje
ciclos_seg7(j)=Velocidad(j,1)*(1/60)*(1/2); %numero de ciclos
masa_aire_ciclo7=masa_aire_cil7(j)/ciclos_seg7(j); %masa de aire que se subsiona por 1 ciclo en kg
% t1(j)=1/ciclos_seg(j);
aire_para_gasolina_etanol_ciclo7=(aireC8H8/100)*masa_aire_ciclo7;
masa_de_gasolina_etanol_ciclo7=aire_para_gasolina_etanol_ciclo7/((9*Em)+14.7*(1-Em)); %calcula la
masa de gasolina-etanol kg
flujo_gasolina_etanol7=masa_de_gasolina_etanol_ciclo7*ciclos_seg7;
mf7=flujo_gasolina_etanol7;
ti(j)=120000/Velocidad(j,1);
% Fuel(j)=1.2e-4*((kiny*(ti(j)-to))*Velocidad(j,1));
AFR7(j)= mc7(j)/flujo_gasolina_etanol7(j);
Lambda7(j)=AFR7(j)/14.7;

Ti7(j)=abs(((3600*(masa_aire_cil7(j)/14.7))/(kiny*N(j)*1.2e-4)-(0.6182900*(1-x7(1,j)))));
Tiempo7(j)=Ti7(j);

Fuel_bueno7(j)=(1.2e-4*((2.5*(Tiempo7(j))*N(j)))/3600;
Pvapor7(j)=Fuel_bueno7(j)*(1-0.008);
x3(1,j+1)=x3(1,j)+0.006*((Fuel_bueno7(j)*0.008)-(x3(1,j)*(1/0.08)));
Suma7(j)=Pvapor7(j)+x3(1,j);
Flujo_total7(j)=Suma7(j)+0.000001;

AFR7(j)= masa_aire_cil7(j)/(Fuel_bueno7(j));
Lambda7(j)=masa_aire_cil7(j)/(14.7*Flujo_total7(j));
AFuel_7(j)=mc7(j)/14.7;
Lambda_77(j)=mc7(j)/(14.7*AFuel_7(j));

%% Vector de tiempo
t(j+1)=t(j)+Ts*50;

%% Modelo simplificado 2 Ecuaciones

%% Modelo simplificado 3 Ecuaciones

% Retardo_d3(j)=((macil3(j)/14.7*(mf3(j)))*((60/N(j))*(1+(1/4))));

```

```

% Retardo_f3(j) = (((1/Tao)*((macil3(j)/(14.7*mf3(j))))));
% Mc_Retardo3(j) = Retardo_f3(j)-Retardo_d3(j);
%
% x3(:,j+1) = x3(:,j) + .006*[-((1/Tao)*x3(1,j))+Mc_Retardo3(j);...
% ((R*x3(2,j))/(Vm*x3(3,j)))*(mth(j)*(kk-Ta-x3(2,j))-(x3(1,j)*macil3(j)*(kk-1)*x3(2,j)));...
% ((k*R)/Vm)*((Ta*mth(j))-(x3(2,j)*(x3(1,j)*macil3(j))))];
%
% niu(j) = 1.378585685985317e-17*Velocidad(j)^5 - 1.039338445955135e-13*Velocidad(j)^4 + 3.096151191567697e
-10*Velocidad(j)^3 - 4.718435149473129e-07*Velocidad(j)^2 + 3.515144106310923e-04*Velocidad(j)
+ 3.526123774776314e-01; %niu corresponde a la eficiencia delllenado cel cilindro es un polinomio
encontrado experimentalmente para un motor sin carga
% nc(j)=niu(j);
%

%% Modelo de tres Ecuaciones con falla

Retardo_d4(j) = ((macil4(j)/14.7*(Flujo_total4(j))))*(((60/N(j))*(1+(1/4))));
Retardo_f4(j) = (((1/Tao)*((macil4(j)/(14.7*Flujo_total4(j))))));
Mc_Retardo4(j) = Retardo_f4(j)-Retardo_d4(j);

x4(:,j+1) = x4(:,j) + .006*[-((1/Tao)*x4(1,j))+Mc_Retardo4(j);...
((R*x4(2,j))/(Vm*x4(3,j)))*(mth(j)*(kk-Ta-x4(2,j))-(x4(1,j)*(14.7*Flujo_total4(j)))*(kk-1)*x4(2,j));...
((R)/Vm)*((Ta*mth(j))-(x4(2,j)*(x4(1,j)*(14.7*Flujo_total4(j)))))];

niu(j) = 1.378585685985317e-17*Velocidad(j)^5 - 1.039338445955135e-13*Velocidad(j)^4 + 3.096151191567697e-10*
Velocidad(j)^3 - 4.718435149473129e-07*Velocidad(j)^2 + 3.515144106310923e-04*Velocidad(j)
+ 3.526123774776314e-01; %niu corresponde a la eficiencia delllenado cel cilindro es un polinomio
encontrado experimentalmente para un motor sin carga
nc(j)=niu(j);

Aire_calculado(j) = (x4(1,j)*(14.7*mf4(j)));
AFR44(j) = Aire_calculado(j)/mf4(j);

Fer(j) = (V/(120*R*x4(2,j)))*niu(j)*x4(3,j)*N(j);

Combustible(j) = Fer(j)/14.7*1;

%% Observador 3 depende de Lambda
N(j) = Velocidad(j);
AFR5(j) = 14.7;
Efi(j) = nc(j);
mfi5(j) = mf5(j);

Theta1 = .001;
Theta2 = 1e-3;
Theta3 = 1e-3;

% Theta1 = .1;
% Theta2 = 7e+2;
% Theta3 = 4e+2;

