



**EDUCACIÓN**

SECRETARÍA DE EDUCACIÓN PÚBLICA



TECNOLÓGICO  
NACIONAL DE MÉXICO

# Tecnológico Nacional de México

Centro Nacional de Investigación  
y Desarrollo Tecnológico

## Tesis de Maestría

Control Tolerante a Fallas con Aplicación en  
Proceso de Combustión

presentada por

**Ing. Luis Edgar Ocampo Rodríguez**

como requisito para la obtención del grado  
de

**Maestro en Ciencias en Ingeniería  
Electrónica**

Director de tesis

**Dr. Ricardo Fabricio Escobar Jiménez**

Codirector de tesis

**Dr. Diego Alessis Carbot Rojas**

Cuernavaca, Morelos, México. Febrero de 2022.



Cuernavaca, Mor.,

09/febrero/2022

No. de Oficio:

DIE/10582022

Asunto:

Aceptación de documentos de tesis

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

Por este conducto, los integrantes de Comité Tutorial del **Ing. Luis Edgar Ocampo Rodríguez**, con número de control **M20CE021** de la Maestría en Ciencias en Ingeniería Electrónica, le informamos que hemos revisado el trabajo de tesis profesional titulado "Control Tolerante a Fallas con Aplicación en Proceso de Combustión" 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

CODIRECTOR DE TESIS

Dr. Diego Alessis Carbot Rojas  
Doctor en Ciencias en Ingeniería Electrónica  
Cédula profesional 12188606

REVISOR 1

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

REVISOR 2

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

C.p. Lic. Silvia del Carmen Ortiz Fuentes- Jefa del Departamento de Servicios Escolares  
Estudiante  
Expediente

HEE/mrsr.





Cuernavaca, Mor.,

11/febrero/2022

No. De Oficio:

SAC/46/2022

Asunto:

Autorización de  
impresión de tesis

**LUIS EDGAR OCAMPO RODRÍGUEZ  
CANDIDATO AL GRADO DE MAESTRO EN CIENCIAS  
EN INGENIERÍA ELECTRÓNICA  
PRESENTE**

Por este conducto, tengo el agrado de comunicarle que el Comité Tutorial asignado a su trabajo de tesis titulado "Control Tolerante a Fallas con Aplicación en Proceso de Combustión", 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.

**ATENTAMENTE**

Excelencia en Educación Tecnológica@  
"Educación Tecnológica al Servicio de México"

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

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



CMAZ/CHG



# Dedicatoria

A **Dios**, por estar siempre presente en mi vida, porque todos mis logros y triunfos son gracias a ti, porque siempre me has guiado por el buen camino y nunca me has dejado solo, gracias Dios por ser tan bueno.

A mis **padres**, por haberme apoyado en todo momento incondicionalmente, porque siempre están ahí para mí, los amo.

A mi **hermana**, que sé que todo el tiempo puedo contar contigo, que hacemos muy buen equipo, y que siempre estaremos el uno para el otro, te quiero mucho.

A mi **familia**, que de alguna u otra manera me han apoyado a lo largo de toda mi vida, ya sea con un consejo o un favor, siempre están presentes en mi vida.

A mis **amigos**, porque sé que es una amistad sincera, gracias por su apoyo.

# Agradecimientos

En primer lugar, quiero agradecerle a Dios por nunca apartarse de mi vida, por estar siempre bendiciéndome, gracias por todas las veces que has cuidado de mí, gracias por toda la sabiduría que más has otorgado para conducir mi vida.

A mis padres, gracias por todo su apoyo, gracias por todas las enseñanzas que me han dado, gracias por todo el tiempo que han brindado educándome, cuidándome y haciendo de mí una mejor persona.

A mi hermana, que la quiero mucho, muchas gracias por todo tu apoyo, gracias porque tengo alguien en quien confiar y en quien apoyarme para cualquier cosa.

A todos mis amigos, agradezco mucho su amistad, gracias por todos los buenos momentos de alegría, de risa que he pasado a su lado.

A mi asesor, el Dr. Ricardo Fabricio Escobar Jiménez, gracias por todos los consejos, lecciones y enseñanzas que me brindo a lo largo de la maestría.

A mis revisores, el Dr. José Francisco Gómez Aguilar y el Dr. Carlos Daniel García Beltrán, gracias por todos sus comentarios y observaciones que me ayudaron a culminar éste trabajo de investigación.

A todos los doctores que me dieron clases, gracias por sus enseñanzas que pude aplicar en el desarrollo de mi investigación.

Al TECNM/CENIDET por permitirme obtener un grado más y crecer profesionalmente, gracias a todo el personal.

Al CONACYT por el apoyo económico brindado estos dos años para culminar la maestría.

# Resumen

En esta tesis se presenta el desarrollo de un control tolerante a fallas con aplicación en proceso de combustión, en este proyecto se abordaron las fallas del sensor MAF, se desarrolló un sistema de detección y aislamiento de fallas que posteriormente se utilizó para el desarrollo de un sistema de control tolerante a fallas. Con esto se pretende que un motor de combustión interna sea capaz de mantenerse en operación en forma segura y continua ante la presencia de fallas en el sensor MAF.

Se desarrolló un observador de estado no lineal basado en el filtro extendido de Kalman Dual, es decir, se desarrollan dos filtros extendidos de Kalman en paralelo, uno para calcular los dos estados: la presión y la temperatura, y el otro para estimar un parámetro: el flujo de masa de aire.

Se presenta el esquema de detección y aislamiento de fallas basado en el filtro extendido de Kalman. Con el flujo estimado se genera un residuo, con este residuo se puede diagnosticar una falla mediante la colocación de un umbral definido, que permita localizar la existencia de una falla en el sensor MAF. Una vez detectada la falla, la señal medida del sensor MAF es conmutada por la señal estimada del filtro extendido de Kalman. Con este esquema de supervisión logramos que el sistema continúe operando aun en presencia de fallas.

Se desarrolló un control PI, el cual va a controlar el flujo de combustible suministrado a los inyectores. Empleando el controlador en el sistema de inyección y junto con el esquema de detección y aislamiento de fallas basado en el filtro de Kalman extendido, se podrá conservar una buena relación estequiométrica de 14.7 partes de aire por 1 parte de combustible, para un funcionamiento eficiente del motor.

# Abstract

In this thesis the development of a fault tolerant control with application in the combustion process is presented, in this project the faults of the MAF sensor were tackled, a fault detection and isolation system was developed that was later used for the development of a fault tolerant control system. This is intended for an internal combustion engine to be able to keep operating safely and continuously in the presence of faults generated by the MAF sensor.

A nonlinear state observer based on the extended Kalman Dual filter was developed, that is, two extended Kalman filters are developed in parallel, one to calculate the two states: pressure and temperature, and the other to estimate a parameter : the air mass flow.

The fault detection and isolation scheme based on the extended Kalman filter is presented. With the estimated flow a residue is generated, with this residue a fault can be diagnosed by placement a defined threshold, which allows locating the existence of a fault in the MAF sensor. Once the fault is detected, the measured signal from the MAF sensor is switched to the estimated signal from the extended Kalman filter. With this scheme of supervision we managed to ensure that the system continues to operate even in the presence of faults.

A PI control was developed, which will control the flow of fuel supplied to the injectors. Using the controller in the injection system and working together with the fault detection and isolation scheme based on the extended Kalman filter, a good stoichiometric ratio of 14.7 parts of air per 1 part of fuel can be maintained, for efficient engine operation.

---

# Índice

<b>Dedicatoria</b>	<b>V</b>
<b>Agradecimientos</b>	<b>VI</b>
<b>Resumen</b>	<b>VII</b>
<b>Abstract</b>	<b>VIII</b>
<b>Índice de tablas</b>	<b>XI</b>
<b>Índice de figuras</b>	<b>XI</b>
<b>Nomenclatura</b>	<b>XIV</b>
<b>1. Introducción</b>	<b>1</b>
1.1. Antecedentes . . . . .	2
1.2. Objetivos . . . . .	3
1.2.1. Objetivo general . . . . .	3
1.2.2. Objetivos específicos . . . . .	3
1.3. Metas . . . . .	4
1.4. Justificación . . . . .	4
1.5. Organización del documento . . . . .	5
1.6. Estado del arte . . . . .	6
<b>2. Marco teórico</b>	<b>9</b>
2.1. Motores de combustión . . . . .	9
2.2. Modelado de motores de combustión interna . . . . .	11
2.2.1. Modelado de la admisión de aire . . . . .	11
2.2.2. Modelado del sistema de inyección . . . . .	15
<b>3. Filtro de Kalman</b>	<b>19</b>
3.1. Teoría del filtro de Kalman extendido . . . . .	19
3.2. Diseño del filtro de Kalman extendido . . . . .	20
3.2.1. Diseño de la estimación de las variables de estados . . . . .	22



3.2.2.	Diseño de la estimación paramétrica . . . . .	23
3.3.	Validación del filtro de Kalman extendido . . . . .	24
3.3.1.	Resultados obtenidos . . . . .	25
3.3.2.	Error de estimación . . . . .	29
3.3.3.	Índices de desempeño . . . . .	31
<b>4.</b>	<b>Sistema de supervisión aplicado a un motor de combustión interna</b>	<b>33</b>
4.1.	Esquema de detección y aislamiento de fallas . . . . .	33
4.2.	Validación del sistema de supervisión FDI . . . . .	34
4.2.1.	Resultados obtenidos . . . . .	34
4.2.2.	Validación del sistema de supervisión con falla en el sensor MAF . . . . .	36
4.3.	Relación estequiométrica . . . . .	37
4.4.	Sistema de control tolerante a fallas . . . . .	38
4.5.	Simulación del esquema de control . . . . .	39
<b>5.</b>	<b>Pruebas y resultados</b>	<b>45</b>
5.1.	Prueba 1 Validación del controlador con falla abrupta en el sensor MAF . . . . .	45
5.1.1.	Resultados obtenidos . . . . .	45
5.2.	Prueba 2 Validación del controlador con falla incipiente en el sensor MAF . . . . .	51
5.2.1.	Resultados obtenidos . . . . .	51
5.3.	Prueba 3 Validación del CTF y el FDI con falla abrupta en el sensor MAF . . . . .	57
5.3.1.	Resultados obtenidos . . . . .	57
5.4.	Prueba 4 Validación del CTF y el FDI con falla incipiente en el sensor MAF . . . . .	63
5.4.1.	Resultados obtenidos . . . . .	63
5.5.	Prueba 5 Comparación entre el control nominal y el control tolerante a fallas . . . . .	69
5.5.1.	Resultados obtenidos . . . . .	69
<b>6.</b>	<b>Conclusiones y trabajos futuros</b>	<b>75</b>

---

---

6.1. Conclusiones . . . . .	75
6.2. Trabajos futuros . . . . .	77
<b>Bibliografía</b>	<b>78</b>
<b>Apéndice A</b>	<b>82</b>
<b>Apéndice B</b>	<b>83</b>

## Índice de tablas

2. Condiciones iniciales. . . . .	24
3. Índices de desempeño. . . . .	32
4. Características del motor de combustión interna. . . . .	82

## Índice de figuras

1. Ciclo de un motor de 4 tiempos. . . . .	10
2. Esquema de admisión de aire de un motor de 4 tiempos. . . . .	12
3. Sistema de inyección de combustible electrónico. . . . .	15
4. Esquema EKF Dual. . . . .	21
5. Comparación entre la presión real y la presión estimada. . . . .	25
6. Comparación entre la temperatura real y la temperatura estimada. . . . .	26
7. Comparación entre el flujo real y el flujo estimado con datos de la presión. . . . .	27
8. Comparación entre el flujo real y el flujo estimado con datos de la temperatura. . . . .	28
9. Error de estimación flujo de masa de aire. . . . .	29
10. Error de estimación estados. . . . .	30
11. Esquema de detección y diagnóstico de fallas. . . . .	33
12. Falla abrupta en el sensor MAF. . . . .	35
13. Residuo con falla abrupta. . . . .	35
14. Residuo con falsas alarmas. . . . .	36
15. Residuo con falla incipiente. . . . .	36

---

16.	Esquema de control para la relación estequiométrica. . . . .	38
17.	Velocidad del MCI. . . . .	39
18.	Tiempo apertura inyector. . . . .	40
19.	Comportamiento AFR. . . . .	41
20.	Flujo de gasolina que ingresa al cilindro. . . . .	42
21.	Control AFR. . . . .	43
22.	Convergencia del error. . . . .	44
23.	Falla abrupta en el sensor MAF. . . . .	45
24.	Tiempo apertura inyector. . . . .	46
25.	Comportamiento AFR. . . . .	47
26.	Flujo de gasolina que ingresa al cilindro con falla. . . . .	48
27.	Control AFR. . . . .	49
28.	Convergencia del error. . . . .	50
29.	Falla sensor MAF. . . . .	51
30.	Tiempo apertura inyector. . . . .	52
31.	Comportamiento AFR. . . . .	53
32.	Flujo de gasolina que ingresa al cilindro con falla. . . . .	54
33.	Control AFR. . . . .	55
34.	Convergencia del error. . . . .	56
35.	Falla abrupta en el sensor MAF. . . . .	57
36.	Residuo con falla abrupta. . . . .	57
37.	Tiempo apertura inyector con CTF ante falla abrupta. . . . .	58
38.	Comportamiento AFR con CTF ante falla abrupta. . . . .	59
39.	Flujo de gasolina que ingresa al motor con CTF ante falla abrupta. . . . .	60
40.	Control AFR con CTF ante falla abrupta. . . . .	61
41.	Convergencia del error con CTF ante falla abrupta. . . . .	62
42.	Falla incipiente en el sensor MAF. . . . .	63
43.	Residuo con falla incipiente. . . . .	63
44.	Tiempo apertura inyector con CTF ante falla incipiente. . . . .	64
45.	Comportamiento AFR con CTF ante falla incipiente. . . . .	65
46.	Flujo de gasolina que ingresa al motor con CTF ante falla incipiente. . . . .	66
47.	Control AFR con CTF ante falla incipiente. . . . .	67
48.	Convergencia del error con CTF ante falla incipiente. . . . .	68
49.	Comparación flujo sin falla y con falla. . . . .	69

---

50.	Comparación tiempo apertura nominal y tiempo apertura CTF. . . . .	70
51.	Comparación AFR nominal y AFR CTF. . . . .	71
52.	Comparación $u$ nominal y $u$ CTF. . . . .	72
53.	Comparación factor lambda nominal y factor lambda CTF. . . . .	73
54.	Comparación convergencia del error nominal y convergencia del error CTF. . . . .	74

## Nomenclatura

$T_a$	Temperatura ambiente.
$P_a$	Presión ambiental.
$m$	Masa del aire en el múltiple de admisión.
$\dot{m}_{th}$	Flujo de aire que ingresa a través de la válvula de mariposa.
$\dot{m}_{ti}$	Flujo de aire que ingresa hacia el cilindro.
$P_m$	Presión en el múltiple de admisión.
$V_m$	Volumen en el múltiple de admisión.
$T_m$	Temperatura en el múltiple de admisión.
$T_a$	Temperatura ambiente.
$R$	Constante de gas que resulta de la diferencia entre el calor específico para presión constante y el calor específico para volumen constante.
$k$	Relación de los calores específicos.
$V$	Volumen de desplazamiento del cilindro.
$N$	Velocidad de giro del motor.
$\eta_v$	Eficiencia volumétrica que mide el rendimiento del bombeo del cilindro, puerto de admisión y válvula.
$\dot{m}_{fi}$	Flujo de vapor de combustible.
$\dot{m}_{ff}$	Flujo de la película del combustible.
$\dot{m}_f$	Flujo total de combustible que entra a la cámara de combustión.
$X$	Porcentaje que forma una película en las paredes de la válvula de admisión y las del múltiple de admisión.
$X_c$	Película líquida remanente en el conducto.
$X_v$	Parte líquida que ingresa en la válvula.
$\dot{m}_l$	Masa de combustible depositada en forma líquida.
$\dot{m}_{fv}$	Masa de combustible que pasa en forma de vapor al cilindro.
$\dot{m}_{fl}$	Masa de combustible que pasa en forma líquida al cilindro.
$1/\tau_{fl}$	Cantidad de combustible que emerge de la película.
$t_i$	Tiempo de apertura del inyector.
$t_0$	Tiempo de retardo.
$K_{iny}$	Caudal de combustible inyectado.
$m_{fi}$	Combustible inyectado por inyector.

## 1. Introducción

El sensor MAF (Sensor de Flujo de Masa de Aire), es un dispositivo que calcula la cantidad de aire que entra al motor, el sensor MAF convierte el total de aire que ingresa en una señal eléctrica de voltaje, ésta señal que varía dependiendo del flujo, se manda a la ECU (Electronic Control Unit). La computadora ocupa esta información para calcular y controlar la mezcla aire-combustible en el ajuste de encendido y cuando se debe hacer el cambio de marcha en la transmisión.

Con este trabajo de investigación se pretende atacar las fallas que pueden presentarse en el sensor MAF, a través de un control tolerante a fallas, este esquema de control es capaz de mantener la operación de la planta en forma segura y continua ante la presencia de fallas generadas en el sensor MAF, el cual puede sufrir fallas como falso contacto entre cables, fallas por envejecimiento o alguna desconexión, y estas fallas pueden causar un mal suministro de combustible, lo que genera mayor gasto y mayor contaminación ambiental. Para combatir este problema se desarrollará un observador de estado no lineal, el cual sustituirá al sensor MAF físico.

Se va a trabajar con sistemas no lineales porque los modelos de los motores de combustión interna consisten en ecuaciones no lineales que describen su dinámica y comportamiento físico. Se va a enfocar en los modelos de admisión e inyección, esto debido a que la finalidad primordial de esta investigación es el desarrollo de un esquema de control tolerante a fallas en el sensor de flujo de masa de aire y la implementación de un observador de estado que estime la cantidad de flujo de masa de aire, el cual sustituirá al sensor MAF físico.

El observador propuesto va a ser un observador de estado no lineal, que no es más que un programa capaz de reconstruir o estimar variables de interés, en nuestro caso el flujo de masa de aire. El observador que se empleará en este trabajo de tesis será un Filtro de Kalman Extendido Dual.

Con la implementación del sistema de control tolerante a fallas, se garantizará que siga funcionando de manera continua el motor de combustión interna aun y en la presencia de fallas, y junto con el esquema de detección y diagnóstico de fallas se permitirá que la computadora conozca qué es lo que está fallando, y poder corregir ese error.

### 1.1. Antecedentes

En años anteriores dentro del Centro Nacional de Investigación y Desarrollo Tecnológico (CENIDET), ubicado en el Interior del Internado Palmira s/n, Col. Palmira, Cuernavaca, Morelos, se han desarrollado varios trabajos, tesis, publicaciones y trabajos en congresos respecto al modelado, control, diagnóstico y detección de fallas del motor de combustión interna.

Los trabajos iniciaron en el año 2013, desarrollando un modelo del motor de combustión interna. En el año 2014 Vázquez Chagoya [2], realizó la investigación “Modelado y control de un motor de combustión interna para etanol y gasolina”. La investigación presentó los resultados obtenidos en simulación de la adición de etanol al combustible (gasolina), el principal objetivo fue desarrollar una estrategia de estimación de la concentración gasolina-etanol. Así como, el desarrollar una estrategia de control para la mezcla aire combustible para un motor de combustión interna con el fin de encontrar una adecuada relación estequiométrica y mantener una potencia adecuada ante el cambio de combustible. En los resultados obtenidos se observó que al adicionar diferentes cantidades de etanol (E10, E20, E30) a la gasolina, la potencia al freno del motor de combustión interna si es incrementada.

En el año 2016 Montiel Quintero [3], realizó la investigación “Detección y Diagnóstico de Fallas en Sistema de Inyección de Combustible de un Motor de Combustión Interna”. Su trabajo consistió en un esquema de Detección y Aislamiento de Fallas (FDI) en actuadores, aplicado a un sistema electrónico de inyección de combustible (EFI). El objetivo era detectar y aislar las fallas abruptas e incipientes en los inyectores de combustible del sistema de inyección. Se implementó con una Red Neuronal Artificial (RNA) con una estructura prealimentada de una sola capa que utilizó el algoritmo de aprendizaje (Extreme Learning Machine). Los resultados obtenidos fueron que el FDI solo es válido para las características de operación del sistema de inyección en el banco de pruebas y la RNA logró mediante el reconocimiento de patrones en las señales de los sensores de presión y flujo, clasificar la señal y determinar qué inyector presenta la falla.

En el año 2017 Gutiérrez León [4], realizó la investigación “Desarrollo de un Sistema de Supervisión para un Motor de Combustión Interna”. La investigación contempla el esquema y ejecución de un sistema de supervisión para el sensor

---

(MAF) en un motor de combustión interna, ocupando observadores adaptables en redundancia analítica. La finalidad del trabajo es que el motor de combustión interna siga funcionando adecuadamente, a pesar de que existan anomalías en el sensor MAF. Se implementó un esquema de Detección y Aislamiento de Fallas (FDI), para detectar, estimar y aislar las fallas del sensor MAF empleando observadores adaptables que calculan la cantidad que entra de flujo de masa de aire a la computadora del motor (ECU). A través de la comparación del flujo real y el flujo calculado, se aprecia cuando ocurre una falla, y cuando eso pasa la señal medida por el sensor MAF, es reemplazada por el flujo estimado por los observadores.

En el año 2017 García Morales [5], realizó la investigación “Implementación de un Sistema de Control para un Proceso de Combustión Interna Empleando Múltiples Combustibles”. La tesis radicó en la formulación de un esquema de control para la inyección de una mezcla E10 enriquecida con hidrógeno (10 % etanol y 90 % gasolina) en un motor de combustión interna. El hidrógeno fue producido por un electrolizador, y para regular la producción de gas hidrógeno, la corriente de alimentación del electrolizador se controló mediante un PI de retroalimentación. Los resultados obtenidos fueron que utilizando la mezcla E10 enriquecida con hidrógeno las eficiencias térmicas y de combustión aumentan, sin generar pérdidas en la potencia del motor.

## **1.2. Objetivos**

### **1.2.1. Objetivo general**

Desarrollar un control tolerante a fallas activo en el sensor de flujo de aire de un motor de combustión interna.

### **1.2.2. Objetivos específicos**

- Diseñar un sistema de detección y diagnóstico de fallas.
- Proponer la estructura de un observador de estado no lineal.
- Desarrollar un observador que estime la cantidad de flujo de masa de aire que ingresa al múltiple de admisión de un motor de combustión interna.



### 1.3. Metas

- Obtener un sistema de detección de fallas basado en modelo.
- Obtener un sistema de control tolerante a fallas activo para la regulación del flujo de masa aire.
- Validar experimentalmente el sistema de control tolerante a fallas.

### 1.4. Justificación

Con este trabajo de investigación, se abordarán las fallas del sensor MAF, se desarrollará un sistema de detección y aislamiento de fallas que posteriormente se utilizará para el desarrollo de un sistema de control tolerante a fallas. Con la implementación de un sistema de diagnóstico de fallas y una ley de control no lineal el motor de combustión interna será capaz de mantenerse en operación en forma segura y continua ante la presencia de fallas generadas por el sensor MAF. Este sistema proporcionará a los usuarios de vehículos la seguridad de que, a pesar de tener una falla en este sensor, el vehículo podrá seguir operando hasta llegar a su destino. Por otro lado, en caso de fallas parciales en el sensor de flujo de aire, el sistema de control tolerante a fallas permitirá ajustar el consumo de combustible evitando consumos altos, con lo cual se podrá disminuir considerablemente las emisiones de  $CO_2$ , que contribuyen al cambio climático del planeta.

## 1.5. Organización del documento

La tesis se encuentra constituida con la siguiente estructura:

En el Capítulo 2 se desarrolla el marco teórico, en el cual se ve los modelos de admisión de aire e inyección de combustible .

En el capítulo 3 se desarrolla un Filtro de Kalman Extendido, para calcular los dos estados: la presión y la temperatura, y para estimar el flujo de masa de aire.

En el capítulo 4 se presenta el esquema de detección y aislamiento de fallas basado en el filtro extendido de Kalman, la relación estequiométrica, y se presenta el esquema de control tolerante a fallas.

En el capítulo 5 se presentan las pruebas y los resultados del sistema de control tolerante a fallas, y del sistema de detección y aislamiento de fallas, .

Finalmente se presentan las conclusiones, trabajos futuros y la bibliografía empleada en el presente trabajo de investigación.

## 1.6. Estado del arte

Dentro de la literatura existen diversos sistemas de control tolerante a fallas, diagnósticos de fallas, detección de fallas, así como también hay múltiples modelos matemáticos que describen el comportamiento del sistema para motores de combustión interna.

En el año 2000 en [6], realizaron un trabajo en el que se ven las desventajas de usar un Filtro Extendido de Kalman (EKF, por sus siglas en Inglés), e introducen una mejora: "The Unscented Kalman Filter for Nonlinear Estimation"(UKF). El UKF corrige los errores ocasionados por la variable aleatoria Gaussiana (GRV, por sus siglas en Inglés), usando un aproximamiento de muestras determinísticas. En el año 2003 en [8], presentan una disyuntiva cercana al control predictivo de sistemas no lineales. Esta disyuntiva se fundamenta en una linealización reiterada del comportamiento del sistema, de tal forma que la salida en lazo cerrado sea igual a lo que se consigue con el método no lineal, pero con un periodo mínimo de cálculo y unos instrumentos de mejora.

En el año 2005 en [9], realizaron la detección y aislamiento de fallas en datos dinámicos de una ruta de aire del motor de un automóvil, usando redes neuronales artificiales. Se consideraron varias fallas como fugas, fallas de la válvula EGR (Exhaust Gas Recirculation) y del sensor con diferentes intensidades de falla. Las redes neuronales de base radial (RBF, por sus siglas en Inglés) fueron entrenadas para detectar y diagnosticar las fallas, así como indicar el tamaño de la falla, reconociendo los diferentes patrones de fallas que ocurrieron en las dinámicas de los datos. En el trabajo presentado en 2007 [10], se implementa un estimador basado en el modelo de un vehículo de cuatro ruedas con cuatro grados de libertad. En el cual se ocupan dos Filtros de Kalman en paralelo sin estar separados del todo, ya que uno depende del otro. Uno para la estimación de estados y el otro para la estimación paramétrica. En el año 2011 en [11], desarrollan dos aproximaciones para la construcción de los estados más probables y las medidas de las matrices de covarianza del ruido desde la operación de datos entrada-salida cuando los estados y/o parámetros son estimados usando un Filtro Extendido de Kalman.

En el año 2012 en [12], desarrollaron una estrategia de control tolerante a fallas de la ruta de aire de un motor diésel, el esquema del control tolerante a fallas propuesto integra la identificación de fugas, ley de control para garantizar la estabilización de la planta. Las fugas fueron estimadas por un observador adaptativo, las ganancias del observador se obtuvieron al resolver la matriz de linealidad derivada de la teoría Lyapunov. En el año 2015 en [14], presentan una aproximación no lineal para identificar la estructura paramétrica de un elevador vertical. Se propone un filtro de Kalman como observador para poder lidiar con el comportamiento no lineal que es exhibido en la fuerza restauradora de un elevador y las señales mediadas del ruido que se usan para la identificación. Los observadores son diseñados desde una discretización espacial de un modelo no lineal con perturbación en los parámetros que está descrito por un sistema de ecuaciones diferenciales parciales cuasi-lineal.

En otros trabajos que se han hecho para el diagnóstico de fallas del motor de combustión interna, han ocupado redes neuronales, en el año 2014 en [15], ocuparon las señales generadas por el motor de combustión interna, empleándolas como las señales que llevan la información. Se ocupó la descomposición de paquetes de ondas como herramienta de extracción de características, y una red neuronal artificial que se encarga de realizar la clasificación de las fallas del motor de combustión interna. En el año 2015 en [17], realizaron una detección y clasificación de fallas en motores de combustión interna mediante técnicas de redes neuronales artificiales. Se emplearon datos de oscilación en el dominio del ángulo del cigüeñal, dichos datos se usaron junto con las redes neuronales para descubrir las anomalías en motor de gasolina de cuatro tiempos, montado para ensayos.

Durante el año 2016 en [19], se presenta un filtro extendido de Kalman fuera de línea basado en la identificación de parámetros y la compensación derivada para un MEMS giroscopio de anillo vibratorio. El filtro EKF propuesto provee cinco estimaciones para el lazo de ganancia DC del resonador, y otros cuatro parámetros con la humedad no proporcional.

En el año 2016 en [20], desarrollaron un sistema de detección y diagnóstico de fallas (FDD) para usar con un tren de válvulas de motor de combustión interna (ICE) diesel, se sembraron fallas de resorte de válvula deformado y fallas anormales de holgura de válvula. El sistema FDD que utiliza el método de clasificación Naïve-Bayes produjo el mejor rendimiento general, con una mejor precisión de detección y de clasificación. En el año 2016 en [21] se propone una nueva estrategia de detección, aislamiento e identificación de fallas de sensores (FDI) mediante el uso del enfoque de modelo múltiple (MM). El esquema se basa en filtros de Kalman híbridos múltiples (HKF) que representan una integración de un modelo matemático no lineal del sistema con una serie de modelos lineales por partes (PWL). El esquema de detección y aislamiento de fallas (FDI) propuesto es capaz de detectar y aislar fallas de sensores durante todo el régimen operativo del sistema mediante la interpolación de los modelos PWL utilizando un enfoque bayesiano

Durante el año 2017 en [22] proponen un observador de modelo deslizante discreto (SMO) para estimar en línea el par indicado por el motor de combustión interna (ICE), a partir de la fluctuación de la velocidad del cigüeñal. Se diseñó el SMO discreto para estimar el torque indicado a partir del modelo del cigüeñal, posteriormente se realizó una validación experimental utilizando un motor diesel 6135G. En el año 2020 en [24] se formula y aplica experimentalmente un esquema de detección y diagnóstico de fallas (FDD) para aislar el inyector dañado de un motor de combustión interna. El esquema FDD se basa en un análisis temporal (métodos estadísticos), así como en un análisis de frecuencia (transformada rápida de Fourier) de la presión del riel de combustible.

En el trabajo realizado en [29] Se presenta el diseño de un sistema de detección y aislamiento de fallas (FDI) para el flujo de masa de aire (MAF) sensor de un motor de combustión interna (IC) basado en observadores adaptables, que parten de dos ecuaciones diferenciales ordinarias que describen la dinámica de la temperatura de admisión y la presión.

## 2. Marco teórico

### 2.1. Motores de combustión

El objeto del motor de combustión interna radica en el desarrollo de potencia mecánica usando energía química, que proviene de la combustión la cual se efectúa en su interior, dicha combustión es originada por el carburante, la energía es emitida quemando el carburante adentro del motor [27]. Casi en su totalidad los motores de combustión interna están constituidos por periodo de 4 ciclos de trabajo: admisión, compresión, expansión y escape, cuando éste sea el caso se necesitan dos vueltas del cigüeñal y cuatro ciclos del pistón para que el ciclo termodinámico de ignición sea consumado. Se ocupan válvulas para controlar los periodos de admisión y escape. Dichas válvulas abren y cierran los canales de admisión y escape de los cilindros para dosificar el abastecimiento la mezcla aire-combustible y obligar a salir a los gases de combustión.

- Admisión (Primer Tiempo). Durante este periodo inicial el pistón baja desde el punto máximo superior (PMS), hasta el punto máximo inferior (PMI), la válvula de admisión se abre y se va incrementado el volumen del cilindro conforme entra la mezcla aire-combustible hasta que el cilindro tenga su volumen máximo.
- Compresión (Segundo Tiempo). Durante este periodo la válvula de admisión se cierra y la de escape de igual manera permanece cerrada, el pistón va ascendiendo hacia arriba del cilindro, por lo tanto, va comprimiendo la mezcla aire-combustible y se reduce el volumen de la cámara de combustión, hasta que llega al PMS, donde la bujía de prendido crea una centella entre los electrodos.
- Expansión (Tercer Tiempo). En el momento que el pistón concluye su corrida de subida, el gas su presión máxima, las válvulas de admisión y escape continúan cerradas, la mezcla aire-combustible ceñida dentro del cilindro se prende por la centella producida de la bujía de prendido, formando gases que se expanden y ocasionan que se aumente la presión del cilindro de tal manera que el pistón es obligado a descender.

- Escape (Cuarto Tiempo). El movimiento generado en el cigüeñal hace que el pistón asciende hacia el PMS, previamente a que el pistón llegue al PMS, la válvula de escape es abierta, permitiendo la expulsión de los gases de combustión calientes que están a alta presión. Los gases remanentes son forzados a salir por el movimiento ascendente del pistón.

En la Figura 1, podemos observar el ciclo de un motor de cuatro tiempos.

