

Centro Nacional de Investigación y Desarrollo Tecnológico

Subdirección Académica

Departamento de Ingeniería Electrónica

TESIS DE MAESTRÍA EN CIENCIAS

**Detección y Diagnóstico de Fallas en Sistema de Inyección de
Combustible de un Motor de Combustión Interna**

presentada por
Ing. Didhier Eduardo Montiel Quintero

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. Carlos Manuel Astorga Zaragoza

SEP

SECRETARÍA DE
EDUCACIÓN PÚBLICA



TECNOLÓGICO NACIONAL DE MÉXICO
Centro Nacional de Investigación y Desarrollo Tecnológico

Cuernavaca, Mor., 27 de junio de 2016.

OFICIO

No. DIE/0134/2016

Asunto: Aceptación de documento de tesis

DR. GERARDO VICENTE GUERRERO RAMÍREZ
SUBDIRECTOR ACADÉMICO
PRESENTE

Por este conducto, los integrantes de Comité Tutorial del **C. Didier Eduardo Montiel Quintero** con número de control **M14CE028** de la Maestría en Ciencias en Ingeniería Electrónica, le informamos que hemos revisado el trabajo de tesis profesional titulado **“DETECCIÓN Y DIAGNÓSTICO DE FALLAS EN SISTEMA DE INYECCIÓN DE UN MOTOR DE COMBUSTIÓN INTERNA”** y hemos encontrado que se han realizado todas las correcciones y observaciones que se le indicaron, por lo que hemos acordado aceptar el documento de tesis y le solicitamos la autorización de impresión definitiva.

DIRECTOR DE TESIS

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

CODIRECTOR DE TESIS

Dr. Carlos Manuel Astorga Zaragoza
Doctor en Ingeniería Electrónica
Cédula profesional 5505019

REVISOR 1

Dra. Ma. Guadalupe López López
Doctora en Ciencias en Ingeniería Química
Cédula profesional 7980045

REVISOR 2

Dr. Víctor Manuel Alvarado Martínez
Doctor en Ciencias en Ingeniería Electrónica
Cédula profesional 8031070

C.p. Lic. Guadalupe Garrido Rivera.- Jefa del Departamento de Servicios Escolares.
Estudiante
Expediente

CMAZ/lrr



cenidet[®]
Centro Nacional de Investigación
y Desarrollo Tecnológico

Interior Internado Palmira S/N, Col. Palmira. C.P. 62490 Cuernavaca, Mor.
Tels. (01)777 362-77-70 Ext. 4106, e-mail: direccion@cenidet.edu.mx
www.cenidet.edu.mx



Cuernavaca, Mor., 28 de junio de 2016
OFICIO No. SAC/250/2016

Asunto: Autorización de impresión de tesis

ING. DIDHIER EDUARDO MONTIEL QUINTERO
CANDIDATO AL GRADO DE MAESTRO EN CIENCIAS
EN INGENIERÍA ELECTRÓNICA
P R E S E N T E

Por este conducto, tengo el agrado de comunicarle que el Comité Tutorial asignado a su trabajo de tesis titulado **“DETECCIÓN Y DIAGNÓSTICO DE FALLAS EN SISTEMA DE INYECCIÓN DE UN MOTOR DE COMBUSTIÓN INTERNA”**, ha informado a esta Subdirección Académica, que están de acuerdo con el trabajo presentado. Por lo anterior, se le autoriza a que proceda con la impresión definitiva de su trabajo de tesis.

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

ATENTAMENTE

“CONOCIMIENTO Y TECNOLOGIA AL SERVICIO DE MEXICO”



DR. GERARDO VICENTE GUERRERO RAMÍREZ
SUBDIRECTOR ACADÉMICO



SEP TecNM
CENTRO NACIONAL
DE INVESTIGACIÓN
Y DESARROLLO
TECNOLÓGICO
SUBDIRECCIÓN
ACADÉMICA

C.p. Lic. Guadalupe Garrido Rivera.- Jefa del Departamento de Servicios Escolares.
Expediente

GVGR/mcr

Dedicatoria

A mis padres

A Rodolfo Montiel Domínguez y Araceli Quintero Oseguera por su amor, apoyo y confianza incondicional, por estar a mi lado en todos los momentos de mi vida, por sus consejos, por enseñarme que con esfuerzo, trabajo y constancia todo es posible, por ser mi ejemplo a seguir y porque sin ustedes no sería lo que soy. Los amo.

A mi esposa

A Montserrat Alegría Zamudio por traer a mi vida el amor, felicidad y equilibrio que buscaba, por demostrarme que siempre estaremos juntos, por tu apoyo y ánimo para alcanzar nuevas metas, por tu comprensión, paciencia y compromiso, por ser mi amiga y compañera inseparable. Te amo.

A mi hija

A Valeria Montserrat Montiel Alegría por sus sonrisas que me alegran el alma, por cada momento a tu lado, por enseñarme cosas nuevas cada día, por ser la inspiración que me impulsa a dar lo mejor de mi, simplemente por ser mi razón de vivir. Te amo hija.

A mis hermanos

A Deckar Alain y Amairanni Montiel Quintero por todas las alegrías que hemos compartido, por estar juntos en los momentos difíciles, porque siempre podré contar con ustedes y por todo lo que me han enseñado. Los quiero mucho.

Agradecimientos

A mi esposa e hija por el amor, cariño, apoyo y paciencia que me brindan y por todos los momentos que hemos vivido como familia.

A mis papas y hermanos por todo el amor, apoyo y confianza que me han brindado, y por todo lo que hacen por mí. Siempre les estaré agradecido.

Al Dr. Ricardo Fabricio Escobar Jiménez por brindarme su confianza, amistad y apoyo incondicional, además de la excelente labor como guía de este trabajo.

A mis revisores: Dra. María Guadalupe López López y Dr. Victor Manuel Alvarado Martínez por cada uno de los valiosos comentarios y acertadas correcciones que ayudaron a enriquecer este trabajo.

A mis profesores: Dr. Manual Adam, Dr. Carlos Daniel, Dr. Enrique Quintero, Dr. Alejandro Rodríguez, Dr. Juan Reyes, Dr. Carlos Astorga y antes mencionados por compartir todos sus conocimientos dentro y fuera de las aulas de clases, pero sobre por su grata amistad.

A mis compañeros y amigos: Susana Sainz, Jesús Reyes, Juan Joachin, Carlos Zuñiga, Emmanuel Sólis, Adriana Méndez, Julio Betancourt, Diego Carbot, Moisés Ramos, Leonardo Rodríguez, Ivonne Guerrero, Patricia Vázquez, Hugo Arellano, Saúl Beltrán, Adrián Velázquez, Oscar Gutiérrez, César Márquez, Paulina Gutiérrez, Jarniel Morales, Arturo Flores y Ricardo Schacht por todos los momentos vividos en cenidet.

Al Tecnológico Nacional de México y al Centro Nacional de Investigación y Desarrollo Tecnológico por brindarme las herramientas necesarias para mi desarrollo profesional, así como, por cada una de las amables atenciones que recibí durante mi estancia.

Al CONACYT por el apoyo económico que me brindaron para la realización del trabajo.

Resumen

Este trabajo de tesis se presenta el diseño de un esquema de Detección y Aislamiento de Fallas (FDI) en actuadores aplicado a un sistema electrónico de inyección de combustible (EFI) de un motor de combustión interna en un banco de pruebas. Debido a que los inyectores de combustible son los componentes mas importantes del sistema de inyección, ya que son los encargados de dosificar el combustible necesario a los cilindros para lograr una mezcla estequiométrica durante el proceso de combustión.

El objetivo de la investigación es detectar y aislar fallas abruptas e incipientes en los inyectores de combustible del sistema de inyección. Para lograr el objetivo, se implementó una Red Neuronal Artificial (RNA) con una estructura prealimentada de una sola capa oculta que utiliza el algoritmo de aprendizaje *Extreme Learning Machine*. El esquema de detección y aislamiento de fallas se basa en una red neuronal utilizada para clasificación.

Abstract

This master thesis presents an actuator Fault Detection and Isolation (FDI) scheme applied in a Electronic Fuel Injection system (EFI) of Internal Combustion (CI) engine installed in a test bed. Because electro-injectors are the most important components of injection system, due to they are responsible for metering fuel to the cylinders to achieve a stoichiometric mixture for the combustion process. The goal of this research is to detect and isolate abrupt and emerging faults in fuel injectors of the electronic fuel injection (EFI) system.

To achieve this objective, it was implemented a single hidden layer feedforward artificial neural network that uses the learning algorithm textit Extreme Learning Machine. The detection and diagnosis scheme is based on artificial neural network for the classification problem.

Índice general

| | |
|---|----------|
| Índice de figuras | VIII |
| Índice de tablas | IX |
| Nomenclatura | X |
| 1. Introducción | 1 |
| 1.1. Planteamiento del problema | 3 |
| 1.2. Objetivos | 4 |
| 1.2.1. Objetivo general | 4 |
| 1.2.2. Objetivos específicos | 4 |
| 1.3. Metas | 4 |
| 1.4. Hipótesis | 5 |
| 1.5. Justificación | 5 |
| 1.6. Alcances | 6 |
| 1.7. Limitaciones | 6 |
| 1.8. Metodología | 6 |
| 1.9. Organización del documento | 7 |
| 2. Estado del arte y marco teórico | 8 |
| 2.1. Estado del arte | 8 |
| 2.1.1. Modelos matemáticos de sistemas de inyección | 8 |
| 2.1.2. Detección y diagnóstico en motores de combustión interna | 11 |
| 2.2. Marco teórico | 14 |
| 2.2.1. Motores de combustión interna | 14 |
| 2.2.2. Sistemas de inyección de combustible | 17 |
| 2.2.3. Redes neuronales artificiales | 22 |

| | |
|--|-----------|
| 2.2.4. Detección y diagnóstico de fallas | 26 |
| 3. Modelado del sistema de inyección de combustible. | 33 |
| 3.1. Modelo matemático del sistema de inyección | 33 |
| 3.1.1. Bomba de combustible | 36 |
| 3.1.2. Riel de combustible | 37 |
| 3.1.3. Inyectores | 37 |
| 3.2. Tiempo de inyección | 38 |
| 3.3. Banco de pruebas | 43 |
| 3.4. Simulación del modelo | 45 |
| 4. Detección y diagnóstico de fallas basado en red neuronal | 51 |
| 4.1. Conjunto de datos | 55 |
| 4.2. Entrenamiento | 57 |
| 4.2.1. Resultado del entrenamiento | 60 |
| 4.3. Validación | 62 |
| 5. Conclusiones y trabajos futuros | 66 |
| 5.1. Conclusiones | 66 |
| 5.2. Trabajos futuros | 67 |
| Bibliografía | 71 |
| Anexo A | 72 |
| Anexo B | 73 |
| Anexo C | 74 |

Índice de figuras

| | | |
|-------|--|----|
| 2.1. | <i>Ciclo operativo de cuatro tiempos.</i> | 15 |
| 2.2. | <i>Diagrama a bloques del sistema de inyección de combustible.</i> | 17 |
| 2.3. | <i>Clasificación de los sistemas de inyección.</i> | 20 |
| 2.4. | <i>Inyección monopunto e inyección multipunto, Robert (1992).</i> | 20 |
| 2.5. | <i>Tipos de inyección de combustible, (Bauer, 2001).</i> | 22 |
| 2.6. | <i>Neurona artificial.</i> | 23 |
| 2.7. | <i>Funciones de activación usuales.</i> | 23 |
| 2.8. | <i>Esquema de una red de tres capas totalmente interconectadas.</i> | 24 |
| 2.9. | <i>Esquema de la detección de fallas basada en señales, (Gao et al., 2015b).</i> | 29 |
| 2.10. | <i>Ilustración geométrica con dos características, Verde et al. (2013).</i> | 31 |
| 2.11. | <i>Sistema de diagnóstico y reconocimiento de fallas basado en RNA.</i> | 32 |
| 3.1. | <i>Polinomio de aproximación</i> | 41 |
| 3.2. | <i>Diagrama esquemático del modelo del sistema de inyección.</i> | 42 |
| 3.3. | <i>Banco de pruebas.</i> | 43 |
| 3.4. | <i>Variaciones en las entradas</i> | 46 |
| 3.5. | <i>Tiempo de inyección</i> | 47 |
| 3.6. | <i>Variación de los pulsos de inyección</i> | 48 |
| 3.7. | <i>Validación el tiempo de inyección.</i> | 49 |
| 3.8. | <i>Presión simulada del riel de combustible.</i> | 50 |
| 4.1. | <i>Red neuronal prealimentada de una sola capa oculta.</i> | 52 |
| 4.2. | <i>Ventanas con 2500 muestras.</i> | 59 |
| 4.3. | <i>Tira de datos usada en el entrenamiento.</i> | 62 |
| 4.4. | <i>Tira de datos para validación de la red neuronal.</i> | 63 |
| 4.5. | <i>Tira de datos simulados para la validación de fallas incipientes.</i> | 64 |

| | |
|--|----|
| 5.1. <i>Interfaz gráfica para el control de los inyectores en el banco de pruebas.</i> . . . | 73 |
| 5.2. <i>Proyecto en Labview.</i> | 74 |
| 5.3. <i>Interfaz de control de los inyectores.</i> | 75 |
| 5.4. <i>Adquisición de datos de presión y flujo.</i> | 75 |
| 5.5. <i>Conjunto de datos en Microsoft Excel.</i> | 76 |
| 5.6. <i>Conjunto de datos importados a Matlab.</i> | 76 |