G1 = [3*Theta1;
(3*Theta2*x5(2,j)*(Ta + x5(2,j)*kk - Ta*kk))/(x5(1,j)*Ta - x5(1,j)*Ta*kk) - (360*Theta2^2*x5(2,j)^2*Vm)
/(75*Efi(j)*x5(1,j)*Ta*V - 75*Efi(j)*x5(1,j)*Ta*V*kk - Efi(j)*x5(1,j)*N(j)*Ta*V + Efi(j)*x5(1,j)*N
(j)*Ta*V*kk) - (120*Tao*Theta2^3*x5(2,j)^2*Vm)/(75*Efi(j)*x5(1,j)*Ta*V - 75*Efi(j)*x5(1,j)*Ta*V*kk
- Efi(j)*x5(1,j)*N(j)*Ta*V + Efi(j)*x5(1,j)*N(j)*Ta*V*kk);
(3*Theta3*(75*Efi(j)*x5(3,j)*Ta*V + 75*Efi(j)*x5(3,j)*x5(2,j)*V*kk - 75*Efi(j)*x5(3,j)*Ta*V*kk - Efi(j)
)*N(j)*x5(3,j)*Ta*V - Efi(j)*N(j)*x5(3,j)*x5(2,j)*V*kk - 120*AFR5(j)*x5(1,j)*R*Ta*x5(2,j)*mfi5(j) +
Efi(j)*N(j)*x5(3,j)*Ta*V*kk + 120*AFR5(j)*x5(1,j)*R*Ta*x5(2,j)*kk*mfi5(j))/(75*Efi(j)*x5(1,j)*Ta
*V - 75*Efi(j)*x5(1,j)*Ta*V*kk - Efi(j)*x5(1,j)*N(j)*Ta*V + Efi(j)*x5(1,j)*N(j)*Ta*V*kk) - (360*
Theta3^2*x5(2,j)*(x5(3,j)*Vm + AFR5(j)*x5(1,j)*R*Ta*Tao*mfi5(j) - AFR5(j)*x5(1,j)*R*Ta*Tao*kk*mfi5
(j))/(75*Efi(j)*x5(1,j)*Ta*V - 75*Efi(j)*x5(1,j)*Ta*V*kk - Efi(j)*x5(1,j)*N(j)*Ta*V + Efi(j)*x5
(1,j)*N(j)*Ta*V*kk) - (120*x5(3,j)*Tao*Theta3^3*x5(2,j)*Vm)/(75*Efi(j)*x5(1,j)*Ta*V - 75*Efi(j)*x5
(1,j)*Ta*V*kk - Efi(j)*x5(1,j)*N(j)*Ta*V + Efi(j)*x5(1,j)*N(j)*Ta*V*kk)];

Retardo_d5(j) = ((macil5(j)/14.7*(Flujo_total5(j))))*(((60/N(j))*(1+(1/4))));
Retardo_f5(j) = (((1/Tao)*((macil5(j)/(14.7*Flujo_total5(j))))));
Mc_Retardo5(j) = Retardo_f5(j)-Retardo_d5(j);

x5(:,j+1) = x5(:,j) + .006 *[-((1/Tao)*x5(1,j))+Mc_Retardo5(j);...
((R*x5(2,j))/(Vm*x5(3,j)))*(mth(j)*(kk-Ta-x5(2,j))-(x5(1,j)*(14.7*Flujo_total5(j)))*(kk-1)*Ta);...
((k*R)/Vm)*((Ta*mth(j))-(x5(2,j)*(x5(1,j)*(14.7*Flujo_total5(j)))))] + (G1*(x4(1,j) - x5(1,j)));

%% Observador 2 depende de Temperatura

AFR6(j) = 14.7;
mfi6(j) = mf6(j);
Theta61 = .0001;
Theta62 = .0900;
Theta63 = .0381;

G2 = [(3*N(j)*Tao*Theta61*(AFR6(j)^2*x6(1,j)^3*R*Ta*mfi6(j)^2 - AFR6(j)^2*x6(1,j)^3*R*Ta*kk*mfi6(j)^2)
)/(x6(3,j)*x6(2,j)*Vm*(75*macil6(j) - N(j)*macil6(j)) - (3*Theta61^2*(75*x6(3,j)*Vm*macil6(j) - N
(j)*x6(3,j)*Vm*macil6(j) + AFR6(j)*x6(1,j)*N(j)*x6(3,j)*Vm*mfi6(j) - 2*AFR6(j)^2*x6(1,j)^2*N(j)*R
*Ta*Tao*mfi6(j)^2 - 2*AFR6(j)^2*x6(1,j)^2*N(j)*R*Ta*x6(2,j)*mfi6(j)^2 + 2*AFR6(j)^2*x6(1,j)^2*N
(j)*R*Ta*Tao*kk*mfi6(j)^2))/(AFR6(j)*R*Ta*x6(2,j)*mfi6(j)*(75*macil6(j) - N(j)*macil6(j))*(kk - 1)
) - (x6(1,j)*N(j)*x6(3,j)*Tao*Theta61^3*Vm)/(R*Ta*x6(2,j)*(75*macil6(j) - N(j)*macil6(j))*(kk -
1))];
3*Theta62;
(3*Theta63*(75*x6(3,j)*Vm*macil6(j) - N(j)*x6(3,j)*Vm*macil6(j) + AFR6(j)^2*x6(1,j)^2*N(j)*R*Ta*Tao*
mfi6(j)^2 - AFR6(j)^2*x6(1,j)^2*N(j)*R*Ta*Tao*kk*mfi6(j)^2))/(x6(2,j)*Vm*(75*macil6(j) - N(j)*
macil6(j)) - (3*N(j)*x6(3,j)*Theta63^2*(x6(3,j)*Vm - 2*AFR6(j)*x6(1,j)*R*Ta*Tao*mfi6(j) - 2*
AFR6(j)*x6(1,j)*R*Ta*x6(2,j)*mfi6(j) + 2*AFR6(j)*x6(1,j)*R*Ta*Tao*kk*mfi6(j)))/(R*Ta*x6(2,j)
*(75*macil6(j) - N(j)*macil6(j))*(kk - 1) - (N(j)*x6(3,j)^2*Tao*Theta63^3*Vm)/(R*Ta*x6(2,j)
*(75*macil6(j) - N(j)*macil6(j))*(kk - 1))];

Retardo_d6(j) = ((macil6(j)/14.7*(Flujo_total6(j))))*(((60/N(j))*(1+(1/4))));
Retardo_f6(j) = (((1/Tao)*((macil6(j)/(14.7*Flujo_total6(j))))));
Mc_Retardo6(j) = Retardo_f6(j)-Retardo_d6(j);

```

```

x6(:,j+1) = x6(:,j) + .006 * ([-((1/Tao)*x6(1,j))+Mc_Retardo6(j);...
((R*x6(2,j))/(Vm*x6(3,j)))*(mth(j)*(kk*Tao-x6(2,j))-x6(1,j)*(14.7*Flujo_total6(j)))*(kk-1)*x6(2,j));...
((k*R)/Vm)*((Tao*mth(j))-x6(2,j)*((x6(1,j)*(14.7*Flujo_total6(j)))))] + (G2*(Tmnr(j)- x6(2,j)));