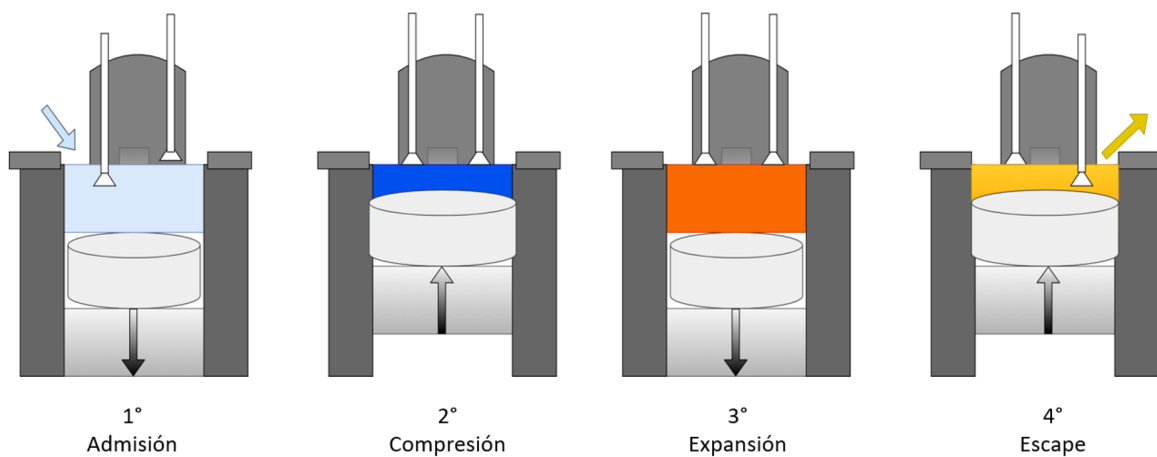


Figura 1: Ciclo de un motor de 4 tiempos.

## 2.2. Modelado de motores de combustión interna

Los modelos de los motores de combustión interna consisten en ecuaciones no lineales que describen la dinámica y comportamiento físico del motor. El modelo que más se usa y el más estudiado es el del desarrollo de los modelos de valor promedio (MVE, Mean Value Models), este modelo describe el comportamiento no lineal y las dinámicas del motor de encendido por chispa, así como un sistema simplificado de admisión y escape. El flujo de combustible, la velocidad del cigüeñal y la presión del múltiple de admisión son los estados dinámicos de un motor de combustión interna (CI). Cada uno representado por una ecuación diferencial ejecutada por una entrada de control: como el flujo suministrado de combustible, la chispa de ignición, y el ángulo de apertura de la válvula de mariposa, respectivamente [25].

El modelado del motor de acuerdo con [31] normalmente ocupan 5 submodelos para representar el comportamiento real que interactúa en la creación y mitigación de la mezcla, y se encuentran relacionados entre sí, los cuales son:

- Combustible: ecuaciones de suministro de combustible y aportación a la mezcla.
- Aire: ecuaciones dinámicas del múltiple de admisión.
- Admisión: entrada de la mezcla en el cilindro.
- Combustión: generación del par motor.
- Sonda lambda: relación aire-combustible medida en el tubo de escape.

### 2.2.1. Modelado de la admisión de aire

El modelo empleado es del tipo llenado y vaciado. Como se puede ver en [31] se supone al colector de admisión como un recipiente de volumen perpetuo, por el cual ingresa el aire por la válvula de mariposa y emerge traspasando la válvula de admisión individualmente por los cilindros. El aire es inyectado mediante los cilindros en el trascurso del recorrido de admisión y la válvula de mariposa opera como fuga de variación de carga. Ocupando la ecuación de continuidad de la masa al colector de admisión, de manera que, en el curso de un recorrido de la mariposa,

---



la diferenciación de la masa de aire en el colector es equivalente al caudal másico que ingresa menos el que emerge, esto lo podemos observar en la ecuación (1). En la Figura 2, apreciamos la representación de la admisión de aire de un motor de cuatro tiempos.

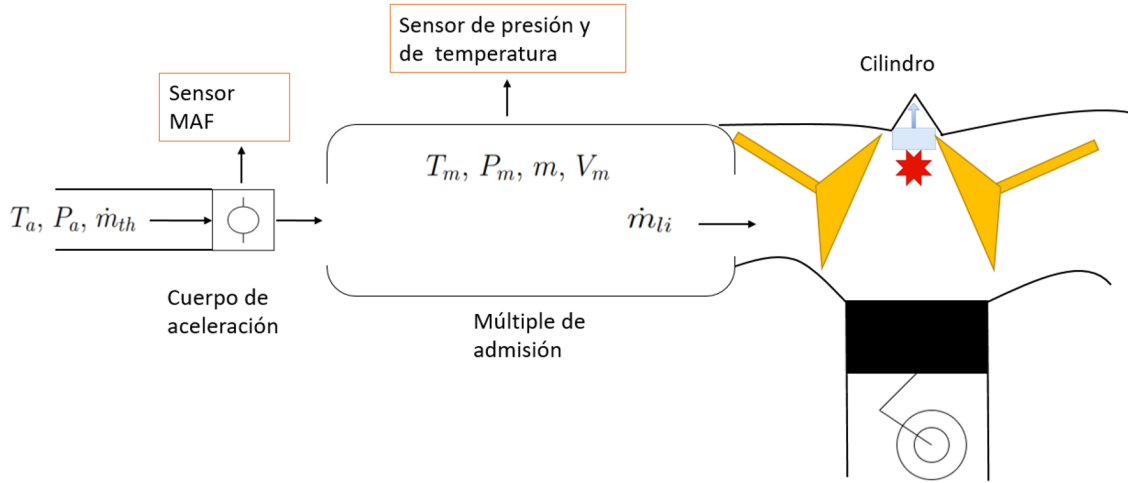


Figura 2: Esquema de admisión de aire de un motor de 4 tiempos.

$$\frac{d}{dt}m = \dot{m}_{th}(t) - \dot{m}_{li}(t) \quad (1)$$

De acuerdo con [29], el múltiple de admisión es la sección que contempla a partir del filtro de aire y finalizando en las válvulas de admisión del cilindro. El diseño del modelo contempla la presión en medio de la válvula de mariposa y los puertos del cilindro a la masa de aire que cruza la válvula de mariposa y el flujo interno de los cilindros. La presión  $P_m$  y la temperatura  $T_m$  se consideran constantes dentro de todo múltiple de admisión.

El modelo se conforma de dos ecuaciones diferenciales, en primer lugar, tenemos la que representa el comportamiento de la temperatura en el múltiple de admisión y en segundo lugar el comportamiento de la presión. Considerando que el gas en el múltiple de admisión actúa como un gas ideal, las ecuaciones emanan de la ley de la conservación de la masa y la ley de los gases ideales.

$$\frac{dT_m}{dt} = \frac{RT_m}{P_m V_m} (\dot{m}_{th} (kT_a - T_m) - \dot{m}_{li} (k - 1) T_a) \quad (2)$$

$$\frac{dP_m}{dt} = \frac{kR}{V_m} \left( \dot{m}_{th} T_a - \sum_{i=1}^n \dot{m}_{li} T_m \right) \quad (3)$$

dónde:

$P_m$  Presión en el múltiple de admisión.

$V_m$  Volumen en el múltiple de admisión.

$T_m$  Temperatura en el múltiple de admisión.

$T_a$  Temperatura ambiental.

$R$  Constante de gas que resulta de la diferencia entre el calor específico para presión constante ( $C_p$ ) y el calor específico para volumen constante ( $C_v$ ).  $R = C_p - C_v$ .

$k$  Relación de los calores específicos.  $k = C_p/C_v$ .

Para el cálculo de flujo de masa de aire que ingresa a los cilindros (kg/s), la tasa de flujo está dada por:

$$\dot{m}_{li} = \frac{\eta_v V N \bar{P}_m}{120 R T_m} \quad (4)$$

dónde:

$V$  Volumen de desplazamiento del cilindro.

$N$  Velocidad de giro del motor (rpm).

$\eta_v$  Eficiencia volumétrica que mide el rendimiento del bombeo del cilindro, puerto de admisión y válvula.

Sustituyendo la ecuación (4) en las ecuaciones (2) y (3) obtenemos:

$$\frac{dT_m}{dt} = \frac{RT_m}{P_m V_m} \left( \dot{m}_{th} (kT_a - T_m) - \left( \frac{\eta_v V N \bar{P}_m}{120 R \bar{T}_m} \right) (k - 1) T_a \right) \quad (5)$$

$$\frac{dP_m}{dt} = \frac{kR}{V_m} \left( \dot{m}_{th} T_a - \left( \frac{\eta_v V N \bar{P}_m}{120 R \bar{T}_m} \right) T_m \right) \quad (6)$$

Estas dos ecuaciones describen, la dinámica de la temperatura en el múltiple de admisión y la segunda la dinámica de la presión, en el sistema de admisión de aire de un motor de combustión interna.

Discretizando las ecuaciones (5) y (6) por el método de Euler, y con un periodo de muestreo de  $h = 0,1s$  tenemos que:

$$\frac{T_m(k+1) - T_m(k)}{h} = \frac{RT_m(k)}{P_m(k)V_m} (\dot{m}_{th}(k) (k_c T_a(k) - T_m(k)) - \dot{m}_{li}(k) (k_c - 1) T_a(k))$$

$$T_m(k+1) = T_m(k) + h^* \left( \frac{RT_m(k)}{P_m(k)V_m} (\dot{m}_{th}(k) (k_c T_a(k) - T_m(k)) - \dot{m}_{li}(k) (k_c - 1) T_a(k)) \right)$$

$$\frac{P_m(k+1) - P_m(k)}{h} = \frac{k_c R}{V_m} (\dot{m}_{th}(k) T_a(k) - \dot{m}_{li}(k) T_m(k))$$

$$P_m(k+1) = P_m(k) + h^* \left( \frac{k_c R}{V_m} (\dot{m}_{th}(k) T_a(k) - \dot{m}_{li}(k) T_m(k)) \right)$$

### 2.2.2. Modelado del sistema de inyección

De acuerdo con [1] el propósito primordial del sistema de inyección es de abastecer el volumen de combustible esencial por medio de los inyectores en el periodo apropiado, con la finalidad de que la relación aire combustible sea ideal para salvaguardar que el funcionamiento del motor sea idóneo. En la Figura 3 observamos el esquema del sistema de inyección de combustible electrónico.

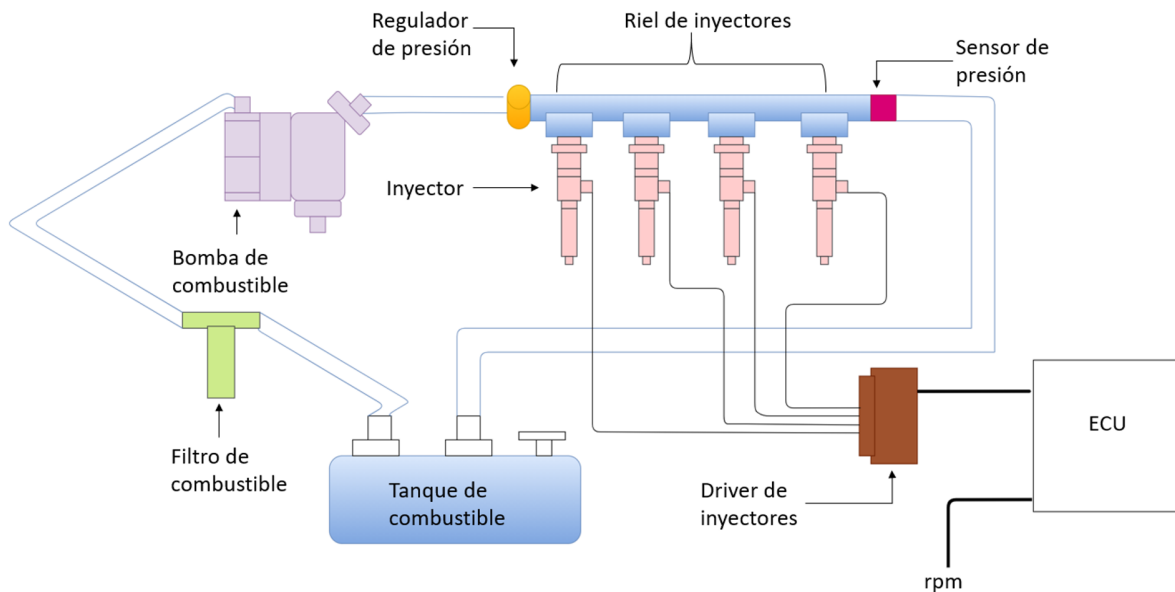


Figura 3: Sistema de inyección de combustible electrónico.

El modelado se basa en el sistema de inyección electrónica de combustible por riel común. El sistema del flujo de inyección de combustible representa la dinámica del flujo de combustible que atraviesa el múltiple de admisión. El flujo de combustible se compone de 2 partes: flujo de vapor de combustible  $\dot{m}_{fi}$  y el flujo de la película del combustible  $\dot{m}_{ff}$ . El flujo total de combustible que entra a la cámara de combustión es una variable no medible, y éste se denota por  $\dot{m}_f$ .

De acuerdo con [5], un porcentaje  $X$  forma una película en las paredes de la válvula de admisión y las del múltiple de admisión. Se considera también que el combustible deja ésta película en proporción a cuánto combustible existe en la película. Partiendo de estas dos suposiciones se forma la base del modelo de humectación de paredes. La ecuación de continuidad para la película de combustible esta descrita por:

$$\dot{m}_{ff} = -\frac{1}{\tau_{fl}}m_{ff} + X \dot{m}_{fi} \quad (7)$$

$$\dot{m}_{fv} = (1 - X) \dot{m}_{fi} \quad (8)$$

$$\dot{m}_f = \dot{m}_{ff} + \dot{m}_{fv} \quad (9)$$

dónde el producto  $X\dot{m}_{fi}$  representa la cantidad de combustible que ingresa en forma de película líquida en el colector y válvula de admisión, entonces  $(1 - X) \dot{m}_{fi}$  es la porción de combustible que entra al cilindro en forma de vapor. Por lo tanto  $X$  se puede dividir en 2 partes: la película líquida remanente en el conducto  $Xc$  y la parte líquida que ingresa en la válvula  $Xv$ . Derivado de  $X = Xc + Xv$  tenemos que:

$$\dot{m}_{fi} = (1 - X) \dot{m}_{fi} + X \dot{m}_{fi} = (1 - X) \dot{m}_{fi} + (Xc + Xv) \dot{m}_{fi} \quad (10)$$

De acuerdo con [5] la película que se forma en las paredes solamente tiene dos caminos para llegar al cilindro: por evaporación y por transporte lento del líquido, en consecuencia, la dinámica de las masas de cada una de las películas se obtiene como la diferencia entre lo que entra menos lo que sale:

$$\text{Conducto : } \dot{m}_{lc} = Xc \dot{m}_{fi} - (\dot{m}_{fvc} + \dot{m}_{flc}) \quad (11)$$

$$\text{Válvula : } \dot{m}_{lv} = Xv \dot{m}_{fi} - (\dot{m}_{fvv} + \dot{m}_{flv}) \quad (12)$$

dónde:

$\dot{m}_l$  Masa de combustible depositada en forma líquida.

$\dot{m}_{fv}$  Masa de combustible que pasa en forma de vapor al cilindro.

$\dot{m}_{fl}$  Masa de combustible que pasa en forma líquida al cilindro.

La cantidad total que pasa a forma líquida está dado por:

$$\dot{m}_{ff} = X \dot{m}_{fi} - (\dot{m}_{fvc} + \dot{m}_{flc} + \dot{m}_{fvv} + \dot{m}_{flv}) \quad (13)$$

Debido a que las paredes del conducto de admisión son más frías en comparación con las de la válvula podemos considerar que lo que ingresa en forma líquida en el conducto es mayor a lo que ingresa en forma líquida en la válvula  $Xc > Xv$ . La cantidad de combustible que emerge de la película puede aproximarse por una fracción  $(1/\tau_{fl})$  a partir de la masa existente en la propia película.

$$(\dot{m}_{fvc} + \dot{m}_{flc} + \dot{m}_{fvv} + \dot{m}_{flv}) = \frac{1}{\tau_{fl}} m_{ff} \quad (14)$$

Gracias a esto la ecuación se simplifica y queda una ecuación de primer orden:

$$\dot{m}_{ff} = X \dot{m}_{fi} - \frac{1}{\tau_{fl}} m_{ff} \quad (15)$$

De acuerdo con [5], la inyección de combustible comienza a  $60^\circ$  del cigüeñal antes del punto muerto superior (A.P.M.S). La inyección de combustible  $\dot{m}_{fi}$  en un cilindro se repite una vez por ciclo, es decir cada dos vuelta del cigüeñal, y el tiempo de apertura del inyector ( $t_i$ ) se obtiene con base en la carga y aire aspirado por el motor. Como el inyector es un sistema electromecánico se necesita tomar en cuenta el tiempo de retardo ( $t_0$ ), el cual es el tiempo mínimo para vencer la inercia del mecanismo, durante este tiempo no hay inyección de combustible.

Para este caso de estudio se determinó el caudal de  $K_{iny} = 5.917$  (mg/ms) y el tiempo de muerto del inyector de  $t_0 = 1.2$  (ms).

$$m_{fi}(mg/ciclo) = K_{iny} (t_i - t_0) \quad (16)$$

dónde:

$K_{iny}$  Caudal de combustible inyectado.

$m_{fi}$  Combustible inyectado por inyector.

$t_i$  Tiempo de inyección.

$t_0$  Tiempo muerto del inyector.

En un motor de cuatro tiempos con cuatro cilindros, se generan dos inyecciones por cada vuelta del cigüeñal, por lo que se debe multiplicar por 2 al combustible inyectado  $m_{fi}$ , derivado de esto tenemos que:

$$\dot{m}_{fi}(kg/h) = m_{fi}(mg/ciclo) * \eta(rpm)2 * 60 * 1 \times 10^{-6} \quad (17)$$

$$\dot{m}_{fi}(kg/h) = 1,2 \times 10^{-4} * m_{fi}(mg/ciclo) * \eta(rpm) \quad (18)$$

El tiempo máximo que puede permanecer inyectando combustible un inyector está acotado por el número de revoluciones del cigüeñal, tomando en cuenta que el motor tiene una velocidad máxima de 6000 rpm, tenemos que el tiempo máximo está dado por:

$$t_i^{\text{máx}}(ms) = 2 \text{ vueltas} \cdot 6000 / \eta (rpm) = 120000 / \eta (rpm) \quad (19)$$

El máximo caudal que proporcionará el inyector será cuando este continuamente abierto, esto acontece cuando el tiempo de inyección es igual al tiempo que necesita el motor para dar dos vueltas completas, el caudal de combustible máximo está dado por:

$$\dot{m}_{fi}^{\text{máx}}(kg/h) = 1,2 \times 10^{-4} * (K_{iny} * (t_i^{\text{máx}}(ms) - t_0(ms)) * \eta (rpm)) \quad (20)$$

### 3. Filtro de Kalman

#### 3.1. Teoría del filtro de Kalman extendido

El diseño consiste en la búsqueda de la matriz de ganancia  $K(\hat{x})$  que minimice el error cuadrático medio de observación:

$$E = \int_0^t e^T W e dt \quad (21)$$

dónde  $W$  es una matriz de ponderación que permite las diferentes ponderaciones de los distintos términos de error  $e$  con el objeto de estandarizar la norma del error.

Cuando los diferentes componentes de  $e$  no son de la misma dimensión la ganancia de la matriz  $R(\hat{x})$  puede mostrarse como:

$$K(\hat{x}) = R(\hat{x}) C^T \quad (22)$$

dónde la matriz simétrica  $R$  es de dimensión  $n \times m$  es solución de la siguiente ecuación dinámica de Riccati:

$$\dot{R} = -RC^T W C R + RA^T(\hat{x}) + A(\hat{x}) R \quad (23)$$

dónde:

$$R = R^T, \quad R(0) = R_0 = R_0^T$$

Un inconveniente del Filtro de Kalman Extendido, es que no garantiza convergencia global en el error estimado. No obstante, la estabilidad global se puede probar asumiendo algunas cotas en las no linealidades.



En general un sistema no lineal puede representarse en su forma discreta como:

$$\begin{aligned}x_s(k+1) &= F(x_s(k), u(k), x_p(k), w(k)) \\y(k) &= H(x_s(k), v(k), x_p(k))\end{aligned}\tag{24}$$

donde  $x_s$  es el vector de estados,  $x_p$  es el vector de parámetros,  $u$  es el vector de entradas,  $y$  es el vector de salidas. Con  $w$  siendo el vector de ruido del proceso y  $v$  el vector de ruido de salida.

### 3.2. Diseño del filtro de Kalman extendido

En la Figura 4 observamos el esquema del Filtro de Kalman Extendido Dual. De acuerdo con [10] las ecuaciones básicas para el Filtro de Kalman Extendido son las siguientes:

Predicción Paramétrica

$$\begin{aligned}\hat{x}_p^-(k+1) &= \hat{x}_p(k) \\ \Phi_p^-(k+1) &= \Phi_p^-(k) + R_p\end{aligned}\tag{25}$$

Corrección Paramétrica

$$\begin{aligned}K_p(k) &= \Phi_p^-(k) H_p^T [\sigma_p + H_p \Phi_p^-(k) H_p^T]^{-1} \\ \hat{x}_p(k) &= \hat{x}_p^-(k) + K_p(k) [y(k) - H_s \hat{x}_s^-(k)] \\ \Phi_p(k) &= [I - K_p(k) H_p] \Phi_p^-(k)\end{aligned}\tag{26}$$

Predicción de Estados

$$\begin{aligned}\hat{x}_s^-(k+1) &= F(\hat{x}_s(k), u(k), \hat{x}_p^-(k)) \\ \Phi_s^-(k+1) &= J_s(k) \Phi_s^-(k) J_s^T(k) + R_s\end{aligned}\tag{27}$$

Corrección Estados

$$\begin{aligned}K_s(k) &= \Phi_s^-(k) H_s^T [\sigma_s + H_s \Phi_s^-(k) H_s^T]^{-1} \\ \hat{x}_s(k) &= \hat{x}_s^-(k) + K_s(k) [y(k) - H_s \hat{x}_s^-(k)] \\ \Phi_s(k) &= [I - K_s(k) H_s] \Phi_s^-(k)\end{aligned}\tag{28}$$

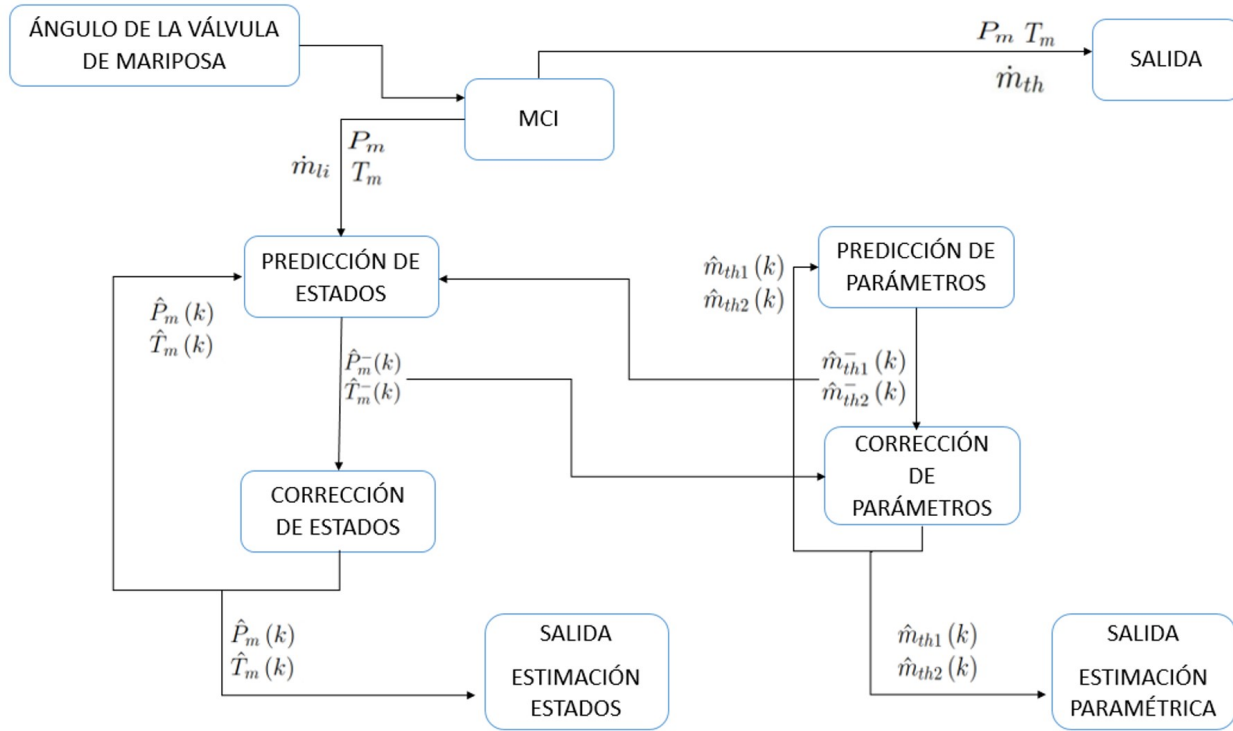


Figura 4: Esquema EKF Dual.

donde  $R_s$  y  $R_p$  son matrices de covarianza del ruido del proceso para los estados y parámetros respectivamente.  $\sigma_s$  y  $\sigma_p$  son matrices de covarianza del ruido de salida y  $\Phi_s$  y  $\Phi_p$  son matrices de covarianza del error de estimación.

$J_s$  es la matriz jacobiana de los estados:

$$J_s = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial x_1} & \cdots & \frac{\partial f_1}{\partial x_n} \\ \vdots & & \\ \frac{\partial f_n}{\partial x_1} & \cdots & \frac{\partial f_n}{\partial x_n} \end{bmatrix} \quad (29)$$

$H_s$  es la matriz jacobiana de la salida

$$H_s = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (30)$$

$H_p$  es la matriz jacobiana con respecto a los parámetros:

$$H_p = H_s \frac{\partial f(\hat{x}_s, \hat{x}_p)}{\partial \hat{x}_p} \quad (31)$$

### 3.2.1. Diseño de la estimación de las variables de estados

Para calcular la matriz  $J_s$  ocupamos las ecuaciones (5) y (6):

$$J_s = \begin{bmatrix} 0 & \frac{-k_c R}{V_m} \dot{m} l i(k) \\ J_{s21} & J_{s22} \end{bmatrix} \quad (32)$$

$$J_{s21} = \frac{R \hat{T}_m(k) T_a(k) \dot{m} l i(k) (k_c - 1)}{V_m \hat{P}_m(k)^2} - \frac{R \hat{T}_m(k) (k_c T_a(k) - \hat{T}_m(k)) \dot{m} t h(k)}{V_m \hat{P}_m(k)^2}$$

$$J_{s22} = \frac{-R T_a(k) \dot{m} l i(k) (k_c - 1)}{V_m \hat{P}_m(k)} + \frac{R (k_c T_a(k) - \hat{T}_m(k)) \dot{m} t h(k)}{V_m \hat{P}_m(k)} - \frac{R \hat{T}_m(k) \dot{m} t h(k)}{V_m \hat{P}_m(k)}$$

$$H_s = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (33)$$

$$H_p = H_s \begin{bmatrix} \frac{k_c R}{V_m} T_a(k) & 0 \\ 0 & \frac{R \hat{T}_m(k)}{V_m \hat{P}_m(k)} (k_c T_a(k) - \hat{T}_m(k)) \end{bmatrix} \quad (34)$$

Para la predicción de estados nos queda:

$$\begin{bmatrix} P_m^-(k+1) \\ \hat{T}_m^-(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} P_m(k) \\ \hat{T}_m(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{k_c R}{V_m} (\hat{m} t h(k) T_a(k) - \dot{m} l i(k) \hat{T}_m(k)) \\ \frac{R \hat{T}_m(k)}{\hat{P}_m(k) V_m} (\hat{m} t h(k) (k_c T_a(k) - \hat{T}_m(k)) - \dot{m} l i(k) (k_c - 1) T_a(k)) \end{bmatrix} \quad (35)$$

$$\Phi_s^-(k+1) = \begin{bmatrix} 0 & \frac{-k_c R}{V_m} \dot{m} l i(k) \\ J_{s21} & J_{s22} \end{bmatrix} \Phi_s(k) \begin{bmatrix} 0 & \frac{-k_c R}{V_m} \dot{m} l i(k) \\ J_{s21} & J_{s22} \end{bmatrix}^T + R_s \quad (36)$$

Para la corrección de estados nos queda:

$$K_s(k) = \Phi_s^-(k) \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}^T \left[ \sigma_s + \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \Phi_s^-(k) \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}^T \right]^{-1} \quad (37)$$

$$\begin{bmatrix} \hat{P}_m(k) \\ \hat{T}_m(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \hat{P}_m^-(k) \\ \hat{T}_m^-(k) \end{bmatrix} + K_s(k) \left( \begin{bmatrix} P_m(k) \\ T_m(k) \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{P}_m^-(k) \\ \hat{T}_m^-(k) \end{bmatrix} \right) \quad (38)$$

$$\Phi_s(k) = \left( \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} - K_s(k) \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \right) \Phi_s^-(k) \quad (39)$$

### 3.2.2. Diseño de la estimación paramétrica

Para la predicción de parámetros tenemos:

$$\begin{bmatrix} \hat{m}_{th1}^-(k+1) \\ \hat{m}_{th2}^-(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \hat{m}_{th1}(k) \\ \hat{m}_{th2}(k) \end{bmatrix} \quad (40)$$

$$\Phi_p^-(k+1) = \Phi_p^-(k) + R_p \quad (41)$$

Para la corrección de parámetros tenemos:

$$\begin{aligned} K_p(k) &= \Phi_p^-(k) \begin{bmatrix} \frac{k_c R}{V_m} T_a(k) & 0 \\ 0 & \frac{R \hat{T}_m(k)}{V_m \hat{P}_m(k)} \left( k_c T_a(k) - \hat{T}_m(k) \right) \end{bmatrix}^T \\ &\dots \sigma_p + \begin{bmatrix} \frac{k_c R}{V_m} T_a(k) & 0 \\ 0 & \frac{R \hat{T}_m(k)}{V_m \hat{P}_m(k)} \left( k_c T_a(k) - \hat{T}_m(k) \right) \end{bmatrix} \Phi_p^-(k) \\ &\dots \begin{bmatrix} \frac{k_c R}{V_m} T_a(k) & 0 \\ 0 & \frac{R \hat{T}_m(k)}{V_m \hat{P}_m(k)} \left( k_c T_a(k) - \hat{T}_m(k) \right) \end{bmatrix}^{T-1} \end{aligned} \quad (42)$$

$$\begin{bmatrix} \hat{m}_{th1}(k) \\ \hat{m}_{th2}(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \hat{m}_{th1}^-(k) \\ \hat{m}_{th2}^-(k) \end{bmatrix} + K_p(k) \left( \begin{bmatrix} P_m(k) \\ T_m(k) \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{P}_m^-(k) \\ \hat{T}_m^-(k) \end{bmatrix} \right) \quad (43)$$

$$\Phi_p(k) = \left( \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} - K_p(k) \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \right) \Phi_p^-(k) \quad (44)$$

### 3.3. Validación del filtro de Kalman extendido

Las ganancias y condiciones iniciales se aprecian en la Tabla 2.

EKF	Valor
$k_c$	1.4
R	2670 kJ/kgK
$V_m$	0.00148 m <sup>3</sup>
V	1.595 m <sup>3</sup>
$\hat{P}_m(0)$	40 kPa
$\hat{T}_m(0)$	300 K
$\hat{m}_{th}(0)$	0.0024 kg/s

Tabla 2: Condiciones iniciales.

$$R_s = \begin{bmatrix} 4 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad R_p = \begin{bmatrix} 10 & 0 \\ 9,5 & 0 \end{bmatrix} \quad \sigma_s = \begin{bmatrix} 24 & 0 \\ 0 & 60 \end{bmatrix}$$

$$\sigma_p = \begin{bmatrix} 12 & 0 \\ 215 & 0 \end{bmatrix} \quad \Phi_s = \begin{bmatrix} 16 & 0 \\ 0 & 16 \end{bmatrix} \quad \Phi_p = \begin{bmatrix} 13 & 0 \\ 0 & 13 \end{bmatrix}$$

$$K_s = \begin{bmatrix} 1,0 & -0,0 \\ -0,0 & 1,0 \end{bmatrix} \quad K_p = \begin{bmatrix} 0,1522 & -0,0085 \\ 0,1446 & -0,0081 \end{bmatrix} \times (1 \times 10^{-6})$$

### 3.3.1. Resultados obtenidos

A continuación observaremos las estimaciones obtenidas a partir del filtro extendido de Kalman de la Presión ( $\hat{P}_m$ ), de la Temperatura ( $\hat{T}_m$ ) y el flujo estimado ( $\hat{m}_{th}$ ), y se comparan con los valores reales de Presión ( $P_m$ ), Temperatura ( $T_m$ ) y el flujo del sensor MAF ( $\dot{m}_{th}$ ), respectivamente.