Índice de tablas

| | |
|---|----|
| 3.1. <i>Datos para la aproximación del coeficiente de descarga</i> | 40 |
| 4.1. <i>Definición de clases.</i> | 55 |
| 4.2. <i>Detalles de las pruebas experimentales.</i> | 56 |
| 4.3. <i>Ejemplo de como se forman los datos de entrenamiento y prueba.</i> | 58 |
| 4.4. <i>Resultados de la fase de entrenamiento.</i> | 61 |
| 4.5. <i>Resultados de la RNA reconociendo patrones de fallas abruptas.</i> | 63 |
| 4.6. <i>Resultados de la RNA reconociendo patrones de fallas incipientes.</i> | 65 |
| 5.1. <i>Parámetros físicos del sistema de inyección.</i> | 72 |

Nomenclatura

Notación

| | |
|-----------|--|
| A | área transversal (m^2) |
| c_d | coeficiente de descarga |
| E_T | pulsos de los inyectores |
| K_f | módulo de compresibilidad (Pa) |
| \dot{m} | flujo másico ($kg\ h^{-1}$) |
| p | presión variante en el tiempo (Pa) |
| P | presión constante (Pa) |
| q | flujo volumétrico ($m^3\ s^{-1}$) |
| V | volumen (m^3) |

Subíndices

| | |
|-------|----------------------|
| a | aire |
| adm | múltiple de admisión |
| b | bomba |
| cil | cilindro |
| f | combustible |
| $i1$ | inyector 1 |
| $i2$ | inyector 2 |
| $i3$ | inyector 3 |
| $i4$ | inyector 4 |
| r | riel de combustible |

Letras griegas.

| | |
|----------|-----------------------------------|
| α | ángulo de apertura ($^{\circ}$) |
| η | eficiencia volumétrica |
| ρ | densidad ($kg\ m^{-3}$) |
| ω | régimen de giro (rpm) |

Acrónimos

| | |
|-------------|---|
| <i>AFR</i> | (<i>Air Fuel Ratio</i>): relación aire combustible |
| <i>AI</i> | (<i>Analog Input</i>): entrada analógica |
| <i>BDC</i> | (<i>Bottom Dead Center</i>): punto muerto inferior |
| <i>BP</i> | (<i>Back Propagation</i>): retropropagación |
| <i>DIO</i> | (<i>Digital Input Output</i>): entrada y salida digital |
| <i>EFI</i> | (<i>Electronic Fuel Injection</i>): inyección electrónica de combustible |
| <i>ECU</i> | (<i>Electronic Control Unit</i>): unidad de control electrónico |
| <i>ELM</i> | (<i>Extreme Learning Machine</i>): maquina de aprendizaje extremo |
| <i>IFAC</i> | (<i>International Federation of Automatic Control</i>): federación internacional de control automático |
| <i>MCI</i> | motor de combustión interna |
| <i>MIL</i> | (<i>Malfunction Indicator Light</i>): indicador luminoso de mal funcionamiento |
| <i>MORA</i> | (<i>Model order Reduction Algorithm</i>): algoritmo de reducción de orden del modelo |
| <i>OBD</i> | (<i>On Board Diagnostics</i>): diagnóstico a bordo |
| <i>PID</i> | proporcional, integral y derivativo |
| <i>RNA</i> | red neuronal artificial |
| <i>SLFN</i> | (<i>Single-hidden Layer Feedforward Neural Network</i>): red neuronal prealimentada de una sola capa oculta |
| <i>TDC</i> | (<i>Top Dead Center</i>): punto muerto superior |

Capítulo 1

Introducción

Para cualquier sistema de control, sin importar que tan ingenioso sea el diseño o que tan impecable se realice el proceso de manufactura, éste está sujeto a fallas, debidas al deterioro del desempeño de los instrumentos que los componen con el paso del tiempo, como sensores y actuadores.

Por ello la detección y diagnóstico de fallas en sistemas de ingeniería es de gran significado práctico, ya que abarca una gran variedad de procesos o sistemas diseñados por el hombre, como las refinerías, fabricas de acero, fabricas de papel, barcos, aviones, automóviles, lavadoras, aires acondicionados, refrigeradores, etcétera. La detección temprana de fallas es crucial para evitar deterioros del producto, la degradación de desempeño del sistema o proceso, mayor daño al equipo o riesgos en la seguridad de los operadores.

En los sistemas de seguridad crítica, como la de los reactores nucleares, las consecuencias de una falla pueden ser extremadamente serias en términos de vidas humanas, impacto ambiental y pérdidas económicas, por lo tanto, existe una creciente necesidad de supervisar y diagnosticar fallas en línea para incrementar la confiabilidad de tales sistemas.

En los automóviles, las técnicas de diagnóstico pueden ser usadas para mejorar la eficiencia, mantenibilidad, disponibilidad y confiabilidad del sistema. Especialmente en el motor de combustión interna de un automóvil, la operación confiable del sistema de inyección es fundamental. Una falla en el sistema de combustible que impacte el suministro de combustible al motor tendrá un efecto inmediato en el desempeño y seguridad del sistema. Se entiende por falla a los cambios inesperados en el comportamiento nominal de un sistema que deteriora su desempeño.

El sistema de inyección de combustible es uno de los equipos más importantes en los motores de combustión interna y generalmente usan control electrónico de inyección. Debido a que su ambiente de trabajo es malo (altas temperaturas, vibraciones, humedad), el sistema electrónico de inyección presenta fallas inevitables cuando el automóvil recorre aproximadamente 150000 km, (Duan and Wang, 2015). La principal característica es que la inyección de combustible es mala, provoca que el motor no arranque y el consumo de combustible incremente significativamente.

El diagnóstico en línea de los componentes y sistemas de los automóviles ha incrementado en la industria automotriz, por las siguientes razones: (i) el diagnóstico a bordo (OBD) mejora la mantenibilidad y reparabilidad de los vehículos, (ii) el cumplimiento de las leyes federales y estatales, que requieren la disminución de emisiones de gases de combustión, se facilita con la detección y compensación de fallas incipientes en los sistemas de suministro de combustible y gases de escape, y (iii) el incremento en capacidad de las computadoras y controladores automotrices ha hecho posible la implementación de algoritmos de control y diagnóstico extremadamente sofisticados.

1.1. Planteamiento del problema

Los algoritmos de detección y aislamiento de fallas juegan un papel muy importante en todos los sistemas modernos debido a la creciente demanda de confiabilidad y seguridad, particularmente en el sector automotriz ya que las fallas pueden potencialmente inducir el incremento de emisiones contaminantes, incrementar el consumo de combustible o producir daños al motor. Este tipo de impactos negativos se pueden prevenir o al menos minimizar su severidad, si las fallas pueden ser detectadas y aisladas en un tiempo apropiado.

Actualmente la mayoría de los automóviles con motores de combustión interna, cuentan con tecnología de inyección electrónica multipunto de combustible cuyo objetivo es mejorar el rendimiento del motor en todos los aspectos de funcionamiento, proporcionando la cantidad precisa de combustible durante la etapa de inyección.

La cantidad de combustible inyectado se relaciona con la eficiencia de la combustión y como la combustión esta estrechamente relacionada con el desempeño y la emisión de gases contaminantes del motor, es importante tener bajo constante supervisión el sistema de inyección de combustible, debido a que en la actualidad las normas en el ámbito de emisiones contaminantes a la atmósfera y calidad de los productos son cada vez más estrictas.

1.2. Objetivos

1.2.1. Objetivo general

Diseñar e implementar un esquema de detección y diagnóstico de fallas en actuadores, que sea capaz de detectar y aislar fallas abruptas e incipientes presentes en los inyectores de un banco de pruebas del sistema de inyección electrónica de combustible de un motor de combustión interna.

1.2.2. Objetivos específicos

- Modelar y simular el modelo matemático del sistema de inyección electrónico de combustible empleado en un motor Nissan Tsuru.
- Construir un banco de pruebas para el sistema de inyección de combustible.
- Comparar la presión del riel y el flujo de la bomba estimados por el modelo matemático con sus respectivas mediciones tomadas de los sensores del banco de pruebas.
- Emplear una Red Neuronal Artificial (RNA) que permita clasificar las señales de presión del riel y flujo de la bomba obtenidas de los sensores del banco de pruebas.
- Implementar un esquema de detección y aislamiento de fallas basado en señales para el sistema electrónico de inyección.
- Validar el esquema de detección y aislamiento de fallas en presencia de fallas incipientes simuladas.
- Implementar el esquema de detección y aislamiento de fallas en el banco de pruebas del sistema de inyección electrónica de combustible.

1.3. Metas

- Obtener resultados válidos de las simulaciones del modelo matemático del sistema de inyección.
- Construir un banco de pruebas funcional del sistema de inyección.
- Obtener mediciones de la presión del riel de combustible y del flujo de la bomba del sistema de inyección en el banco de pruebas.

- Entrenar una red neuronal artificial con datos obtenidos de mediciones de la presión del riel y del flujo de la bomba de combustible.
- Detectar y aislar fallas en los inyectores del banco de pruebas.

1.4. Hipótesis

Es posible diseñar un esquema de detección y aislamiento de fallas en los actuadores de un sistema de inyección electrónica de combustible con la implementación de una red neuronal artificial para el reconocimiento de patrones.

1.5. Justificación

Existen muy pocos sistemas que monitorean el estado del sistema de inyección y menos aún los que permitan adaptarse a las fallas detectadas. Las técnicas actuales de diagnóstico requieren un mantenimiento cuidadoso de los componentes del sistema de combustible.

La mínima acumulación de partículas contaminantes dentro de los inyectores puede reducir el flujo de combustible de forma significativa, afectando la atomización del combustible, causando una combustión ineficiente. Por ello es indispensable saber con precisión y exactitud cuando un inyector presenta falla. Actualmente los vehículos cuentan con un sistema llamado OBD (On Board Diagnostics), que es un esquema de diagnóstico en línea generalizado, que monitorea continuamente los componentes que intervienen en el proceso de inyección y combustión. En presencia de falla, el OBD la detecta y avisa al usuario de esta mediante un indicador luminoso situado en el panel de instrumentos denominado MIL (Malfunction Indicator Light).

Existen métodos para la detección de fallas fuera de línea que no logran detectar de forma exacta si existe falla en los inyectores. Esto lleva a realizar un esquema de detección y diagnóstico de fallas en línea, aplicado a un sistema de inyección de combustible, que permita identificar y conocer con exactitud el inyector que presenta fallas.

1.6. Alcances

El esquema de detección y aislamiento contemplará fallas abruptas e incipientes en cada uno de los inyectores del sistema. Este esquema será validado en un banco de pruebas empleando el sistema electrónico de inyección que usa un vehículo NISSAN Tsuru.

1.7. Limitaciones

El esquema de detección y aislamiento de fallas sólo es válido para las condiciones existentes en el banco de pruebas, ya que aún no se puede generalizar a un motor de combustión interna debido a que éstos están sujetos a diferentes factores como cambios de temperatura ocasionado por el calentamiento del motor y el enfriamiento del sistema de refrigeración. También la presión afecta de manera directa el sistema de inyección de combustible.

No se cuenta con las condiciones necesarias para medir directamente la presión y el flujo existente en cada uno de los inyectores, por ello, la detección y aislamiento de fallas se realiza mediante el análisis de los cambios en las señales de los sensores disponibles, causados por las fallas en inyectores. Es decir, se analiza el comportamiento de los datos de presión y flujo en el riel de inyección en condiciones nominales y en presencia de fallas en inyectores.

1.8. Metodología

La metodología desarrollada para la realización de este tema de investigación es la siguiente:

1. Se realizó la búsqueda y análisis bibliográfico de modelos matemáticos del sistema de inyección de combustible para motores de combustión interna y, detección y diagnóstico de fallas aplicado a sistemas de inyección.
2. Se desarrolló el modelo matemático del sistema de inyección electrónica de combustible de un motor Nissan Tsuru.
3. Se realizó la simulación del modelo matemático del sistema de inyección.
4. Se construyó el banco de pruebas del sistema de inyección de combustible.

5. Se instalaron sensores para medir la presión y el flujo en el riel de inyección.
6. Se validó experimentalmente el modelo matemático, para comprobar que el modelo representa las dinámicas del sistema.
7. Se seleccionó y diseñó el sistema de detección y aislamiento de fallas.
8. Se simuló el esquema de detección y aislamiento de fallas.
9. Se implementó el esquema de detección y aislamiento de fallas en el banco de pruebas.

1.9. Organización del documento

La información presentada en este documento se organiza en cinco capítulos. A continuación se describe el contenido de cada capítulo brevemente.

El **Capítulo 2** presenta la revisión del estado del arte que abarcó modelos matemáticos del sistema de inyección de combustible y el marco teórico de motores de combustión interna, sistemas de inyección de combustible, redes neuronales y detección y diagnóstico de fallas.

En el **Capítulo 3** se presenta el desarrollo y simulación del modelo matemático del sistema de inyección de combustible seleccionado, la descripción del banco de pruebas construido, así como la herramienta para el desarrollo experimental.