%% Observador 1 depende de Presion
AFR7(j)=14.7;
mfi7(j)=mf7(j);
Theta71=0.0000001;
Theta72=0.00001;
Theta73=0.006;

G3=[(Theta71*(75*Efi(j)*x7(3,j)^2*V*Vm - Efi(j)*N(j)*x7(3,j)^2*V*Vm + 120*AFR7(j)^2*x7(1,j)^2*R^2*Tao*
Tao*x7(2,j)*mfi7(j)^2 - 120*AFR7(j)^2*x7(1,j)^2*R^2*Tao*Tao*x7(2,j)*kk*mfi7(j)^2))/(40*x7(3,j)*Tao
*(AFR7(j)^2*x7(1,j)*R^2*Tao*x7(2,j)*mfi7(j)^2 - AFR7(j)^2*x7(1,j)*R^2*Tao*x7(2,j)*kk*mfi7(j)^2)) - (
x7(3,j)*Theta71^3*Vm^2)/(AFR7(j)^2*x7(1,j)*R^2*Tao*x7(2,j)*mfi7(j)^2 - AFR7(j)^2*x7(1,j)*R^2*Tao*x7
(2,j)*kk*mfi7(j)^2) - (3*Theta71^2*Vm*(x7(3,j)*Vm - AFR7(j)*x7(1,j)*R*Tao*mfi7(j) + AFR7(j)*x7
(1,j)*R*Tao*Tao*kk*mfi7(j)))/(Tao*(AFR7(j)^2*x7(1,j)*R^2*Tao*x7(2,j)*mfi7(j)^2 - AFR7(j)^2*x7(1,j)*R
^2*Tao*x7(2,j)*kk*mfi7(j)^2));
(x7(3,j)*Theta72^3*Vm^2)/(AFR7(j)^2*x7(1,j)^2*R^2*Tao*mfi7(j)^2 - AFR7(j)^2*x7(1,j)^2*R^2*Tao*kk*mfi7(j)
^2) - (Theta72*(75*Efi(j)*x7(3,j)^2*V*Vm - Efi(j)*N(j)*x7(3,j)^2*V*Vm + 120*AFR7(j)^2*x7(1,j)^2*R
^2*Tao*Tao*x7(2,j)*mfi7(j)^2 - 120*AFR7(j)^2*x7(1,j)^2*R^2*Tao*Tao*x7(2,j)*kk*mfi7(j)^2))/(40*x7(3,
j)*Tao*(AFR7(j)^2*x7(1,j)^2*R^2*Tao*mfi7(j)^2 - AFR7(j)^2*x7(1,j)^2*R^2*Tao*kk*mfi7(j)^2)) + (3*
Theta72^2*Vm*(x7(3,j)*Vm - 2*AFR7(j)*x7(1,j)*R*Tao*mfi7(j) + 2*AFR7(j)*x7(1,j)*R*Tao*Tao*kk*
mfi7(j)))/(Tao*(AFR7(j)^2*x7(1,j)^2*R^2*Tao*mfi7(j)^2 - AFR7(j)^2*x7(1,j)^2*R^2*Tao*kk*mfi7(j)^2));
3*Theta73];
Retardo_d7(j) = ((macil7(j)/14.7*(Flujo_total7(j)))*((60/N(j))*(1+(1/4))));
Retardo_f7(j) = ((1/Tao)*((macil7(j)/(14.7*Flujo_total7(j)))));
Mc_Retardo7(j) = Retardo_f7(j)-Retardo_d7(j);

x7(:,j+1) = x7(:,j) + .006*([-((1/Tao)*x7(1,j))+ Mc_Retardo7(j);...
((R*x7(2,j))/(Vm*x7(3,j)))*(mth(j)*(kk*Tao-x7(2,j))-x7(1,j)*(14.7*Flujo_total7(j)))*(kk-1)*x7(2,j));...
((k*R)/Vm)*((Tao*mth(j))-x7(2,j)*((x7(1,j)*14.7*Flujo_total7(j)))))] + (G3*(Pmnr(j)- x7(3,j)));

%% Residuos de sensores menos estimaciones
R_1_1(j)=abs(x4(1,j)-x5(1,j)); %Residuo de obs1 Lambda
R_1_2(j)=abs(Tmnr(j)-x5(2,j)); %Residuo de obs1 Temperatura
R_1_3(j)=abs(Pmnr(j)-x5(3,j)); %Residuo de obs1 Presion

R_2_1(j)=abs(x6(1,j)-x4(1,j)); %Residuo de obs2 Lambda
R_2_2(j)=abs(x6(2,j)-Tmnr(j)); %Residuo de obs2 Temperatura
R_2_3(j)=abs(x6(3,j)-Pmnr(j)); %Residuo de obs2 Presion

R_3_1(j)=abs(x4(1,j)-x7(1,j)); %Residuo de obs3 Lambda
R_3_2(j)=abs(Tmnr(j)-x7(2,j)); %Residuo de obs3 Temperatura
R_3_3(j)=abs(Pmnr(j)-x7(3,j)); %Residuo de obs3 Presion

MR=[R_1_1(j), R_1_1(j), R_1_1(j); R_2_1(j), R_2_1(j), R_2_1(j); R_3_1(j), R_3_1(j), R_3_1(j)];
MUI=[.001 0 0; 0 10 0; 0 0 5];

%% Declaracion de variables medidas
Lambda1_med(j)= Lambda5(j);
Temperatura_med=Tmnr(j);
Presion_med=Pmnr(j);

%% Declaracion de variables estimadas
Lambda1_est(j)= x5(1,j);
Temperatura1_est=x5(2,j);
Presion1_est=x5(3,j);

Lambda2_est(j)= x6(1,j);
Temperatura2_est=x6(2,j);
Presion2_est=x6(3,j);

Lambda3_est(j)= x7(1,j);
Temperatura3_est=x7(2,j);
Presion3_est=x7(3,j);

%% C lculo de los Errores cuadr ticos medios de observado 3
L_est_1=[L_est1; Lambda1_est];
L_med_1=[L_med; Lambda1_med];
err_L_1 = immse(L_est_1, L_med_1);

ECM_La1=immse(Lambda1_est, Lambda1_med);

T_est_1=[T_est1; Temperatura1_est];
T_med_1=[T_med; Temperatura_med];
err_T_1 = immse(T_est_1, T_med_1);