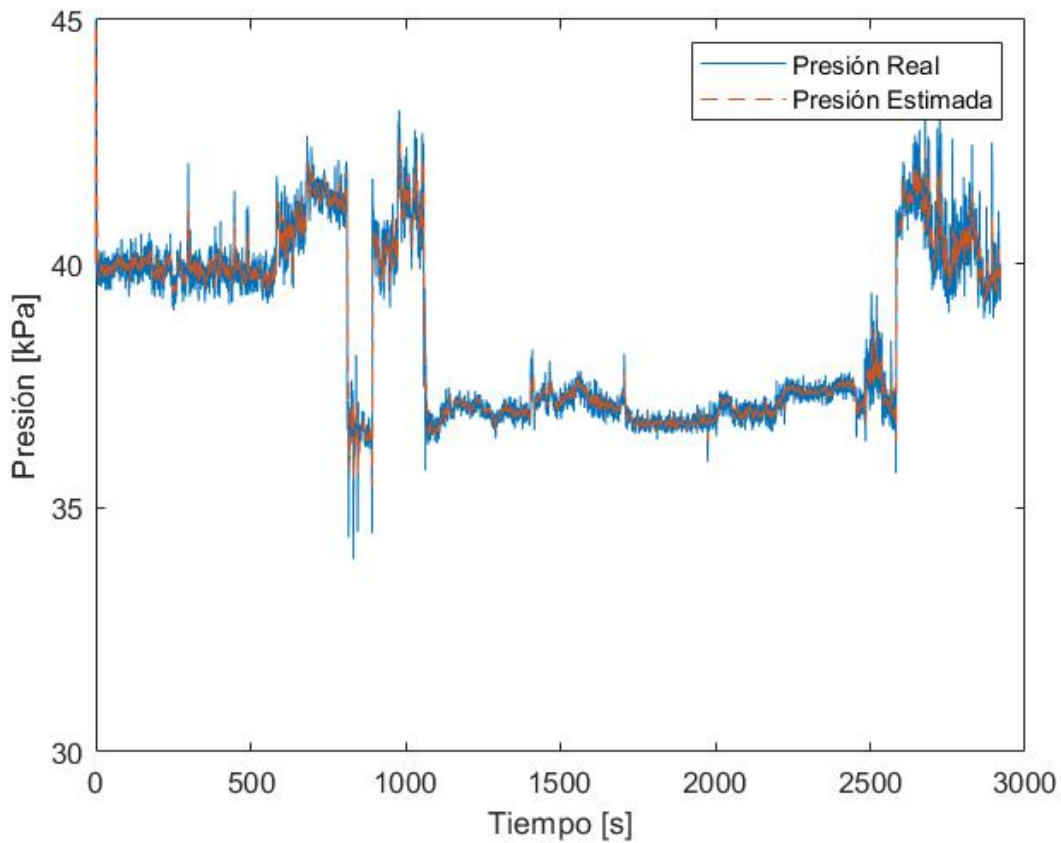


Figura 5: Comparación entre la presión real y la presión estimada.

En la Figura 5 apreciamos la comparación entre la presión real y la presión estimada con el Filtro Extendido de Kalman.

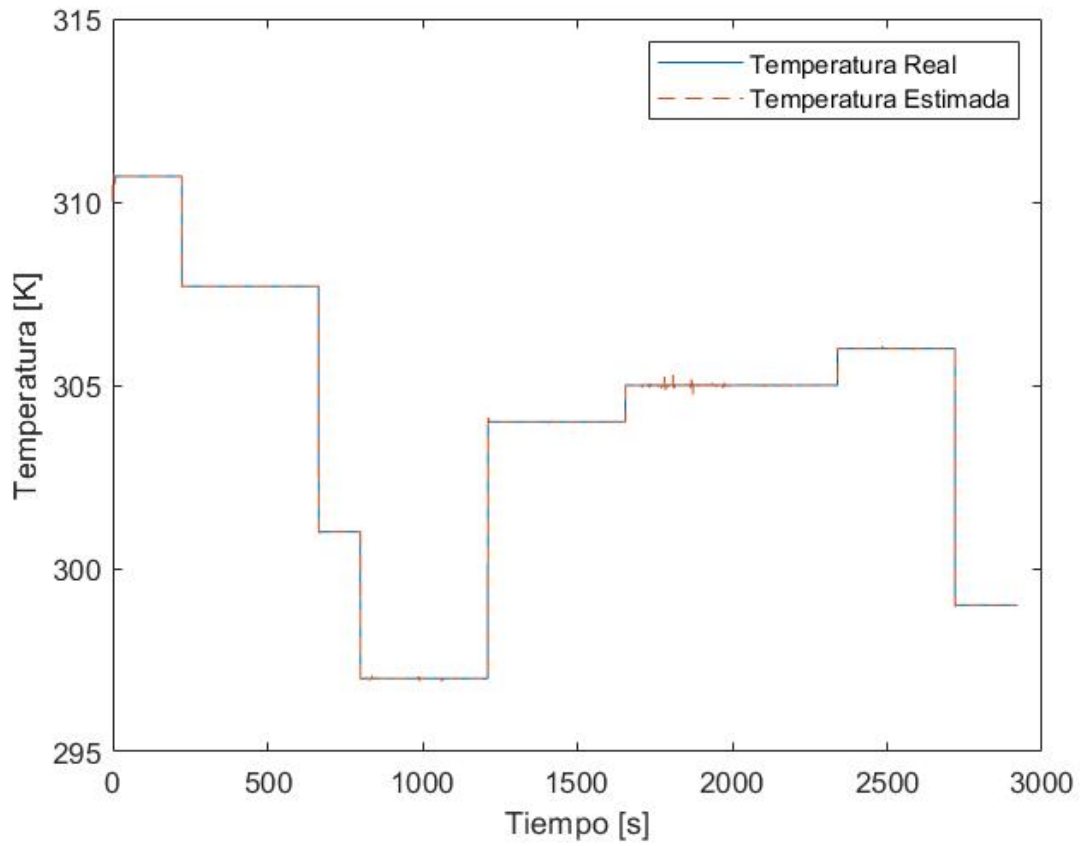


Figura 6: Comparación entre la temperatura real y la temperatura estimada.

En la Figura 6 apreciamos la comparación entre la temperatura real y la temperatura estimada con el Filtro Extendido de Kalman.

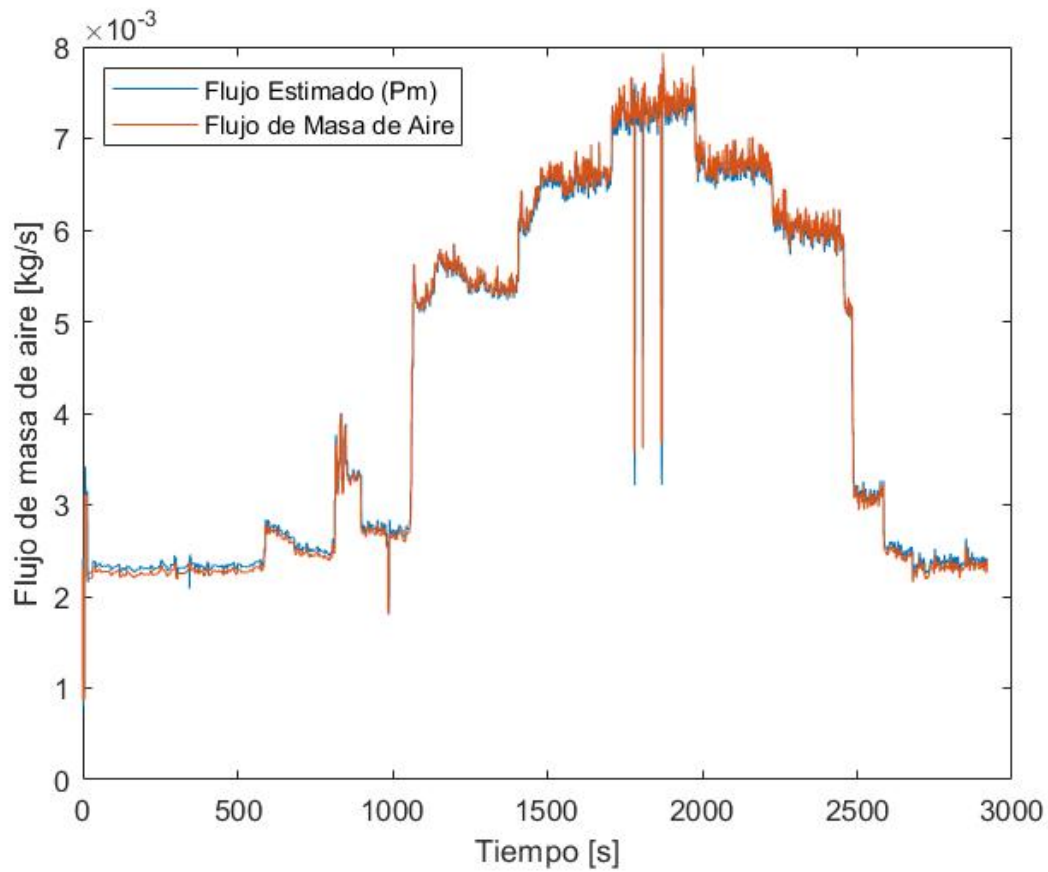


Figura 7: Comparación entre el flujo real y el flujo estimado con datos de la presión.

En la Figura 7 observamos la comparativa entre el flujo del sensor MAF, y el flujo estimado  $\hat{m}_{th}(P_m)$  con el Filtro Extendido de Kalman, a partir de los datos de la presión.



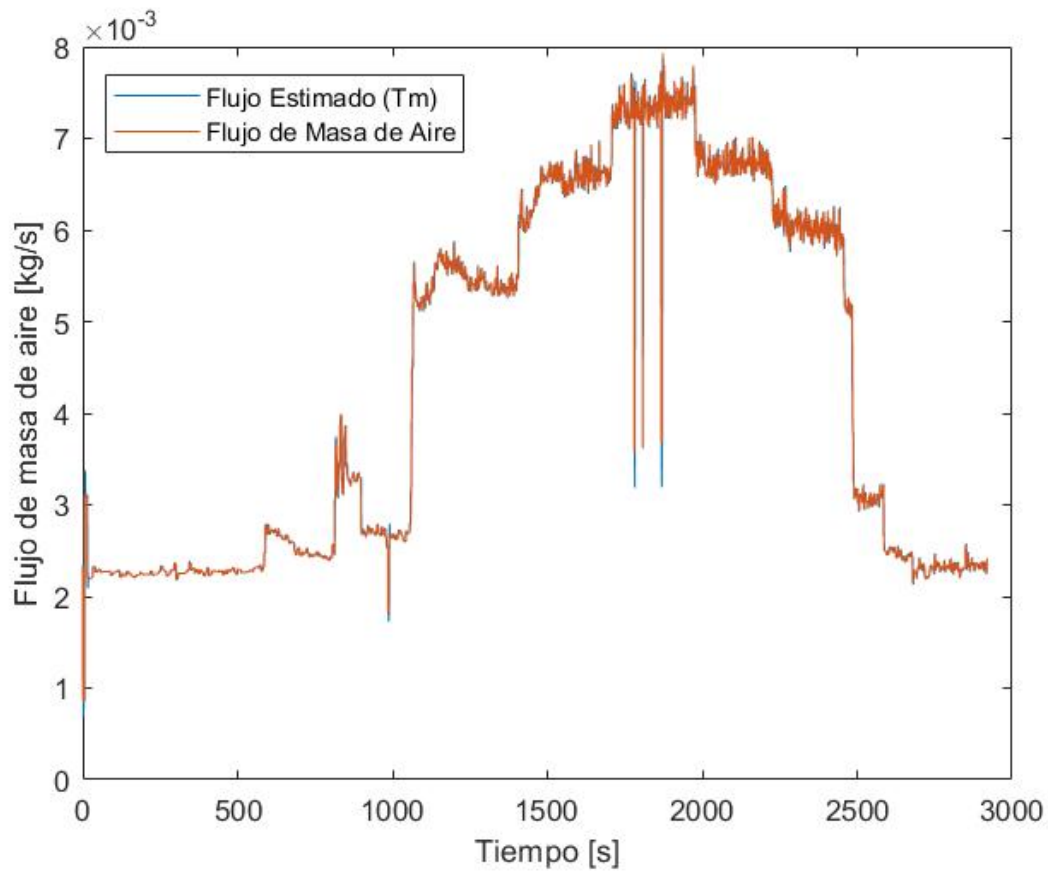


Figura 8: Comparación entre el flujo real y el flujo estimado con datos de la temperatura.

En la Figura 8 observamos la comparativa entre el flujo del sensor MAF, y el flujo estimado  $\hat{m}_{th}(T_m)$  con el Filtro Extendido de Kalman, a partir de los datos de la temperatura.

### 3.3.2. Error de estimación

En esta etapa se genera el error de estimación, se compara los datos reales del flujo de masa de aire contra los datos estimados por el filtro extendido de Kalman. El error de estimación se obtiene de:  $\dot{m}_{th} - \hat{\dot{m}}_{th}$ . En la Figura 9 observamos la diferencia que resulta del flujo real de masa de aire que nos arroja el sensor MAF y los datos estimados por el filtro extendido de Kalman.  $\dot{m}_{th} - \hat{\dot{m}}_{th}$ .

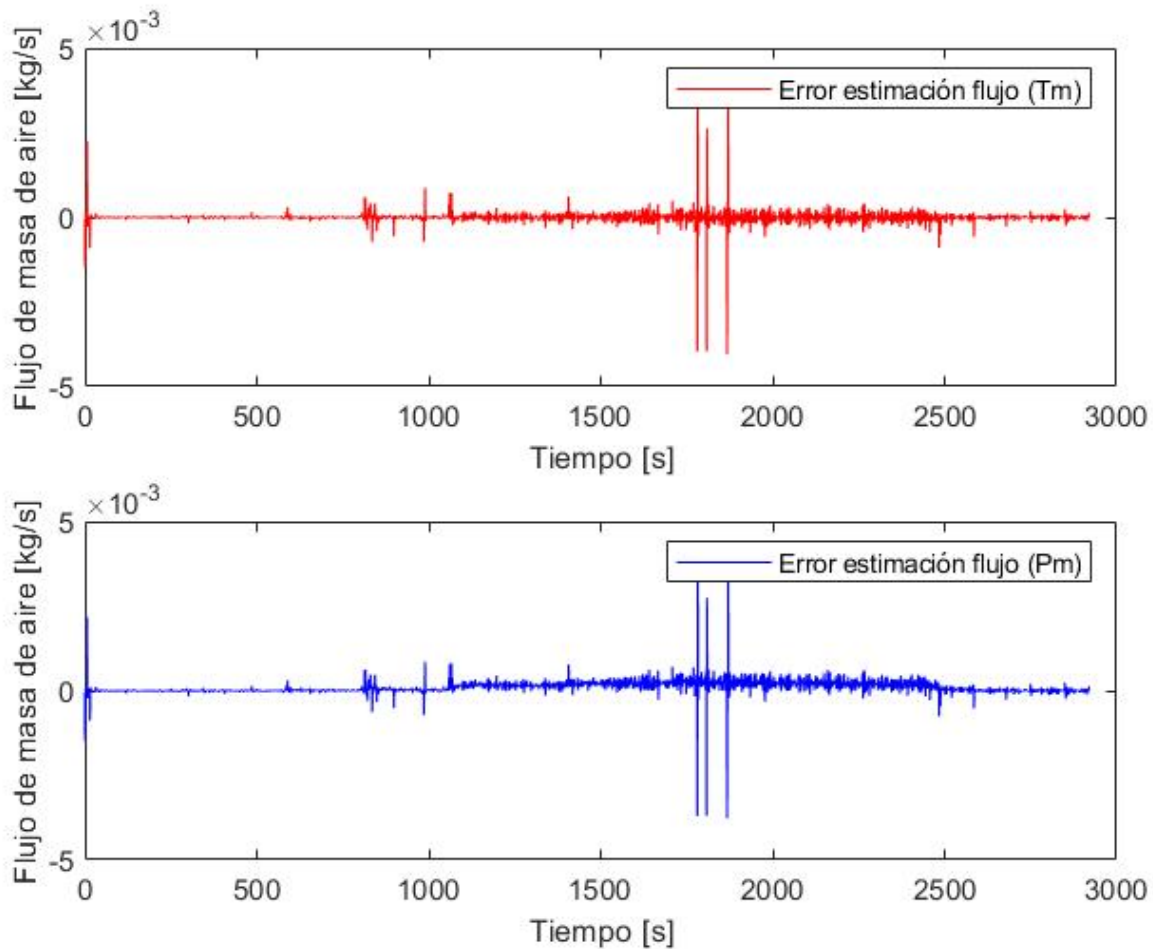


Figura 9: Error de estimación flujo de masa de aire.

En la Figura 10, en la parte superior observamos el error de estimación obtenido de la diferencia entre la presión real y la presión estimada con el filtro extendido de Kalman  $P_m - \hat{P}_m$ . Y en la parte inferior observamos el error de estimación obtenido de la diferencia entre la temperatura real y la temperatura estimada con el filtro extendido de Kalman  $T_m - \hat{T}_m$ .

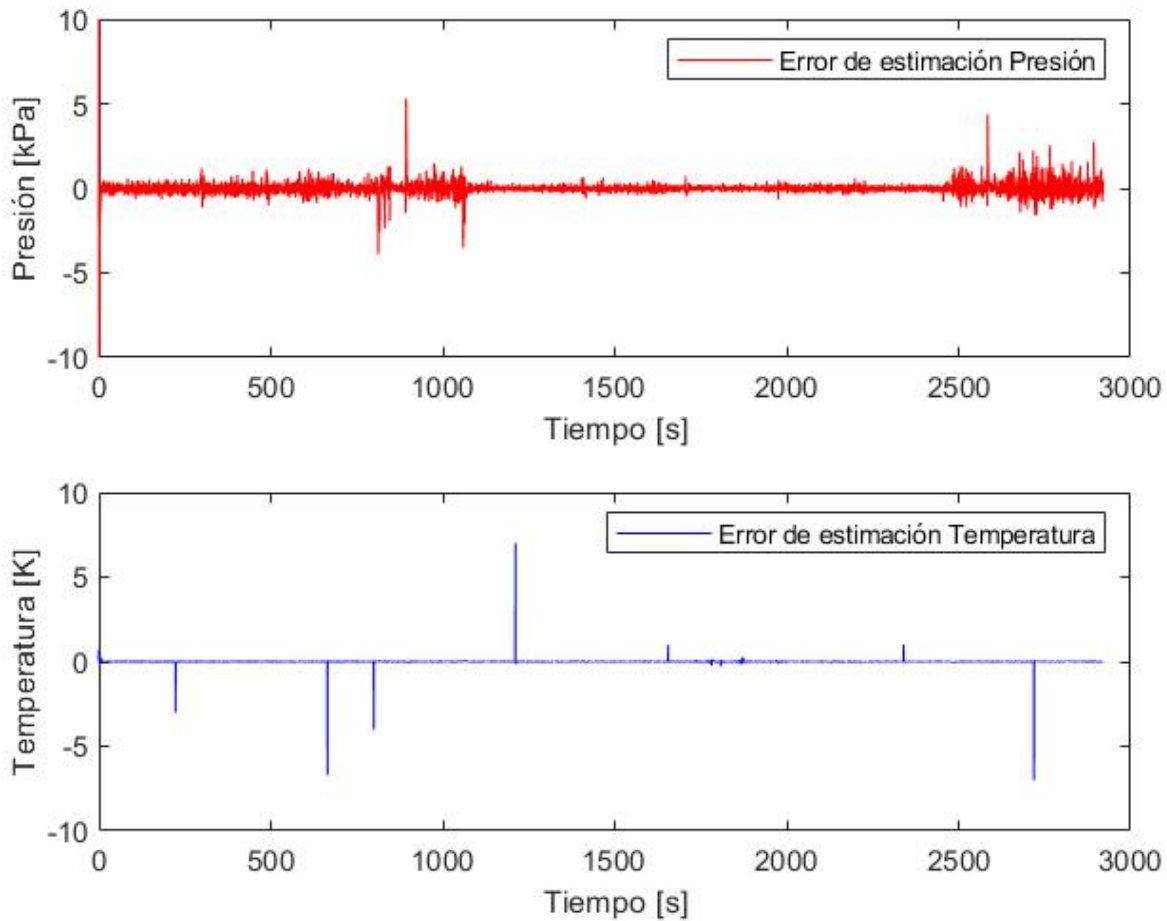


Figura 10: Error de estimación estados.

### 3.3.3. Índices de desempeño

#### Media del error

Se calcula el promedio del error. Entre más cercano a cero se encuentre será mejor la estimación. Se calcula mediante la ecuación:

$$\bar{e} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N e_i \quad (45)$$

#### Media del error cuadrático

El MSE (Mean Square Error) calcula el promedio del error al cuadrado, entre más cercano a cero se encuentre mejor es el desempeño. Para la calcularlo ocupamos la ecuación:

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N e^2 \quad (i) \quad (46)$$

donde  $N$  es el número de muestras,  $e(i)$  es el error de estimación que se calcula mediante la diferencia entre el valor real y el valor estimado.

#### Desviación estándar

Es una medida de distribución que ayuda a identificar cuánto se dispersa el valor del parámetro con respecto a cada uno de los datos remanentes. Una baja magnitud de la desviación estándar advierte que los datos proyectan a encontrarse próximos a la media del error. Se determina mediante:

$$\sigma_e = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (e_i - \bar{e})^2}{N - 1}} \quad (47)$$

#### Norma euclidiana

La norma euclidiana determina la magnitud del vector de error. Se calcula con la siguiente ecuación:

$$\|e\|_2 = \sqrt{\sum_{i=1}^N e_i^2} \quad (48)$$

A continuación, se aprecian los índices de desempeño derivados de las estimaciones de los estados: presión ( $\hat{P}_m$ ) y temperatura ( $\hat{T}_m$ ), y la estimación paramétrica: flujo de masa de aire ( $\hat{m}_{th}$ ). Como se puede observar en la Tabla 3 la desviación estándar ( $\sigma_e$ ), la media del error cuadrático (MSE), la media del error ( $\bar{e}$ ) y la norma euclidiana ( $\|e\|_2$ ) muestran valores adecuados muy cercanos a cero, por lo que se concluye que es una buena estimación.

EKF	$\sigma_e$	MSE	$\bar{e}$	$\ e\ _2$
$\hat{P}_m$	0.0131	$1.7234 \times 10^{-4}$	$-2.3181 \times 10^{-5}$	$3.3480 \times 10^{-4}$
$\hat{T}_m$	0.0068	$4.6540 \times 10^{-5}$	$-2.3149 \times 10^{-6}$	$1.2748 \times 10^{-5}$
$\hat{m}_{th}(P_m)$	$1.3760 \times 10^{-5}$	$1.8933 \times 10^{-10}$	$5.0439 \times 10^{-7}$	$5.0323 \times 10^{-7}$
$\hat{m}_{th}(T_m)$	$1.0636 \times 10^{-5}$	$3.6249 \times 10^{-11}$	$3.3011 \times 10^{-9}$	$3.3011 \times 10^{-7}$

Tabla 3: Índices de desempeño.

## 4. Sistema de supervisión aplicado a un motor de combustión interna

### 4.1. Esquema de detección y aislamiento de fallas

En la Figura 11 se contempla una representación genérica para el sistema de supervisión. El sistema de supervisión empleado radica en un esquema de Detección y Aislamiento de fallas (FDI), inspirado en el Filtro Extendido de Kalman, mediante el cual se estima flujo de masa de aire que ingresa por la válvula de mariposa.

Este flujo estimado se usa para generar un residuo, que consiste en la comparación entre los datos reales del sensor MAF, y los datos del flujo de masa de aire estimado con el Filtro Extendido de Kalman.

$$r = |\dot{m}_{th} - \hat{m}_{th}| \quad (49)$$

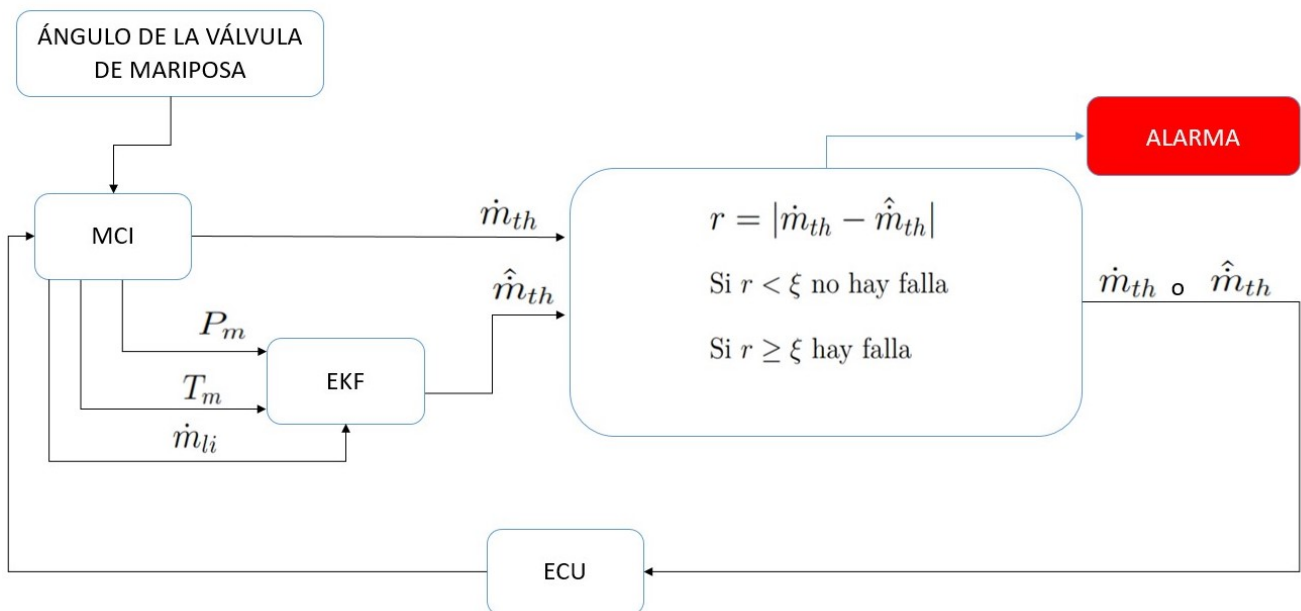


Figura 11: Esquema de detección y diagnóstico de fallas.

Con este residuo se puede diagnosticar una falla mediante la colocación de un umbral ( $\xi$ ) definido, que permite localizar la existencia de una falla en el sensor MAF. Cuando el residuo sobrepasa el umbral se emite una señal de alarma, con lo cual se detecta una falla en el sensor MAF, cuando se ubica la falla, el flujo de masa de aire medido ( $\dot{m}_{th}$ ) es conmutado por el flujo de masa de aire estimado generado por el Filtro Extendido de Kalman ( $\hat{\dot{m}}_{th}$ ).

Con este esquema de supervisión logramos que el sistema continúe operando aun en presencia de fallas. Para la selección del umbral el proceso fue de manera gráfica analizando el comportamiento del residuo sin falla y analítica basado en la media del error y la desviación estándar, de tal forma que se reduzca el riesgo de que se genere una equivocación entre ruido y falla en el sensor. Obtenemos el umbral de:  $\xi = 1 \times 10^{-3}$ .

La falla en el sensor es inducida vía software, dentro del programa en Matlab. La falla es inducida entre el tiempo de 1600 s a 2000 s para probar al sistema en el caso de una falla total.

## 4.2. Validación del sistema de supervisión FDI

### 4.2.1. Resultados obtenidos

En la Figura 12 apreciamos la falla inducida, cuando aparece la falla en el tiempo 1600 s, la señal del flujo de masa de aire ( $\dot{m}_{th}$ ) es reemplazada por la estimación del Filtro Extendido de Kalman ( $\hat{\dot{m}}_{th}$ ). Con esto nos aseguramos de que el motor siga operando aún y cuando exista una falla en el sensor MAF.

En la Figura 13 se aprecia el residuo formado por la diferencia entre la señal medida por el sensor de flujo de masa de aire ( $\dot{m}_{th}$ ) y el valor estimado por el Filtro Extendido de Kalman ( $\hat{\dot{m}}_{th}$ )  $r = |\dot{m}_{th} - \hat{\dot{m}}_{th}|$ . Se considera una falla abrupta en el sensor de flujo de masa de aire, es decir que deja de funcionar por completo.

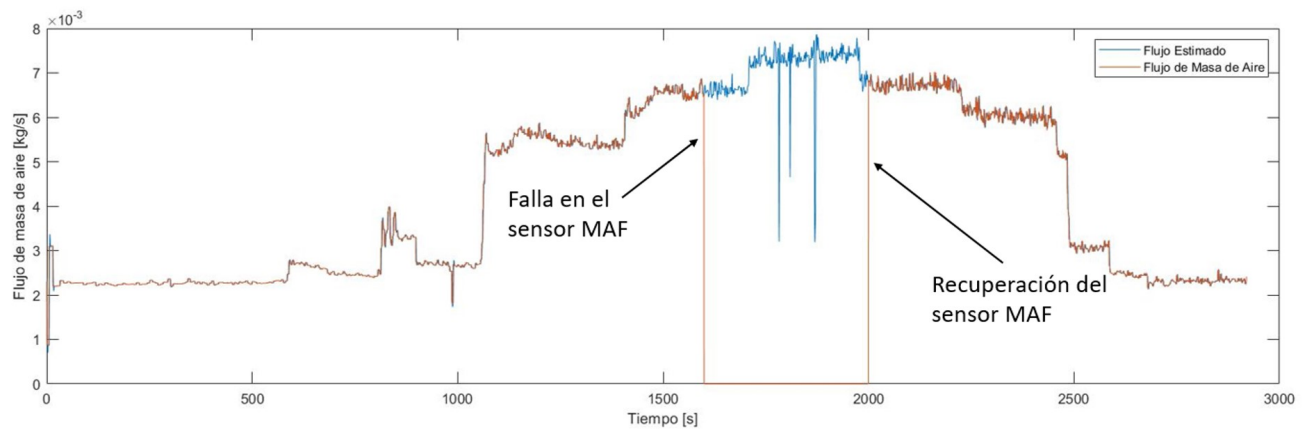


Figura 12: Falla abrupta en el sensor MAF.

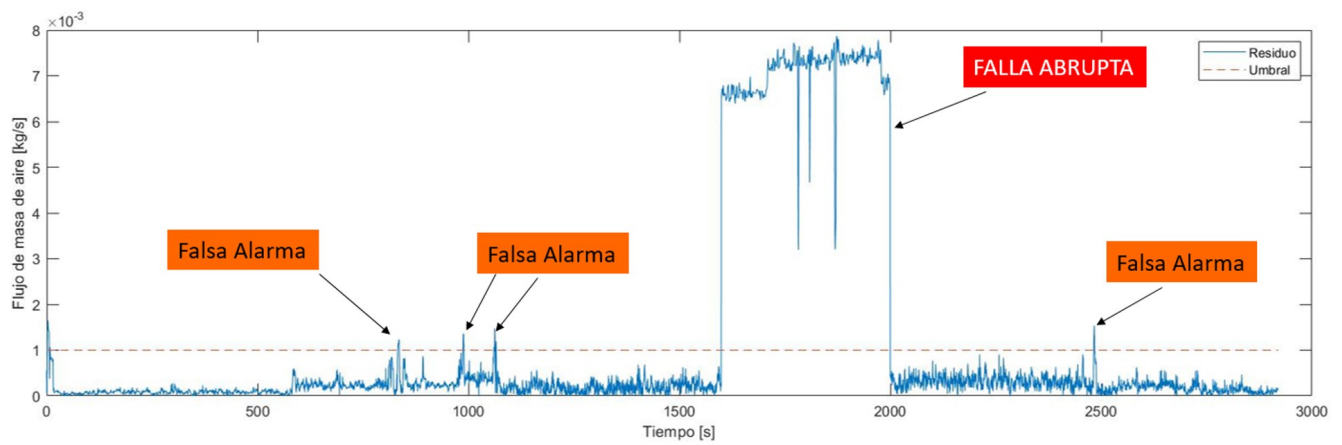


Figura 13: Residuo con falla abrupta.



#### 4.2.2. Validación del sistema de supervisión con falla en el sensor MAF

En la Figura 14 se observa el residuo generado, cuando no existe falla. Aquí se localizan las falsas alarmas, que son originadas por perturbaciones propias del sistema.

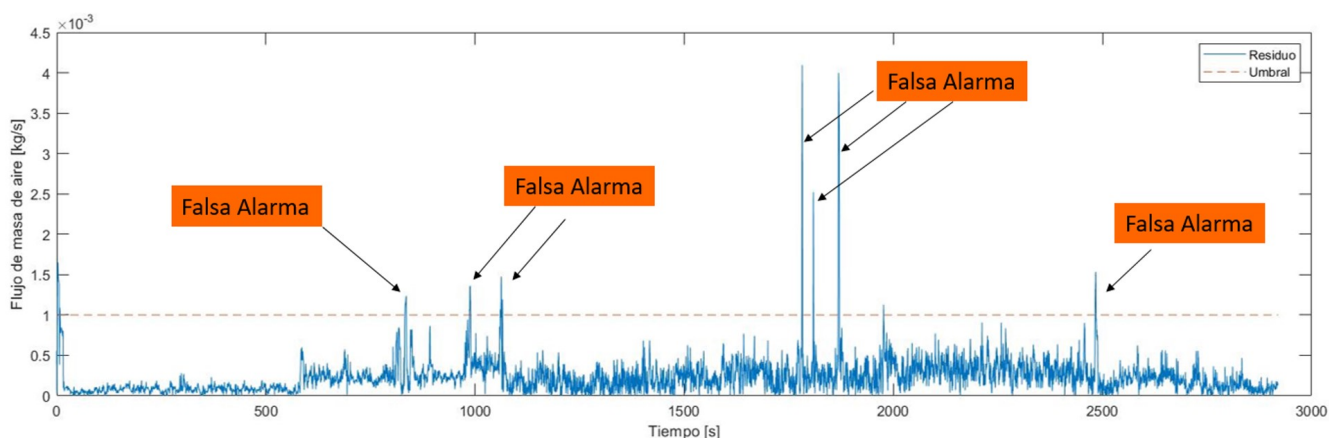


Figura 14: Residuo con falsas alarmas.