En el **Capítulo 4** se presenta la detección y aislamiento de fallas basado en redes neuronales utilizando como algoritmo de aprendizaje el *Extreme Learning Machine*, así como su aplicación para la detección de fallas abruptas e incipientes.

En el **Capítulo 5** se dan a conocer las conclusiones del trabajo realizado, además de los trabajos futuros que pueden surgir de esta investigación.

Capítulo 2

Estado del arte y marco teórico

2.1. Estado del arte

2.1.1. Modelos matemáticos de sistemas de inyección

El inyector de combustible es una estructura compleja que contiene muchos componentes intrínsecos, recientemente se ha puesto mucho empeño en estudiar el flujo dentro de un inyector para desarrollar modelos computacionales y predecir su respuesta dinámica, así como el análisis de su comportamiento en el sistema de inyección de combustible.

En diversos trabajos (Plamondon and Seers, 2014; Liu et al., 2014; Saponaro et al., 2014; Satkoski and Shaver, 2011; Dongiovanni and Coppo, 2010; Seykens et al., 2005; Zhao et al., 1999) se desarrollaron modelos matemáticos para relacionar las respuestas del inyector con sus parámetros de diseño, mientras que otros trabajos se enfocan en obtener modelos que den buenas correlaciones entre las respuestas calculadas y las respuestas medidas.

En el trabajo de (Plamondon and Seers, 2014) se presentó un modelo matemático para el sistema de inyección de combustible en motores diésel, que requiere el mínimo de información geométrica y un bajo tiempo computacional para su simulación, se reportan alrededor de 4-5 segundos por cada carrera del motor. El modelo propuesto se valida comparándolo con resultados experimentales y un modelo sofisticado del sistema de inyección. El objetivo de este trabajo es examinar el comportamiento del sistema de inyección y predecir el efecto de los parámetros de operación del motor en su desempeño.

En (Liu et al., 2014) se presentó un modelo matemático orientado al control del sis-

tema de inyección basado en hidrodinámicas y el módulo de compresibilidad. El modelo presentado considera la bomba de combustible, el riel de inyección y los inyectores del sistema. Posteriormente, el modelo se simplifica para propósitos de diseño y poder desarrollar un controlador no lineal dispuesto en estructura de retroalimentación prealimentada. El objetivo es obtener la cantidad precisa inyectada en motores con inyección directa de gasolina mediante un esquema de control de presión del riel de inyección.

La investigación de (Saponaro et al., 2014) presentó el modelo matemático de un inyector para sistemas de inyección en motores diésel basado en las leyes físicas que regulan los fenómenos hidrodinámicos y mecánicos. El modelo considera características geométricas del sistema por lo que permite predecir el comportamiento en estado estable y transitorio. El objetivo de este trabajo es obtener un modelo que permita optimizar el sistema, para el desarrollo de nuevas estrategias de control y para la evaluación de su desempeño.

En (Baur et al., 2014) se propuso un método basado en *Unscented Kalman Filters* (UKFs) para la estimación en línea de los parámetros propios del combustible (densidad y módulo de elasticidad) para su uso en el control de un motor automotriz. Estas propiedades se usan específicamente para mejorar la precisión de la inyección. Por último el método fue probado con datos de un banco de pruebas del sistema de inyección de combustible.

Por su parte, en (Shuai et al., 2013) se desarrolló el modelo matemático de un inyector, usado para el diseño de un controlador PID para regular la cantidad de combustible deseada a partir de un mapeo de la cantidad de inyección de acuerdo con la velocidad del motor y la presión del riel. Modela el inyector basado en la dinámica de presión del combustible, la cual es descrita por una combinación adecuada de las ecuaciones de continuidad y momento, así como de la ley de movimiento de Newton. Reporta que mediante el modelado de los inyectores es posible predecir comportamientos irregulares en la inyección, y en su caso obtener información útil para mejorar el control de la inyección. También en las conclusiones menciona que el modelo desarrollado puede ser ajustado para cualquier otro sistema de inyección diferente.

En (Browne et al., 2010) se construyó y examinó un modelo energético para un sistema de inyección de combustible automotriz. El objetivo es recomendar que elementos del sistema son requeridos para producir un modelo que represente las dinámicas adecuadamente. Usan el algoritmo MORA (del inglés Model Order Reduction Algorithm)

ya que provee un mecanismo para evaluar cada elemento en el modelo y determinar su contribución a la dinámica del sistema. El resultado es un modelo que mantiene el 98% de la energía total del modelo con 12 de los 25 elementos activos, este modelo requiere un 46.6% menos tiempo de simulación mientras continua proveyendo una adecuada predicción de la respuesta del sistema. El modelado del sistema de inyección se basa en un sistema de inyección electrónica multipunto de combustible para un motor de combustión interna de un vehículo Chevrolet Optra .

En (Lino et al., 2007) se desarrolló un modelo matemático orientado a control del sistema de inyección para motores diésel y después se diseñó una ley de control por modos deslizantes para regular la presión de inyección. El modelo considera la compresibilidad del combustible expresado por su módulo de compresibilidad para las dinámicas de la presión y la ley de conservación de energía para los flujos. En el desarrollo experimental, las mediciones de flujo se llevan a cabo acumulando el combustible en buretas graduadas en un determinado intervalo, después la cantidad de combustible almacenada en las buretas se divide por el número de inyecciones realizadas.

En (Lino et al., 2005) se presentó un modelo matemático para el sistema de inyección en motores diésel, donde en presencia de cambios de presión muy pequeñas entre las secciones transversales, se pueden presentar inestabilidades numéricas en el cálculo de los flujos. Para superar este problema, los flujos calculados son multiplicados por un coeficiente de relajamiento correctivo. Los autores mencionan que el modelo también puede ser adaptado a sistemas de inyección diferentes con la misma arquitectura, sólo con el ajuste adecuado de los parámetros geométricos.

En el trabajo presentado en (Seykens et al., 2005) se reportó el modelo hidráulico de un sistema de inyección de riel común que permite simular correctamente la tasa de inyección en función de la presión del riel. el modelo considera la dinámica de la temperatura del fluido, la dinámica de las ondas de presión, la densidad del combustible, el módulo de elasticidad y la viscosidad cinemática. Además, utiliza la masa de combustible inyectado para ajustar el coeficiente de descarga y obtener una buena aproximación de la tasa de inyección.

En (Yang et al., 1991) se desarrolló el modelo dinámico de un sistema de inyección multipunto de combustible, el modelado consiste en un modelo de parámetros distribuidos para las líneas de combustible y modelos de parámetros agrupados para la bomba, el re-

gulador de presión y los inyectores. El propósito es describir los rápidos transitorios de la presión en un sistema de inyección multipunto. Los efectos de obstrucciones del inyector y vaporización en el riel de combustible en los transitorios de la presión se examinan empleando el modelo verificado experimentalmente. Por último, se presenta un modelo *bond graph* para verificar la formulación de cada subsistema del modelo.

Conclusión

Existen muy pocos modelos disponibles que representen el comportamiento del sistema de inyección indirecta multipunto de combustible en un motor a gasolina. La mayoría de los trabajos se enfocan en el modelado de la inyección directa tanto en motores de gasolina como los de diésel, a partir de la revisión bibliográfica tomando las consideraciones necesarias se puede modelar el sistema electrónico de inyección indirecto multipunto.

2.1.2. Detección y diagnóstico en motores de combustión interna

En cuanto a detección de fallas en motores de combustión interna, específicamente en los inyectores del sistema de inyección de combustible se puede mencionar el trabajo de (Ostrica and Jurcik, 2014), donde se realizó el análisis del circuito magnético y del movimiento mecánico de la válvula de aguja de un inyector electrónico de combustible. Se realizaron las mediciones de corriente y voltaje en inyectores suponiendo condiciones nominales, estas características se ven afectadas por el movimiento del núcleo en el inyector, lo que resulta en cambios de inductancia. También se realizaron mediciones de corriente y voltaje simulando atascamiento de la válvula del inyector en posición abierta, movimiento parcial del vástago de válvula del inyector y reduciendo la presión del sistema de inyección. Uno de los principales problemas mencionados en este trabajo es que para cada uno de los cuatro inyectores del mismo modelo y empleados en el mismo vehículo se obtienen características de corriente y voltaje diferentes. El sistema de diagnóstico se realizó mediante la evaluación de residuos que se establecen mediante la comparación de las características nominales y las características con falla.

En (Hua et al., 2011) se estudió las formas de onda del sensor de oxígeno del sistema electrónico de inyección de combustible. Se simularon fallas donde en un cilindro, el combustible no se inyectó o no se quemó para simular el atascamiento de un inyector

en posición abierta o obstruido, respectivamente. Cuando el conector de un inyector se desconectó, la concentración de oxígeno aumentó significativamente, el cambio de concentración de oxígeno en los gases de combustión es detectado por el sensor de oxígeno. El inconveniente del diagnóstico de fallas usando el sensor de oxígeno es que requiere de tres condiciones: 1) una relación aire combustible adecuada, 2) suficiente energía de ignición y 3) relación de compresión y temperatura de compresión normales, si no se cumple algunas de ellas se produce una combustión ineficiente y por lo tanto la respuesta del sensor de oxígeno es anormal.

La propuesta en (Jianmin et al., 2011) se desarrolló monitoreando el sistema de inyección de un motor a diésel basados en señales de vibración en la tapa de los cilindros. Se simularon fallas disminuyendo la presión de apertura del inyector, instalando un inyector que fuga combustible, suministrando combustible de forma anticipada y desconectando el inyector en un cilindro. Se concluye que las características que describen el cierre de la válvula de aguja del inyector extraídas de la respuesta vibratoria se pueden emplear para el diagnóstico de fallas en un sistema de inyección.

En (Rizvi and Bhatti, 2009) se presentó un modelo híbrido lineal para representar las variaciones de la velocidad del cigüeñal en condiciones de estado estable para la detección de fallas por no ignición en motores de ignición por chispa. Las simulaciones mostraron caídas en los valores picos de la velocidad cuando no existe formación de chispa en el cilindro. Se concluyó que las variaciones de velocidad en el cigüeñal permiten el desarrollo de algoritmos para la detección temprana de fallas.

En Zhang et al. (2008) se emplearon redes neuronales con el algoritmo de aprendizaje retropropagación para el diagnóstico de fallas en el sistema de inyección, usando mediciones de vibración del riel de inyección en condiciones nominales y simulando 6 fallas usuales del sistema de inyección de combustible. Los autores concluyeron que la red neuronal con el algoritmo de retropropagación implementada tiene un buen desempeño incluso en la implementación, donde los datos de prueba no eran consistentes debido a ruidos y condiciones inestables de operación.

En (Namburu et al., 2006) se propuso un proceso sistemático basado en datos para detectar y diagnosticar fallas en motores automotrices. El motor se opera en tres puntos de operación y se simularon cinco casos de fallas con diferentes porcentajes de fallas de

las cuales tres son en actuadores y dos son fallas físicas. Debido a que las señales de los sensores son irregulares y no se tienen tendencias únicas para distinguir las fallas, entonces no es posible aplicar umbrales y por ello se utilizó la técnica de reconocimiento de patrones para la detección y aislamiento de fallas.

El trabajo (Murphy et al., 2005) presentó el desarrollo de una técnica para la detección de fallas y reconfiguración de los componentes en un sistema de inyección de combustible de un motor a diésel. La construcción del prototipo se basó en el uso de redundancia física, implementando en paralelo múltiples bombas y filtros. Cuando se simuló falla en la bomba primaria un cambio de presión se detectó mediante un sensor y entonces una bomba secundaria entraba en operación; y de la misma forma si un filtro se obstruía, se detectaba el cambio en la presión dinámica a través del filtro y una válvula automática desviaba el flujo a otro filtro conectado en paralelo. Se concluyó que el sistema detecta satisfactoriamente fallas en las bombas o bloqueo de los filtros, lo que permite el suministro de combustible sin interrupciones. Este esquema se puede implementar con cualquier otro sistema de inyección de combustible.

Otro trabajo que se enfoca en diagnosticar de fallas en los inyectores de un sistema de inyección de combustible es (He and Feng, 2004), donde se desarrolló un enfoque difuso de reconocimiento de patrones para evaluar patrones de la presión en un sistema de inyección diésel y detectar fallas comunes del sistema basados en el procesamiento de datos de la presión de inyección. Se simularon cinco fallas típicas como: el bloqueo de la válvula del inyector, la caída de presión de desbloqueo del inyector, la ruptura del muelle del inyector, el bloqueo de la boquilla del inyector y la abrasión del acoplamiento de la válvula del inyector de combustible. Se analizó la falla por bloqueo de la boquilla del inyector, la más común en los sistemas de inyección y fue representada bloqueando las boquillas de cuatro inyectores. El objetivo de esta prueba fue observar la influencia del bloqueo en la presión del combustible, el resultado cuando las boquilla fueron bloqueadas se notó en un gran cambio en la onda de presión del combustible y un aumento rápido en la presión del combustible.

En (Leonhardt et al., 1995) se presentó un esquema supervisión en motores a diésel basados en la adquisición y evaluación de la presión del cilindro. Se centran en la detección de fallas mediante la generación de síntomas analíticos usando una red neuronal de base radial. Por la comparación de las variables de entrada deseadas con las señales reconstrui-

das se detectan fallas por masa de combustible quemada menor que la esperada e inyección temprana.