ECM_Tm1=immse(Temperatura1_est, Temperatura_med);

P_est_1=[P_est1; Presion1_est];
P_med_1=[P_med; Presion_med];
err_P_1 = immse(P_est_1, P_med_1);

ECM_Pm1=immse(Presion1_est, Presion_med);

Errores_ob1=[err_L_1, err_T_1, err_P_1];
Errores_ob_1=[ECM_La1, ECM_Tm1, ECM_Pm1];

%% C lculo de los Errores cuadr ticos medios de observado 2
L_est_2=[L_est2; Lambda2_est];
err_L_2 = immse(L_est_2, L_med_1);

T_est_2=[T_est2; Temperatura2_est];
err_T_2 = immse(T_est_2, T_med_1);

P_est_2=[P_est2; Presion2_est];
err_P_2 = immse(P_est_2, P_med_1);

```

```

Errores_ob2=[err_L_2 , err_T_2 ,err_P_2 ];

%% C lculo de los Errores cuadr ticos medios de observado 1
L_est_3=[L_est3;Lambda3.est];
err_L_3 = immse(L_est_3 ,L_med.1);

T_est_3=[T_est3;Temperatura3_est];
err_T_3 = immse(T_est_3 ,T_med.1);
%
P_est_3=[P_est3;Presion3_est];
err_P_3 = immse(P_est_3 ,P_med.1);

Errores_ob3=[err_L_3 , err_T_3 ,err_P_3 ];

%% Calculo de errores por cada estado

% Errores_La_obs123=[err_L_1 ,err_L_2 ,err_L_3]; %Agrupacion de errores de Lambda
% Errores_Tm_obs123=[err_T_1 ,err_T_2 ,err_T_3]; %Agrupacion de errores de Temperatura
% Errores_Pm_obs123=[err_P_1 ,err_P_2 ,err_P_3]; %Agrupacion de errores de Presion

% [Error_min_La , Posicion_del_error_La]=min(Errores_La_obs123); %Error minimo de la agrupacion de Lambda
% [Error_min_Tm , Posicion_del_error_Tm]=min(Errores_Tm_obs123); %Error minimo de la agrupacion de
Temperatura
% [Error_min_Pa , Posicion_del_error_Pm]=min(Errores_Pm_obs123); %Error minimo de la agrupacion de
Presion

%% Calculo de error minino de los residuos

Errores_min_de_residuo_La=[R_2-1(j) ; R_3-1(j)]; %Lambda obs2 Tm - Lambda obs3 Pm
Errores_min_de_residuo_Tm=[R_1-2(j) ; R_3-2(j)]; %Temperatura obs1 La - Tempertura obs 3 Pm
Errores_min_de_residuo_Pm=[R_1-3(j) ; R_2-3(j)]; %Presion obs1 La - Presion obs2 Tm

[Error_min_de_residuo_La , Posicion_del_error_La_min]=min(Errores_min_de_residuo_La); %Error minimo de la
agrupacion de Lambda
[Error_min_de_residuo_Tm , Posicion_del_error_Tm_min]=min(Errores_min_de_residuo_Tm); %Error minimo de la
agrupacion de Temperatura
[Error_min_de_residuo_Pm , Posicion_del_error_Pm_min]=min(Errores_min_de_residuo_Pm); %Error minimo de la
agrupacion de Presion

%% Calculo de error maximo de los residuos

Errores_max_de_residuo_La=[R_2-1(j) ; R_3-1(j)]; %Lambda obs2 Tm - Lambda obs3 Pm
Errores_max_de_residuo_Tm=[R_1-2(j) ; R_3-2(j)]; %Temperatura obs1 La - Tempertura obs 3 Pm
Errores_max_de_residuo_Pm=[R_1-3(j) ; R_2-3(j)]; %Presion obs1 La - Presion obs2 Tm

[Error_max_de_residuo_La , Posicion_del_error_La_max]=max(Errores_max_de_residuo_La); %Error minimo de la
agrupacion de Lambda
[Error_max_de_residuo_Tm , Posicion_del_error_Tm_max]=max(Errores_max_de_residuo_Tm); %Error minimo de la
agrupacion de Temperatura
[Error_max_de_residuo_Pm , Posicion_del_error_Pm_max]=max(Errores_max_de_residuo_Pm); %Error minimo de la
agrupacion de Presion

%% Valores absolutos

Lambda_Abs(j)=abs(Lambda4(j));
Lambda_Absoluta(j)=Lambda_Abs(j);

%% Deteccion de falla en obs 1 - Lambda

if x4(1,j) == 0
CTF_Lambda1(j) = Lambda1_med(j); %Sensor
elseif x4(1,j) ~= 0
if Posicion_del_error_La_min == 1
CTF_Lambda1(j)=x6(1,j); %Lambda obs2 - Sensor de Temperatura
elseif Posicion_del_error_La_min == 2
CTF_Lambda1(j)=x7(1,j); %Lambda obs3 - Sensor de Presion
end
end

%% Deteccion de falla en obs 2 - Temperatura

if Tmrn(j) == Tmrn1(j)
CTF_Temperatura2(j) = Temperatura_med; %Sensor
elseif Tmrn(j) ~= Tmrn1(j)
if Posicion_del_error_Tm_min == 1
CTF_Temperatura2(j)=x5(2,j); %Temperatura obs1 - Lambda
elseif Posicion_del_error_Tm_min == 2
CTF_Temperatura2(j)=x7(2,j); %Temperatura obs3 - Presion
end
end

%% Deteccion de falla en obs 3 - Presion

if Pmrn1(j) == Pmrn(j)

```

```

CTF_Presion3(j) = Presion_med; %Sensor

elseif Pmrn(j) ~= Pmrn1(j)

    if Posicion_del_error_Pm_min == 1
        CTF_Presion3(j)=x5(3,j); %Presion obs1 - Lambda

    elseif Posicion_del_error_Pm_min == 2
        CTF_Presion3(j)=x6(3,j); %Presion obs2 - Temperatura

    end

end

end

end

t2=(t(1:7289));
Tmrn1=Tmrn - 273.15;
Temperatura_en.centigrados=x7(2,:) - 273.15;
Temperatura_en.centigrados1=x6(2,:) - 273.15;
Temperatura_en.centigrados2=x5(2,:) - 273.15;
% Temperatura_en.centigrados3=x3(2,:) - 273.15;