En la Figura 15 se observa el residuo generado, cuando existe una falla incipiente, es decir que la falla va creciendo con el tiempo.

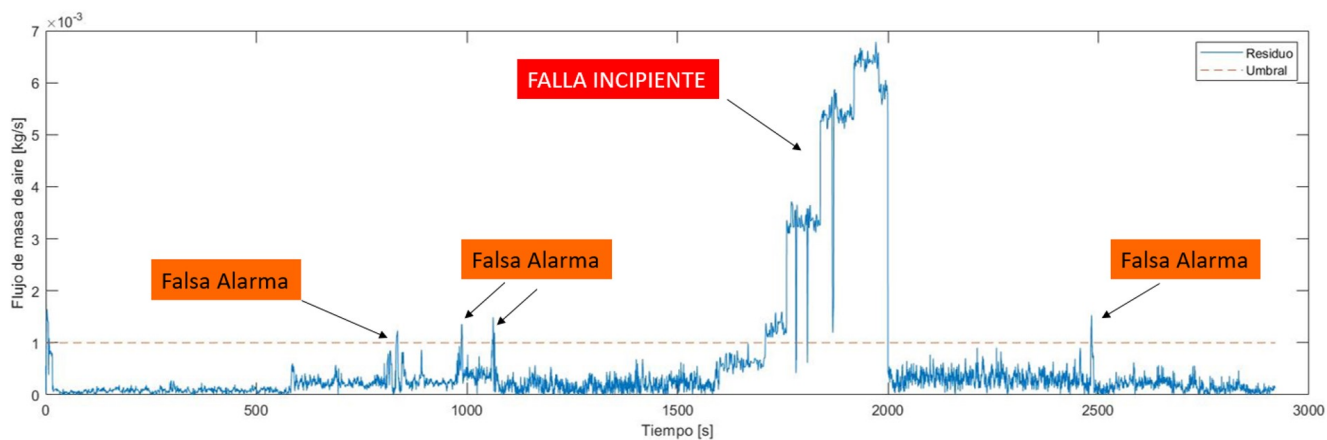


Figura 15: Residuo con falla incipiente.

### 4.3. Relación estequiométrica

Conservando un valor estequiométrico adecuado se logra mantener un balance entre potencia y consumo de combustible, por ende, se pueden mitigar las emisiones de CO<sub>2</sub> que contribuyen al cambio climático. Al mismo tiempo esto genera una buena eficiencia en el motor de combustión interna.

De acuerdo con [5], el factor lambda  $\lambda$  nos informa la pobreza o la riqueza de la mezcla. Cuando  $\lambda = 1$  esto quiere decir que la relación estequiométrica es ideal, cuando  $\lambda < 1$  indica que existe un exceso de combustible, y cuando  $\lambda > 1$  indica que existe un exceso de aire. Con esto apreciamos si la mezcla tiene una insuficiencia o abundancia de aire o combustible.

Para calcular el factor  $\lambda$  ocupamos la ecuación (50):

$$\lambda = \frac{m_{th}}{m_f AFR_e} \quad (50)$$

dónde:

$AFR_e$  es la relación estequiométrica de la gasolina: 14.7.

$m_{th}$  es la masa de aire.

$m_f$  es la masa de combustible.

#### 4.4. Sistema de control tolerante a fallas

En la Figura 16 se observa el esquema general del sistema control empleado para la regulación de la relación estequiométrica. Se emplea un control PI para mantener una adecuada relación aire-combustible, que es la relación estequiométrica. Se controla el factor lambda  $\lambda$ , para que sea igual a 1, y se mantenga un balance adecuado en la potencia y el consumo de combustible.

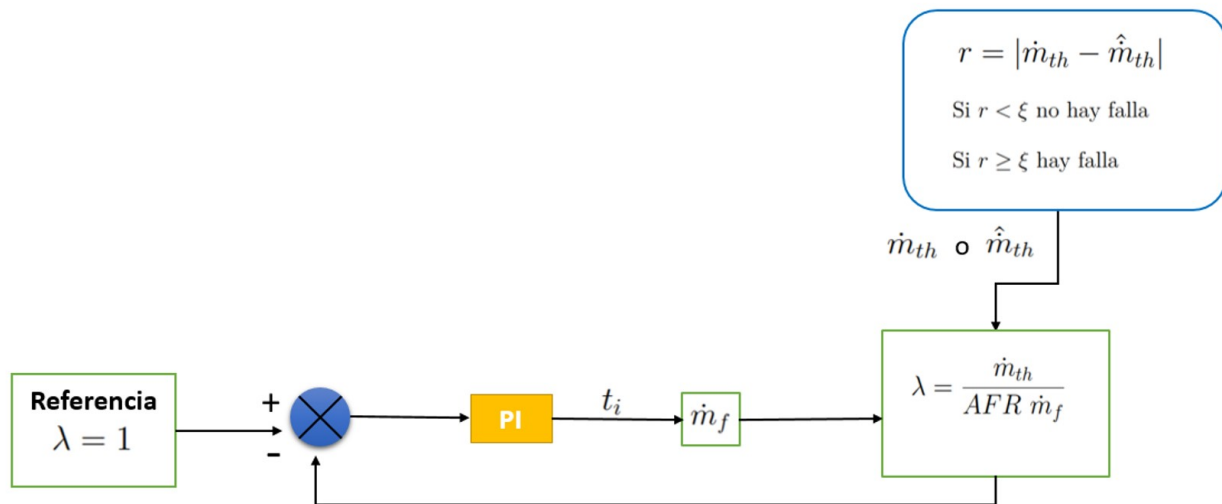


Figura 16: Esquema de control para la relación estequiométrica.

Es este esquema propuesto se emplea un control PI de realimentación, el cual regula el tiempo de inyección ( $t_i$ ) de combustible de tal forma que se pueda satisfacer una buena relación estequiométrica, y con esto se garantiza la combustión completa del combustible y se logra evitar pérdidas de potencia.

A continuación, se presentan los resultados de la simulación del esquema de control, se observa el comportamiento de la relación aire-combustible AFR, y se aprecia cómo trabaja el controlador para mantener una buena relación estequiométrica. En esta primera parte no se toma en cuenta fallas en el sensor MAF, solamente se toman en cuenta las variaciones de la velocidad del cigüeñal en el motor de combustión interna, y se analiza cómo funciona el controlador.

#### 4.5. Simulación del esquema de control

A continuación, en la Figura 17 apreciamos la velocidad del cigüeñal en el motor de combustión interna, la cual se empleó para el esquema de control propuesto. Las simulaciones se realizaron por 3000 s, variando la velocidad del cigüeñal desde 870 rpm hasta 3000 rpm.

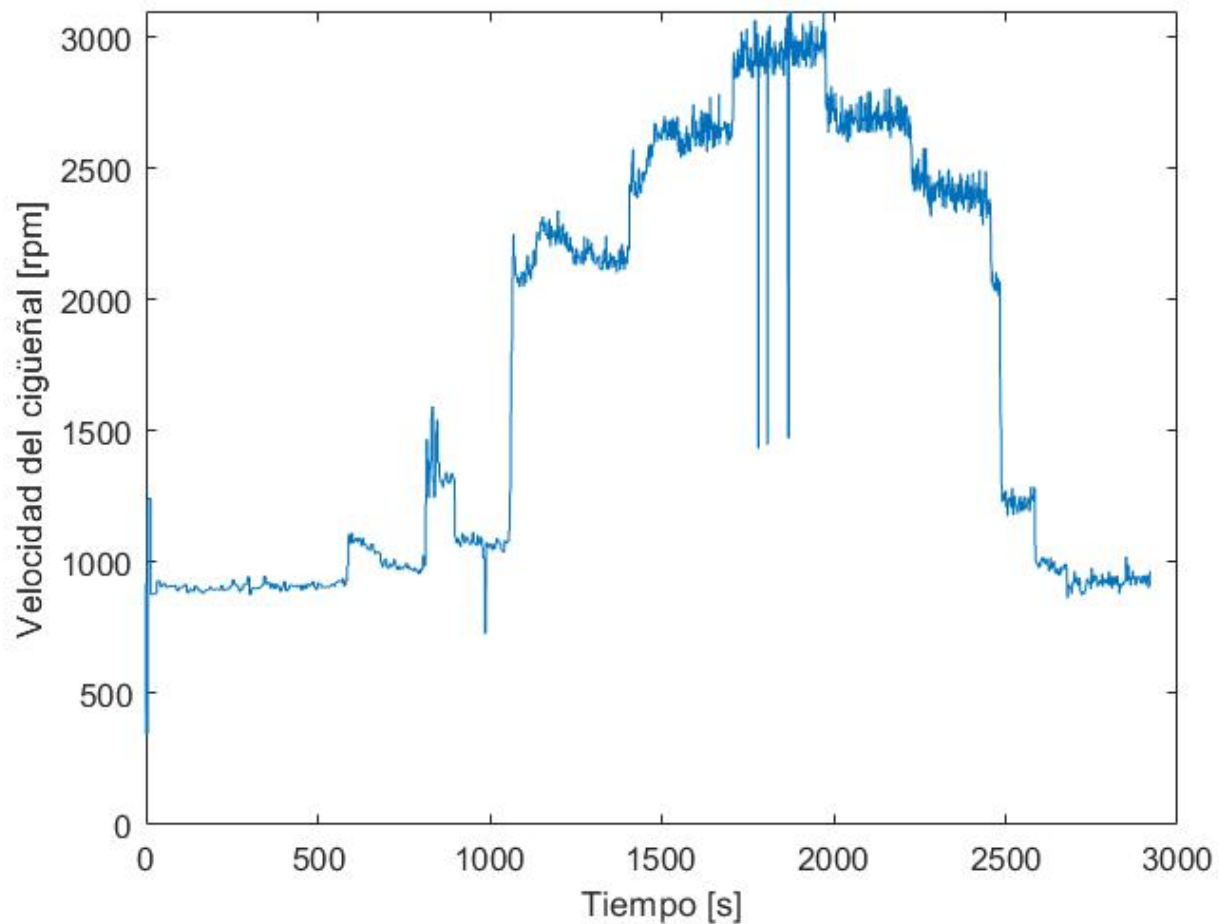


Figura 17: Velocidad del MCI.

En la Figura 18, observamos el tiempo de apertura para la inyección de combustible, cuando el inyector permanece más tiempo abierto, mayor será el flujo de combustible suministrado, y cuando sea menor el flujo suministrado disminuirá.

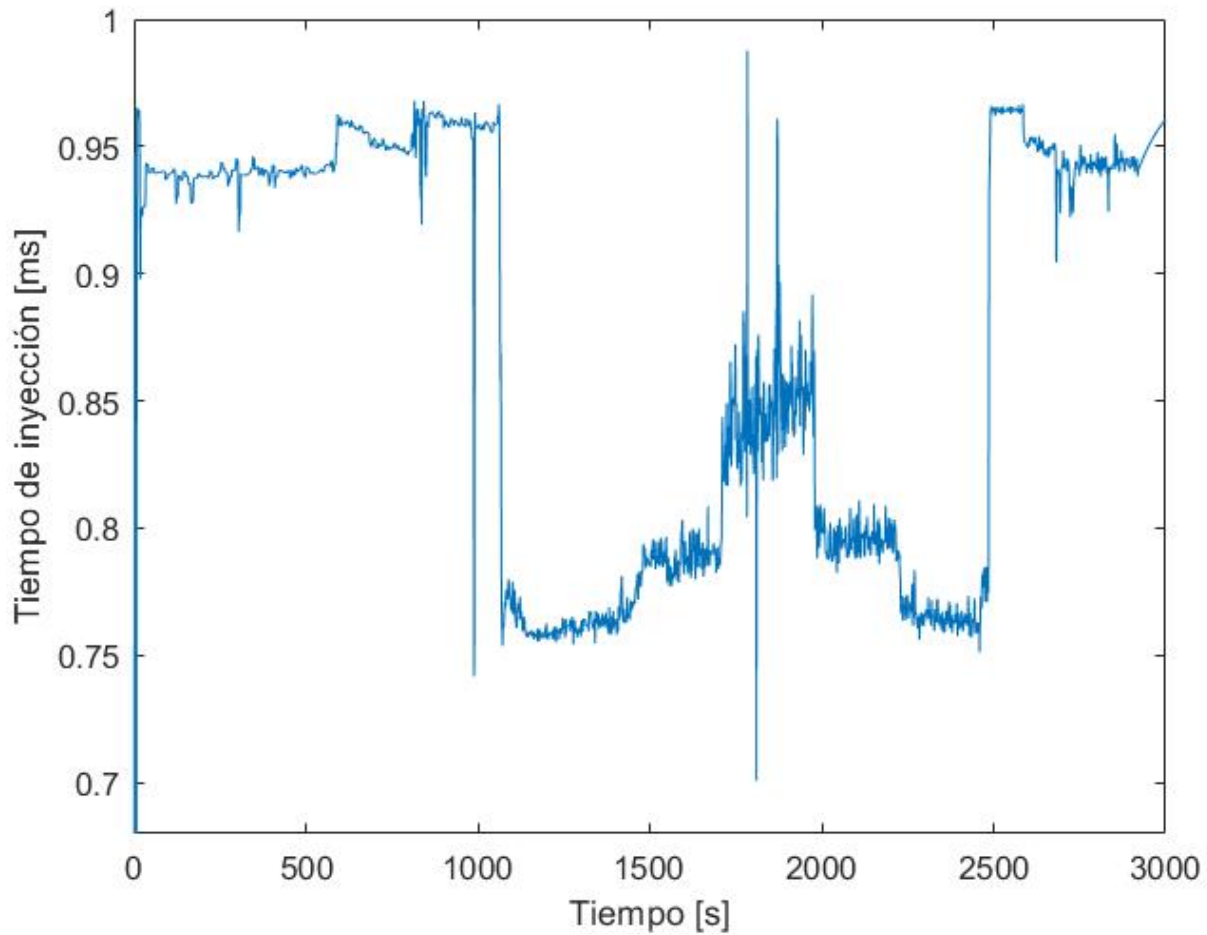


Figura 18: Tiempo apertura inyector.

En la Figura 19 observamos el comportamiento del AFR, el cual se regula a 14.7, y logramos ver que a pesar de las variaciones de velocidad y los cambios de ingesta de aire del motor.

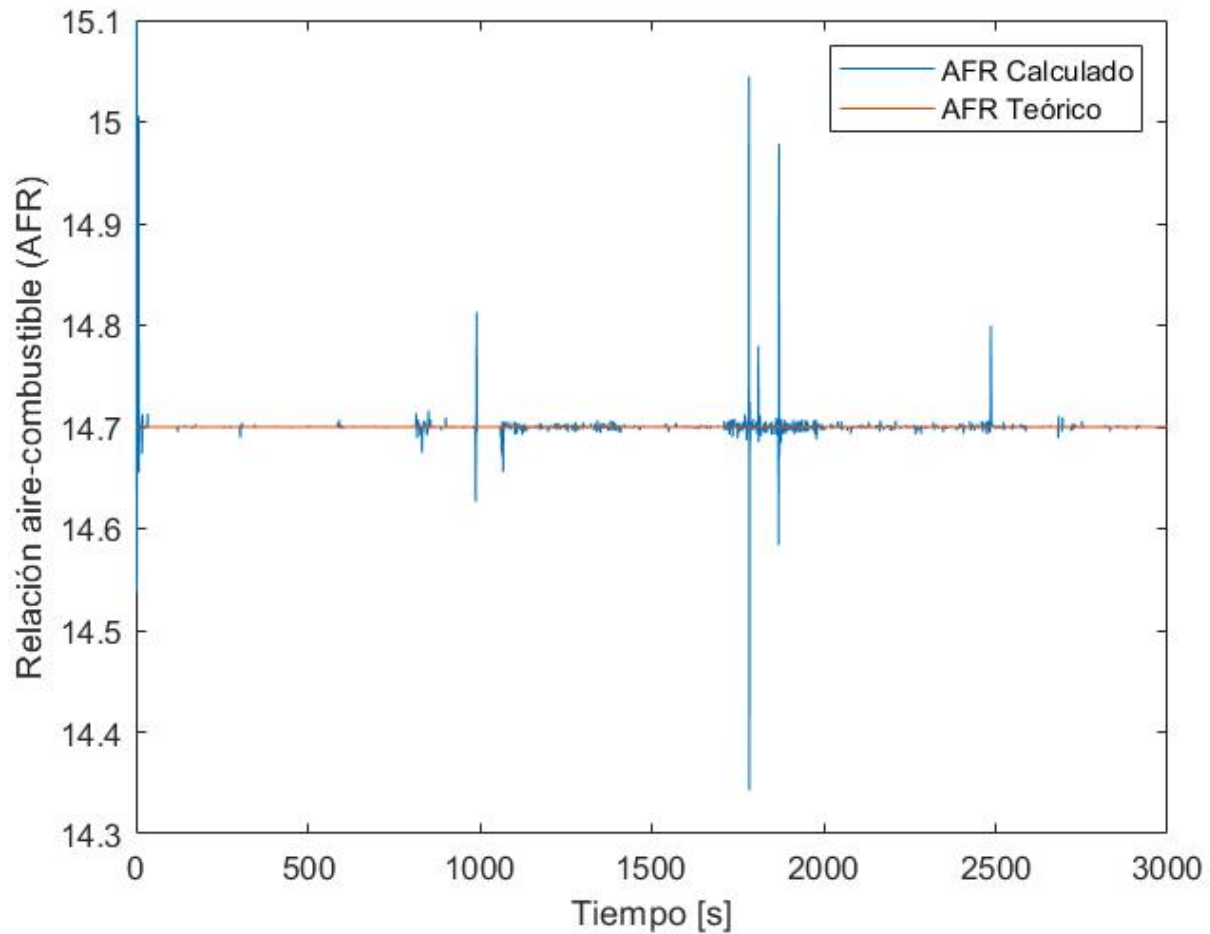


Figura 19: Comportamiento AFR.

En la Figura 20, se aprecia la  $u$  de control, que en nuestro caso es el flujo de combustible de gasolina. Se puede observar cómo afecta la velocidad al flujo cada vez que existe un cambio en la misma, cada que se realiza un cambio de velocidad la cantidad de flujo de masa de aire puede aumentar o disminuir, por lo tanto, el controlador aumentará o disminuirá la cantidad de combustible con el objetivo de conservar una buena relación estequiométrica.

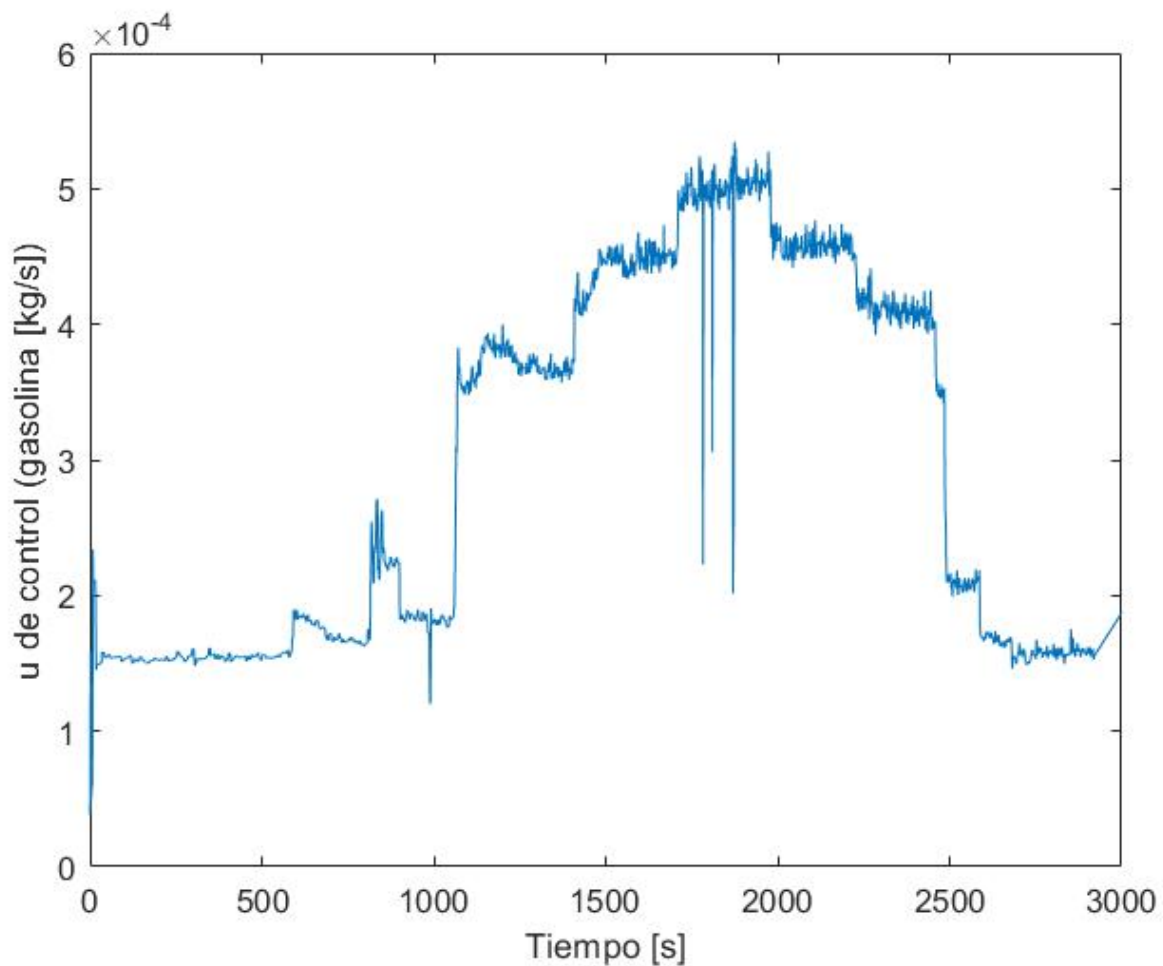


Figura 20: Flujo de gasolina que ingresa al cilindro.

En la Figura 21, observamos el control del factor lambda el cual nos indica si la mezcla es pobre o rica, como se aprecia en la imagen el controlador regula este factor alrededor de 1, aun y cuando existen las variaciones de la velocidad y los cambios en el ingreso de aire al motor de combustión interna.

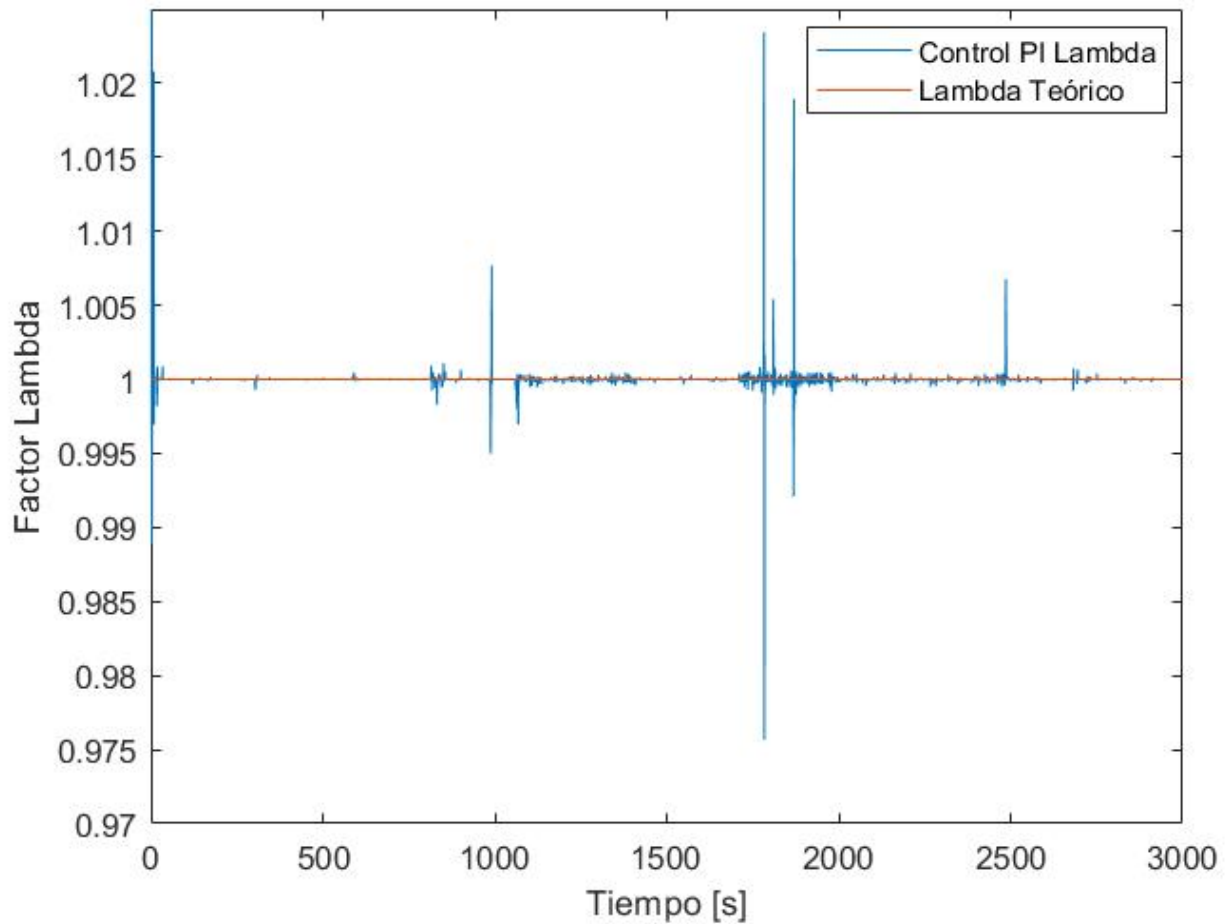


Figura 21: Control AFR.



En la Figura 22 se aprecia el error de la relación aire-combustible, el cual resulta de la diferencia entre el valor de referencia de la relación aire-combustible (AFR), y la calculada, como se puede observar el error tiende a cero después de cada cambio de punto de referencia.

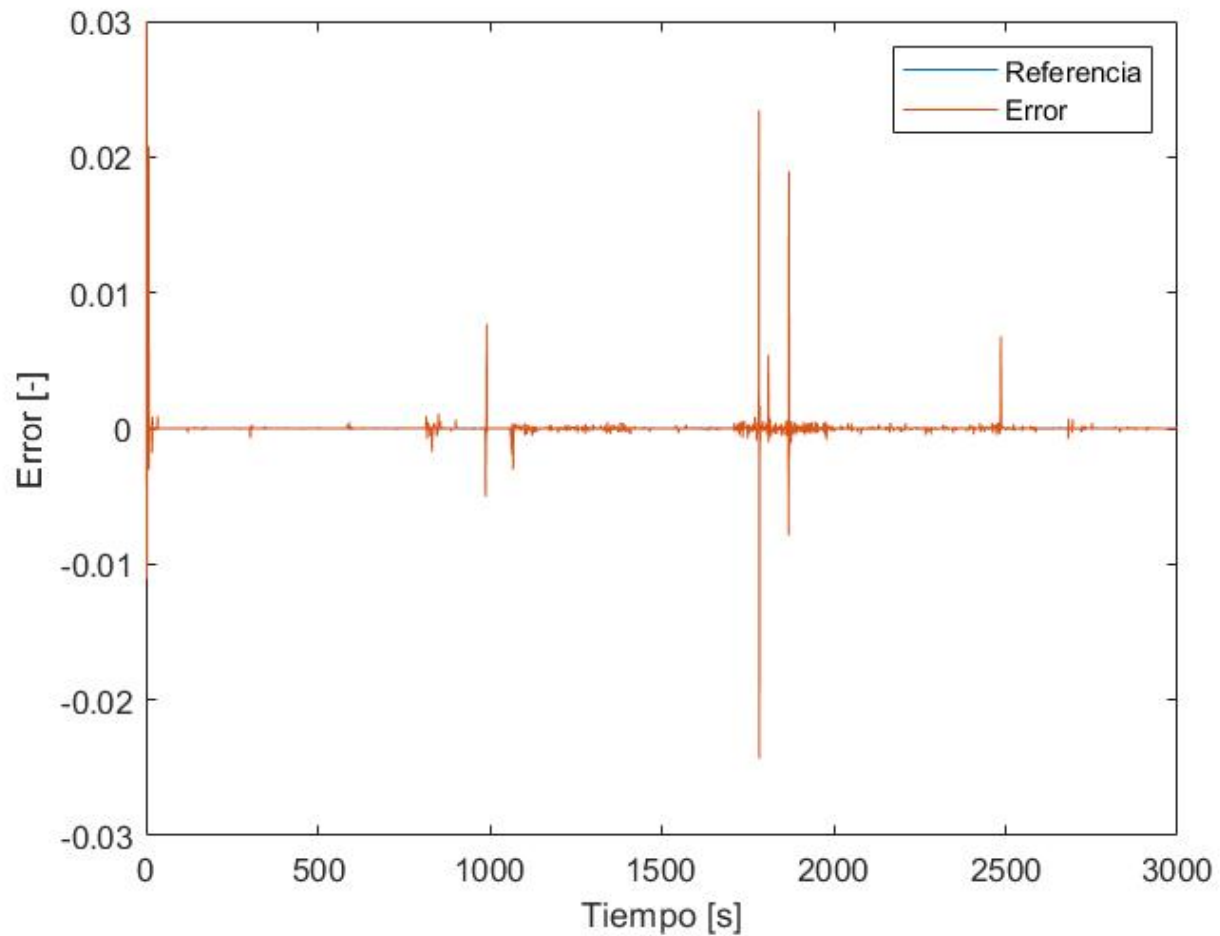


Figura 22: Convergencia del error.

## 5. Pruebas y resultados

### 5.1. Prueba 1 Validación del controlador con falla abrupta en el sensor MAF

#### 5.1.1. Resultados obtenidos

A continuación, se presentan los resultados de la simulación con datos experimentales del esquema de control cuando se induce una falla abrupta en el sensor MAF para ver el funcionamiento y comportamiento del controlador. Ver como se genera la  $u$  de control del flujo de combustible, como se comporta la AFR, como se controla el factor lambda alrededor de 1 para mantener una buena relación estequiométrica, y como resulta la convergencia del error derivada de la diferencia entre la AFR teórica y la calculada. Se induce vía software una falla abrupta en el sensor MAF, la falla es inducida a partir del tiempo 1600 s hasta el tiempo 2000 s, como se aprecia en la Figura 23.

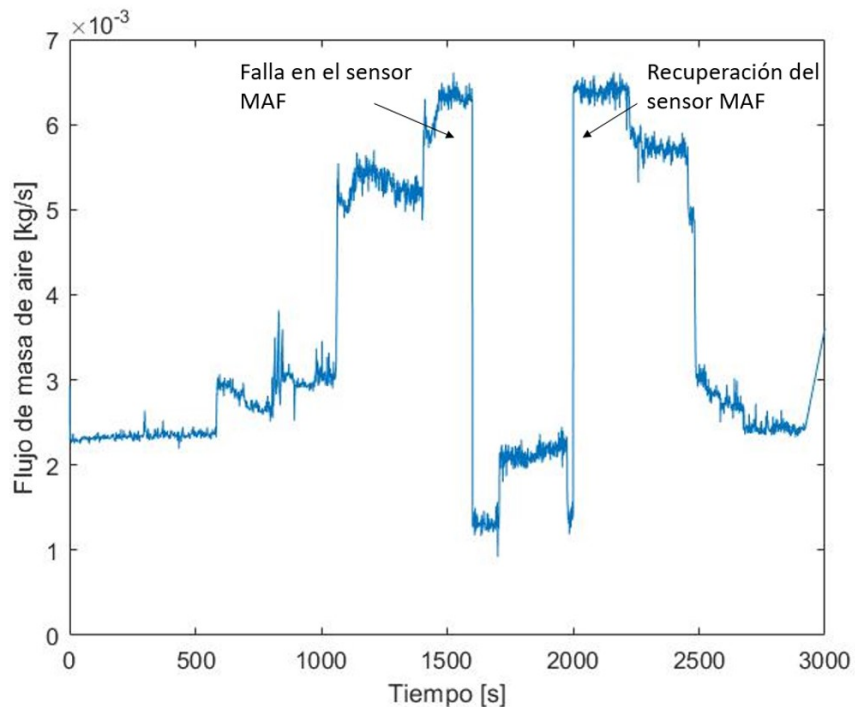


Figura 23: Falla abrupta en el sensor MAF.

En la Figura 24 apreciamos el tiempo de apertura del inyector para suministrar combustible. Se observa como el tiempo de inyección se ajusta debido a la falla.