Conclusión

Se reportan en la literatura disponible diversos trabajos enfocados en la detección de fallas, sin embargo pocos trabajos diagnostican y aíslan la falla en los inyectores. Se ha realizado trabajos de diagnóstico basados modelos matemáticos, en señales y en datos utilizando diferentes herramientas como los observadores de estado, filtros de Kalman, redes neuronales, lógica difusa y análisis de señales tanto en motores a gasolina como a diésel.

2.2. Marco teórico

2.2.1. Motores de combustión interna

Los motores de combustión interna datan de 1876 cuando Nikolaus Otto presentó en Feria Mundial de París el primer motor de encendido por chispa con compresión usando el principio de cuatro tiempos y desde entonces juegan un papel importante en los campos de potencia, propulsión y energía.

El propósito de los motores de combustión interna es la producción de potencia mecánica utilizando la energía química contenida en el combustible. En los motores de combustión interna a diferencia de los motores de combustión externa la energía es liberada quemando el combustible dentro del motor. La mezcla de aire y combustible antes de la combustión y los productos resultantes después de la combustión son los fluidos de trabajo efectivo. Los trabajos de transferencia que proveen la salida deseada de potencia ocurren directamente entre estos flujos de trabajo y las componentes mecánicas del motor.

Existen diferentes tipos de motores de combustión interna, que pueden ser clasificados por:

1. *Aplicación.* Automóviles, camiones, aviones, barcos, generación de energía y sistemas portátiles de generación de energía.
2. *Diseño.* Motores alternativos y motores rotativos.

3. *Ciclo de trabajo.* Ciclos de cuatro tiempos y ciclos de dos tiempos.
4. *Diseño y localización de puertos y válvulas.* Válvulas superiores, válvulas inferiores, válvulas rotativas, puertos de barrido cruzado, puertos de barrido en bucle, puertos uniflujo.
5. *Combustible.* Gasolina, diésel, gas natural, metanol, etanol, hidrógeno, gas licuado de petróleo y múltiples combustibles.
6. *Método de preparación de la mezcla.* Carburación, inyección de combustible en el múltiple de admisión e inyección de combustible en los cilindros del motor.
7. *Métodos de ignición.* Ignición por chispa e ignición por compresión.
8. *Por el diseño de la cámara de combustión.* Cámaras abiertas y cámaras divididas.
9. *Métodos de control de carga.* Controlando tanto flujo de aire como el de combustible, sólo controlando el flujo de combustible.
10. *Método de enfriamiento.* Enfriado por agua, enfriado por aire y no enfriados.

La mayoría de los motores alternativos de combustión interna trabajan con el ciclo conocido como de cuatro tiempos, mostrado en la Figura 2.1, donde cada cilindro requiere cuatro carreras de su pistón para completar la secuencia de eventos que producen un ciclo de trabajo.

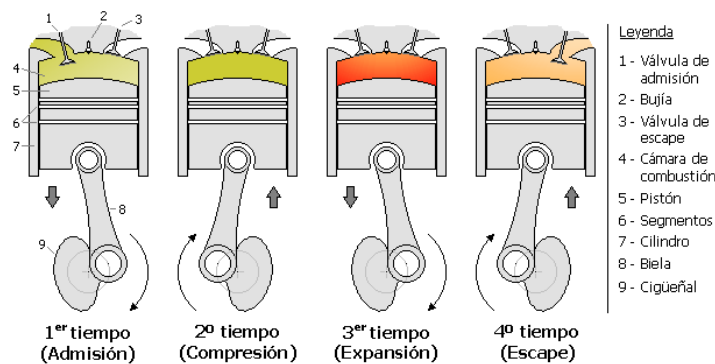


Figura 2.1: *Ciclo operativo de cuatro tiempos.*

El ciclo de cuatro tiempos emplea válvulas para controlar los ciclos de admisión y escape. Estas válvulas abren y cierran los conductos de admisión y escape de los cilindros

para controlar el suministro de la mezcla aire combustible y forzar la salida de los gases de combustión.

Primer tiempo: Admisión

El pistón está ubicado en el punto muerto superior (TDC) y se mueve hacia abajo incrementando el volumen del cilindro para que la mezcla aire combustible sea arrastrada a la cámara de combustión pasando por la válvula de admisión abierta. El cilindro alcanza su volumen máximo en el punto muerto inferior (BDC).

Segundo tiempo: Compresión

En este punto, en los motores de inyección en el múltiple de admisión la mezcla aire combustible ha sido arrastrada y entrado completamente a la cámara de combustión al final del tiempo de admisión. Las válvulas de admisión y escape están cerradas, y el pistón se mueve hacia arriba del cilindro. Con esto se reduce el volumen de la cámara de combustión y por lo tanto la mezcla aire combustible se comprime. En el punto muerto superior el cilindro alcanza su mínimo volumen, llamado volumen de compresión.

Tercer tiempo: Expansión

Antes de que el pistón alcance el TDC, la bujía produce una chispa que inicia la combustión de la mezcla aire combustible en un punto de ignición dado, conocido como ángulo de ignición. El pistón ya ha pasado el TDC antes de que la mezcla se quemada completamente. En este tiempo las válvulas de admisión y escape permanecen cerradas, la temperatura de la combustión incrementa la presión en el cilindro de forma que el pistón es forzado a bajar.

Cuarto tiempo: Escape

La válvula de escape abre poco antes de que el pistón alcance el BDC. Los gases de combustión calientes están a alta presión y por lo tanto salen del cilindro por la válvula de escape. Los gases remanentes son forzados a salir por el movimiento hacia arriba del pistón.

Un ciclo de operación comienza de nuevo con el tiempo de admisión después de cada dos revoluciones del cigüeñal.

2.2.2. Sistemas de inyección de combustible

La principal tarea del sistema de inyección es preparar del aire en el ambiente y el combustible almacenado en el tanque una mezcla aire combustible que satisfaga los requerimientos del motor en todo su régimen de operación, (Heywood et al., 1988). En principio la relación aire combustible óptima para motores de ignición por chispa, es la que proporciona la potencia de salida requerida con el menor consumo de combustible, consistente con una operación suave y confiable. Mientras que el sistema de medición del combustible esta diseñado para proveer el flujo adecuado de combustible para el flujo de aire actual.

Los sistemas de inyección de gasolina, en particular los sistemas de inyección electrónica son buenos manteniendo la mezcla de aire-combustible con precisos límites definidos, lo que se traduce en un desempeño superior en ahorro de combustible, comodidad, conveniencia y potencia.

Componentes del sistema de inyección

Los principales elementos que conforman el sistema de inyección electrónica de combustible se muestran en el diagrama a bloques de la Figura 2.2 y se explican brevemente.

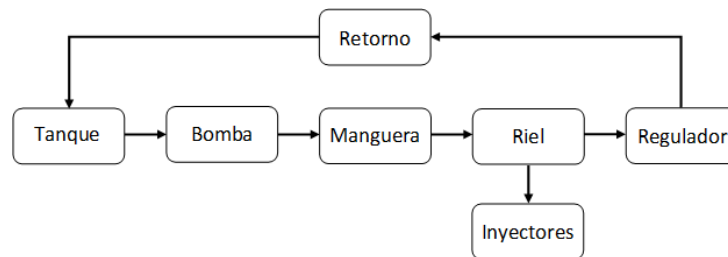


Figura 2.2: Diagrama a bloques del sistema de inyección de combustible.

Tanque de combustible: su función es almacenar el combustible que será utilizado por el sistema de inyección, (Browne et al., 2010). Se fabrican de materiales no corrosivos y debe permanecer libre de fugas en hasta dos veces la presión de trabajo, o por lo menos hasta una presión manométrica de 0.03 MPa , y debe estar situado lo más lejos posible del motor para evitar la ignición del combustible en caso de accidentes.

Bomba eléctrica de combustible: es una bomba eléctrica que debe suministrar de forma continua el combustible del tanque al motor a una presión suficientemente alta para permitir una inyección eficiente de combustible, (Bauer, 2001). Las demandas de desempeño más importantes hechas para la bomba de combustible son: debe entregar una cantidad de combustible entre 60 y 200 l/h a voltaje nominal, debe ser capaz de mantener una presión en el sistema de 300 a 450 kPa y por último debe permitir la acumulación de presión incluso con solo en 60% del voltaje nominal.

Filtro de combustible: su objetivo es remover las partículas sólidas que puedan causar deterioros en el circuito del combustible. Debido a que el sistema de inyección de combustible en vehículos opera con extrema precisión, es necesario que el combustible este limpio para no dañar los inyectores.

Manguera de alimentación y retorno: sirven para llevar el combustible desde el tanque al riel de inyectores o llevar la gasolina excedente del riel de inyectores nuevamente al tanque de combustible, respectivamente, (Bauer, 2001). Principalmente se construyen de conductos de metal flexible o de materiales no inflamables resistentes al combustible y deben de instalarse de forma que se evite el daño mecánico de las mismas y que el combustible evaporado o goteos se puedan acumular o encender.

Riel de inyección: es una tubería metálica que se emplea para el suministro del combustible presurizado y se utiliza para asegurar que la gasolina se distribuya uniformemente a todos los inyectores y es en donde se encuentran montados y localizados los inyectores, (Bauer, 2001). Además de los inyectores, usualmente en el riel de combustible también se instala el regulador de presión. Las fluctuaciones locales en la presión del combustible causadas por resonancia cuando los inyectores abren y cierran, se previenen mediante la cuidadosa selección de las dimensiones del riel de combustible.

Regulador de presión: es un válvula de alivio de diafragma que detecta la presión del combustible y por otro lado se conecta al vacío del múltiple de admisión. La referencia al vacío del múltiple de admisión mantiene una presión diferencial constante a través de los inyectores, (Yang et al., 1991). El regulador de presión permite que sólo la cantidad suficiente regrese al tanque de combustible de forma que la presión en los inyectores permanezca constante.

Inyectores: son válvulas electromecánicas controlada por solenoide que atomizan el combustible dentro del múltiple de admisión. Permiten la medición precisa de la cantidad

de combustible que necesita el motor. Para asegurar la operación libre de problemas, se usa acero inoxidable para las partes del inyector que tienen contacto con el combustible y se instala un filtro en su entrada de combustible. Cuando no existe voltaje a través del solenoide, la válvula de aguja y la bola de sello son presionados contra el asiento de la válvula por un resorte y por la presión del combustible. Tan pronto como el solenoide es energizado, se genera un campo magnético que atrae la armadura de la válvula de aguja, entonces la bola de sello se levanta del asiento de la válvula y el combustible puede ser inyectado.

Principio de funcionamiento

Cuando ocurre el arranque del vehículo, los pistones del motor suben y bajan, el sensor de rotación señala a la unidad de mando la rotación del motor. En el movimiento de bajada, se produce en el múltiple de admisión un vacío, que aspira aire de la atmósfera y pasa por un medidor de flujo llegando hasta los cilindros del motor. El medidor informa a la unidad de mando el volumen de aire admitido y la unidad de mando a su vez permite que las válvulas de inyección proporcionen la cantidad de combustible ideal para el volumen de aire admitido, generando la perfecta relación aire-combustible, (Bosch, 2015).

De una forma sencilla, la bomba eléctrica de alta presión localizada dentro del tanque de combustible bombea combustible a través de la línea de alimentación al filtro, y luego desde el filtro hasta el riel de inyección. El regulador al final del riel de mantiene cierta presión en el sistema, hace esto reteniendo el suficiente combustible para crear la presión requerida y el exceso de combustible pasa por la línea de retorno nuevamente al tanque. Los inyectores son conectados en el riel y atomizan combustible directamente en el múltiple de admisión de los motores. La cantidad de combustible entregada y el tiempo de inyección es controlada por la unidad de control electrónica.

Clasificación de los sistemas de inyección

En el cuadro sinóptico de la Figura 2.3 se muestra una clasificación de los tipos de inyección.

Los sistemas electrónicos de inyección de combustible usan inyectores para atomizar el combustible. Existen dos tipos de sistemas: inyección multipunto e inyección monopunto.

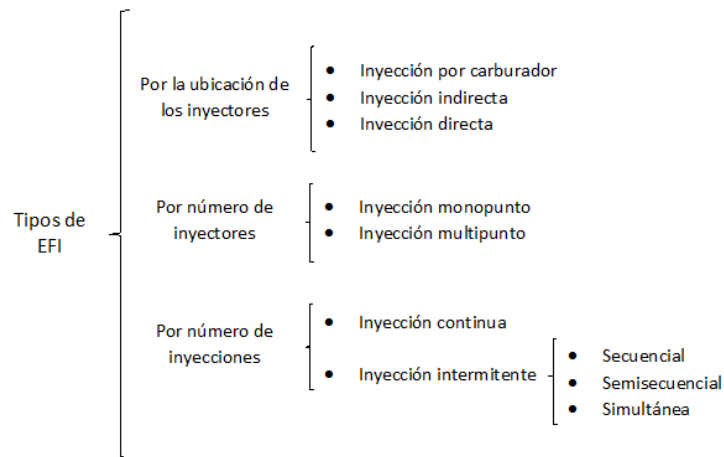


Figura 2.3: Clasificación de los sistemas de inyección.

En ambos sistemas los inyectores son electrónicamente controlados. La inyección multipunto es el tipo de inyección más usado en la actualidad y se divide en inyección indirecta e inyección directa. Los dos sistemas cuentan con un inyector por cada cilindro, sin embargo, en la inyección indirecta el combustible se inyecta en el múltiple de admisión mientras que en la inyección directa el combustible se suministra directamente en la cámara de combustión.