%% Gr ficas de resultados %%

%% Gr ficas de Observador 1 — PRESION

% Tmrn1=Tmrn - 273.15;
% Temperatura_en.centigrados=x7(2,:) - 273.15;

figure(1)
title('Observador_1—_PRESION')

subplot(3,1,3)
plot(t,x4(1,:), '—k', 'LineWidth', 3)
hold on
plot(t,x7(1,:), 'c', 'LineWidth', 2)
% hold on
% plot(t,x3(1,:), '—g', 'LineWidth', 2)
legend('\fontsize{20}Factor_Lambda_medido', '\fontsize{20}Factor_Lambda_estimado')%, '\fontsize{20}Referencia')
legend('Location', 'best')
legend('boxoff')
axis([0 j/2 .99 1.01])
title('\fontsize{20}Factor_Lambda_del_observador_1')
xlabel('\fontsize{20}Tiempo_[s]', 'FontWeight', 'bold', 'Color', 'k')
ylabel('\fontsize{20}Lambda_[—] ', 'FontWeight', 'bold', 'Color', 'k')

subplot(3,1,2)
plot(t,Tmrn1, '—k', 'LineWidth', 3)
hold on
plot(t, Temperatura_en.centigrados, 'c', 'LineWidth', 2)
% hold on
% plot(t2, Tmrn1, 'g', 'LineWidth', 2)
legend('\fontsize{20}Temperatura_medida', '\fontsize{20}Temperatura_estimada')%, '\fontsize{20}Referencia')
legend('Location', 'best')
legend('boxoff')
axis([0 j/2 20 45])
title('\fontsize{20}Temperatura_del_observador_1')
xlabel('\fontsize{20}Tiempo_[s]', 'FontWeight', 'bold', 'Color', 'k')
ylabel('\fontsize{20}Temperatura_[ C ]', 'FontWeight', 'bold', 'Color', 'k')

subplot(3,1,1)
plot(t,Pmrn, '—k', 'LineWidth', 3)
hold on
plot(t,(x7(3,:)), 'c', 'LineWidth', 2)
% hold on
% plot(t2, Pmrn1, 'g', 'LineWidth', 2)
legend('\fontsize{20}Presion_medida', '\fontsize{20}Presion_estimada')%, '\fontsize{20}Referencia')
legend('Location', 'best')
legend('boxoff')
axis([0 j/2 33 47])
title('\fontsize{20}Presion_del_observador_1')
xlabel('\fontsize{20}Tiempo_[s]', 'FontWeight', 'bold', 'Color', 'k')
ylabel('\fontsize{20}Presion_[kPa]', 'FontWeight', 'bold', 'Color', 'k')

%% Gr ficas de Observador 2 — TEMPERATURA

% Tmrn1=Tmrn - 273.15;
% Temperatura_en.centigrados1=x6(2,:) - 273.15;

figure(2)
title('Observador_2—_TEMPERATURA')

subplot(3,1,3)
plot(t,x4(1,:), '—k', 'LineWidth', 3)
hold on
plot(t,x6(1,:), 'm', 'LineWidth', 2)
% hold on
% plot(t,x3(1,:), '—g', 'LineWidth', 2)
legend('\fontsize{20}Factor_Lambda_medido', '\fontsize{20}Factor_Lambda_estimado')%, '\fontsize{20}Referencia')
legend('Location', 'best')
legend('boxoff')
axis([0 j/2 .99 1.01])
title('\fontsize{20}Factor_Lambda_del_observador_2')
xlabel('\fontsize{20}Tiempo_[s]', 'FontWeight', 'bold', 'Color', 'k')
ylabel('\fontsize{20}Lambda_[—] ', 'FontWeight', 'bold', 'Color', 'k')

```

```

subplot(3,1,2)
plot(t,Tmrn1,'—k','LineWidth',3)
hold on
plot(t, Temperatura_en.centigrados1,'m','LineWidth',2)
% hold on
% plot(t2,Tmrn1,'g','LineWidth',2)
legend('\fontsize{20}Temperatura_medida','\fontsize{20}Temperatura_estimada')%, '\fontsize{20}Referencia')
legend('Location','best')
legend('boxoff')
axis([0 j/2 20 45])
title('\fontsize{20}Temperatura_del_observador_2')
xlabel('\fontsize{20}Tiempo_[s]','FontWeight','bold','Color','k')
ylabel('\fontsize{20}Temperatura_[ C ]','FontWeight','bold','Color','k')

subplot(3,1,1)
plot(t,Pmrn,'—k','LineWidth',3)
hold on
plot(t,(x6(3,:)),'m','LineWidth',2)
% hold on
% plot(t2,Pmrn1,'g','LineWidth',2)
legend('\fontsize{20}Presion_medida','\fontsize{20}Presion_estimada')%, '\fontsize{20}Referencia')
legend('Location','best')
legend('boxoff')
axis([0 j/2 33 47])
title('\fontsize{20}Presion_del_observador_2')
xlabel('\fontsize{20}Tiempo_[s]','FontWeight','bold','Color','k')
ylabel('\fontsize{20}Presion_[kPa]','FontWeight','bold','Color','k')

%% Gráficas de Observador 3 — LAMBDA
% Tmrn1=Tmrn - 273.15;
% Temperatura_en.centigrados2=x5(2,:) - 273.15;

figure(3)
title('Observador_3—_LAMBDA')

subplot(3,1,3)
plot(t,x4(1,:),'—k','LineWidth',3)
hold on
plot(t,x5(1,:),'b','LineWidth',2)
% hold on
% plot(t,x3(1,:),'-g','LineWidth',2)
legend('\fontsize{20}Factor_Lambda_medido','\fontsize{20}Factor_Lambda_estimado')%, '\fontsize{20}Referencia')
legend('Location','best')
legend('boxoff')
axis([0 j/2 .99 1.01])
title('\fontsize{20}Factor_Lambda_del_observador_3')
xlabel('\fontsize{20}Tiempo_[s]','FontWeight','bold','Color','k')
ylabel('\fontsize{20}Lambda_[—]','FontWeight','bold','Color','k')