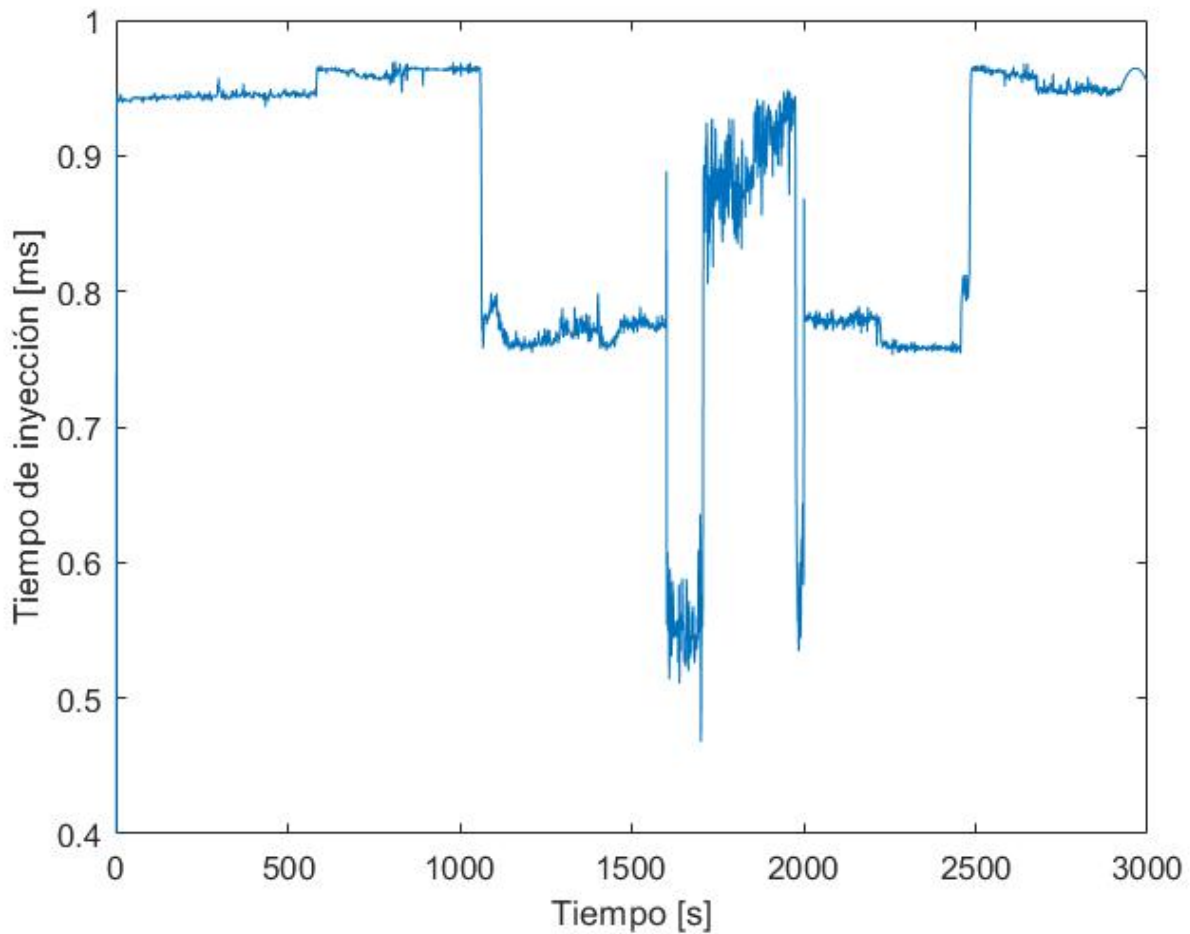


Figura 24: Tiempo apertura inyector.

En la Figura 25 observamos el comportamiento del AFR, que está regulado a 14.7. Se emplea el flujo de masa de aire nominal el cual contiene la falla y como se puede apreciar en los picos más sobresalientes son cuando surge la falla, pero a pesar de ésta, la relación aire-combustible se regula alrededor de 14.7.

Las demás variaciones son como consecuencia de los cambios de la velocidad del cigüeñal, y los cambios de ingreso de aire al motor de combustión interna.

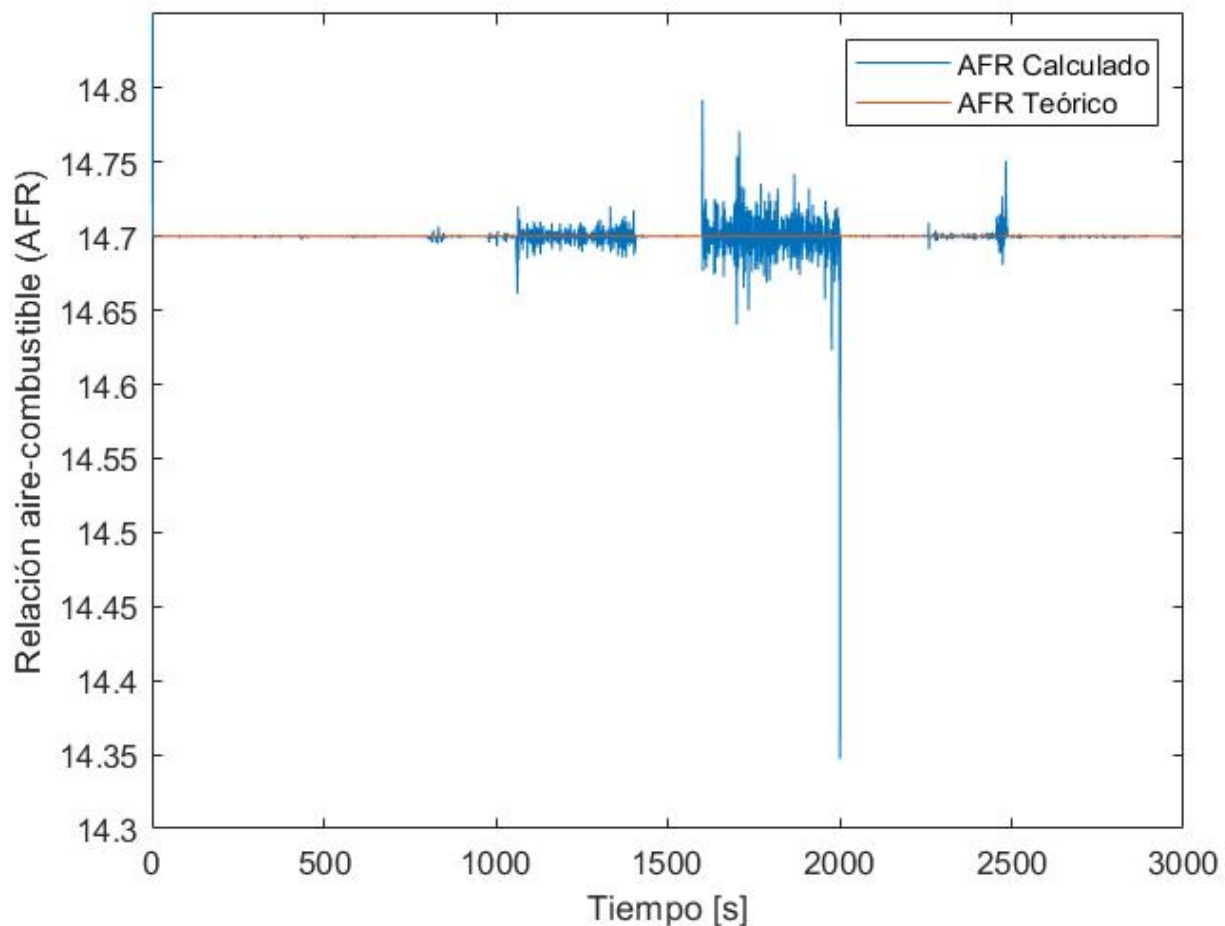


Figura 25: Comportamiento AFR.

En la Figura 26 observamos la  $u$  de control para el flujo de combustible de gasolina. Como se puede apreciar derivado de la falla abrupta que se genera en el sensor MAF a partir del segundo 1600, el controlador disminuye la cantidad de combustible suministrado para seguir manteniendo una buena relación estequiométrica.

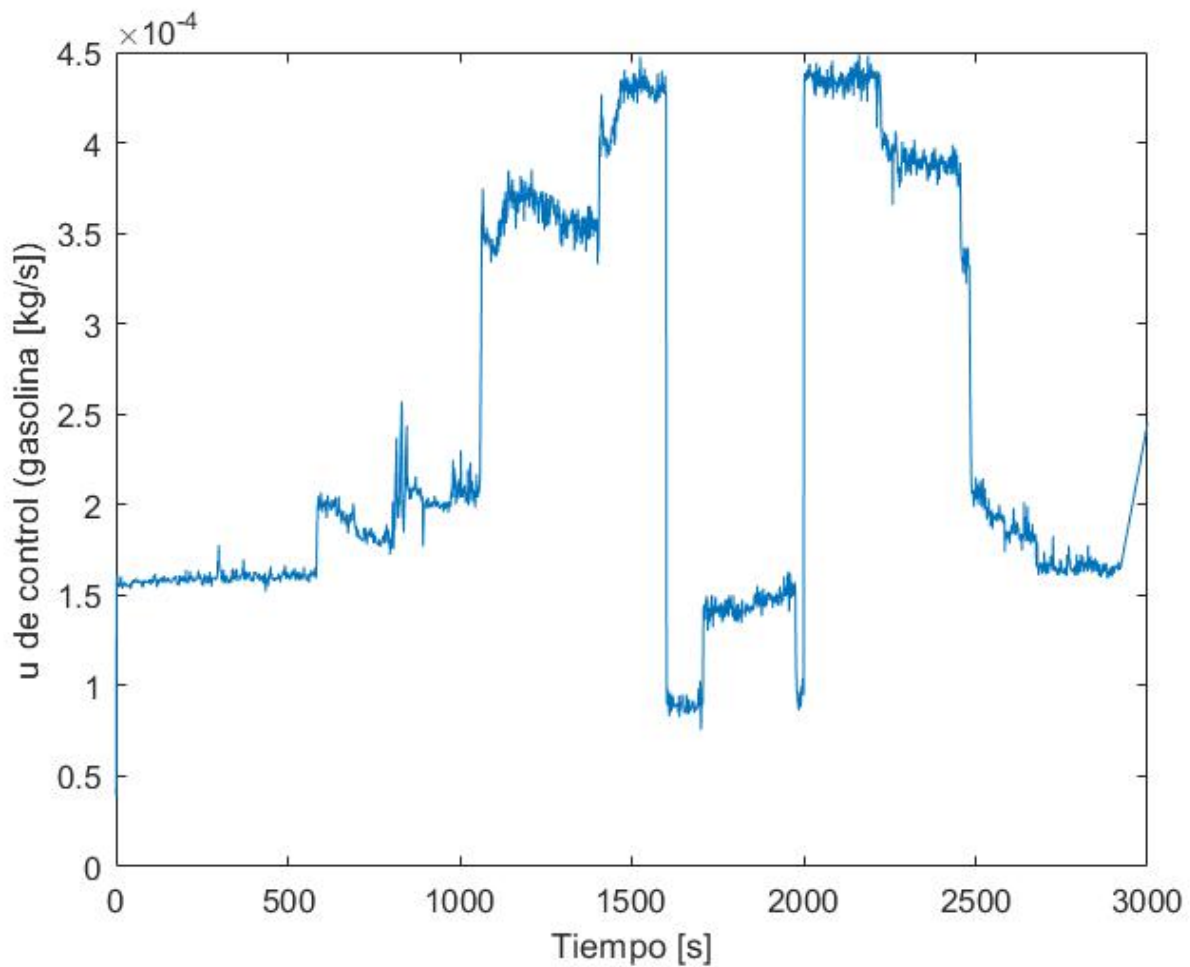


Figura 26: Flujo de gasolina que ingresa al cilindro con falla.

En la Figura 27 se observa el control del factor lambda, como se aprecia en la imagen el controlador a pesar de la falla generada en el sensor MAF, sigue regulando el factor alrededor de 1, los picos más grandes que se observan son originados por la falla, los demás son derivados de las variaciones de la velocidad.

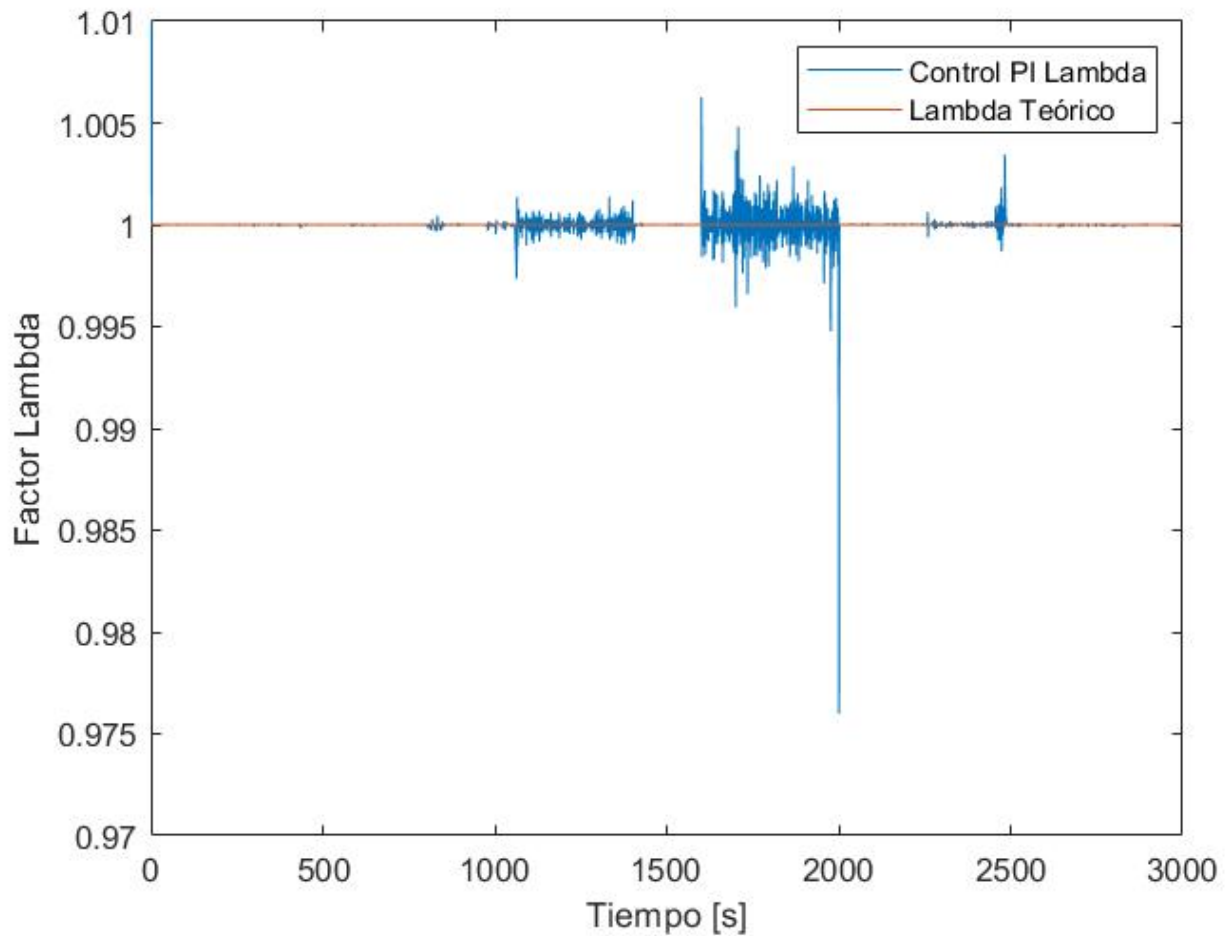


Figura 27: Control AFR.

En la Figura 28 se aprecia el error de la relación aire-combustible, el cual resulta de la diferencia del valor de referencia (AFR), y el calculado. Se observa como el error a pesar de la falla, tiende a cero.

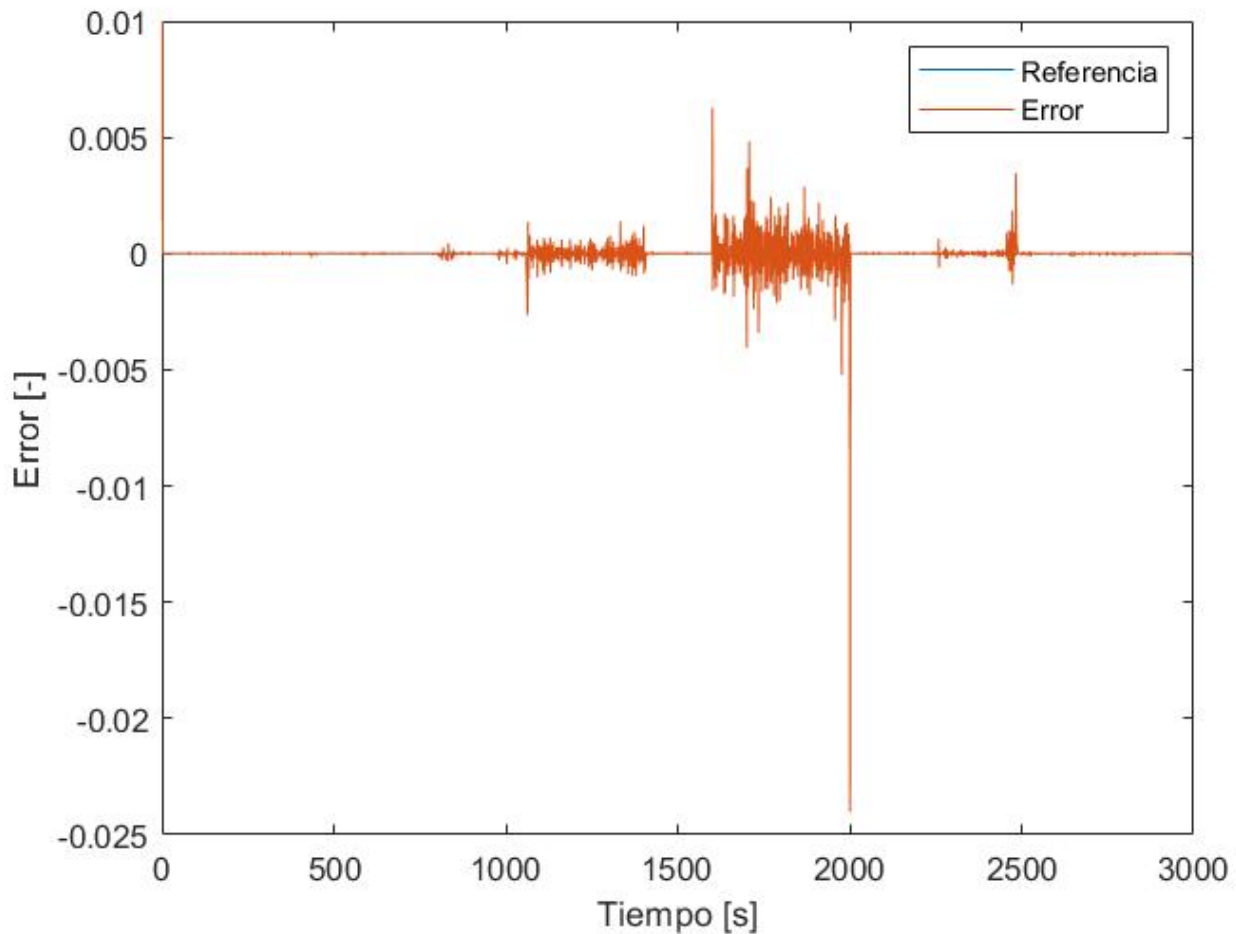


Figura 28: Convergencia del error.

## 5.2. Prueba 2 Validación del controlador con falla incipiente en el sensor MAF

### 5.2.1. Resultados obtenidos

A continuación, se presentan resultados de la simulación del esquema de control cuando se induce una falla incipiente en el sensor MAF, se analiza el funcionamiento y comportamiento del controlador para mitigar esta falla. Se observa el comportamiento de la relación aire-combustible (AFR), se ve la entrada de control  $u$  del flujo de gasolina que ingresa al cilindro, se observa también como se controla el factor lambda alrededor de 1 con el objetivo de conservar una buena relación estequiométrica, y por último se analiza la convergencia del error derivada de la diferencia entre nuestra referencia (AFR), y la calculada. Se induce vía software una falla incipiente, esto quiere decir que la falla va creciendo conforme pasa el tiempo. La falla es inducida en el tiempo 1600 s hasta 2000 s, como se observa en la Figura 29.

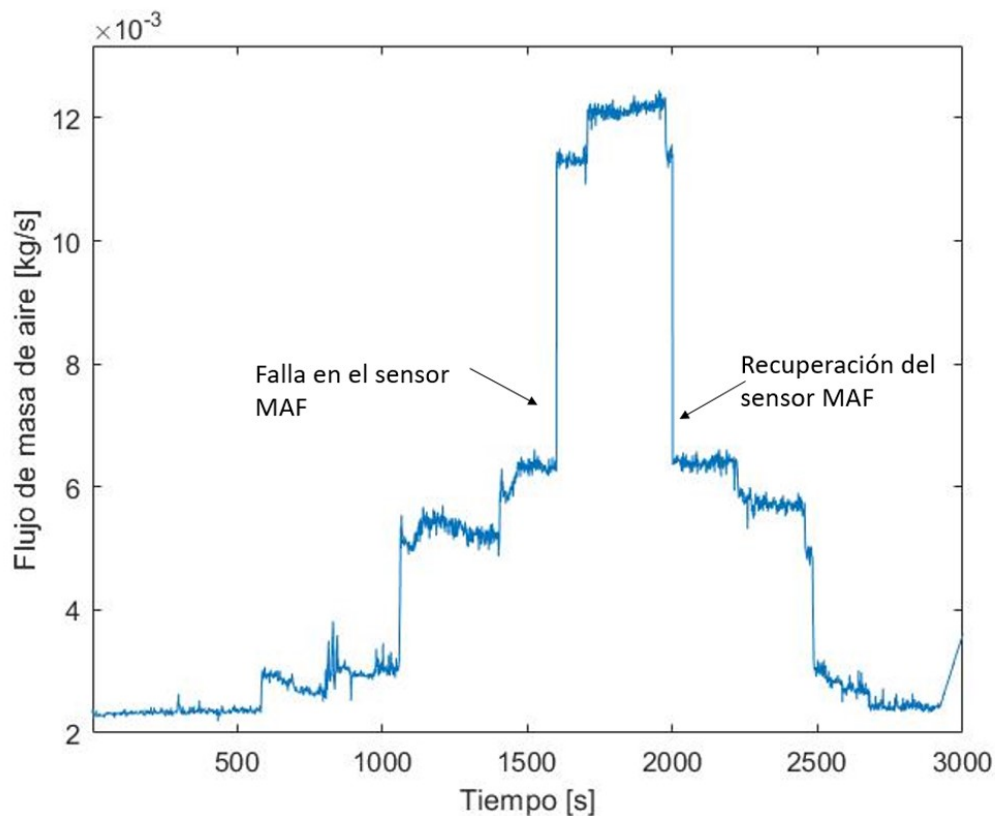


Figura 29: Falla sensor MAF.



En la Figura 30 apreciamos el tiempo de apertura del inyector para suministrar combustible. Se observa como el tiempo de inyección se aumenta debido a la falla, es decir se inyecta más combustible para ajustar la relación aire-combustible.

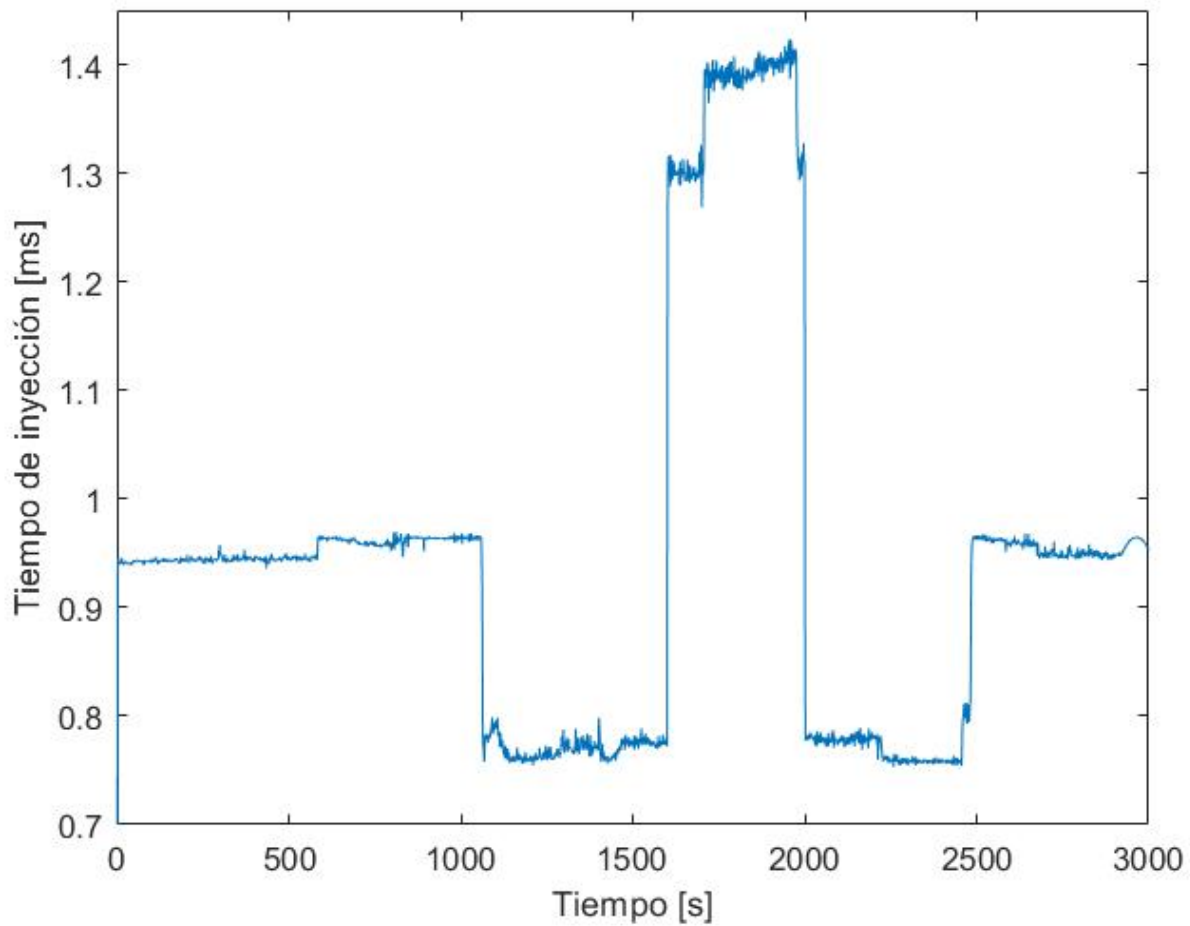


Figura 30: Tiempo apertura inyector.

En la Figura 31 observamos el comportamiento del AFR, que está regulado a 14.7. Se emplea el flujo de masa de aire nominal el cual contiene la falla y como se puede apreciar en los picos más sobresalientes son cuando surge la falla, pero a pesar de ésta, la relación aire-combustible se regula alrededor de 14.7.

Las demás variaciones son como consecuencia de las variaciones de la velocidad del cigüeñal, y los cambios de ingreso de aire al motor de combustión interna.

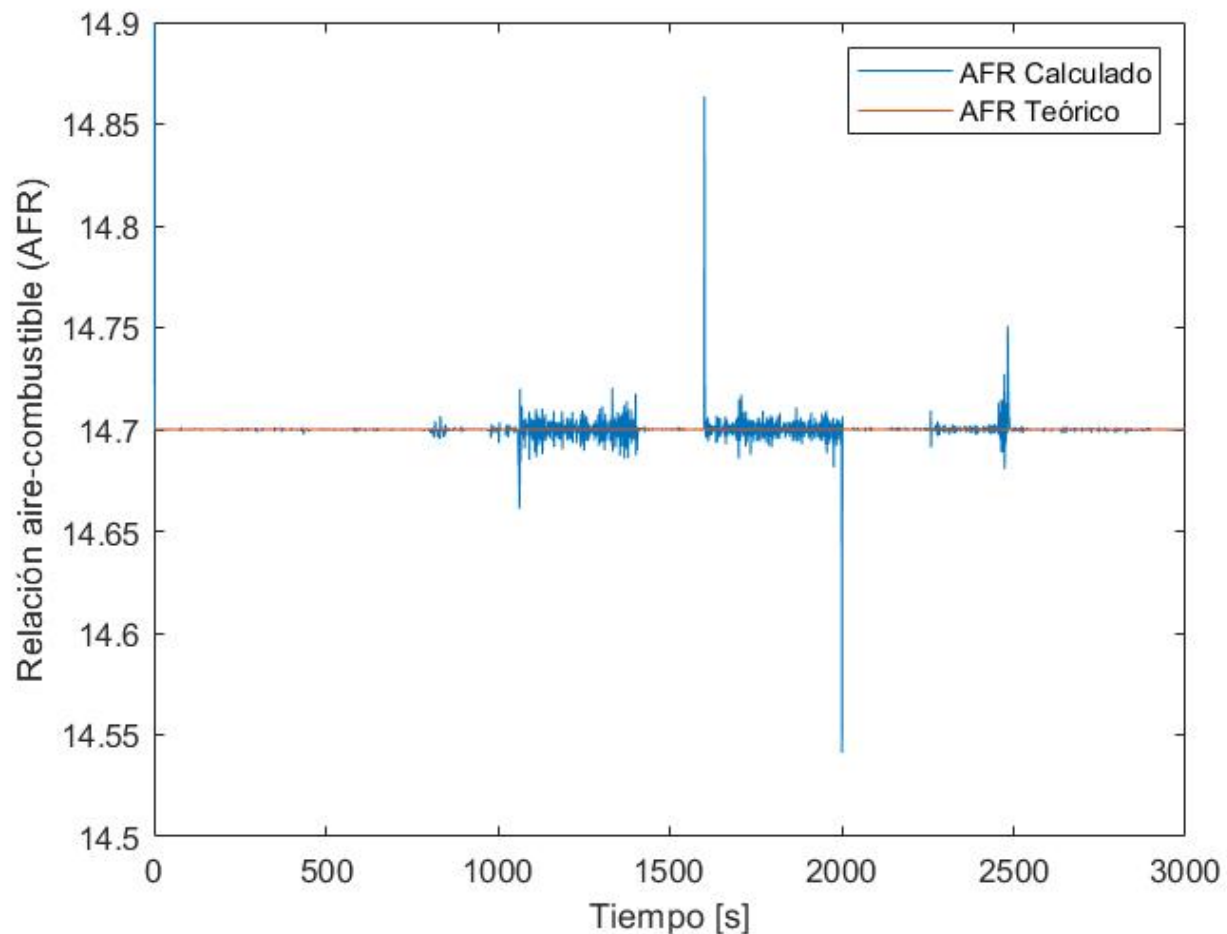


Figura 31: Comportamiento AFR.

En la Figura 32 observamos la  $u$  de control para el flujo de combustible de gasolina. Como se puede apreciar derivado de la falla incipiente que se genera en el sensor MAF a partir del segundo 1600, el controlador aumenta la cantidad de combustible suministrado para seguir manteniendo una buena relación estequiométrica.

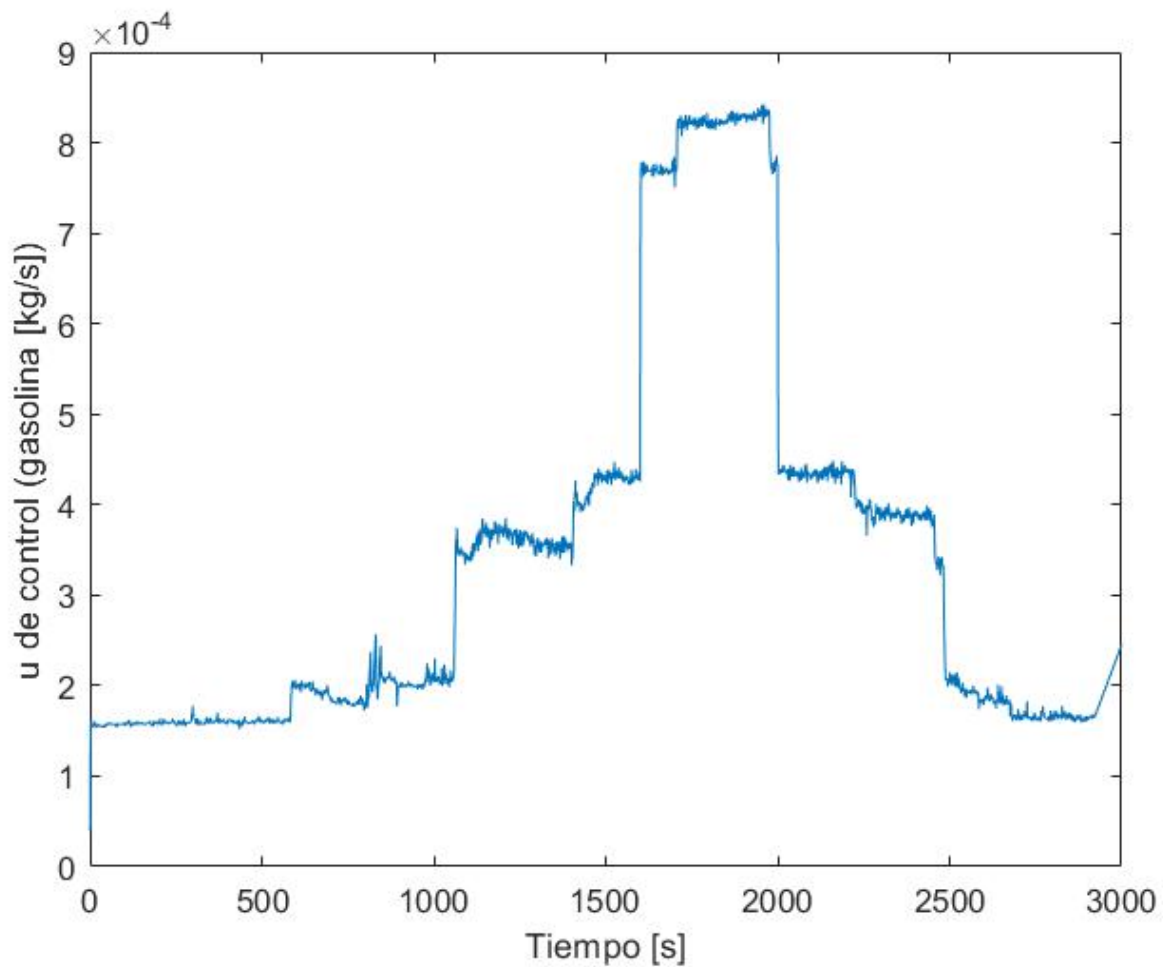


Figura 32: Flujo de gasolina que ingresa al cilindro con falla.