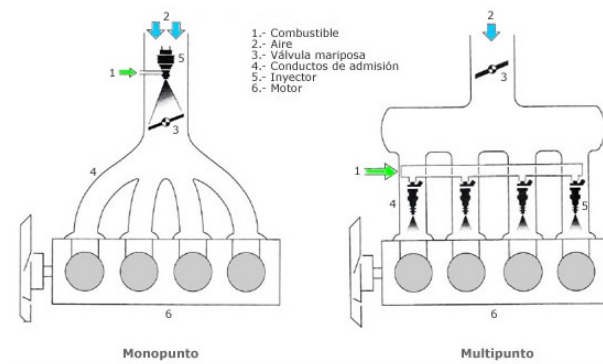


Figura 2.4: Inyección monopunto e inyección multipunto, Robert (1992).

Además de la duración de inyección, un parámetro adicional que es importante para la optimización del consumo de combustible y gases de escape es el instante de inyección que se refiere al ángulo del cigüeñal. Los nuevos sistemas de inyección proporcionan tanto inyección de combustible secuencial como de cilindro individual.

En la inyección simultánea de combustible todos los inyectores abren y cierran al mis-

mo tiempo, esto significa que el tiempo disponible para la evaporación del combustible es diferente en cada cilindro. La cantidad de combustible necesaria se inyecta en dos porciones, la mitad en la primer revolución del cigüeñal y el resto en la siguiente.

Cuando los inyectores se combinan para formar dos grupos de inyección, se conoce como inyección semisecuencia de combustible. En este tipo de inyección en la primer vuelta del cigüeñal, el primer grupo de inyectores inyecta la cantidad total necesaria requerida por sus cilindros, mientras que el segundo grupo lo realiza en la siguiente revolución. Esta configuración permite que la inyección de arranque se seleccione en función del punto de operación.

La inyección secuencial de combustible permite que el combustible sea inyectado individualmente en cada cilindro, los inyectores se activan uno después de otro en el mismo orden que la secuencia de chispa. Referidos al TDC del pistón, la duración e inicio de inyección es idéntica en todos los cilindros y el combustible se inyecta en frente de cada cilindro. El inicio de la inyección se programa libremente y puede ser adaptada al estado de operación del motor.

La inyección de combustible de cilindro individual provee el mayor grado de libertad en su diseño. Comparado con la inyección secuencial de combustible, su ventaja es que la duración de inyección puede ser variada individualmente para cada cilindro, lo que permite la compensación de irregularidades, por ejemplo la variación de la eficiencia de llenado del cilindro.

En la Figura 2.5, se puede apreciar de forma clara las características de los tipos de inyección. En la inyección simultánea, el combustible se inyecta en todos los cilindros pero sólo en uno se produce la ignición. En el caso de la inyección semisecuencia se observa como los inyectores de los cilindros 1 y 3 forman el primer grupo que inyecta al mismo tiempo, para que los inyectores 4 y 2 terminen con el ciclo de inyección. Por último, en la inyección secuencial se observa como el proceso de inyección se encuentra sincronizado con los tiempos de admisión e ignición del motor.

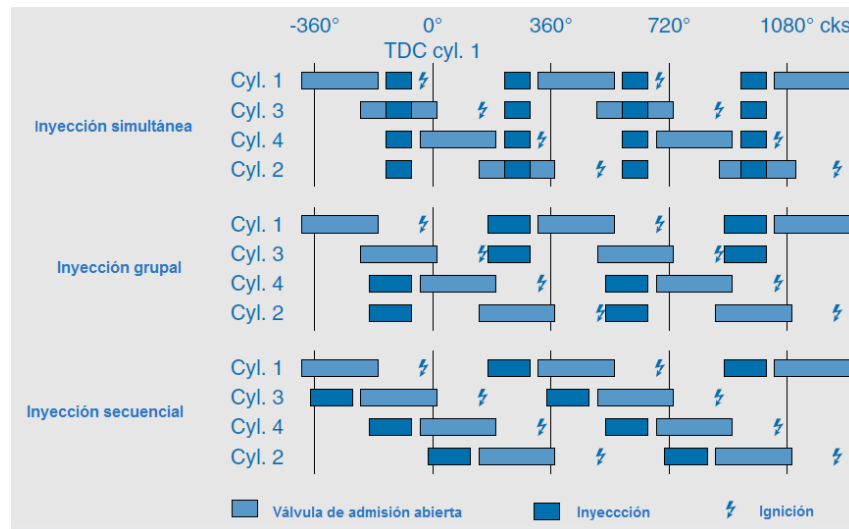


Figura 2.5: Tipos de inyección de combustible, (Bauer, 2001).

2.2.3. Redes neuronales artificiales

Las redes neuronales o redes neuronales artificiales (RNA), representan una tecnología que tiene sus raíces en muchas disciplinas: neurociencia, matemáticas, física, computación e ingeniería, y encuentran aplicaciones en diversos campos como el modelado, análisis de series temporales, reconocimiento de patrones, procesamiento de señales y control, en virtud de una importante propiedad: la habilidad de aprendizaje desde los datos de entrada con y sin necesidad de supervisión.

La derivación de modelos analíticos a partir de los principios básicos puede ser muy complicado o imposible para sistemas complejos y/o con un alto nivel de incertidumbre. Las RNA pueden ser una herramienta matemática capaz de extraer las características del sistema a partir del entrenamiento con datos históricos usando algoritmos de aprendizaje maquina con poco o casi nulo conocimiento del sistema.

La neurona artificial, célula o autómatas, es un elemento que posee un estado interno, llamado nivel de activación, y recibe señales que le permiten, en su caso, cambiar de estado.

En la Figura 2.6, se muestra un conjunto de entradas x_1, x_2, \dots, x_n definidas en un vector \bar{X} , que son introducidas en una neurona artificial. Cada señal se multiplica por un peso asociado w_1, w_2, \dots, w_n antes de ser aplicado a la sumatoria \sum y se representa

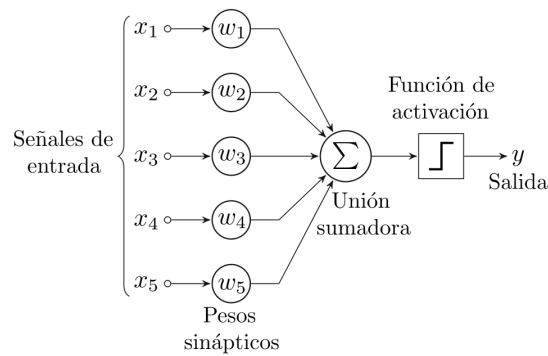


Figura 2.6: *Neurona artificial.*

por un vector \overline{W} . La sumatoria, que corresponde al cuerpo de la neurona, suma todas las entradas ponderadas algebraicamente, produciendo una salida E , así

$$E = x_1w_1 + x_2w_2 + \dots + x_nw_n = X^T W \tag{2.1}$$

donde las señales E son procesadas por una función llamada función de activación o de salida \mathcal{F} , que produce la señal de salida de la neurona. Las funciones de activación más utilizadas en las neuronas se presentan en la Figura 2.7.

| | Función | Rango | Gráfica |
|-----------------|---|-----------------------------|---------|
| Identidad | $y = x$ | $[-\infty, +\infty]$ | |
| Escalón | $y = \text{sign}(x)$ $y = H(x)$ | $\{-1, +1\}$ $\{0, +1\}$ | |
| Líneal a tramos | $y = \begin{cases} -1, & \text{si } x < -l \\ x, & \text{si } -l \leq x \leq l \\ +1, & \text{si } x > l \end{cases}$ | $[-1, +1]$ | |
| Sigmoidea | $y = \frac{1}{1 + e^{-x}}$ $y = \text{tgh}(x)$ | $[0, +1]$ $[-1, +1]$ | |
| Gaussiana | $y = Ae^{-Bx^2}$ | $[0, +1]$ | |
| Sinusoidal | $y = A \text{sen}(\omega x + \varphi)$ | $[-1, +1]$ | |

Figura 2.7: *Funciones de activación usuales.*

La estructura básica de interconexión entre neuronas es la red multicapa, mostrada en la Figura 2.8. El primer nivel lo constituyen las células de entrada, estas reciben los valores de las entradas a la red. A continuación hay una serie de capas intermedias, llamadas capas ocultas, que responden a rasgos particulares que pueden aparecer en los patrones de entrada. El último nivel es de la salida y sirve como salida de toda la red neuronal artificial (RNA).

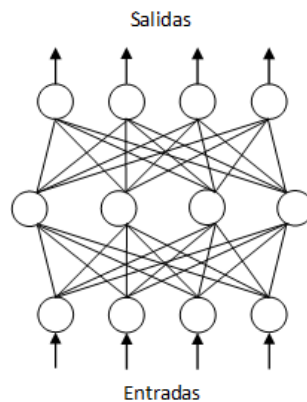


Figura 2.8: Esquema de una red de tres capas totalmente interconectadas.

Una RNA podría definirse como un grafo cuyos nodos están constituidos por unidades de proceso idénticas, y que propagan información a través de arcos, (Isasi and Galván, 2004). En este grafo se distinguen tres tipos de nodos: los de entrada, los intermedios y los de salida. Por lo tanto, el esquema de funcionamiento de una RNA por capas como en la Figura 2.8 puede escribirse mediante la ecuación:

$$\vec{S} = F(F(\vec{X} \cdot W_1) \cdot W_2) \quad (2.2)$$

donde W_1 y W_2 son los pesos de la primera y segunda capa, respectivamente; F es la función de activación idéntica en todas las neuronas; \vec{X} es el vector de entradas a la red y \vec{S} es el vector de salida que produce la red.

Arquitecturas

La arquitectura de una RNA determina la distribución de neuronas dentro de la red, formando niveles o capas de neuronas, básicamente la arquitectura de una RNA restringe el tipo de problema que puede ser tratado y esta ligada con el algoritmo de entrenamiento de la red.

Basado en el flujo de señales, la arquitectura de las RNA puede ser clasificada en dos tipos:

- Redes prealimentadas: proyecta la información en una sola dirección; es decir, la salida de una capa alimenta todas las neuronas de la siguiente capa, y no en sentido contrario.
- Redes recurrentes: tienen una arquitectura retroalimentada, la cual permite que la red tenga un comportamiento dinámico no lineal, vía las ramas con retroceso unitario.

En forma general, el número de neuronas en cada capa y el tipo de conexión entre ellas, determinan los parámetros de diseño en la arquitectura de una red.

Métodos de entrenamiento y aprendizaje

La parte mas importante de una RNA es el aprendizaje, ya que en una red es lo que determina el tipo de problemas que será capaz de resolver. El aprendizaje es un proceso mediante el cual los pesos de la conexiones sinápticas de la red son adaptados a través de una estimulación por parte del entorno de la red, (Haykin, 2001).

Dependiendo del esquema de aprendizaje y del problema a resolver, se pueden distinguir tres tipos de esquemas de aprendizaje:

- Aprendizaje supervisado: en este tipo de esquemas, los datos del conjunto de aprendizaje tienen dos tipos de atributos: los datos y cierta información relativa a la solución del problema.
- Aprendizaje no supervisado: en este aprendizaje los datos del conjunto de aprendizaje sólo tienen información de los ejemplos, y no hay nada que permita guiar el proceso de aprendizaje.

- Aprendizaje por refuerzo: el conjunto de aprendizaje está compuesto por ejemplos que contienen los datos y sus salidas.

Para poder determinar si la red produce las salidas adecuadas, se divide el conjunto de entrenamiento en dos conjuntos a los que llamamos datos de entrenamiento y datos de validación. Los datos de entrenamiento se utilizan para aprender los valores de los pesos mientras que para medir el error del aprendizaje se utilizan los datos de validación. De esta manera, para medir la eficacia de la red para resolver el problema, se usan datos que no han sido utilizados para el aprendizaje. Si el error sobre el conjunto de validación es pequeño, entonces queda garantizada la capacidad de generalización de la red.

Para que este proceso sea eficaz los conjuntos de entrenamiento y validación deben tener las siguientes características:

- El conjunto de validación debe ser independiente del de aprendizaje. No puede haber ningún tipo de sesgo en el proceso de selección de los datos de validación.
- El conjunto de validación debe cumplir con las propiedades de un conjunto de entrenamiento.

2.2.4. Detección y diagnóstico de fallas

La calidad en los procesos de producción y la complejidad de los equipos tecnológicos demandan actualmente el diseño de sistemas integrados de control confiables y eficientes. Esto ha motivado el desarrollo de métodos avanzados tanto de supervisión y monitoreo de procesos como de detección y diagnóstico de fallas.

En la actualidad muchos sistemas en ingeniería como maquinas aéreas, vehículos dinámicos, procesos químicos, máquinas eléctricas y equipo electrónico industrial son sistemas de seguridad crítica y sus operaciones se han hecho cada vez más complejas debido al número de interconexiones de los dispositivos que los integran, también por la complejidad de los fenómenos involucrados en ellos, la distribución y distancia entre los dispositivos, y por último a la demanda creciente de autonomía en la operación de los sistemas.