subplot(3,1,2)
plot(t,Tmrn1,'—k','LineWidth',3)
hold on
plot(t, Temperatura_en.centigrados2,'b','LineWidth',2)
% hold on
% plot(t2,Tmrn1,'g','LineWidth',2)
legend('\fontsize{20}Temperatura_medida','\fontsize{20}Temperatura_estimada')%, '\fontsize{20}Referencia')
legend('Location','best')
legend('boxoff')
axis([0 j/2 20 45])
title('\fontsize{20}Temperatura_del_observador_3')
xlabel('\fontsize{20}Tiempo_[s]','FontWeight','bold','Color','k')
ylabel('\fontsize{20}Temperatura_[ C ]','FontWeight','bold','Color','k')

subplot(3,1,1)
plot(t,Pmrn,'—k','LineWidth',3)
hold on
plot(t,(x5(3,:)),'b','LineWidth',2)
% hold on
% plot(t2,Pmrn1,'g','LineWidth',2)
legend('\fontsize{20}Presion_medida','\fontsize{20}Presion_estimada')%, '\fontsize{20}Referencia')
legend('Location','best')
legend('boxoff')
axis([0 j/2 33 47])
title('\fontsize{20}Presion_del_observador_3')
xlabel('Tiempo_[s]','FontWeight','bold','Color','k','fontSize',16)
ylabel('\fontsize{20}Presion_[kPa]','FontWeight','bold','Color','k')

%% Motor de combustion interna con CTFP con exactitud
Tmrn_1 = Tmrn1 - 273.15;
Tmrn_C = Tmrn - 273.15;
CTF_Temperatura_2 = CTF_Temperatura2 - 273.15;

figure(4)
% title('Sistema de motor de combustion interna con FDI')

subplot(3,1,3)
plot(t2,CTF_Lambda1,'—k','LineWidth',3)
hold on
plot(t2,Lambda5,'g','LineWidth',2)
plot(t2,Lambda4,'r')%, '\fontsize{20}Referencia')
legend('\fontsize{20}Factor_Lambda_con_STF','\fontsize{20}Factor_Lambda_real','\fontsize{20}Factor_Lambda_con_falla')
legend('Location','best')
legend('boxoff')
axis([0 j/2 .99 1.01])

```

```

title('\fontsize{20}Factor_Lambda_del_motor_de_combustion_interna_con_FDI')
xlabel('\fontsize{20}Tiempo_[s]', 'FontWeight', 'bold', 'Color', 'k')
ylabel('\fontsize{20}Lambda_[_ _]', 'FontWeight', 'bold', 'Color', 'k')

subplot(3,1,2)
plot(t2,CTF_Temperatura_2, '—k', 'LineWidth', 3)
hold on
plot(t,Tmrn_1, 'g', 'LineWidth', 2)
plot(t,Tmrn_C, 'r')%, 'LineWidth', 2)
legend('\fontsize{20}Temperatura_con_STF', '\fontsize{20}Temperatura_real', '\fontsize{20}Temperatura_con_falla')
legend('Location', 'best')
legend('boxoff')
axis([0 j/2 20 49])
title('\fontsize{20}Temperatura_del_motor_de_combustion_interna_con_FDI')
xlabel('\fontsize{20}Tiempo_[s]', 'FontWeight', 'bold', 'Color', 'k')
ylabel('\fontsize{20}Temperatura_[_ _C]', 'FontWeight', 'bold', 'Color', 'k')

subplot(3,1,1)
plot(t2,CTF_Presion3, '—k', 'LineWidth', 3)
hold on
plot(t,Pmrn_1, 'g', 'LineWidth', 2)
plot(t,Pmrn, 'r')%, 'LineWidth', 2)
legend('\fontsize{20}Presion_con_STF', '\fontsize{20}Presion_real', '\fontsize{20}Presion_con_falla')
legend('Location', 'best')
legend('boxoff')
axis([0 j/2 33 47])
title('\fontsize{20}Presion_del_motor_de_combustion_interna_con_FDI')
xlabel('\fontsize{20}Tiempo_[s]', 'FontWeight', 'bold', 'Color', 'k')
ylabel('\fontsize{20}Presion_[kPa]_', 'FontWeight', 'bold', 'Color', 'k')

```

%% Residuos del obs 1

```

figure(9)
plot(R_3_3, 'b', 'LineWidth', 1)
hline = reline([0 1]);
hline.Color = 'r';
hline.LineWidth = 2;
legend('\fontsize{14}Residuo_obs1_-_Presion', '\fontsize{14}Umbral', 'Location', 'best')
legend('boxoff')
axis([0 j 0 2])
title('\fontsize{20}Residuo_del_observador_1_-_Presion')
xlabel('\fontsize{20}Tiempo_[s]', 'FontWeight', 'bold', 'Color', 'k')
ylabel('\fontsize{20}Presion_[kPa]_', 'FontWeight', 'bold', 'Color', 'k')

```

%%

```

figure(91)
subplot(2,1,1)
plot(R_3_1, 'r', 'LineWidth', 3)
legend('\fontsize{14}Residuo_obs3_-_Lambda', 'Location', 'best')
legend('boxoff')
axis([0 j 0 1])
title('\fontsize{20}Residuo_del_observador_1_-_Lambda')
xlabel('\fontsize{20}Tiempo_[s]', 'FontWeight', 'bold', 'Color', 'k')
ylabel('\fontsize{20}Lambda_[_ _]', 'FontWeight', 'bold', 'Color', 'k')

```

```

subplot(2,1,2)
plot(R_3_2, 'r', 'LineWidth', 3)
legend('\fontsize{14}Residuo_obs3_-_Temperatura', 'Location', 'best')
legend('boxoff')
axis([0 j/2 -5 30])
title('\fontsize{20}Residuo_del_observador_1_-_Temperatura')
xlabel('\fontsize{20}Tiempo_[s]', 'FontWeight', 'bold', 'Color', 'k')
ylabel('\fontsize{20}Temperatura_[_ _K]', 'FontWeight', 'bold', 'Color', 'k')

```

%% Residuos del obs 2

```

figure(8)
plot(R_2_2, 'b', 'LineWidth', 1)
hline = reline([0 5]);
hline.Color = 'r';
hline.LineWidth = 2;
legend('\fontsize{14}Residuo_obs2_-_Temperatura', '\fontsize{14}Umbral', 'Location', 'best')
legend('boxoff')
axis([0 j 0 10])
title('\fontsize{20}Residuo_del_observador_2_-_Temperatura')
xlabel('\fontsize{20}Tiempo_[s]', 'FontWeight', 'bold', 'Color', 'k')
ylabel('\fontsize{20}Temperatura_[_ _K]', 'FontWeight', 'bold', 'Color', 'k')

```

%%