En la Figura 33 se observa el control del factor lambda, como se aprecia en la figura el controlador a pesar de la falla generada en el sensor MAF, sigue regulando el factor alrededor de 1, los picos más grandes que se observan son originados por la falla, los demás son derivados de las variaciones de la velocidad.

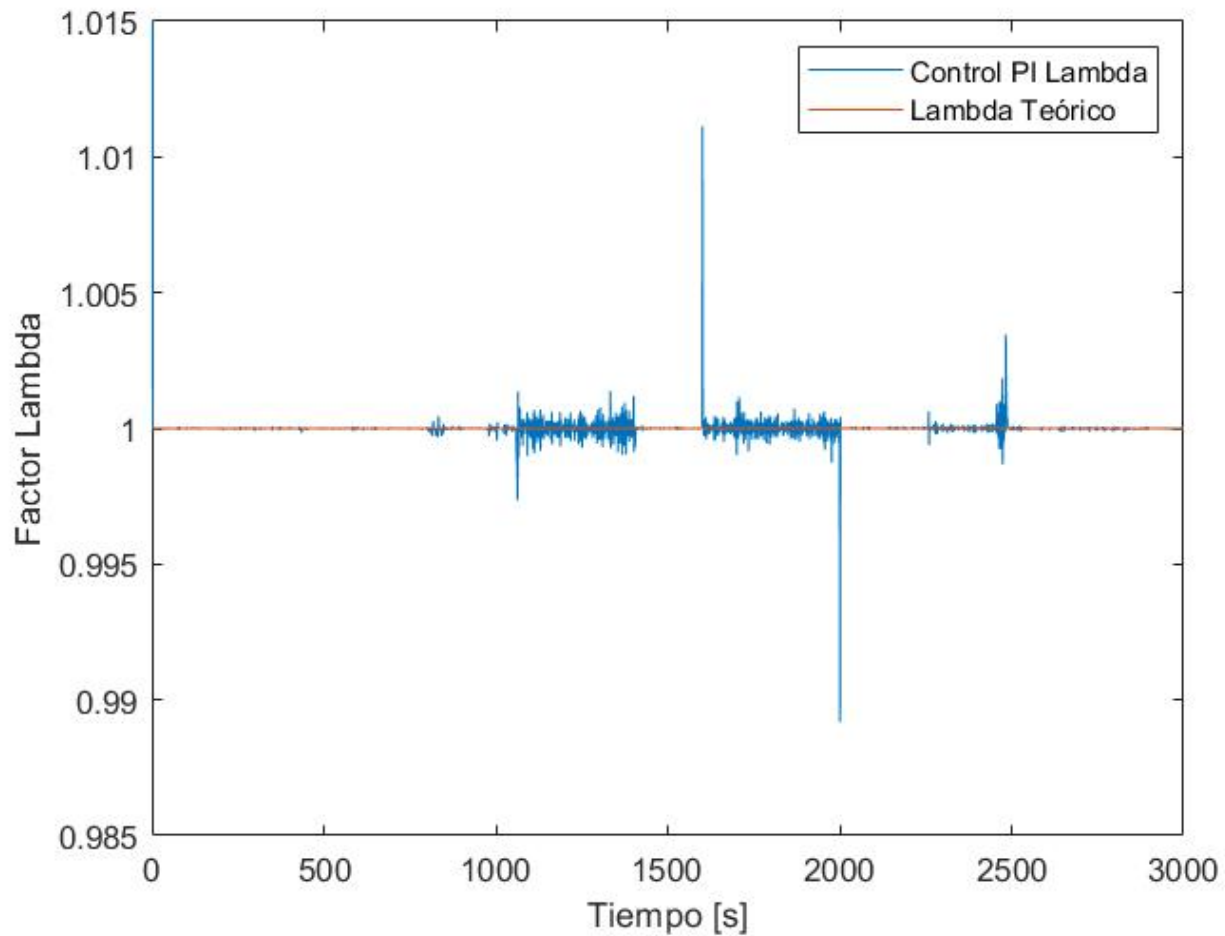


Figura 33: Control AFR.

En la Figura 34 se aprecia el error de la relación aire-combustible, el cual resulta de la diferencia del valor de referencia (AFR), y el calculado. Se observa como el error a pesar de la falla, tiende a cero.

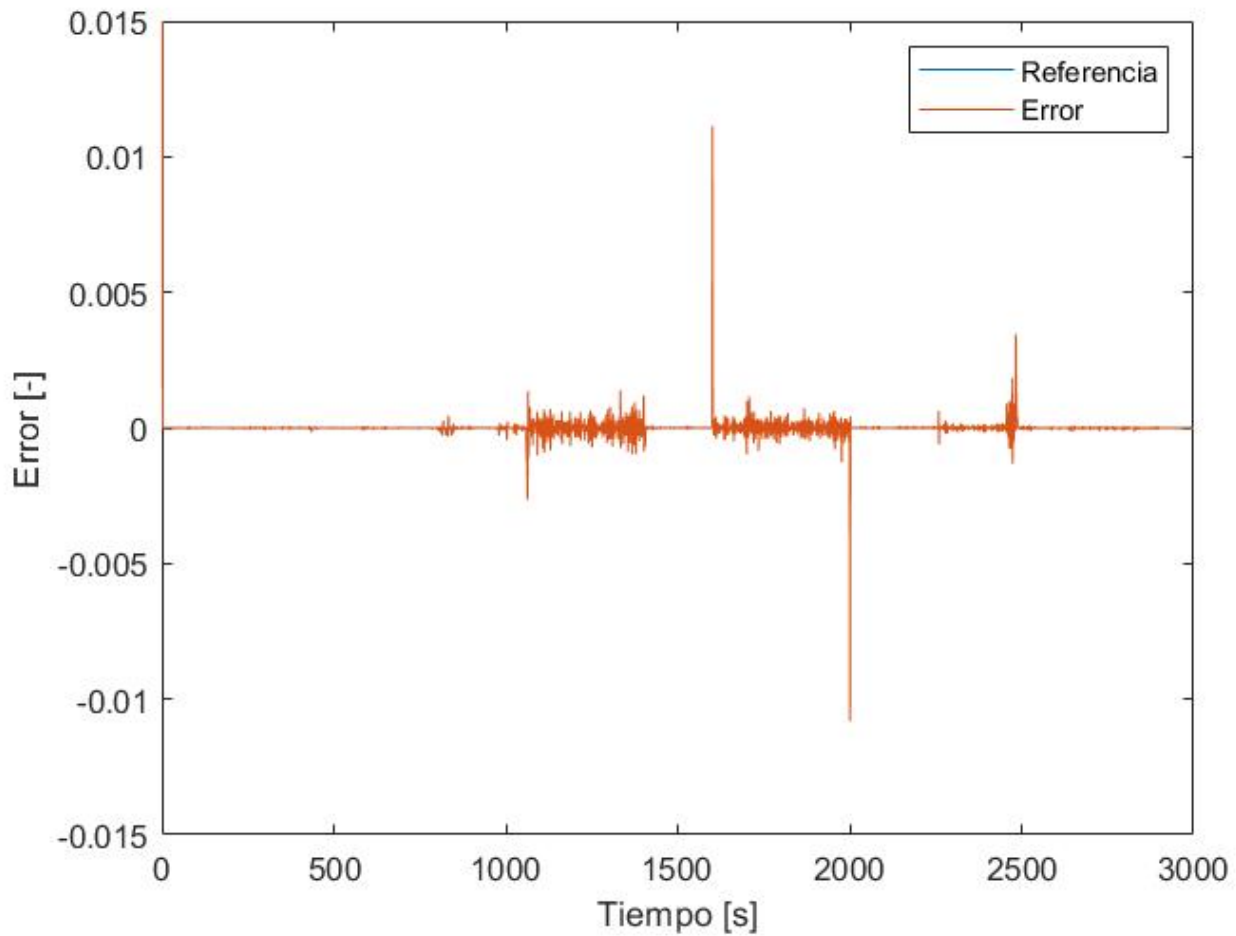


Figura 34: Convergencia del error.

### 5.3. Prueba 3 Validación del CTF y el FDI con falla abrupta en el sensor MAF

#### 5.3.1. Resultados obtenidos

Por último, probamos en conjunto el sistema de control tolerante a fallas, junto con el esquema de detección y aislamiento de fallas, cuando éste presenta una falla abrupta, como se aprecia en la Figura 35.

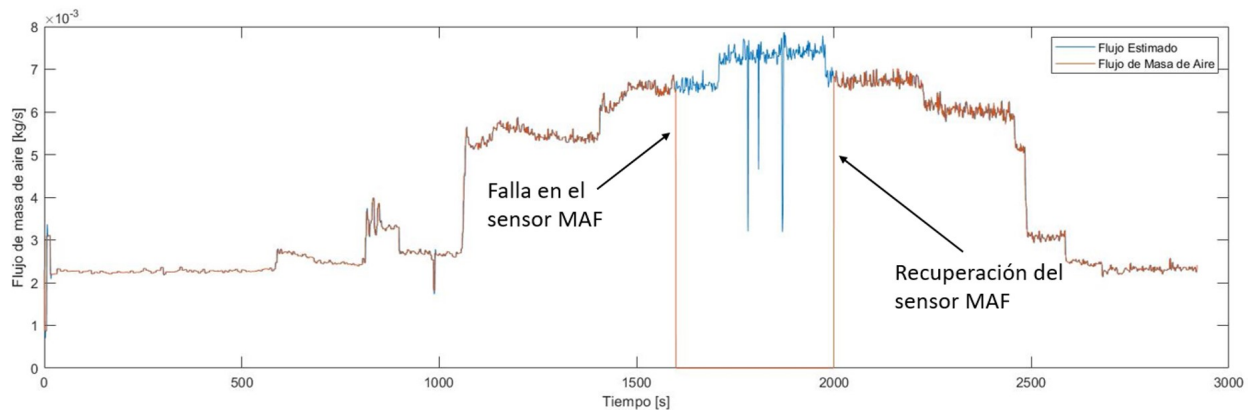


Figura 35: Falla abrupta en el sensor MAF.

En la Figura 36 se observa el residuo generado por la diferencia entre la señal medida por el sensor MAF ( $\dot{m}_{th}$ ) y el valor estimado por el Filtro Extendido de Kalman ( $\hat{\dot{m}}_{th}$ ). Cuando se sobrepasa el umbral, la señal medida será reemplazada por la estimación.

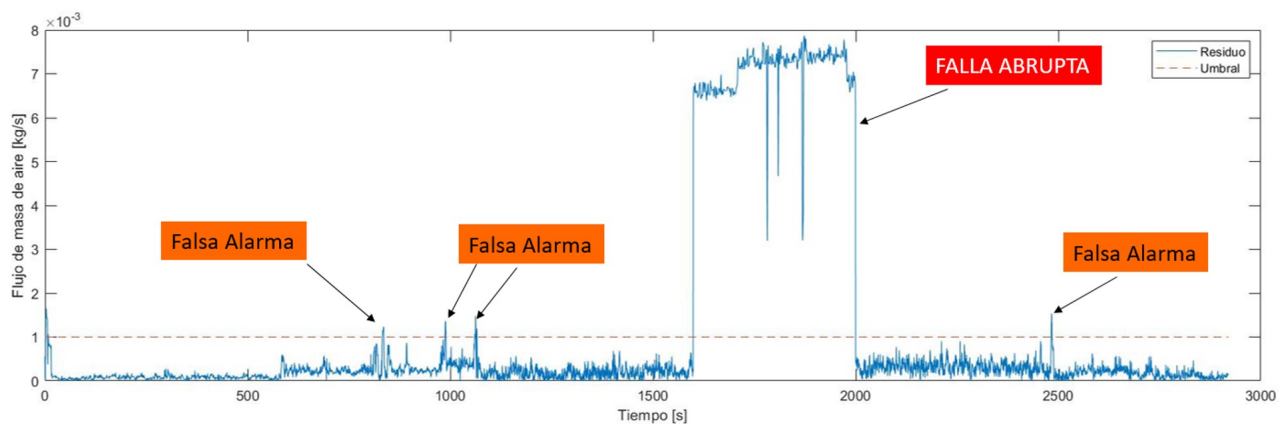


Figura 36: Residuo con falla abrupta.

En la Figura 37 apreciamos el tiempo de apertura del inyector para suministrar combustible. Podemos apreciar como el tiempo de inyección se mantiene igual como si no existiera la falla, gracias a que la señal emitida por el sensor MAF ( $\dot{m}_{th}$ ) es reemplazada por la estimación del Filtro Extendido de Kalman ( $\hat{m}_{th}$ ).

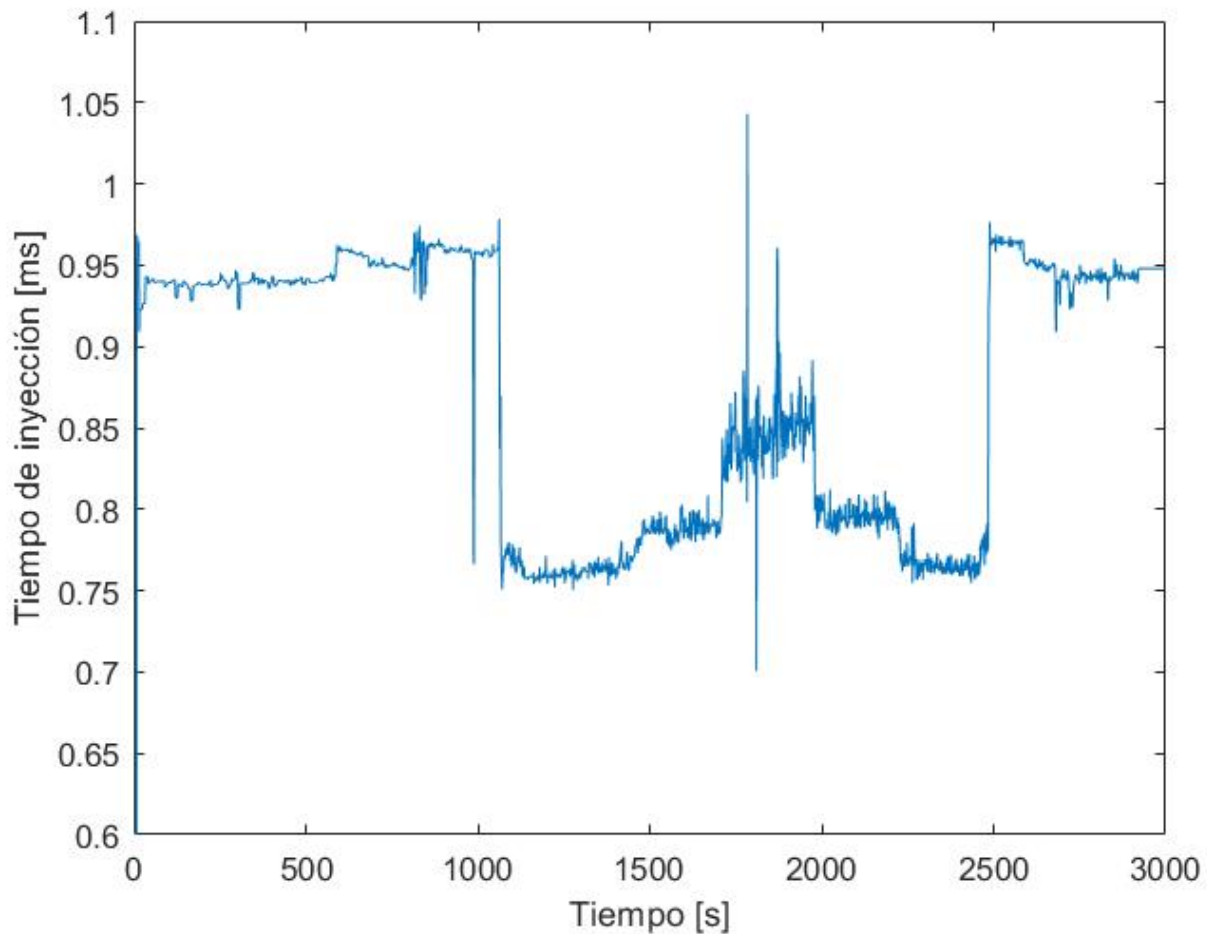


Figura 37: Tiempo apertura inyector con CTF ante falla abrupta.

En la Figura 38 apreciamos el comportamiento de la relación aire-combustible, el cual está regulado a 14.7, podemos ver como a pesar de la falla abrupta, este no sufre ningún cambio, derivado de que se sustituya la señal del sensor MAF, por la estimación del Filtro Extendido de Kalman. Los pequeños sobre tiros son generados por las variaciones de la velocidad, y los propios cambios de ingreso de aire al motor.

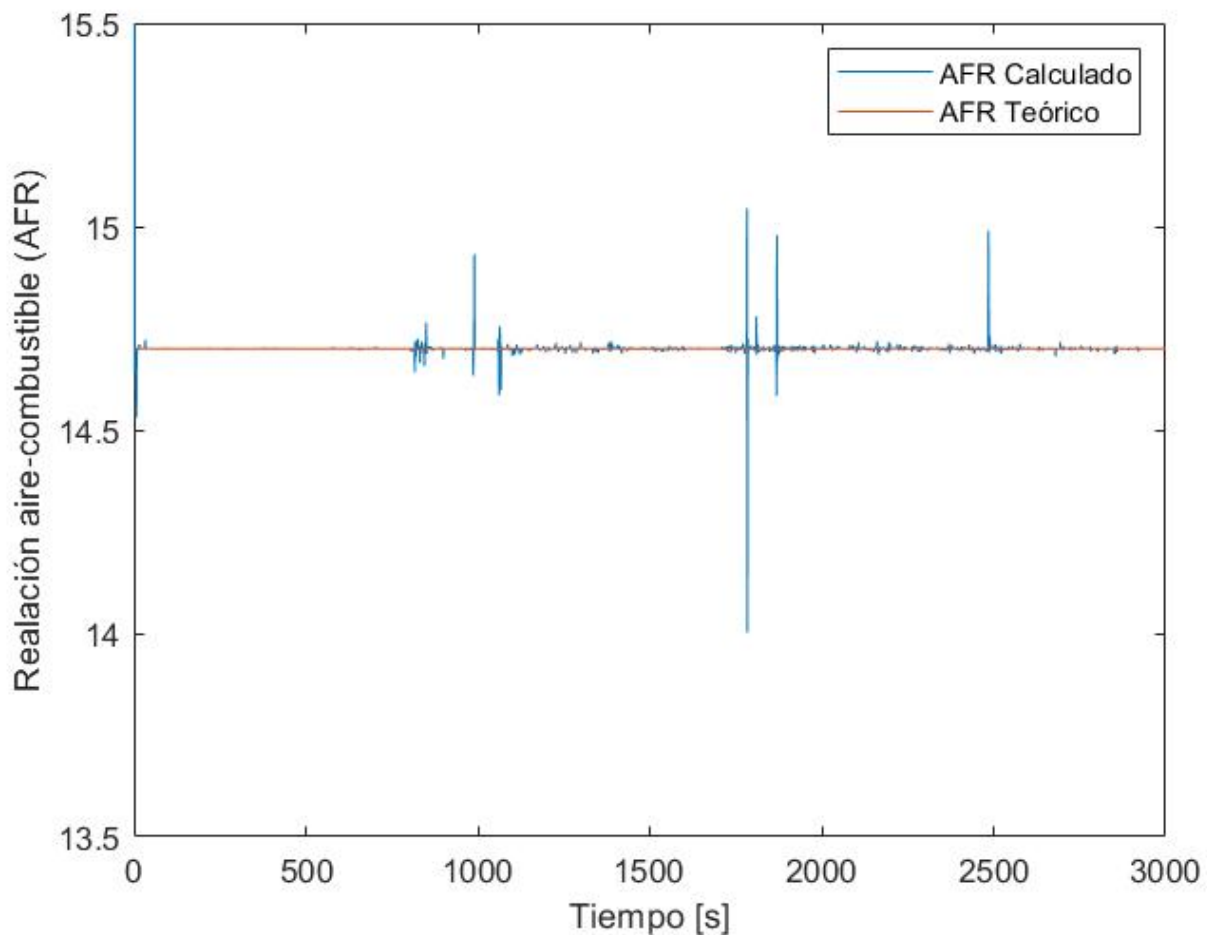


Figura 38: Comportamiento AFR con CTF ante falla abrupta.



En la Figura 39, vemos la  $u$  de control para el flujo de combustible de gasolina. Se puede observar que, gracias al esquema de detección, que reemplaza la señal del sensor MAF con falla por la estimación del EKF, el controlador solo aumenta o disminuye la cantidad de combustible en función del cambio de velocidad del motor para seguir conservando una buena relación estequiométrica.

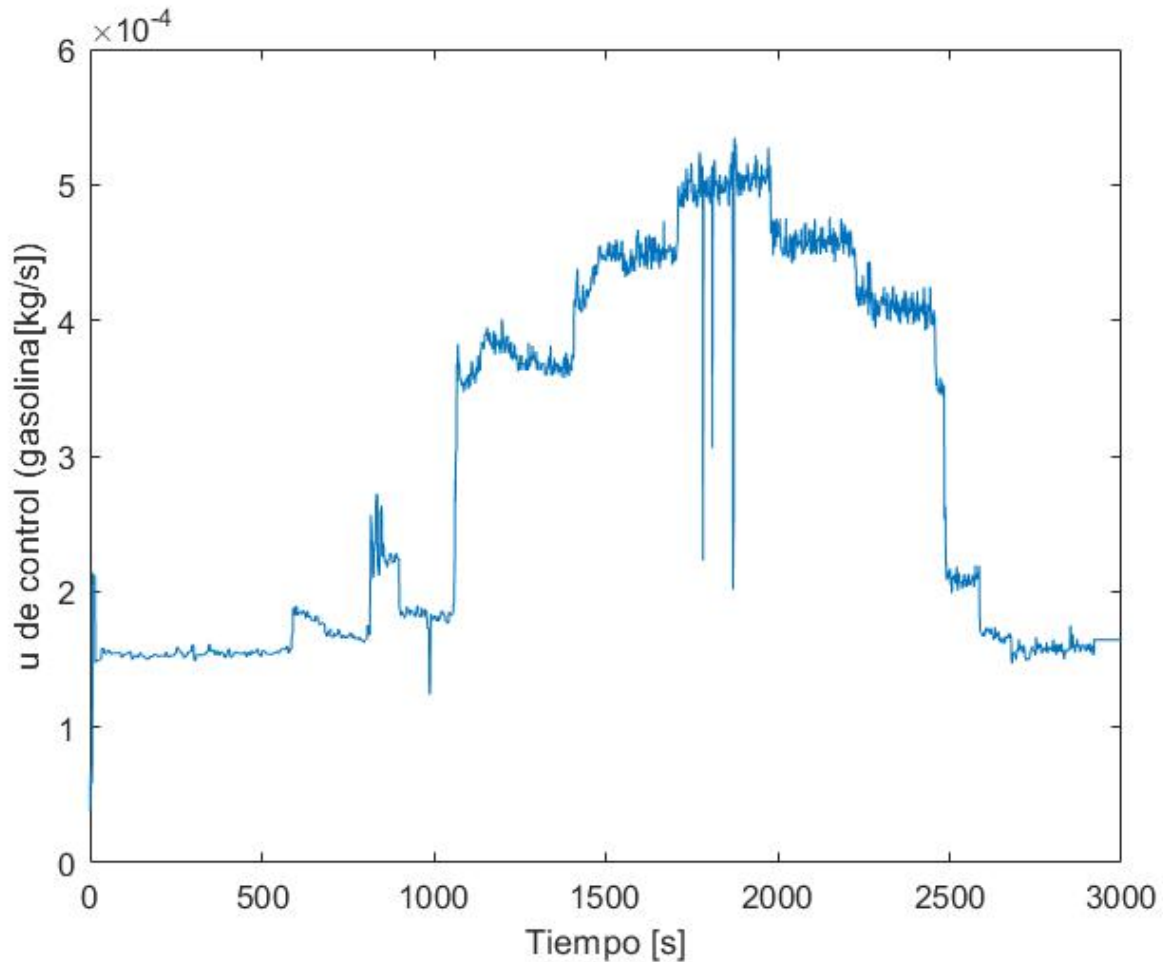


Figura 39: Flujo de gasolina que ingresa al motor con CTF ante falla abrupta.

En la Figura 40 observamos el control del factor lambda ( $\lambda$ ), como se aprecia en la imagen el controlador regula este factor alrededor de 1, en consecuencia del reemplazo de la señal con falla por la estimación, el controlador solo se enfoca en regular los cambios derivados de las variaciones de la velocidad y el ingreso de aire en el motor.

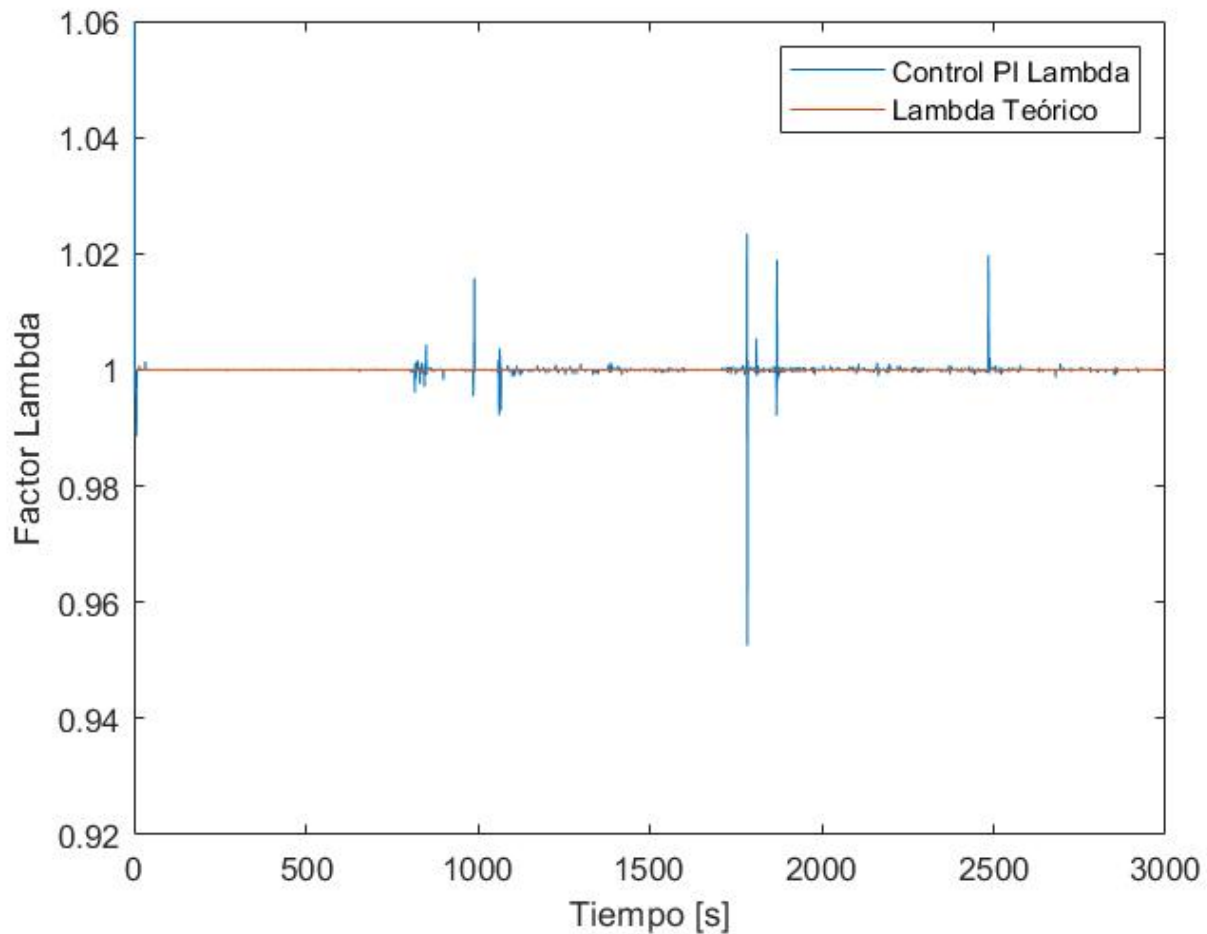


Figura 40: Control AFR con CTF ante falla abrupta.

En la Figura 41 apreciamos error de medición, el cual proviene de la diferencia del valor de referencia (AFR), y el calculado. Como se puede observar el error tiende a cero a pesar de la existencia de la falla abrupta.

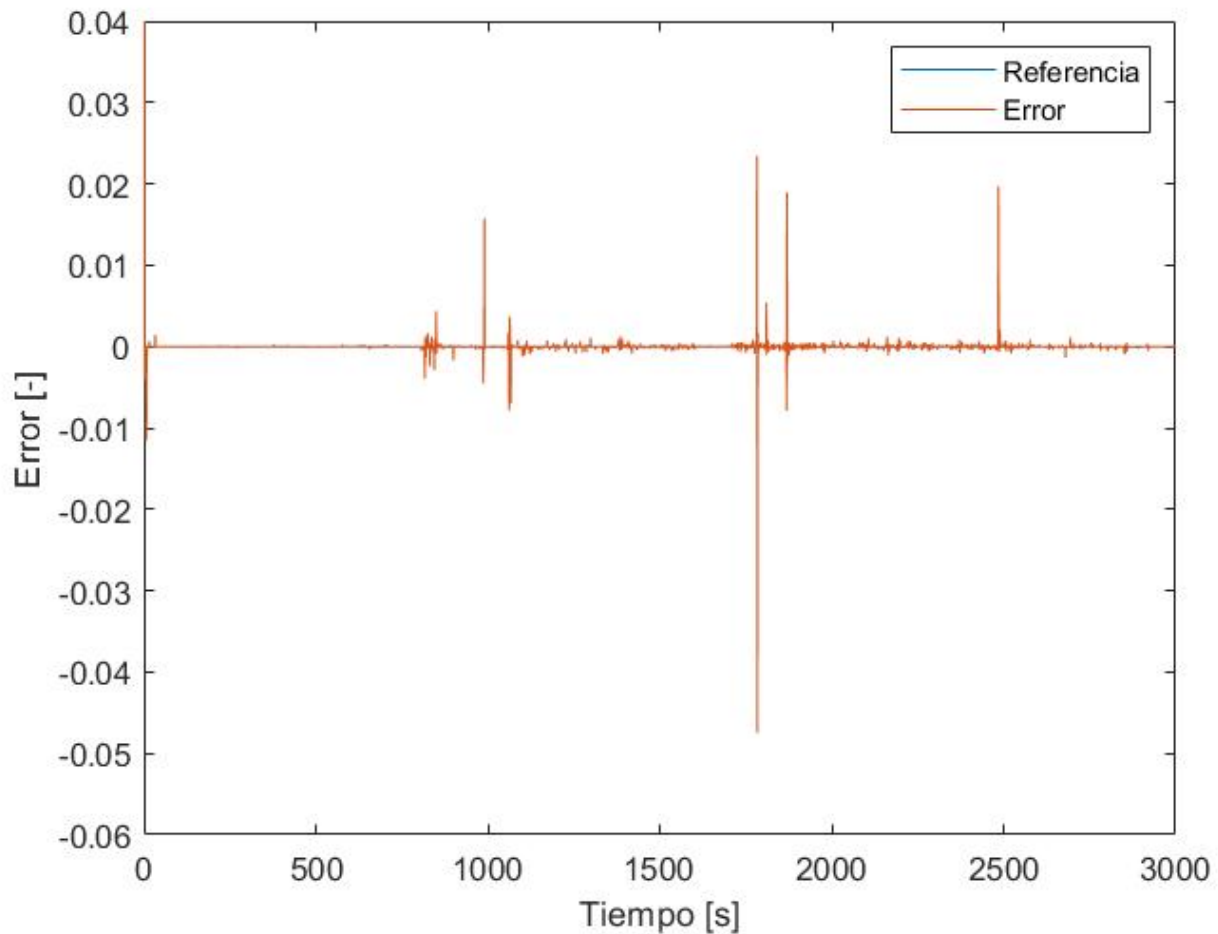


Figura 41: Convergencia del error con CTF ante falla abrupta.

## 5.4. Prueba 4 Validación del CTF y el FDI con falla incipiente en el sensor MAF

### 5.4.1. Resultados obtenidos

Por último, probamos en conjunto el sistema de control tolerante a fallas, junto con el esquema de detección y aislamiento de fallas, cuando éste presenta una falla incipiente, como se aprecia en la Figura 42.