Uno de los principales problemas de esta área del conocimiento era que no se tenían criterios unificados y se hacia muy difícil entender los objetivos de las contribuciones

particulares y comparar diferentes investigaciones. Para reducir el problema, el comité de *SafeProcess* (Fault Detection, Supervision and Safety for Technical Processes) de la IFAC se encargó de promover la iniciativa que definió la terminología común. Las definiciones establecidas y ya tratadas en diversos trabajos (Gertler, 1998; Patton and Chen, 1999; Mahmoud et al., 2003; Isermann, 2006; Noura et al., 2009; Verde et al., 2013) se muestran a continuación.

Falla: es una desviación no permitida de al menos una propiedad, característica o parámetro en un sistema de su condición aceptable, usual o estándar. El modo de falla es la forma observable de ésta o de la disfunción y describe de forma precisa la manera en la cual el sistema no cumple su función.

Avería: corresponde a la interrupción permanente de la capacidad del sistema para cumplir una función requerida en condiciones específicas.

Disfunción: se denota cuando el sistema es incapaz de cumplir con alguna de las funciones para las que fue diseñado, de manera intermitente.

Falla abrupta: se manifiesta con un cambio repentino y puede ser modelada mediante una función tipo escalón donde no se conoce el tiempo de ocurrencia.

Falla incipiente: esta falla se manifiesta como un cambio de magnitud en las variables del sistema que va aumentando paulatinamente con respecto al tiempo y se pueden modelar mediante una función tipo rampa con tiempo de ocurrencia desconocido.

Falla intermitente: se considera que no tiene una evolución determinada en el tiempo y de forma frecuente se presenta solamente en los ciclos de trabajo de manera aleatoria y desaparece de la misma forma.

Detección de falla: determinación de la presencia de falla en un sistema, así como el instante de su aparición.

Aislamiento de falla: determina el tipo de falla, la localización e instante de detección de una falla. Se realiza después de la etapa de detección.

Estimación de falla: determinación del tamaño y comportamiento de la falla a lo largo del tiempo.

Diagnóstico de falla: determinación del tipo, tamaño, localización e instante de aparición de una falla. Incluye la detección, aislamiento y estimación de la falla.

Sistema tolerante a fallas: sistema que, ante la aparición de una falla, mantiene su función con o sin degradación de prestaciones, pero sin desembocar en una avería a nivel de subsistema o sistema.

Control supervisor: es la actividad que se lleva a cabo sobre un conjunto de controladores para asegurar que sus objetivos de control se cumplen.

Monitoreo: determinación continua en tiempo real del estado de operación de un sistema mediante el registro y análisis de información significativa e indicación de sus anomalías de comportamiento.

Supervisión: es una actividad de alto nivel que engloba el monitoreo, detección y diagnóstico de fallas y el control supervisor.

Residuo: señal que contiene información de la falla basada en la desviación entre las medidas de las entradas/salidas del sistema y estimaciones obtenidas mediante un modelo del mismo. El residuo describe el grado de consistencia entre el comportamiento real y el modelado.

Generación del residuo: determinación del residuo a partir del modelo y las entradas/salidas del sistema.

Evaluación del residuo: análisis del residuo con fin de detectar, aislar e identificar la falla.

Umbral: valor del residuo a partir del cual se considera la existencia de una falla.

Para comprender mejor los conceptos de falla, avería y disfunción se describe el siguiente ejemplo: cuando la batería de automóvil no puede suministrar el voltaje asociado a su valor nominal se habla de falla en la batería y se manifiesta de diversas formas. Si al usar los limpiaparabrisas del automóvil, estos no se desplazan correctamente ante una lluvia ligera, dado que con poca agua la fricción es mayor, se habla de una disfunción de los dispositivos. Y en el caso de la corriente no sea suficiente para arrancar el motor del sistema de los limpiaparabrisas hablamos de una avería en el automóvil.

Generalmente los métodos de diagnóstico de fallas se clasifican en:

- métodos basados en modelo

- métodos basados en señales
- métodos basados en conocimientos

Los métodos de diagnóstico basados en modelo, requieren que el modelo del proceso industrial o sistema práctico este disponible. Los algoritmos de diagnóstico de fallas son desarrollados para monitorear la consistencia entre las salidas medidas de los sistemas prácticos y las predichas por el modelo.

Los métodos basados en señales utilizan señales medidas en lugar de modelos explícitos entrada-salida para el diagnóstico de fallas. Las fallas en el proceso son reflejadas en las señales medidas, cuyas características son extraídas y una decisión de diagnóstico se realiza basada en el análisis de síntomas y conocimiento *a priori* de los síntomas del sistema en condiciones nominales, (Gao et al., 2015a).

A diferencia de los métodos basados en modelos o en señales que requieren un modelo conocido o patrones de señales. Los métodos de diagnóstico basados en conocimiento parten de donde sólo un gran número de información histórica esta disponible, (Gao et al., 2015b). Aplicando una variedad de métodos de inteligencia artificial a los datos históricos disponibles del sistema, el conocimiento subyacente, que implícitamente representa la dependencia de las variables del sistema, se puede extraer. En la Figura 2.9 se muestra un diagrama esquemático del diagnóstico basado en conocimiento.

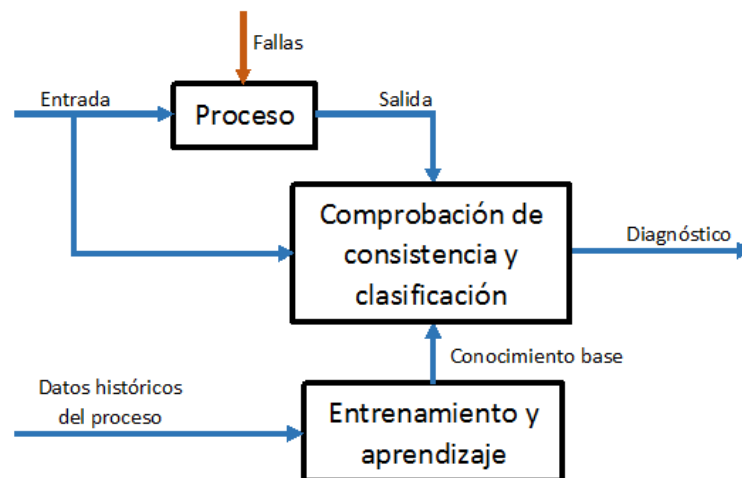


Figura 2.9: Esquema de la detección de fallas basada en señales, (Gao et al., 2015b).

Debido a la poderosa capacidad de aproximaciones no lineales y aprendizajes adaptables, las redes neuronales han sido la herramienta no estadística de diagnóstico de fallas basada en el manejo de datos mejor establecida.

Diagnóstico de fallas con reconocimiento de patrones

Los métodos de reconocimiento de patrones han sido utilizados para clasificar objetos dentro de un conjunto factible de clases a partir de un vector de l características:

$$M_c = [m_{c1}, m_{c2}, \dots, m_{cl}]'$$

que se asocia con un patrón, normalmente con cierta incertidumbre, y donde cada componente M_c tiene su propio dominio. Al espacio de dichos vectores se le conoce como espacio de representación. Los clasificadores son algoritmos diseñados para generar fronteras de las clases en el espacio de representación y así, reconocer objetos donde se busca la clase asociada con el patrón mas cercano al objeto mismo. Un factor importante para el buen desempeño de los métodos de clasificación es la existencia de patrones bien caracterizados en M_c .

Uno de los puntos más importantes en la clasificación, es la existencia de características representativas para casos normales y de fallas extraídas de mediciones del proceso. Esta información permite generar modelos de clasificación que representan implícitamente o explícitamente el conocimiento y asocian patrones observados con fallas para lograr un buen aislamiento de fallas. En general, se presentan dos problemas: el de ambigüedad, cuando un objeto está muy cerca a las fronteras de varias clases, y el de distanciamiento, cuando un objeto está muy alejado de todas las clases en el espacio de representación.

En la Figura 2.10, en la izquierda se aprecia un conjunto de objetos con dos características (m_{c1} y m_{c2}) claramente separables con diversas fronteras en tres clases. Un objeto sobre el eje m_{c1} negativo presenta el problema de ambigüedad con respecto a las patrones 2 y 3. En el lado derecho de la figura, el conjunto de datos no permite reconocer fronteras claras que separen las clases, por lo tanto la tarea de clasificación es difícil.

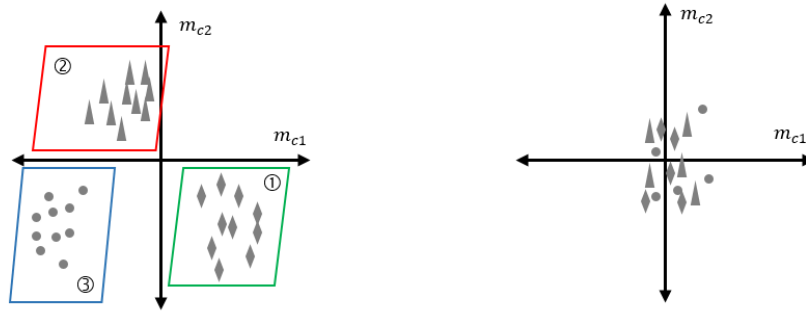


Figura 2.10: *Ilustración geométrica con dos características, Verde et al. (2013).*

Los métodos de clasificación se agrupan en función de la forma en que se manipulan los patrones, para obtener las condiciones de separabilidad en:

1. Cajas negras: las cuales consideran un conocimiento implícito de las características, tal es el caso cuando se usa como clasificador un modelo de RNA.
2. Cajas blancas: las que suponen un conocimiento explícito de las características, como en el caso de un sistema experto basado en reglas o árboles de decisión.

Las RNA, dadas su propiedad de aproximadores de funciones no lineales y la capacidad de aprendizaje a partir de poca información, las hacen una herramienta matemática poderosa en problemas de clasificación y reconocimiento de patrones que permite detectar y aislar fallas en un sistema.

Para diagnóstico, existen dos arquitecturas generales para realizar el clasificador de fallas. La primera integra el clasificador en un sólo sistema, y en éste caso no existe el concepto de residuo. Así, se ve la RNA como un mapeo no lineal del espacio de las características M_c , al espacio de las clases de fallas n_f . La Figura 2.11 muestra la forma general donde el bloque clasificador es un conjunto de RNA, en donde antes de entrar a las redes, se extraen las características a partir de las entradas y salidas del proceso.

La segunda arquitectura está formada por un generador de residuos y el clasificador de residuos, cuya tarea es mapear las características de los residuos en el espacio de las fallas.

Una debilidad de las RNA es la poca claridad en el razonamiento del clasificador, a partir de las decisiones, debido a que las RNA son “cajas negras”. Sin embargo, una gran

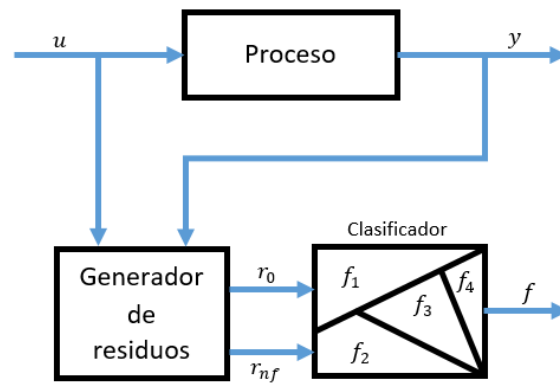


Figura 2.11: *Sistema de diagnóstico y reconocimiento de fallas basado en RNA.*

ventaja es la habilidad para dividir el espacio solución en patrones para resolver problemas de clasificación.

Capítulo 3

Modelado del sistema de inyección de combustible.

En este capítulo se presenta el modelado del sistema electrónico de inyección de combustible, cumpliendo con las características propias del sistema propuesto. También se presentan los resultados de las simulaciones y la comparación con datos experimentales que validan el modelo.

3.1. Modelo matemático del sistema de inyección

El modelado matemático es ampliamente usado en los campos de la ciencia cuando se trata de predecir el comportamiento de los sistemas dinámicos. Por lo general, un modelo matemático preciso es esencial para determinar la respuesta de un sistema y examinar sus características. Particularmente, el modelado matemático en motores de combustión interna se usa para comprender los mecanismos que afectan su operación y, por tanto, el objetivo principal del modelo matemático del sistema electrónico de inyección es examinar su comportamiento y predecir el efecto de los parámetros de operación del motor en él.

Para el desarrollo del tema de tesis el caso de estudio se centra en un banco de pruebas, que sólo consta del sistema electrónico de inyección de un motor de combustión interna, disponible en el laboratorio de electrónica del Centro Nacional de Investigación y Desarrollo Tecnológico (cenidet) y donde se llevaron a cabo las pruebas experimentales. Se trata de un sistema electrónico de inyección de combustible empleado en un motor GA16DNE de la serie B13 de un vehículo marca Nissan modelo Tsuru 1997. Las principales características con las que cuenta este sistema de inyección son:

- el orden de inyección es tipo secuencial,
- la inyección se realiza de forma indirecta,
- es un sistema multipunto,
- el sistema tiene cuatro inyectores,
- el orden de encendido de los inyectores es 1-3-4-2.

Estas características son de vital importancia ya cada una ellas influirá en la dinámica del sistema, motivo que no lleva a considerarlas en el modelo matemático del sistema de inyección. En este caso se decidió emplear un modelo del sistema de inyección electrónica de combustible por riel común basado en la hidrodinámicas y módulo de compresibilidad del combustible para modelar las dinámicas de presión y flujo del sistema.