```

figure(81)
subplot(2,1,1)
plot(R_2_1, 'r', 'LineWidth', 3)
legend('\fontsize{14}Residuo_obs2_-_Lambda', 'Location', 'best')
legend('boxoff')
axis([0 j/2 -1 0.3])
title('\fontsize{20}Residuo_del_observador_2_-_Lambda')
xlabel('\fontsize{20}Tiempo_[s]', 'FontWeight', 'bold', 'Color', 'k')
ylabel('\fontsize{20}Lambda_[_ _]', 'FontWeight', 'bold', 'Color', 'k')
subplot(2,1,2)
plot(R_2_3, 'r', 'LineWidth', 3)
legend('\fontsize{14}Residuo_obs2_-_Presion', 'Location', 'best')
legend('boxoff')
axis([0 j/2 -3 15])
title('\fontsize{20}Residuo_del_observador_2_-_Presion')
xlabel('\fontsize{20}Tiempo_[s]', 'FontWeight', 'bold', 'Color', 'k')
ylabel('\fontsize{20}Presion_[kPa]_', 'FontWeight', 'bold', 'Color', 'k')

```

%% Residuos del obs 3

```

figure(7)
plot(R_1_1, 'b', 'LineWidth', 3)
hline = refline([0 0.3]);
hline.Color = 'r';
hline.LineWidth = 2;
legend('\fontsize{14}Residuo_obs3_--_Lambda', '\fontsize{14}Umbral', 'Location', 'best')
legend('boxoff')
axis([0 j 0 0.8])
title('\fontsize{20}Residuo_del_observador_3_--_Lambda_')
xlabel('\fontsize{20}Tiempo_[s]', 'FontWeight', 'bold', 'Color', 'k')
ylabel('\fontsize{20}Lambda_[-_]', 'FontWeight', 'bold', 'Color', 'k')

%%
figure(71)
subplot(2,1,1)
plot(R_1_2, 'r', 'LineWidth', 3)
legend('\fontsize{14}Residuo_obs1_--_Temperatura', 'Location', 'best')
legend('boxoff')
axis([0 j/2 -5 30])
title('\fontsize{20}Residuo_del_observador_1_--_Temperatura_')
xlabel('\fontsize{20}Tiempo_[s]', 'FontWeight', 'bold', 'Color', 'k')
ylabel('\fontsize{20}Temperatura_[-_K]', 'FontWeight', 'bold', 'Color', 'k')
subplot(2,1,2)
plot(R_1_3, 'r', 'LineWidth', 3)
legend('\fontsize{14}Residuo_obs1_--_Presion', 'Location', 'best')
legend('boxoff')
axis([0 j/2 -3 15])
title('\fontsize{20}Residuo_del_observador_1_--_Presion_')
xlabel('\fontsize{20}Tiempo_[s]', 'FontWeight', 'bold', 'Color', 'k')
ylabel('\fontsize{20}Presion_[kPa]_', 'FontWeight', 'bold', 'Color', 'k')

%% Modelo de combustion interna

Tmrn1 = Tmrn1-273.15;

figure(10)
subplot(3,1,3)
plot(t, (x3(1,:)), 'k', 'LineWidth', 2)
legend('\fontsize{20}Factor_Lambda_medido', 'Location', 'best')
legend('boxoff')
axis([0 j/2 0.9 1.1])
title('\fontsize{20}Factor_Lambda_medido_')
xlabel('\fontsize{20}Tiempo_[s]', 'FontWeight', 'bold', 'Color', 'k')
ylabel('\fontsize{20}Lambda_[-_]', 'FontWeight', 'bold', 'Color', 'k')

subplot(3,1,2)
plot(t, Tmrn1, 'k', 'LineWidth', 2)
legend('\fontsize{20}Temperatura_medida', 'Location', 'best')
legend('boxoff')
axis([0 j/2 20 40])
title('\fontsize{20}Temperatura_medida_')
xlabel('\fontsize{20}Tiempo_[s]', 'FontWeight', 'bold', 'Color', 'k')
ylabel('\fontsize{20}Temperatura_[-_C]', 'FontWeight', 'bold', 'Color', 'k')

subplot(3,1,1)
plot(t, Pmrn1, 'k', 'LineWidth', 2)
legend('\fontsize{20}Presion_medida', 'Location', 'best')
legend('boxoff')
axis([0 j/2 33 45])
title('\fontsize{20}Presion_medida_')
xlabel('\fontsize{20}Tiempo_[s]', 'FontWeight', 'bold', 'Color', 'k')
ylabel('\fontsize{20}Presion_[kPa]_', 'FontWeight', 'bold', 'Color', 'k')

%%

figure(71) %Presion en falla

subplot(2,1,2)
plot(t, Pmrn, '—k', 'LineWidth', 3)
hold on
plot(t, (x5(3,:)), 'b', 'LineWidth', 2)
legend('\fontsize{20}Presion_medida', '\fontsize{20}Presion_estimada')
legend('Location', 'best')
legend('boxoff')
axis([0 j/2 33 47])
title('\fontsize{20}Presion_del_observador_3_')
xlabel('\fontsize{20}Tiempo_[s]', 'FontWeight', 'bold', 'Color', 'k')
ylabel('\fontsize{20}Presion_[kPa]', 'FontWeight', 'bold', 'Color', 'k')

subplot(2,1,1)
plot(t, Pmrn, '—k', 'LineWidth', 3)
hold on
plot(t, (x6(3,:)), 'r', 'LineWidth', 2)
legend('\fontsize{20}Presion_medida', '\fontsize{20}Presion_estimada')
legend('Location', 'best')
legend('boxoff')
axis([0 j/2 33 47])
title('\fontsize{20}Presion_del_observador_2_')
xlabel('\fontsize{20}Tiempo_[s]', 'FontWeight', 'bold', 'Color', 'k')
ylabel('\fontsize{20}Presion_[kPa]', 'FontWeight', 'bold', 'Color', 'k')

%%

figure(72) %Temperatura en falla

subplot(2,1,2)
plot(t, Tmrn1, '—k', 'LineWidth', 3)
hold on
plot(t, Temperatura.en.centigrados, 'b', 'LineWidth', 2)

```