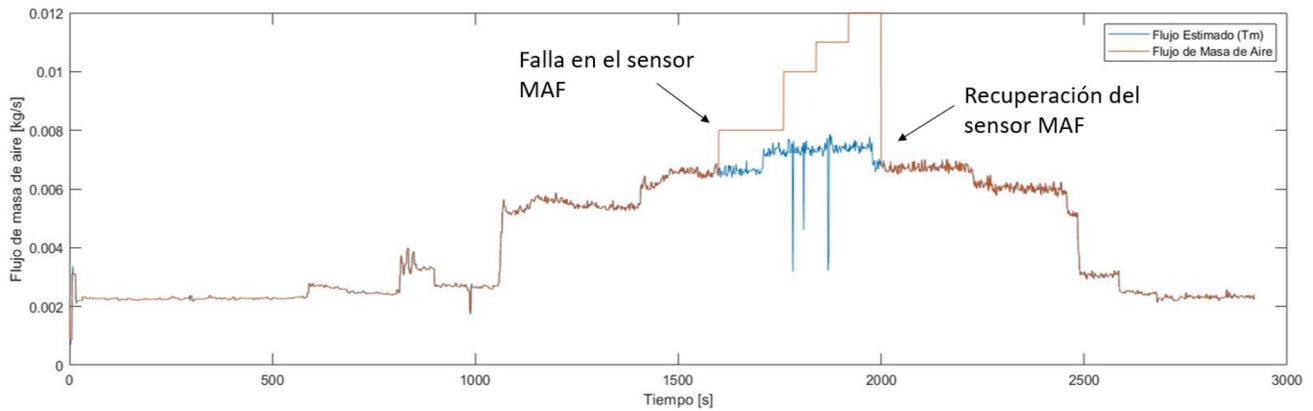


Figura 42: Falla incipiente en el sensor MAF.

En la Figura 43 se observa el residuo generado por la diferencia entre la señal medida por el sensor MAF ( $\dot{m}_{th}$ ) y el valor estimado por el Filtro Extendido de Kalman ( $\hat{m}_{th}$ ). Cuando se sobrepasa el umbral, la señal medida será reemplazada por la estimación.

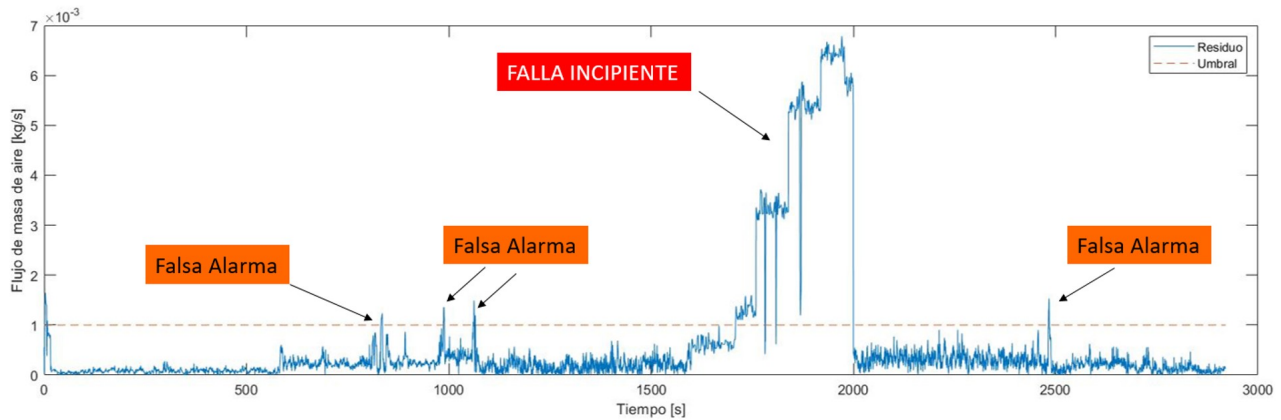


Figura 43: Residuo con falla incipiente.

En la Figura 44 apreciamos el tiempo de apertura del inyector para suministrar combustible. Podemos apreciar como el tiempo de inyección se mantiene igual como si no existiera la falla, gracias a que la señal emitida por el sensor MAF ( $\dot{m}_{th}$ ) es reemplazada por la estimación del Filtro Extendido de Kalman ( $\hat{m}_{th}$ ).

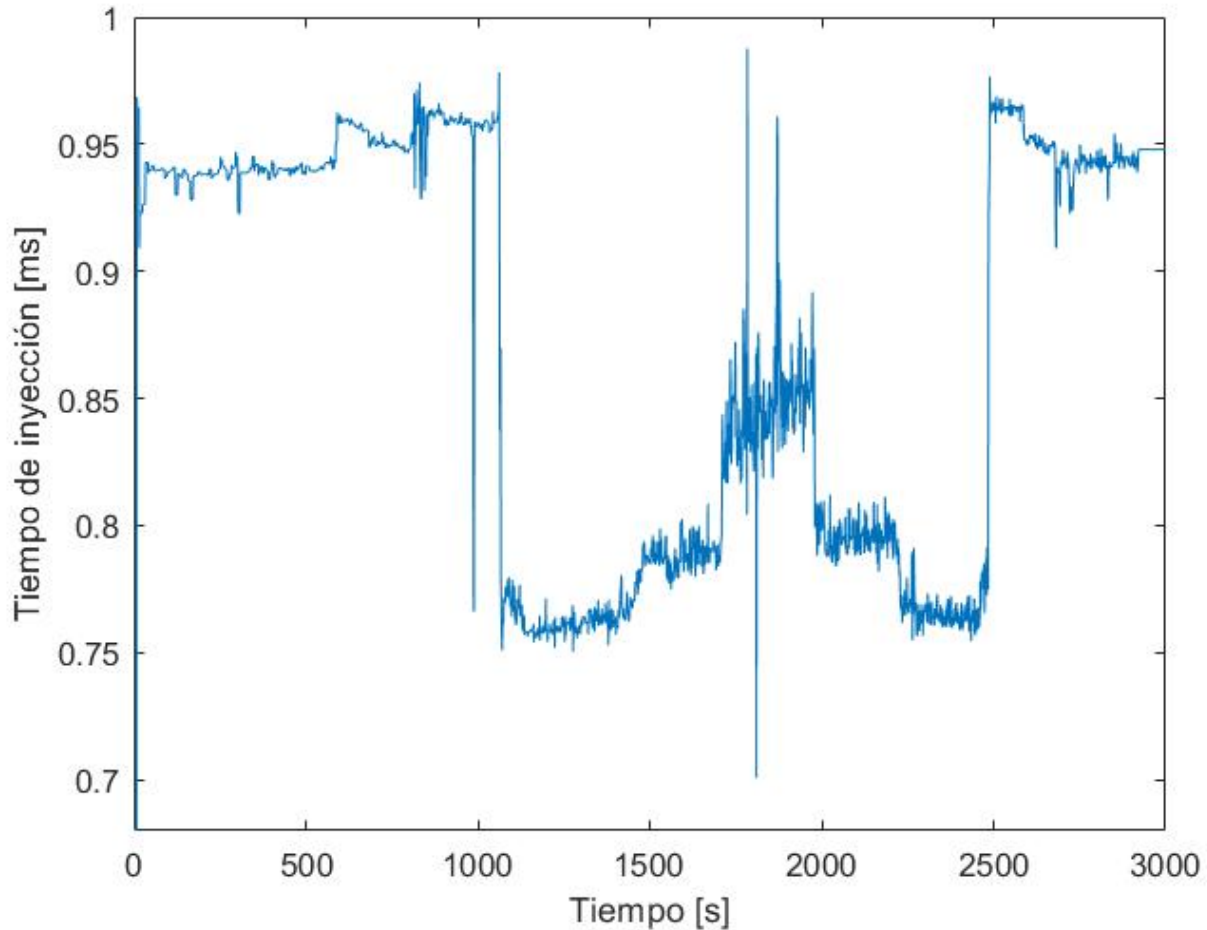


Figura 44: Tiempo apertura inyector con CTF ante falla incipiente.

En la Figura 45 apreciamos el comportamiento de la relación aire-combustible, el cual está regulado a 14.7, podemos ver como a pesar de la falla incipiente, este no sufre ningún cambio, derivado de que se sustituye la señal del sensor MAF, por la estimación del Filtro Extendido de Kalman. Los pequeños sobre tiros son generados por las variaciones de la velocidad, y los propios cambios de ingreso de aire al motor.

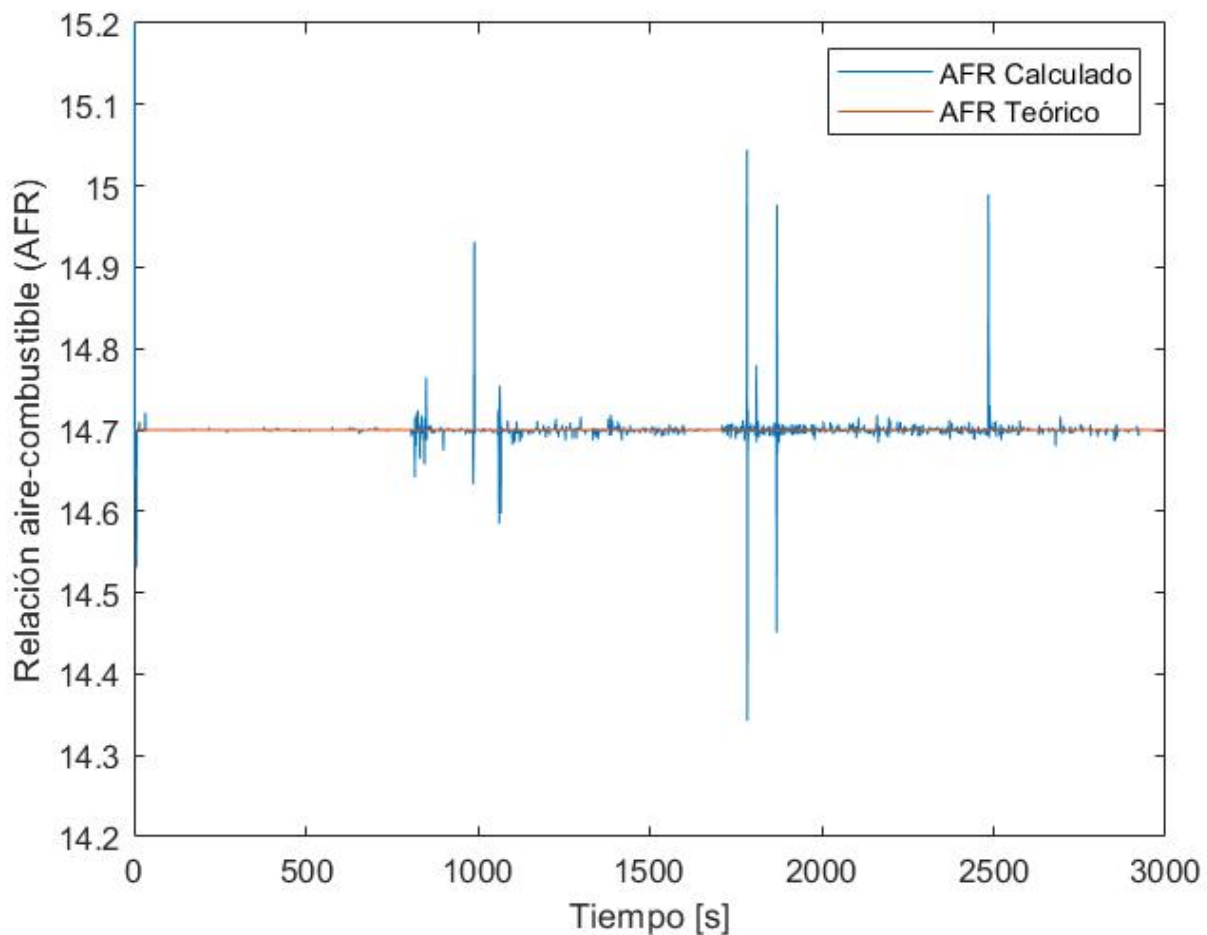


Figura 45: Comportamiento AFR con CTF ante falla incipiente.

En la Figura 46, vemos la  $u$  de control para el flujo de combustible de gasolina. Se puede observar que, gracias al esquema de detección, que reemplaza la señal del sensor MAF con falla por la estimación del EKF, el controlador solo aumenta o disminuye la cantidad de combustible en función del cambio de velocidad del motor para seguir conservando una buena relación estequiométrica.

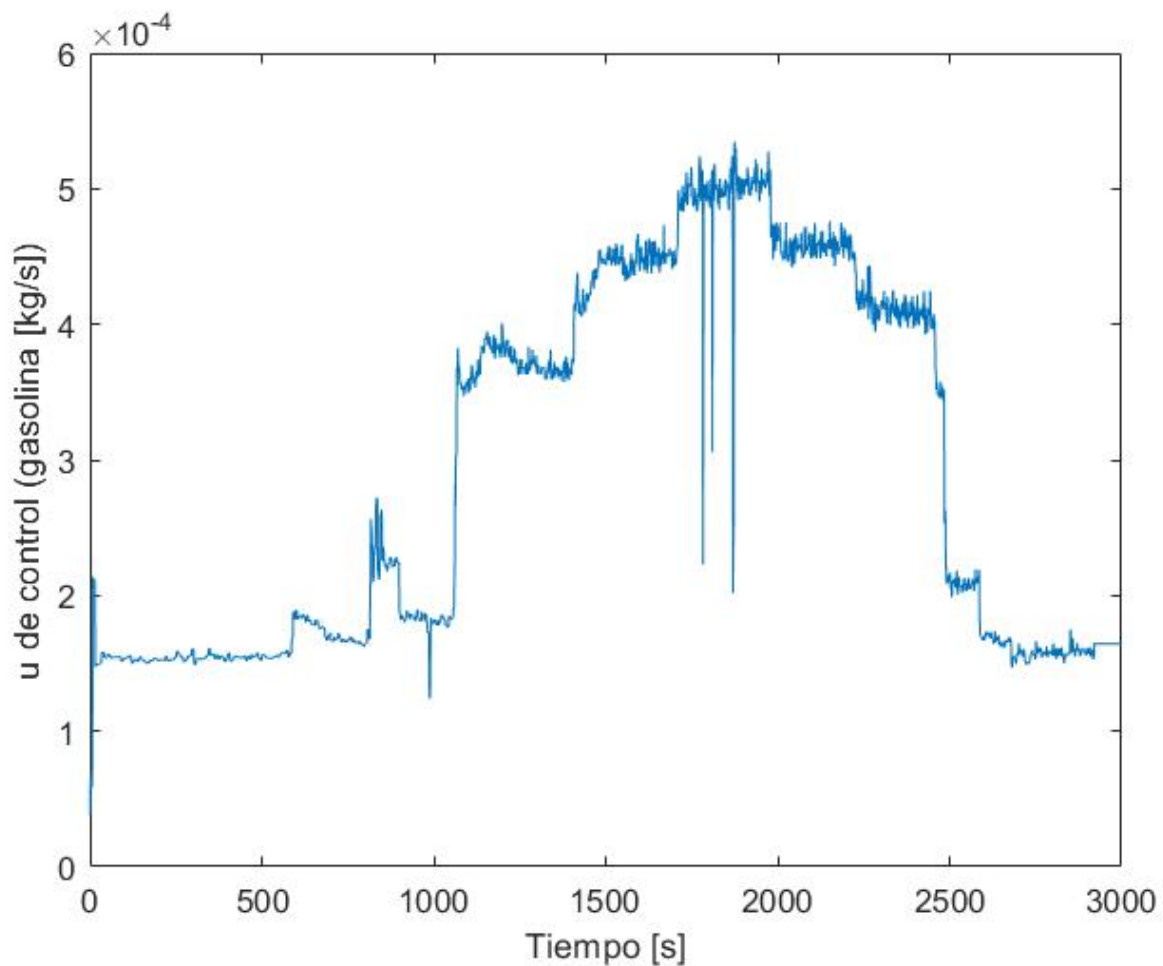


Figura 46: Flujo de gasolina que ingresa al motor con CTF ante falla incipiente.

En la Figura 47 observamos el control del factor lambda ( $\lambda$ ), como se aprecia en la imagen el controlador regula este factor alrededor de 1, en consecuencia del reemplazo de la señal con falla por la estimación, el controlador solo se enfoca en regular los cambios derivados de las variaciones de la velocidad y el ingreso de aire en el motor.

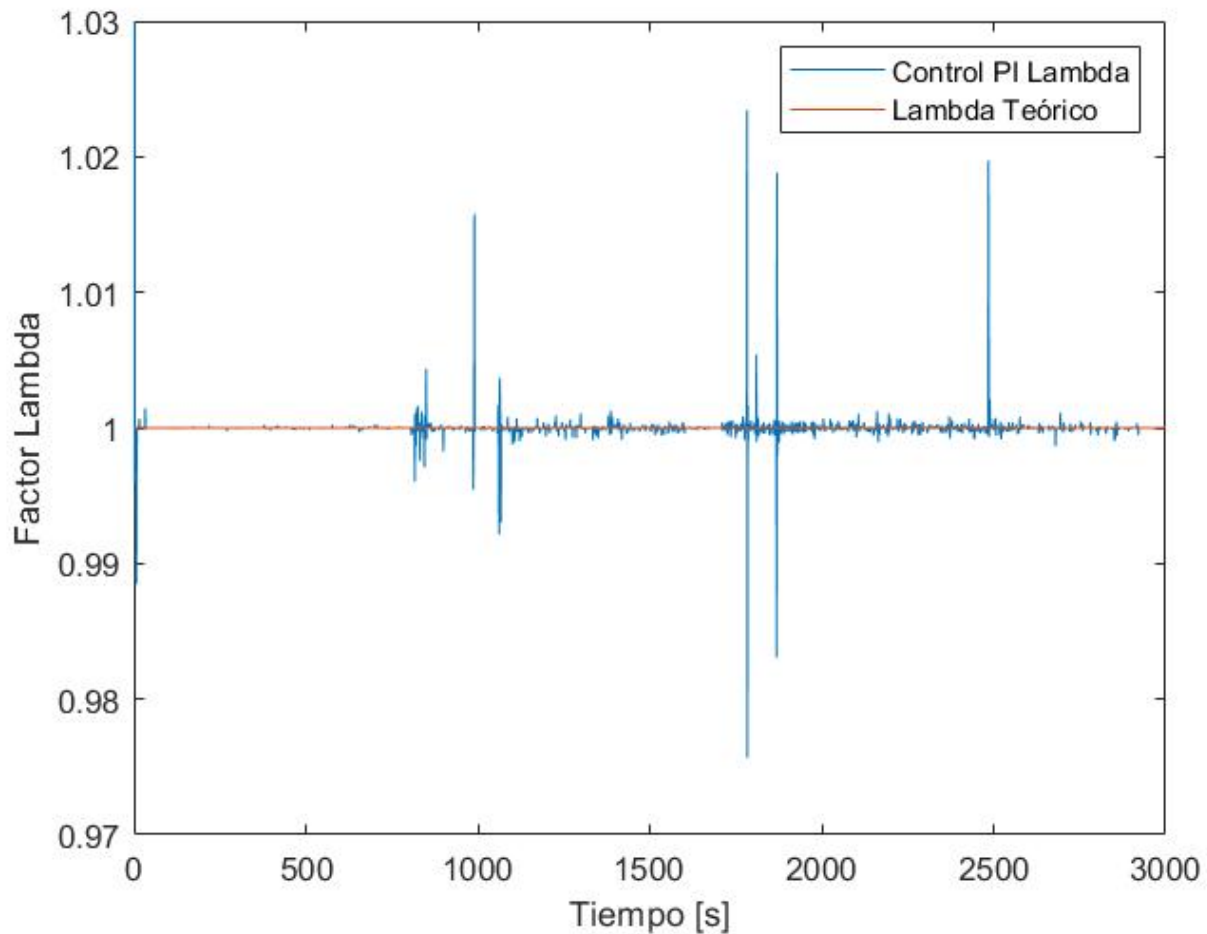


Figura 47: Control AFR con CTF ante falla incipiente.



En la Figura 48 apreciamos error de medición, el cual proviene de la diferencia del valor de referencia (AFR), y el calculado. Como se puede observar el error tiende a cero a pesar de la existencia de la falla incipiente.

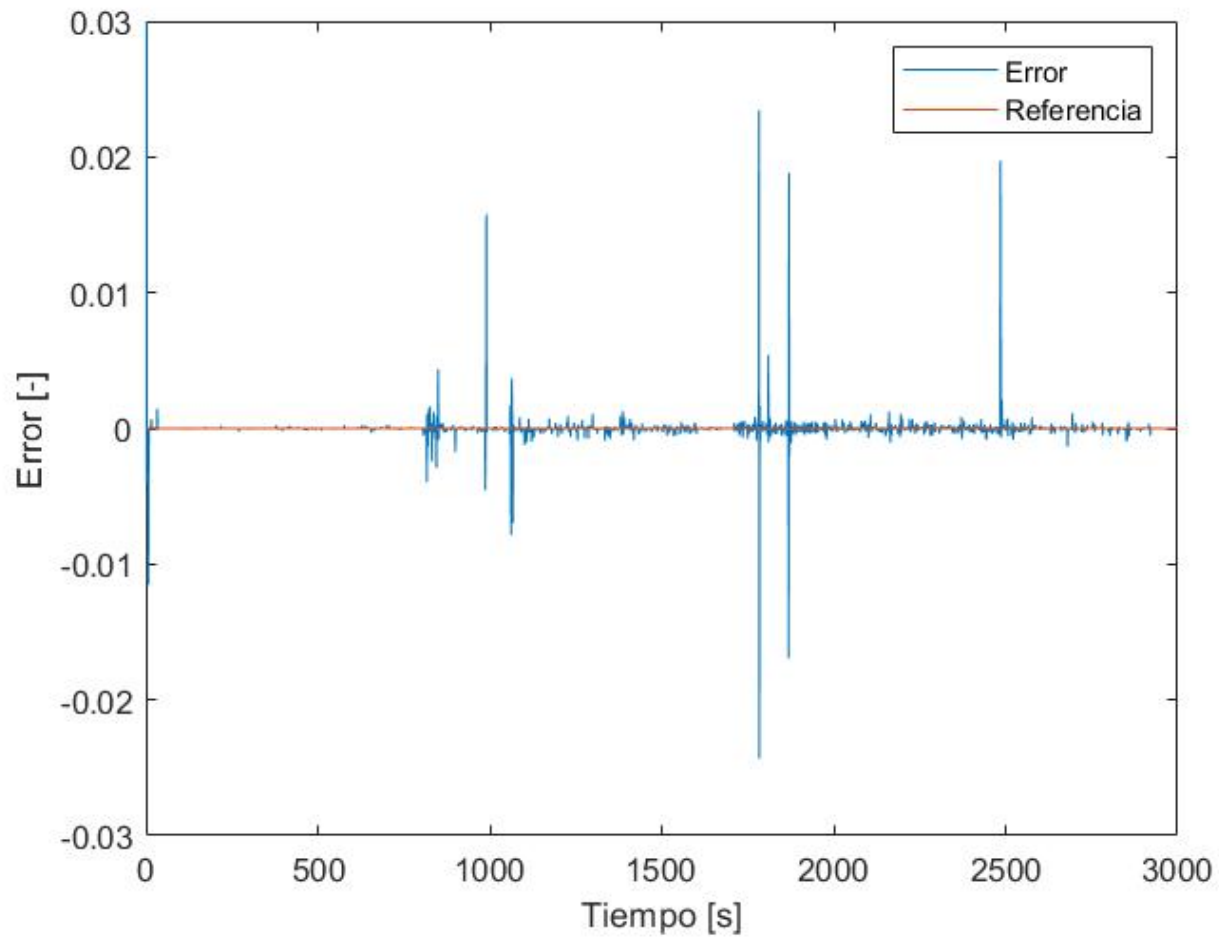


Figura 48: Convergencia del error con CTF ante falla incipiente.

## 5.5. Prueba 5 Comparación entre el control nominal y el control tolerante a fallas

### 5.5.1. Resultados obtenidos

A continuación se presentan los resultados de la comparación entre el control nominal del sistema, y el control tolerante a fallas ante la presencia de una falla, para ver como es que trabaja el control tolerante a fallas. En la Figura 49 apreciamos en la parte superior al sensor MAF sin fallas, y en la parte inferior con falla.

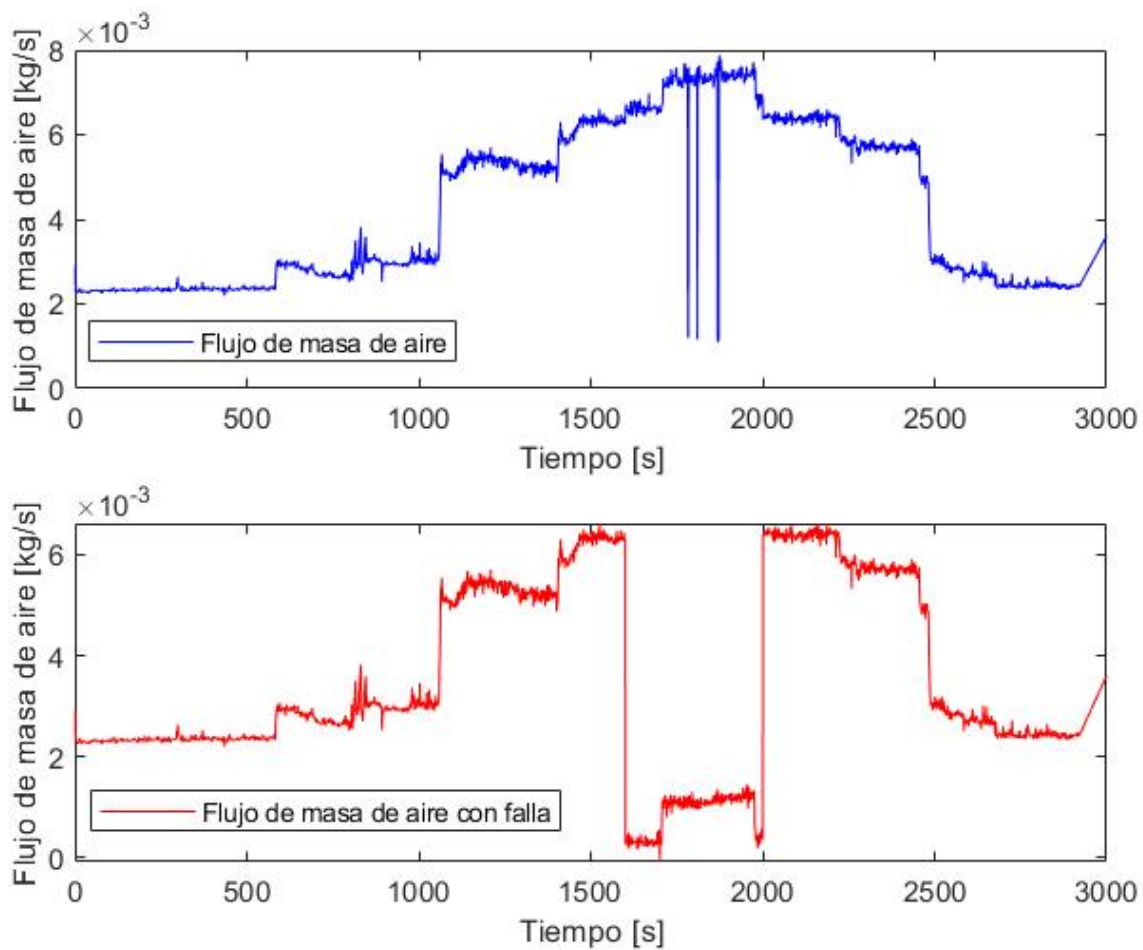


Figura 49: Comparación flujo sin falla y con falla.

En la Figura 50 observamos la comparación del tiempo de apertura del inyector, en color azul esta el tiempo de apertura nominal y en color rojo el tiempo de apertura del control tolerante a fallas. Como se aprecia en la figura son casi idénticos, salvo algunas diferencias.

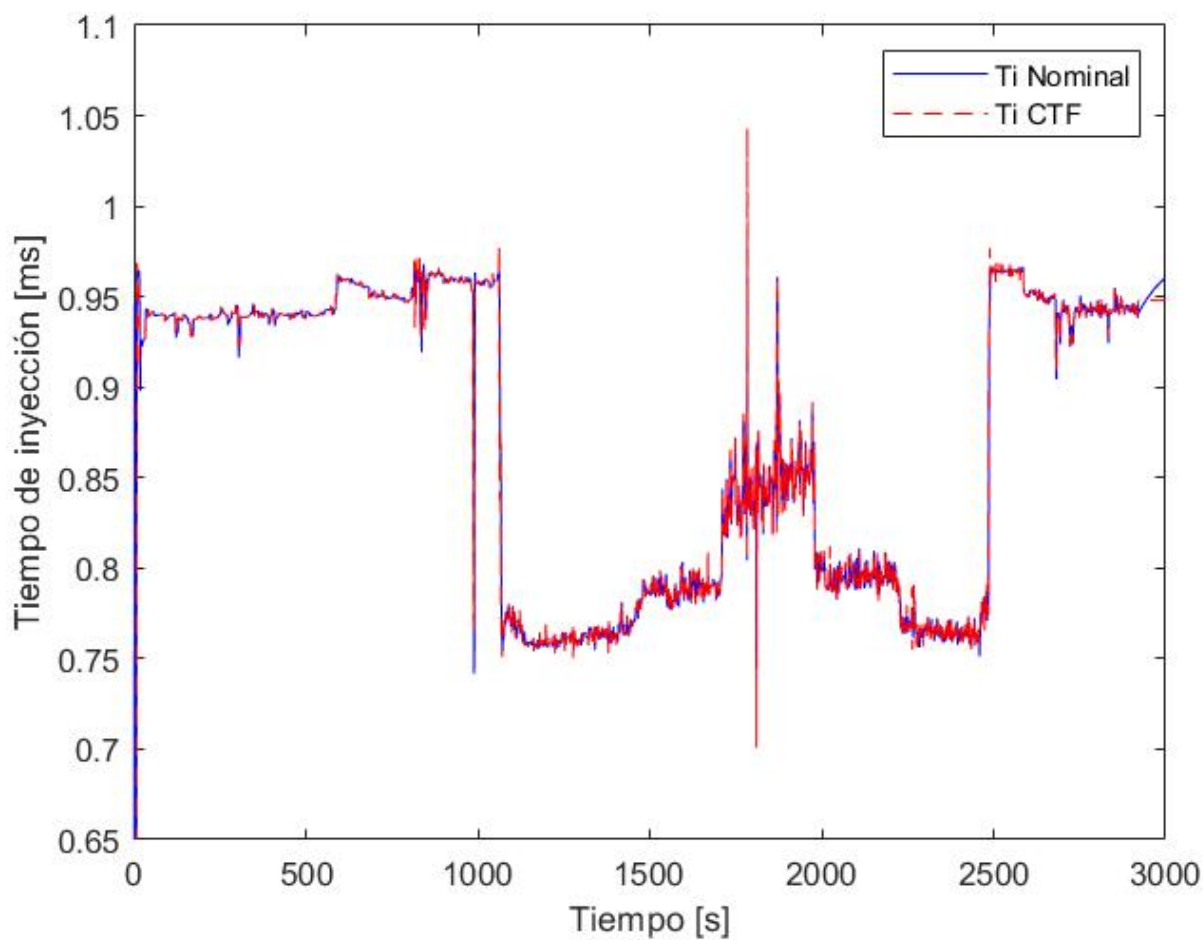


Figura 50: Comparación tiempo apertura nominal y tiempo apertura CTF.

En la Figura 51 apreciamos el comportamiento de la relación aire-combustible (AFR), como se puede observar se encuentra la referencia teórica de 14.7 en azul, el AFR nominal en rojo y el AFR con el control tolerante a fallas en verde. Como se puede apreciar el CTF converge a la variable control a la referencia.

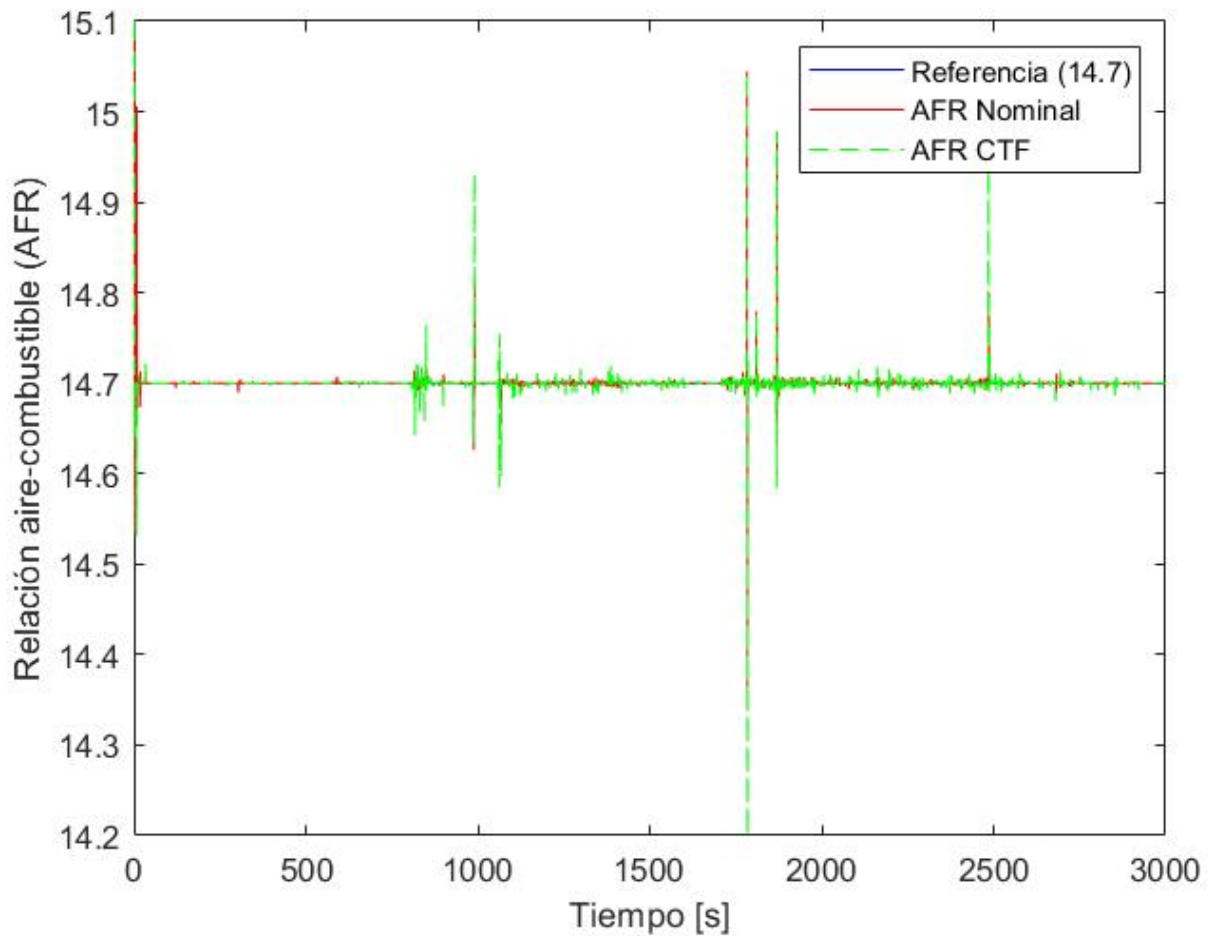


Figura 51: Comparación AFR nominal y AFR CTF.