Entonces necesitamos modelar el comportamiento de las dinámicas del sistema de inyección electrónica de combustible. Antes de comenzar, consideraremos un recipiente lleno con un líquido compresible.

El módulo de compresibilidad K_f en el recipiente puede ser definido como, (Lino et al., 2007)

$$K_f = -\frac{dp}{dV/V} \quad (3.1)$$

donde p y V son la presión y el volumen del líquido en el elemento, respectivamente. De (3.1), la relación entre el cambio de volumen y el cambio de presión con respecto al tiempo se puede obtener como,

$$\frac{dp}{dt} = -\frac{K_f}{V} \cdot \frac{dV}{dt} \quad (3.2)$$

La relación de cambio del volumen del líquido dV/dt se compone de tres partes: el flujo de entrada q_{in} , el flujo de salida q_{out} , y los cambios de volumen del elemento dV_0/dt causado por el movimiento de partes mecánicas. De acuerdo con la hidrodinámica, se puede calcular como

$$\frac{dV}{dt} = \frac{dV_0}{dt} - q_{in} + q_{out} \quad (3.3)$$

y por lo tanto, la ecuación (3.2) se puede reescribir de la siguiente forma

$$\frac{dp}{dt} = -\frac{K_f}{V} \left(\frac{dV_0}{dt} - q_{in} + q_{out} \right) \quad (3.4)$$

De acuerdo a la hidrodinámica, aplicando la ley de la conservación de la materia el flujo que pasa a través de una superficie dada por unidad de tiempo se puede calcular por, (Liu et al., 2014)

$$q = \text{sign}(\Delta p) c A \sqrt{\frac{2|\Delta p|}{\rho}} \quad (3.5)$$

donde A es el área de la sección transversal, ρ es la densidad del fluido, c es el coeficiente de flujo, Δp es la diferencia de presión en ambos lados de A , y $\text{sign}(\cdot)$ es la función signo afectando la dirección del flujo.

Las ecuaciones (3.4) y (3.5) son las formulas básicas para el modelado del sistema electrónico de inyección de combustible. A continuación se describe su aplicación para describir la dinámica de cada elemento que compone el sistema, para esto se consideran las siguientes suposiciones de modelado:

- No se consideran las dinámicas del regulador de presión
- El impacto de la temperatura en los cambios de volumen se desprecian.
- Se desprecian las variaciones de presión debidas a la propagación de ondas de presión.
- Los fenómenos hidrodinámicos de las tuberías conectadas a flujos a alta presión también se desprecian.

3.1.1. Bomba de combustible

Como la bomba de combustible usada es eléctrica, se puede considerar como un contenedor con cierto volumen, (Liu et al., 2014), es decir, $dV_p/dt = 0$ en ecuación (3.3). De acuerdo con la ecuación (3.4), la ecuación de la presión puede ser escrita como:

$$\dot{p}_b = -\frac{K_f(p_b)}{V_p}(-q_e + q_{br} + q_0) \quad (3.6)$$

donde K_f es el módulo de compresibilidad del combustible asociado con la presión de la bomba p_p , q_e se define como el flujo de entrada a la bomba, q_{br} es el flujo suministrado al riel de combustible y q_0 es una pérdida de combustible proporcional a la presión a través de la bomba (indicativo de su eficiencia volumétrica) .

Los flujos de combustible q_e y q_{br} se calculan a partir de la ecuación (3.5) como:

$$q_u = \text{sign}(P_t - p_b)c_{tb}A_{tb}\sqrt{\frac{2|P_t - p_b|}{\rho_f}} \quad (3.7a)$$

$$q_{br} = \text{sign}(p_b - p_r)c_{br}A_{br}\sqrt{\frac{2|p_b - p_r|}{\rho_f}} \quad (3.7b)$$

donde P_t y p_r son la presión en el tanque y el riel de combustible, respectivamente, A_{tb} y A_{br} son el área de sección transversal de la entrada y salida de la bomba, y c_{tb} y c_{br} son los coeficientes de descarga para los puertos de entrada y salida.

Combinando la ecuación (3.6) con las ecuaciones (3.7a) y (3.7b) tenemos:

$$\dot{p}_b = \frac{K_f(p_b)}{V_b} \left(\text{sign}(P_t - p_b)c_{tb}A_{tb}\sqrt{\frac{2|P_t - p_b|}{\rho_f}} - \text{sign}(p_b - p_r)c_{br}A_{br}\sqrt{\frac{2|p_b - p_r|}{\rho_f}} \right) \quad (3.8)$$

3.1.2. Riel de combustible

Como un componente de almacenamiento, el objetivo del riel es absorber las ondas de presión y proveer la presión de inyección deseada. El riel de combustible puede ser considerado como un recipiente con volumen constante, por lo tanto, $dV_p/dt = 0$ en la ecuación (3.3), que significa que el cambio de volumen sólo es debido a los flujos de entrada y salida. Entonces de acuerdo a la ecuación (3.4), tenemos:

$$\dot{p}_r = \frac{K_f(p_r)}{V_r} (q_{br} - q_{ri}) \quad (3.9)$$

donde V_r es el volumen del riel de combustible, q_{ri} es la suma de los flujos de inyección, es decir, $q_{ri} = \sum_{k=1}^4 q_{ri,k}$ con $k = 1, 2, 3, 4$ por los cuatro inyectores. y $q_{ri,k}$ es el flujo de inyección del k-ésimo inyector, y que puede expresarse mediante:

$$q_{ri,k} = \text{sign}(p_r - p_{i,k}) c_{rik} A_{ri,k} \sqrt{\frac{2|p_r - p_{i,k}|}{\rho_f}} \quad (3.10)$$

donde $p_{i,k}$ es la presión de inyección del k-ésimo inyector, $A_{ri,k}$ y $c_{ri,k}$ son el área de sección transversal y el coeficiente de descarga en la entrada del k-ésimo inyector, luego combinando las ecuaciones (3.7a) y (3.10), el modelo (3.9) del riel de inyección se convierte en:

$$\dot{p}_r = \frac{K_f(p_r)}{V_r} \left(\text{sign}(p_b - p_r) c_{br} A_{br} \sqrt{\frac{2|p_b - p_r|}{\rho}} - \sum_{k=1}^4 \text{sign}(p_r - p_{ik}) c_{rik} A_{rik} \sqrt{\frac{2|p_r - p_{ik}|}{\rho}} \right) \quad (3.11)$$

3.1.3. Inyectores

Como actuadores del sistema de inyección, los inyectores pueden garantizar un tiempo respuesta rápido y alta presión de inyección. Estos inyectores pueden ser considerados como válvulas controladas por la ECU (Electronic Control Unit). Como los cambios de volumen del inyector son muy pequeños y pueden despreciarse, en el segundo término de la ecuación (3.3) se cancela. Por tanto, el modelo matemático del inyector se obtiene de

la ecuación (3.4) como sigue:

$$\dot{p}_{i,k} = \frac{K_f(p_{ik})}{V_{i,k}} (r_{i,k} - q_{i,k}) \quad (3.12)$$

donde el flujo de salida $q_{i,k}$, puede ser calculado como en (3.5):

$$q_{i,k} = \text{sign}(p_{i,k} - P_{adm}) E_{T,k} c_{i,k} A_{r_{i,k}} \sqrt{\frac{2|p_{i,k} - P_{adm}|}{\rho_f}} \quad (3.13)$$

donde P_{adm} es la presión del múltiple de admisión, $A_{i,k}$ y $c_{i,k}$ son la sección y el coeficiente de descarga del k -ésimo inyector, respectivamente, $E_{T,k}$ es una señal cuadrada que relaciona la velocidad de motor y el orden de inyección.

Finalmente, sustituyendo las ecuaciones (3.13) y (3.10) en (3.12), el modelo del inyector puede ser reescrito como:

$$\dot{p}_{i,k} = \frac{K_f(p_{i,k})}{V_{i,k}} \left(\text{sign}(p_r - p_{i,k}) c_{r_{i,k}} A_{r_{i,k}} \sqrt{\frac{2|p_r - p_{i,k}|}{\rho_f}} - \text{sign}(p_{i,k} - P_{adm}) E_{T,k} c_{i,k} A_{i,k} \sqrt{\frac{2|p_{i,k} - P_{adm}|}{\rho_f}} \right) \quad (3.14)$$

con $k = 1, 2, 3, 4$. En resumen, las ecuaciones (3.8), (3.11) y (3.14) describen las dinámicas de presión del sistema, el modelo completo del sistema de inyección de combustible se presenta en la ecuación (3.15).

3.2. Tiempo de inyección

El sistema de inyección de combustible es el responsable de calcular la masa de combustible apropiada para la cantidad de aire admitida por el motor. Para el funcionamiento eficiente en los motores de combustión interna (MCI) necesitan una relación aire combustible (AFR) dada. De forma ideal, la combustión completa teórica se lleva a cabo en una relación de masa de 14.7:1, conocida como relación estequiométrica. En otras palabras, 14.7 kg de aire se necesitan para quemar 1 kg de combustible.

Por ello, en el modelo matemático representado por la ecuación (3.15), la variable $E_{T,k}$ es una señal cuadrada que relaciona la velocidad del motor y el orden de inyección con el tiempo de inyección de los inyectores. Si $E_{T,k} = 1$, entonces la bobina del inyector es energizada, la válvula de aguja abre y así el combustible es inyectado en el cilindro correspondiente. Si $E_{T,k} = 0$, la válvula de aguja del inyector permanece cerrada y no se produce la inyección de combustible, ((Shuai et al., 2013)).

$$\begin{aligned}
 \dot{p}_b &= \frac{K_f(p_b)}{V_b} \left(\text{sign}(P_t - p_b) c_{tb} A_{tb} \sqrt{\frac{2|P_t - p_b|}{\rho}} - \text{sign}(p_b - p_r) c_{br} A_{br} \sqrt{\frac{2|p_b - p_r|}{\rho}} \right) \\
 \dot{p}_r &= \frac{K_f(p_r)}{V_r} \left(\text{sign}(p_b - p_r) c_{br} A_{br} \sqrt{\frac{2|p_b - p_r|}{\rho}} - \sum_{k=1}^4 \text{sign}(p_r - p_{ik}) c_{rik} A_{rik} \sqrt{\frac{2|p_r - p_{ik}|}{\rho}} \right) \\
 \dot{p}_{i1} &= \frac{K_f(p_{i1})}{V_{i1}} \left(\text{sign}(p_r - p_{i1}) c_{ri1} A_{ri1} \sqrt{\frac{2|p_r - p_{i1}|}{\rho}} - \text{sign}(p_{i1} - P_{adm}) E_{T1} c_{i1} A_{i1} \sqrt{\frac{2|p_{i1} - P_{adm}|}{\rho}} \right) \\
 \dot{p}_{i2} &= \frac{K_f(p_{i2})}{V_{i2}} \left(\text{sign}(p_r - p_{i2}) c_{ri2} A_{ri2} \sqrt{\frac{2|p_r - p_{i2}|}{\rho}} - \text{sign}(p_{i2} - P_{adm}) E_{T2} c_{i2} A_{i2} \sqrt{\frac{2|p_{i2} - P_{adm}|}{\rho}} \right) \\
 \dot{p}_{i3} &= \frac{K_f(p_{i3})}{V_{i3}} \left(\text{sign}(p_r - p_{i3}) c_{ri3} A_{ri3} \sqrt{\frac{2|p_r - p_{i3}|}{\rho}} - \text{sign}(p_{i3} - P_{adm}) E_{T3} c_{i3} A_{i3} \sqrt{\frac{2|p_{i3} - P_{adm}|}{\rho}} \right) \\
 \dot{p}_{i4} &= \frac{K_f(p_{i4})}{V_{i4}} \left(\text{sign}(p_r - p_{i4}) c_{ri4} A_{ri4} \sqrt{\frac{2|p_r - p_{i4}|}{\rho}} - \text{sign}(p_{i4} - P_{adm}) E_{T4} c_{i4} A_{i4} \sqrt{\frac{2|p_{i4} - P_{adm}|}{\rho}} \right)
 \end{aligned} \tag{3.15}$$

Entonces, para obtener los pulsos de inyección que se necesitan en el modelo matemático del sistema de inyección, primero es necesario calcular la masa de aire admitida en cada cilindro del motor. Y después, calcular la cantidad necesaria de combustible que se debe dosificar a la masa de aire para cumplir con la relación estequiométrica.

Si consideramos el múltiple de admisión como un contenedor de volumen finito, donde el aire entra por la válvula de mariposa y sale por la válvula de admisión, podemos aplicar la ecuación de continuidad de la masa al múltiple de admisión como, (Nevot, 1999):

$$\frac{dm_{aadm}}{dt} = \dot{m}_{amar} - \sum_1^{ncil} \dot{m}_{acil} \tag{3.16}$$

La masa de aire que pasa por la válvula de mariposa \dot{m}_{amar} se calcula a partir de

$$\dot{m}_{amar}(\alpha, \phi) = \frac{\pi D_{mar}^2}{4} \cdot \frac{P_{adm}}{\sqrt{R T_{adm}}} \cdot c_d \cdot f(\alpha) \cdot f(\phi) \quad (3.17)$$

donde c_d es el coeficiente de descarga, D_{mar} es el diámetro de la válvula de mariposa, P_{adm} y T_{adm} son la presión y la temperatura en el múltiple de admisión respectivamente, $f(\alpha)$ es el coeficiente de sección en función del ángulo y $f(\phi)$ es el cociente entre las presiones aguas abajo y aguas arriba de la válvula de mariposa. Para calcular $f(\phi)$ se desprecian las pérdidas de carga por el filtro de aire y por tanto la presión aguas arriba es la presión atmosférica y aguas abajo la presión es la del múltiple de admisión. $f(\alpha)$ es la sección de paso de la válvula de mariposa en función de su ángulo de apertura y en el caso de un tubo cilíndrico con una mariposa circular su expresión esta dada en (Heywood et al., 1988).