```

legend(' \fontsize {20} Temperatura_medida ', '\fontsize {20} Temperatura_estimada ')
legend(' Location ', 'best ')
legend(' boxoff ')
axis([0 j/2 10 60])
title(' \fontsize {20} Temperatura_del_observador_3 ')
xlabel(' \fontsize {20} Tiempo_[s] ', 'FontWeight', 'bold', 'Color', 'k')
ylabel(' \fontsize {20} Temperatura_[_C] ', 'FontWeight', 'bold', 'Color', 'k')

subplot(2,1,1)
plot(t,Tmrn11, '—k', 'LineWidth', 3)
hold on
plot(t, Temperatura_en_centigrados2, 'r', 'LineWidth', 2)
legend(' \fontsize {20} Temperatura_medida ', '\fontsize {20} Temperatura_estimada ')
legend(' Location ', 'best ')
legend(' boxoff ')
axis([0 j/2 10 60])
title(' \fontsize {20} Temperatura_del_observador_1 ')
xlabel(' \fontsize {20} Tiempo_[s] ', 'FontWeight', 'bold', 'Color', 'k')
ylabel(' \fontsize {20} Temperatura_[_C] ', 'FontWeight', 'bold', 'Color', 'k')

%%
figure(73) %Lambda en falla

subplot(2,1,2)
plot(t,x4(1,:), '—k', 'LineWidth', 3)
hold on
plot(t,(x6(1,:)), 'b', 'LineWidth', 2)
legend(' \fontsize {20} Factor_lambda_medido ', '\fontsize {20} Factor_lambda_estimado ')
legend(' Location ', 'best ')
legend(' boxoff ')
axis([0 j/2 .99 1.015])
title(' \fontsize {20} Factor_lambda_del_observador_1 ')
xlabel(' \fontsize {20} Tiempo_[s] ', 'FontWeight', 'bold', 'Color', 'k')
ylabel(' \fontsize {20} Lambda_[_—] ', 'FontWeight', 'bold', 'Color', 'k')

subplot(2,1,1)
plot(t,x4(1,:), '—k', 'LineWidth', 3)
hold on
plot(t,(x7(1,:)), 'r', 'LineWidth', 2)
legend(' \fontsize {20} Factor_lambda_medido ', '\fontsize {20} Factor_lambda_estimado ')
legend(' Location ', 'best ')
legend(' boxoff ')
axis([0 j/2 .99 1.015])
title(' \fontsize {20} Factor_lambda_del_observador_1 ')
xlabel(' \fontsize {20} Tiempo_[s] ', 'FontWeight', 'bold', 'Color', 'k')
ylabel(' \fontsize {20} Lambda_[_—] ', 'FontWeight', 'bold', 'Color', 'k')

%% Modelo de combustion interna

figure(100)
subplot(3,1,3)
plot(t,(x4(1,:)), 'b', 'LineWidth', 2)
legend(' \fontsize {20} Factor_lambda_medido ', 'Location', 'best ')
legend(' boxoff ')
axis([0 j/2 .99 1.015])
title(' \fontsize {20} Factor_lambda_medido ')
xlabel(' \fontsize {20} Tiempo_[s] ', 'FontWeight', 'bold', 'Color', 'k')
ylabel(' \fontsize {20} Lambda_[_—] ', 'FontWeight', 'bold', 'Color', 'k')

subplot(3,1,2)
plot(t,Tmrn11, 'b', 'LineWidth', 2)
legend(' \fontsize {20} Temperatura_medida ', 'Location', 'best ')
legend(' boxoff ')
axis([0 j/2 20 45])
title(' \fontsize {20} Temperatura_medida ')
xlabel(' \fontsize {20} Tiempo_[s] ', 'FontWeight', 'bold', 'Color', 'k')
ylabel(' \fontsize {20} Temperatura_[_K] ', 'FontWeight', 'bold', 'Color', 'k')

subplot(3,1,1)
plot(t,Pmrn1, 'b', 'LineWidth', 2)
legend(' \fontsize {20} Presion_medida ', 'Location', 'best ')
legend(' boxoff ')
axis([0 j/2 33 47])
title(' \fontsize {20} Presion_medida ')
xlabel(' \fontsize {20} Tiempo_[s] ', 'FontWeight', 'bold', 'Color', 'k')
ylabel(' \fontsize {20} Presion_[kPa] ', 'FontWeight', 'bold', 'Color', 'k')

%% Modelo de combustion interna comparada con estiamciones sin falla

figure(101)
subplot(3,1,3)
plot(t,x4(1,:), '—k', 'LineWidth', 3)
hold on
plot(t,x5(1,:), 'g', 'LineWidth', 2)
legend(' \fontsize {20} Factor_lambda_medido ', '\fontsize {20} Factor_lambda_estimado ')
legend(' Location ', 'best ')
legend(' boxoff ')
axis([0 j/2 .99 1.01])
title(' \fontsize {20} Factor_lambda_del_observador_3 ')
xlabel(' \fontsize {20} Tiempo_[s] ', 'FontWeight', 'bold', 'Color', 'k')
ylabel(' \fontsize {20} Lambda_[_—] ', 'FontWeight', 'bold', 'Color', 'k')

subplot(3,1,2)
plot(t,Tmrn11, '—k', 'LineWidth', 3)
hold on
plot(t, Temperatura_en_centigrados1, 'g', 'LineWidth', 2)
legend(' \fontsize {20} Temperatura_medida ', '\fontsize {20} Temperatura_estimada ')
legend(' Location ', 'best ')
legend(' boxoff ')
axis([0 j/2 20 45])

```

```

title( '\fontsize{20}Temperatura_del_observador_2')
xlabel( '\fontsize{20}Tiempo_[s]', 'FontWeight', 'bold', 'Color', 'k')
ylabel( '\fontsize{20}Temperatura_[ C ]', 'FontWeight', 'bold', 'Color', 'k')

subplot(3,1,1)
plot(t,Pmrn, '—k', 'LineWidth',3)
hold on
plot(t,(x7(3,:)), 'g', 'LineWidth',2)
legend( '\fontsize{20}Presion_medida', '\fontsize{20}Presion_estimada')
legend('Location', 'best')
legend('boxoff')
axis([0 j/2 33 47])
title( '\fontsize{20}Presion_del_observador_1')
xlabel( '\fontsize{20}Tiempo_[s]', 'FontWeight', 'bold', 'Color', 'k')
ylabel( '\fontsize{20}Presion_[kPa]', 'FontWeight', 'bold', 'Color', 'k')

```