En la Figura 52 observamos la  $u$  de control para el flujo de combustible de gasolina que ingresa al cilindro. Como se puede apreciar de color azul se encuentra la  $u$  de control nominal, mientras que de color rojo tenemos a la  $u$  de control generado por el control tolerante a fallas. Se observa como trabaja de manera adecuada el CTF al ser casi idéntico al control nominal.

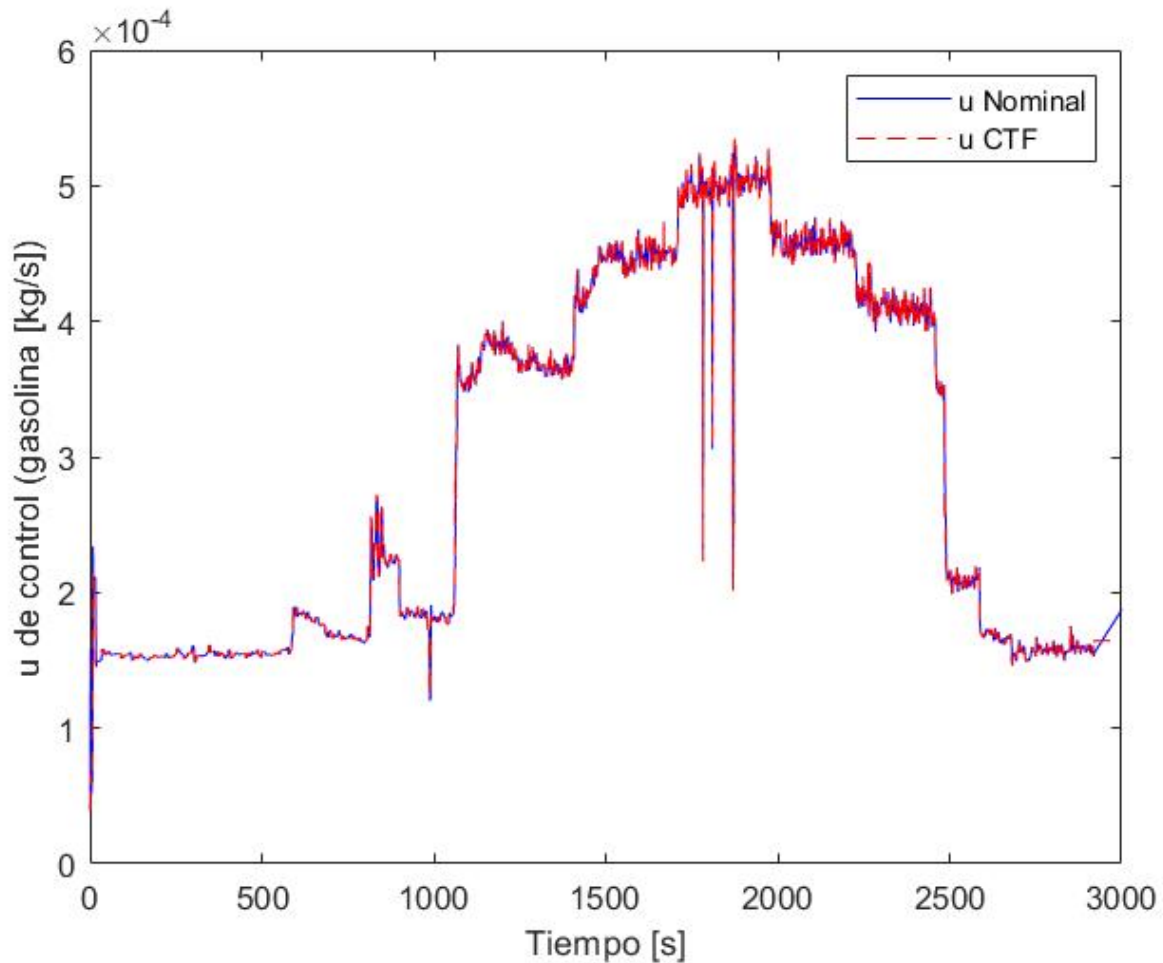


Figura 52: Comparación  $u$  nominal y  $u$  CTF.

En la Figura 53 apreciamos el control del factor lambda, de color azul tenemos a la referencia de 1, el factor lambda nominal en color rojo y el factor lambda con el control tolerante a fallas en color verde. Aquí podemos apreciar como el CTF converge a la variable lambda a su referencia teórica de 1.

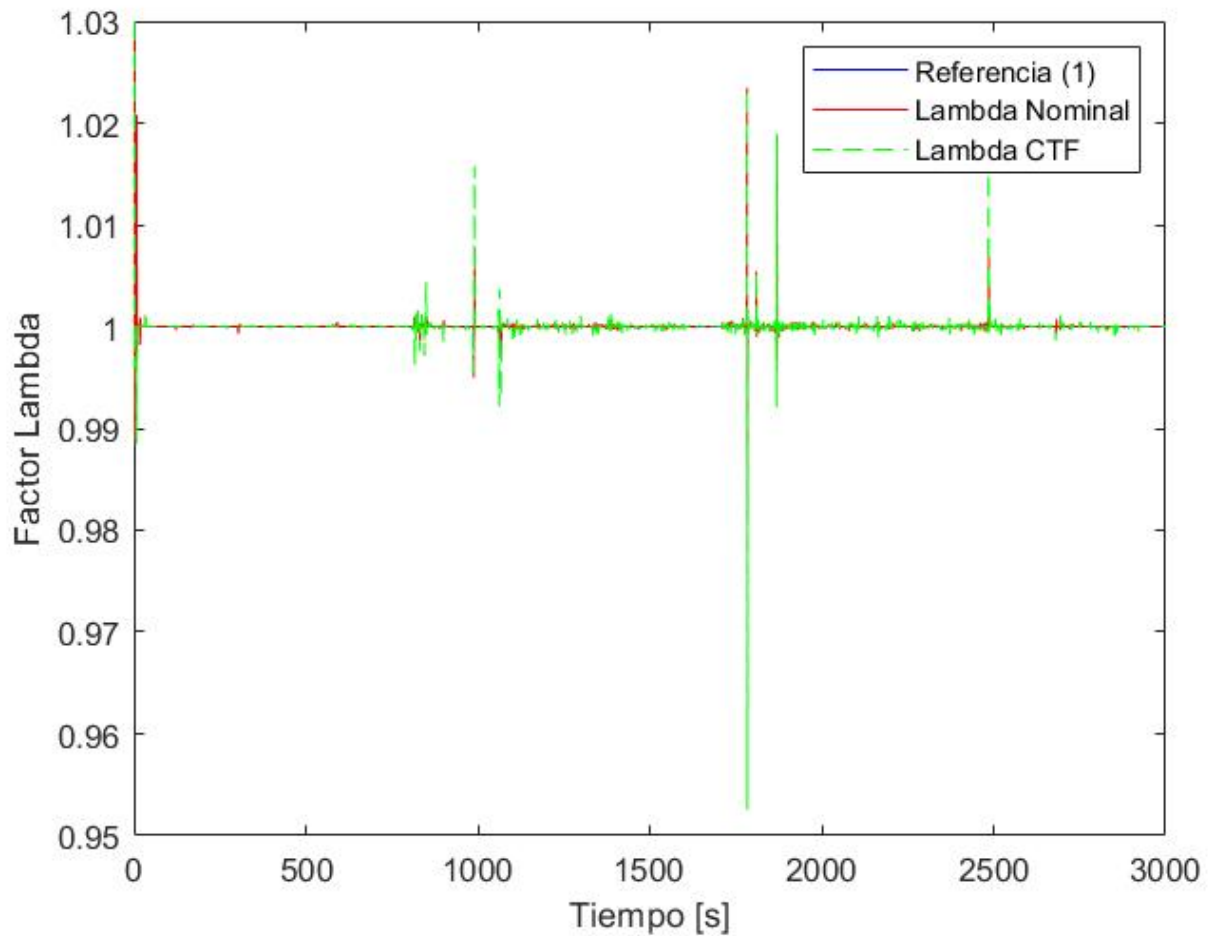


Figura 53: Comparación factor lambda nominal y factor lambda CTF.

En la Figura 54 observamos la convergencia del error, que resulta de la diferencia del valor de referencia (AFR) y el calculado. La referencia se encuentra en color azul, el error nominal se encuentra en color rojo y el error generado por el control tolerante a fallas esta en color verde. Podemos apreciar como el error tiende a cero.

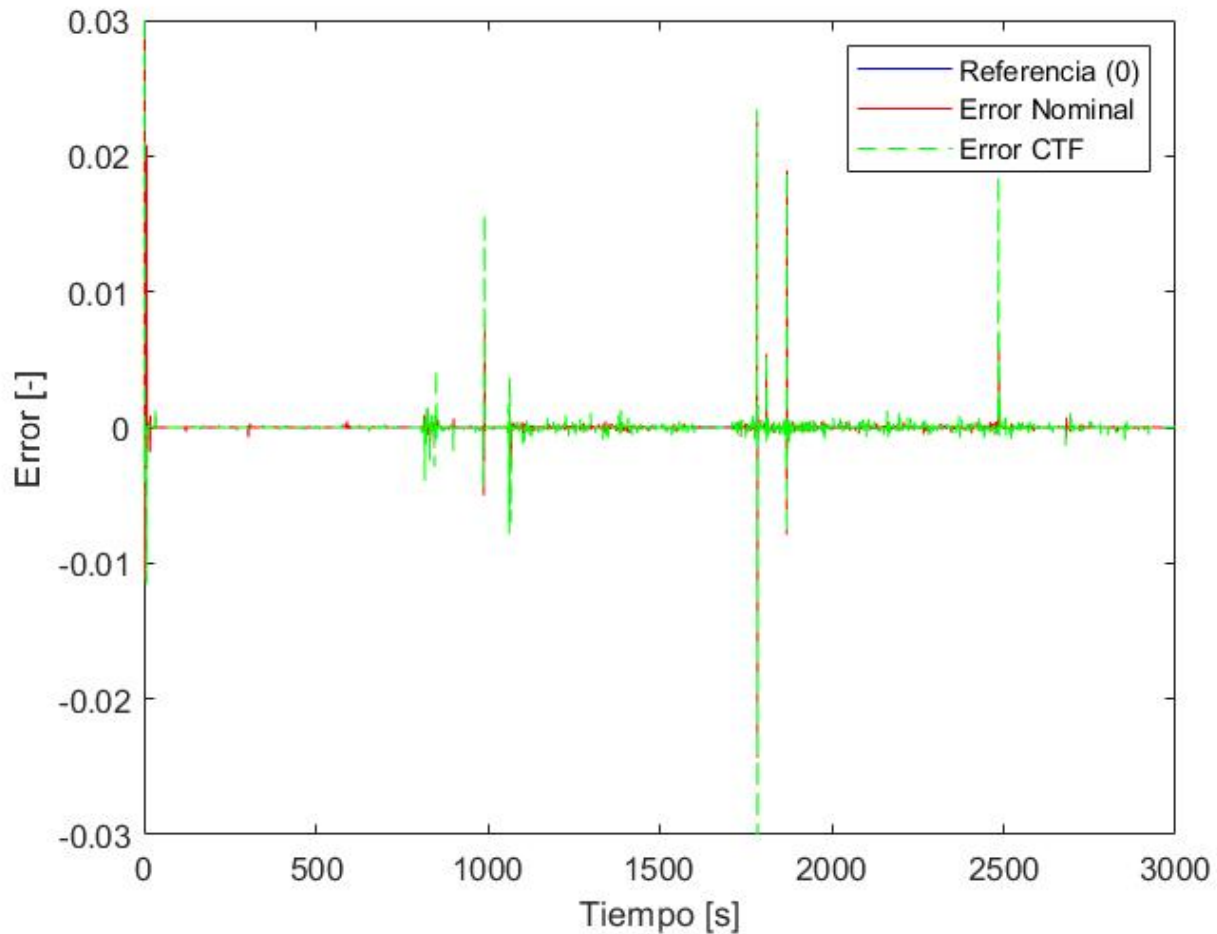


Figura 54: Comparación convergencia del error nominal y convergencia del error CTF.

## 6. Conclusiones y trabajos futuros

### 6.1. Conclusiones

Con base en los resultados obtenidos en el presente trabajo de investigación se llegan a las siguientes conclusiones:

Se desarrolló un observador de estado no lineal, un Filtro de Kalman Extendido para estimar la cantidad de masa de aire que ingresa al motor de combustión interna, a partir de la presión y la temperatura. Se emplea un Filtro de Kalman Extendido Dual, el cual estima dos estados, que en este caso son la presión y la temperatura, y el otro Filtro de Kalman Extendido se ocupa para la estimación paramétrica, que es el flujo de masa de aire, dando como resultado dos estimaciones del flujo de masa de aire, derivado de que uno se estima usando la presión y la otra la temperatura.

Mediante los índices de desempeño se determinó que con el Filtro de Kalman Extendido se logra una buena estimación del flujo de masa de aire que ingresa al cilindro dentro del motor de combustión interna, ya que el error de observación es muy cercano a cero en cada de una de las estimaciones, así como también la media del error, la desviación estándar, la norma euclidiana y la media del error cuadrático.

Referente al esquema de detección y aislamiento de fallas basado en el Filtro Extendido de Kalman se concluye que ante la presencia de una falla cuando el residuo supera el umbral definido, se emite una señal de alarma para indicar que existe una falla en el sensor MAF, y cuando se ubica la falla, el flujo de masa de aire medido por el sensor MAF se conmuta por el flujo de masa de aire estimado generado por el Filtro de Kalman Extendido.

Con este esquema de supervisión logramos que el motor de combustión interna siga operando de manera continua, aun y en la presencia de fallas.



Del esquema de control tolerante a fallas, se desarrolló un control PI para regular el tiempo de inyección de combustible, por ende, se controla la cantidad de combustible suministrado. Del sistema de control podemos concluir que el controlador regula de manera adecuada el tiempo de inyección de combustible de tal manera que se mantiene una buena relación estequiométrica, y con esto se garantiza la combustión completa del combustible, y se evitan pérdidas de potencia.

Derivado de los resultados del esquema de control se observa como el controlador regula el tiempo de apertura del inyector aumentando o disminuyendo el combustible suministrado dependiendo de la velocidad del cigüeñal, o si existe una falla. También se concluye que el comportamiento del AFR se regula a 14.7 a pesar de las variaciones de velocidad, los cambios de ingesta de aire del motor y las fallas generadas por el sensor MAF. Referente a la  $U$  de control se observó como el flujo de combustible de gasolina se ve afectado por la velocidad cada vez que existe un cambio, y cuando existe una falla abrupta o incipiente, la  $U$  de control aumenta o disminuye la cantidad de combustible con el objetivo de mantener una buena relación estequiométrica.

También se puede concluir que el controlador regula el factor lambda alrededor de 1, aun y cuando existen las variaciones de velocidad, los cambios de ingreso de aire al motor y alguna falla derivada del sensor de flujo de masa de aire (MAF). Con el error de la relación aire-combustible, el cual resulta de la diferencia entre la referencia y el calculado se logra la convergencia del error muy cercana a cero, salvo algunos picos derivado de los cambios de la velocidad del motor o alguna falla del sensor MAF.

Por último podemos concluir que una vez que se probó el esquema de detección y aislamiento de fallas junto con el esquema de control, se logra que el motor de combustión interna siga operando de manera continua, a pesar de la existencia de fallas en el sensor MAF, con lo que se cumple el objetivo propuesto para la presente investigación: *Desarrollar un control tolerante a fallas activo en el sensor de flujo de aire de un motor de combustión interna*, el cual se logró de acuerdo a los resultados de las simulaciones generadas a lo largo de este documento.

## 6.2. Trabajos futuros

- Llevar a cabo pruebas experimentales con un motor de combustión interna para poder validar experimentalmente tanto el esquema de supervisión y aislamiento de fallas, así como el control tolerante a fallas, y analizar su desempeño y funcionamiento.
- Diseñar e implementar umbrales adaptables que se puedan acoplar para las variaciones del flujo de masa de aire, derivada de un desgaste o degradación del funcionamiento del sensor para que éstos puedan localizar y determinar la existencia de una falla.
- Estandarizar los datos, es decir que se ocupen bajo un ciclo de conducción, ya sea americano o europeo, y con esto analizar el funcionamiento y desempeño tanto del control tolerante a fallas, como del esquema de detección y aislamiento de fallas.
- Analizar cómo afecta a las demás componentes, sensores y actuadores del vehículo una falla en el sensor MAF, para tener un mejor diagnóstico. O viceversa como afectan los demás sensores, actuadores y componentes al correcto funcionamiento del sensor MAF.
- Analizar y comprobar la robustez del controlador realizando pruebas experimentales, o ya sea con datos estandarizados para evaluar el desempeño y correcto funcionamiento del controlador.

## Bibliografía

- [1] A. Namigtle Jiménez. Diagnóstico de fallas en un riel de inyectores. Tesis de maestría, 2018.
- [2] K. L. Vázquez, Modelado y Control de un Motor de Combustión Interna para Etanol y Gasolina. Tesis de maestría, 2014.
- [3] D. E. Montiel Quintero. Detección y Diagnóstico de Fallas en Sistema de Inyección de Combustible de un Motor de Combustión Interna. Tesis de maestría, 2016.
- [4] P. Gutiérrez León. Desarrollo de un Sistema de Supervisión para un Motor de Combustión Interna. Tesis de maestría, 2017.
- [5] J. García Morales. Implementación de un Sistema de Control para un Proceso de Combustión Interna Empleando Múltiples Combustibles. Tesis de maestría, 2017.
- [6] Eric A. Wan y Rudolph van der Menve. The Unscented Kalman Filter for Nonlinear Estimation. Oregon Graduate Institute of Science Technology. 2000.
- [7] Eric A. Wan and Alex T. Nelson. Dual Extended Kalman Filter Methods. Department of Electrical and Computer Engineering, Oregon Graduate Institute of Science and Technology, Beaverton, Oregon, U.S.A. 2001.
- [8] Cristea, Smaranda, Rueda Ferreiro, Almudena. Control predictivo no lineal aplicado a columnas de destilación. 2<sup>a</sup> Reunión de Usuarios de EcosimPro, UNED, Madrid 24-25, febrero 2003.
- [9] M. S. Sangha, J. B. Gomm, D. L. Yu, y G. F. Page. Fault detection and identification of automotive engines using neural networks. IFAC Proceedings Volumes, 38(1):272–277, 2005.
- [10] T. A. Wenzel , K. J. Burnham , M. V. Blundell R. A. Williams. Dual extended Kalman filter for vehicle state and parameter estimation. Vehicle System Dynamics, 44:2, 153-171. 2007.

- [11] Vinay A. Bavdekar , Anjali P. Deshpande, Sachin C. Patwardhan. Identification of process and measurement noise covariance for state and parameter estimation using extended Kalman filter. *Journal of Process Control* 21, 585-601. 2011.
- [12] Djemili, A. Aitouche, V. Cocquempot. Fault Tolerant Control of Internal Combustion Engine subject to Intake Manifold Leakage. *IFAC Proceedings Volumes*, 45(20): 600-605, 2012.
- [13] Mohamed Guermouche, Sofiane Ahmed Ali, Nicolas Langlois. An Adaptive Integral Sliding Mode Control Design for Internal Combustion Engine Air Path. *IFAC Proceedings Volumes*, 46(25): 87-94, 2013.
- [14] Lizeth Torres, Cristina Verde, Omar Vázquez-Hernández. Parameter identification of marine risers using Kalman-like observers. *Ocean Engineering* 93, 84-97. 2015.
- [15] N'doye Bada , Sonane Ahmed Ali , Nicolas Langlois. Fault tolerant control design based higher-order sliding mode control for Internal Combustion engine. *IEEE 3rd International Symposium on Environmental Friendly Energies and Applications (EFEA)*, 2015.
- [16] R. Ahmed, M. El Sayed, S. A. Gadsden, J. Tjong, y S. Habibi. Automotive internal-combustion-engine fault detection and classification using artificial neural network techniques. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 64(1):21-33, 2015.
- [17] Y. Shatnawi y M. Al-khassaweneh. Fault diagnosis in internal combustion engines using extension neural network. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 61(3):1434-1443, 2014.
- [18] P. K. Wong, H. C. Wong, C. M. Vong, T. M. Iong, K. I. Wong, y X. Gao. Fault tolerance automotive air-ratio control using extreme learning machine model predictive controller. *Mathematical Problems in Engineering*, 2015.
- [19] Zhongxu Hu, Barry Gallacher. Extended Kalman filtering based parameter estimation and drift compensation for a MEMS rate integrating gyroscope. *Sensors and Actuators A* 250, 96-105. 2016.

- [20] Justin Flett, Gary M. Bone. Fault detection and diagnosis of diésel engine valve trains. *Mechanical Systems and Signal Processing*, Volumes 72-73:316-327,2016.
- [21] B. Pourbabaeae ,N. Meskin, K. Khorasani. Sensor fault detection, isolation, and identification using multiple-model-based hybrid Kalman filter for gas turbine engines. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, volume 24: 1184-1200, 2016.
- [22] Z. Li, Z. Guo, C. Hu, A. Li. On-line indicated torque estimation for internal combustion engines using discrete observer. *Computers and Electrical Engineering*, volume 60: 100-115,2017.
- [23] D.A.Carbot, R.F. Escobar, J.F. Gómez, A.C. Téllez. A survey on modeling, biofuels, control and supervision systems applied in internal combustion engines.*ScienceDirect Renewable and Sustainable Energy Reviews* 73:1070-1085.2017.
- [24] A.Namigtle, R.F. Escobar, J.F. Gómez, C.D. García, A.C. Téllez. Online ANN-based fault diagnosis implementation using an FPGA: Application in the EFI system of a vehicle. *ISA Transactions*. 100:358-372.2020.
- [25] E. Hendricks, A. Chevalier, M. Jensen, S. C. Sorenson, D. Trumpy, y J. Asik. Modelling of the intake manifold filling dynamics. *Inf. téc., SAE Technical Paper* (No. 960037), 1996.
- [26] R. Karmiggelt y F Veldpaus. Mean value modelling of a s.i. engine. EUT, Department of Mechanical Engineering, Report, (98.041), 1998.
- [27] Dante Giacosa. *Motores Endotérmicos*. Editorial Dossat, S.A., 3° Edición,1979.
- [28] P. Rivadeneira, J. Sereno, N. Magdelaine, C. Moog. Observador de Luenberger con medidas discretas aplicado a la dinámica de glucosa-insulina. *AADECA 25° Congreso Argentino de Control Automático*. 2016.
- [29] P. Gutiérrez, J. García, R.F. Escobar, J.F. Gómez, G. López, L. Torres. Implementation of a fault tolerant system for the internal combustion engine's MAF sensor. *ScienceDirect Measurement* 122: 91-99. 2018.

- [30] D.A. Carbot, G. Besançon, R.F. Escobar. EKF based sensor fault diagnosis for a internal combustion engine. 23rd International Conference on System Theory, Control and Computing. 2019.
- [31] C.J. Nevot. Diseño de un controlador avanzado basado en redes neuronales para la gestión de la mezcla aire-gasolina en un motor alternativo. Ph.D. thesis. Universidad Politécnica de Cataluña. 1999.
- [32] A. Aguilera Gonzalez. Observador Continuo-Discreto para la Estimación de Concentraciones en una Columna de Destilación, para la Mezcla Etanol-Agua. Tesis de maestría, 2008.
- [33] J. A. Brizuela, C.M. Astorga, A. Zavala, F. Canales. Control tolerante a fallas activo: estimación y acomodación de fallas en sensores aplicado al modelo LPV de una bicicleta sin conductor. Revista Iberoamericana de Automática e Informática industrial. 2016.

# Apéndice A

Los parámetros que se ocuparon para la simulación del motor de combustión interna se muestran en la Tabla 4:

Características Motor	Valor
Número de cilindros	4
Desplazamiento volumétrico del cilindro	$1,595 \text{ m}^3$
Potencia máxima	$78 \text{ kW} / 6000 \text{ rpm}$
Torque máximo	$138 \text{ Nm} / 4000 \text{ rpm}$
Relación de compresión	9,5/1
Relación de diámetro entre carrera	0,863
Válvulas	4 válvulas / cilindro
Régimen mínimo	$625 \text{ rpm}$
Régimen máximo	$6000 \text{ rpm}$
Diámetro válvula de mariposa	$50 \text{ mm}$
Volumen múltiple de admisión	$0,00148 \text{ m}^3$
Relación estequiométrica aire-combustible (AFR)	14,7

Tabla 4: Características del motor de combustión interna.

# Apéndice B

## Producto Académico

En la siguiente página se aprecia el producto académico desarrollado durante la maestría en ciencias en ingeniería electrónica, con especialidad en control automático, en el Centro Nacional de Investigación y Desarrollo Tecnológico (CENIDET) en 2021. Con la colaboración del Dr. Ricardo Fabricio Escobar Jiménez, el Dr. José Francisco Gómez Aguilar y el Dr. Carlos Daniel García Beltrán.

El trabajo elaborado fue un póster titulado: “*Estimación de flujo másico empleando un Filtro de Kalman Extendido en un motor de combustión interna*” presentado en el marco de la 7<sup>a</sup> Jornada de Ciencia y Tecnología Aplicada, celebrado del 17 al 19 de Noviembre de 2021, en el Tecnológico Nacional de México (TECNM) a través del Centro Nacional de Investigación y Desarrollo Tecnológico (CENIDET).



# Estimación del flujo másico empleando un Filtro de Kalman Extendido en un motor de combustión interna

**Presentan:** Luis Edgar Ocampo Rodríguez, Dr. Ricardo Fabricio Escobar Jiménez, Dr. José Francisco Gómez Aguilar y Dr. Carlos Daniel García Beltrán

## 1 ANTECEDENTES/PROBLEMÁTICA

El sensor MAF (Sensor de Flujo de Masa de Aire), es un dispositivo que mide la cantidad de aire que entra al motor. La computadora ocupa esta información para calcular y controlar la mezcla aire-combustible en el ajuste de encendido y cuando se debe hacer el cambio de marcha en la transmisión.

## 2 MOTIVACIÓN/JUSTIFICACIÓN

Con este proyecto se pretende abordar las fallas que genere el sensor MAF, como falso contacto entre cables, fallas por envejecimiento o alguna desconexión, y estas fallas pueden causar un mal suministro de combustible, lo que genera mayor gasto y mayor contaminación ambiental. Para combatir este problema se desarrollará un observador de estado no lineal.

## 3 OBJETIVO

Desarrollar un observador que estime la cantidad de flujo de masa de aire, a partir de la presión y la temperatura de un motor de combustión interna.

## 4 CASO DE ESTUDIO

El esquema de admisión de aire de un motor de cuatro tiempos.

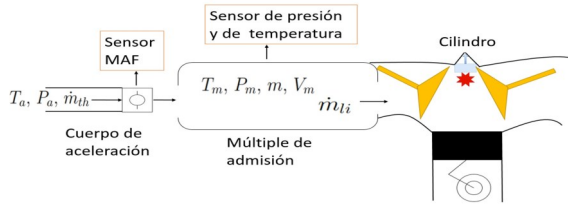


Figura 1. Esquema de admisión de aire de un motor de 4 tiempos.

$$\frac{dT_m}{dt} = \frac{RT_m}{P_m V_m} \left( \dot{m}_{th} (kT_a - T_m) - \left( \frac{\eta_v V N P_m}{120 RT_m} \right) (k-1) T_a \right)$$

$$\frac{dP_m}{dt} = \frac{kR}{V_m} \left( \dot{m}_{th} T_a - \left( \frac{\eta_v V N P_m}{120 RT_m} \right) T_m \right)$$

## 7 CONCLUSIÓN

Con el filtro de Kalman Extendido se logra una buena estimación del flujo de masa de aire, con una media del error cuadrático de  $3.6249 \times 10^{-11}$ . En trabajos futuros, empleando un esquema de detección de fallas, cuando exista una falla en el sensor MAF, éste se podría reemplazar por el flujo estimado, garantizando que siga funcionando de manera continua el motor de combustión interna.

## 8 BIBLIOGRAFÍA

- [1] Eric A. Wan and Alex T. Nelson. Dual Extended Kalman Filter Methods. Department of Electrical and Computer Engineering, Oregon Graduate Institute of Science and Technology, Beaverton, Oregon, U.S.A. 2001.
- [2] T. A. Wenzel, K. J. Burnham, M. V. Blundell R. A. Williams. Dual extended Kalman filter for vehicle state and parameter estimation. Vehicle System Dynamics, 44:2, 153-171. 2007.
- [3] Zhongxu Hu, Barry Gallacher. Extended Kalman filtering based parameter estimation and drift compensation for a MEMS rate integrating gyroscope. Sensors and Actuators A 250, 96-105. 2016.
- [4] B. Pourbabaee, N. Meskin, K. Khorasani. Sensor fault detection, isolation, and identification using multiple-model-based hybrid Kalman filter for gas turbine engines. IEEE Transactions on Control Systems Technology, volume 24: 1184-1200, 2016.

## 5 PROPUESTA DE SOLUCIÓN

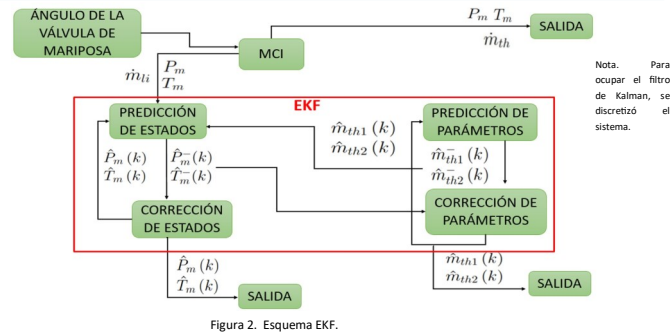


Figura 2. Esquema EKF.

## 6 RESULTADOS SIMULACIÓN

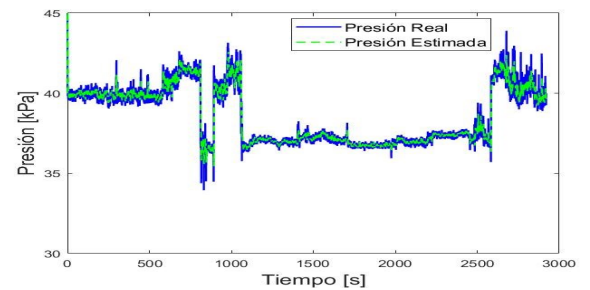


Figura 3. Comparación entre la presión real y la presión estimada.

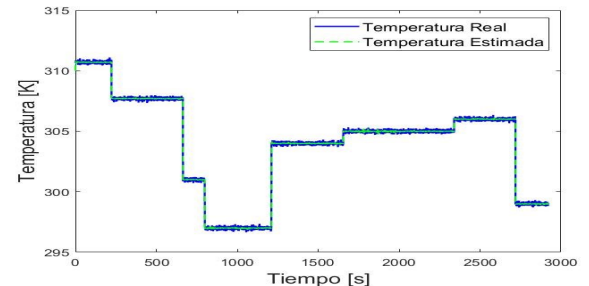


Figura 4. Comparación entre la temperatura real y la temperatura estimada.

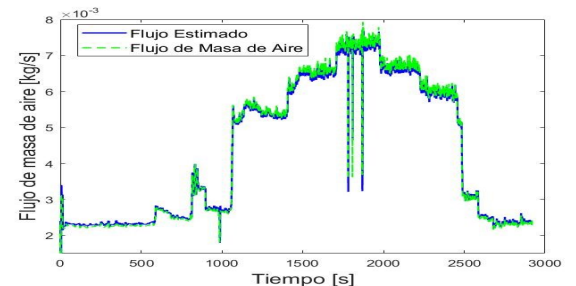


Figura 5. Comparación entre el flujo real y el flujo estimado.