Ya que en el motor Nissan Tsuru el factor de ángulo no correspondía al mostrado en (Heywood et al., 1988) y el coeficiente de descarga de la válvula es desconocido, se optó por aproximar el producto de ambos factores, de modo que se minimice en error cuadrático medio, entre el caudal de aire medido y el calculado. En la Tabla 3.1 se muestran los datos usados para la aproximación por mínimos cuadrados.

Tabla 3.1: Datos para la aproximación del coeficiente de descarga

| | | | | |
|-----------------|--------|--------|--------|--------|
| ω (rpm) | 860 | 1287 | 2440 | 3300 |
| α (°) | 6.84 | 7.84 | 8.84 | 9.84 |
| c_d | 0.0084 | 0.0076 | 0.0171 | 0.0281 |
| P_{adm} (kPa) | 38.49 | 35.06 | 35.84 | 35.7 |

La curva de la Figura (3.1), se aproximó por un polinomio de tercer grado cuyos coeficientes son:

$$\begin{aligned} f(\alpha) \cdot c_d = & - (0.001866666666667 * \alpha^3) + (0.048254000000004 * \alpha^2) \\ & - (0.403398693333369 * \alpha^1) + (1.103813260800111) \end{aligned} \quad (3.18)$$

El cálculo del caudal de aire admitido por los cilindros parte de un planteamiento análogo al del caudal de la válvula de mariposa. Para calcular en flujo másico de aire que entra los cilindros, se trabaja con el rendimiento volumétrico, ya que equivale a un flujo promedio para todo el ciclo y se define como el cociente del volumen de aire admitido entre el volumen teórico para las condiciones de presión y temperatura de admisión. El

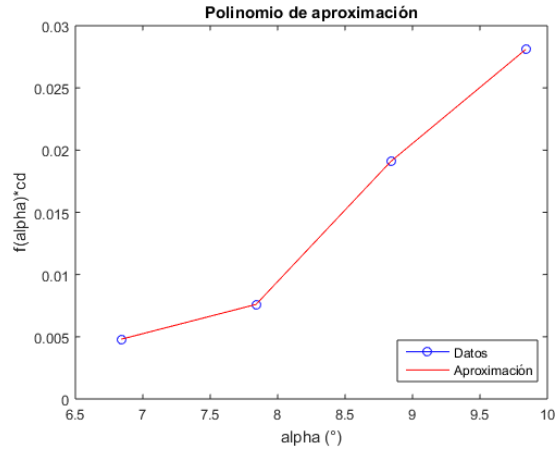


Figura 3.1: *Polinomio de aproximación*

flujo másico de aire que entra a los cilindros \dot{m}_a se puede determinar como:

$$\dot{m}_a = \frac{30 \cdot V}{R \cdot T_{adm}} \cdot \omega \cdot P_{adm} \cdot \eta_{vol} \quad (3.19)$$

A partir del flujo másico del aire admitido por los cilindros podemos calcular el flujo másico de combustible necesarios para obtener una relación aire combustible estequiométrica (AFR). El flujo másico de combustible \dot{m}_{fi} se puede calcular mediante:

$$\dot{m}_{fi} = 1.2 \times 10^{-4} \cdot m_{fi} \cdot \omega \quad (3.20)$$

donde ω es el régimen de giro del motor y m_{fi} es la masa de combustible inyectado por ciclo. Si suponemos que la masa de combustible inyectada por ciclo es lineal respecto al tiempo de inyección, menos el tiempo muerto del inyector

$$m_{fi} = k_{iny} \cdot (t_i - t_0) \quad (3.21)$$

donde t_i es el tiempo de inyección y t_0 es el tiempo muerto del inyector. Una vez calculado tanto el flujo másico de aire admitido como el flujo másico de combustible necesario, se puede calcular el combustible necesario para la cantidad de aire admitido.

De acuerdo a (Fygueroa and Araque, 2005), la relación aire combustible se define como la relación entre consumo de aire y combustible en un proceso de combustión y se representa como A/F .

$$A/F = \frac{m_a}{m_c} \quad (3.22)$$

en donde m_a es el consumo de aire y m_c el consumo de combustible. La proporción ideal de aire y combustible en un motor de gasolina es de 14.7 kg de aire por 1 kg de combustible. A esta relación se le denomina mezcla estequiométrica, es decir, es la proporción aire combustible químicamente correcta para convertir todo el combustible en productos completamente oxidados. Si despejamos de la ecuación (3.22) el consumo de combustible obtenemos,

$$\frac{m_a}{14.7} = m_c \quad (3.23)$$

De acuerdo a esto, el combustible necesario en un motor de combustión interna basados en la masa de aire admitida se logra modificando el tiempo de inyección en la ecuación (3.21). En el diagrama esquemático del modelo de inyección presentado en la Figura (3.2), se puede apreciar como se varía el tiempo de inyección en función del factor lambda.

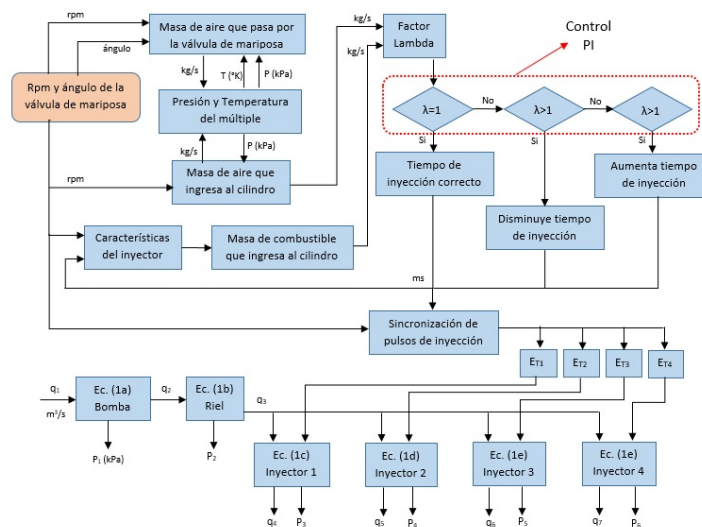


Figura 3.2: Diagrama esquemático del modelo del sistema de inyección.

3.3. Banco de pruebas

Durante el desarrollo de la tesis se construyó un banco de pruebas para el sistema de inyección de un motor NISSAN Tsuru, debido a la necesidad de medir el flujo de los inyectores para obtener la ganancia del inyector, y esto no era posible porque los inyectores en un motor de combustión interna se instalan dentro del múltiple de admisión. En el banco de pruebas se simula el funcionamiento del sistema de inyección y se obtienen mediciones de presión y flujo para diseñar e implementar un esquema de diagnóstico y aislamiento de fallas en inyectores, basados en los cambios de presión del riel debido al impacto de las fallas inducidas en los inyectores.

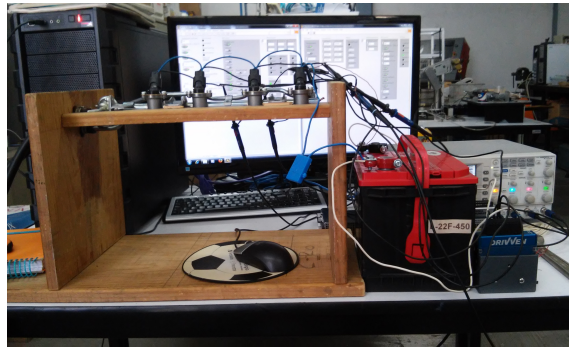


Figura 3.3: *Banco de pruebas.*

El banco de pruebas construido que se muestra en la Figura 3.3, consta de un bidón de 20ℓ, una bomba, un filtro, la manguera de alimentación, un sensor de presión, el riel de combustible, los cuatro inyectores, un regulador de presión, un sensor de flujo y la línea de retorno al bidón. El suministro de energía para la bomba, los inyectores y los sensores del banco de pruebas se obtiene una fuente de alimentación de computadora.

Con la adquisición de sensores de flujo y presión, y su instalación en el banco de pruebas, se logró realizar las mediciones de la presión de la bomba, la presión del riel de inyectores, así como el flujo que ingresa al riel de inyectores. Es necesario mencionar que el sensor de presión se instaló en la entrada del riel de inyectores, sobre la línea de alimentación que va de la salida de la bomba (ubicada dentro bidón utilizado como tanque de combustible) al riel de inyección, esto ante la dificultad de instalarlo directamente en el riel de inyección, ya que se debían hacer modificaciones estructurales en el tubo del riel. El sensor de flujo se instaló a la salida del riel de inyección, en la manguera de retorno de combustible.

La adquisición de datos se realizó utilizando el siguiente equipo:

- sistema integrado con controlador en tiempo real cRIO-9074,
- módulo bidireccional de E/S digitales NI9401,
- módulo de entradas analógicas NI9205,
- el tiempo de muestreo para el sensor de presión es de 90 milisegundos.
- el tiempo de muestreo para el sensor de flujo es de 1 segundos.
- LabVIEW.
- computadora de escritorio con procesador Intel i7, memoria RAM de 32GB.

La comunicación computadora-compactRIO se llevó a cabo mediante protocolo Ethernet. Se desarrolló un programa que consta de un proyecto generado en Labview para el enlace compactRIO-módulos. Para adquirir los datos del sensor de presión se utilizó el módulo NI9205, ya que este sensor da una salida analógica de voltaje de 0.2-4.7 volts proporcional a la presión medida. La salida del sensor de presión se conecta directamente al puerto AI0 del módulo NI9205. La hoja de datos del fabricante del sensor establece que $V_{out} = V_s * (0.0018 * P + 0.04) \pm error$, donde el voltaje de alimentación $V_s = 5V_{cd}$, P es la presión diferencial medida por el sensor y V_{out} es la señal de salida del sensor. Se programó la ecuación

$$P = \frac{v_{out} - V_s(0.04) \pm error}{V_s(0.0018)} \quad (3.24)$$

La adquisición de datos se realizó programando un ciclo *while* en Labview que permitiera la lectura de la información presente en el puerto AI0 del módulo NI9206 cada 100 *ms*, e introduciendo cada dato obtenido durante la simulación en la Ecuación 3.24, que calcula la presión del riel de inyección y se gráfica su evolución. Los datos adquiridos se almacenan y guardan al exportarlos a una hoja de cálculo de Microsoft Excel.

Para la adquisición de datos del sensor de flujo, se realizó un procedimiento similar al antes descrito, sólo que ahora la salida del sensor son pulsos donde el voltaje del nivel bajo esta entre 0-0.5 volts y el voltaje a nivel alto es de 4.5-5 volts. Se utilizó el módulo NI9401, porque permite la lectura de entradas digitales en nivel bajo de 0 volts y en nivel alto de 5 volts. Se habilitó el puerto DIO0 para leer las variaciones de voltaje de la señal del sensor. La salida del sensor del flujo se conecta directamente al puerto DIO0 del módulo NI9401. El fabricante en la hoja de datos menciona que la resolución del sensor es de 2.5 ml/pulso , entonces se establece una relación pulsos-tiempo para calcular el flujo que pasa por el sensor, para ello se realizó un programa en LabVIEW, donde con ayuda de un ciclo *while* se contaba el numero de pulsos en un segundo, y se multiplicaba por 2.5 para obtener un flujo en ml/s y se obtuviera una gráfica de la evolución del flujo en tiempo real. Los datos adquiridos se almacenan y guardan en una hoja de cálculo de Microsoft Excel.

3.4. Simulación del modelo

La programación y simulación del modelo se implemento en el entorno Matlab/Simulink, todos los parámetros usados para simulación se dan en el Anexo A, además:

- se utiliza el método de integración Runge-Kutta de cuarto orden,
- el paso de integración es igual a 0.0001 segundos,
- la duración de la simulación es de 10 segundos,
- las condiciones iniciales son las condiciones de trabajo del sistema de inyección, lo cual es en estado estacionario.

Se decidió un tiempo de simulación de 10 segundos, ya que un ciclo completo de inyección a una velocidad de 860 *rpm* se concluye en 139.6 milisegundos. Por lo tanto, en 10 segundos de simulación se pueden analizar aproximadamente 71 ciclos completos de inyección. También se consideró que este tiempo sería suficiente para analizar las rápidas dinámicas de presión del sistema debidas a la duración del tiempo de inyección, aproximado a 2 milisegundos.

Las entradas del modelo matemático del sistema de inyección para producir una respuesta representativa del sistema es el régimen de giro del motor (ω) y el ángulo de apertura de la válvula de mariposa (α).

En la simulación, el régimen de giro del motor se varía en un rango de 860 *rpm* a 3300 *rpm* como se muestra en la Figura (3.4a), y el ángulo de apertura de la válvula de mariposa también se varia en el intervalo de 6.84° a 9.84°.

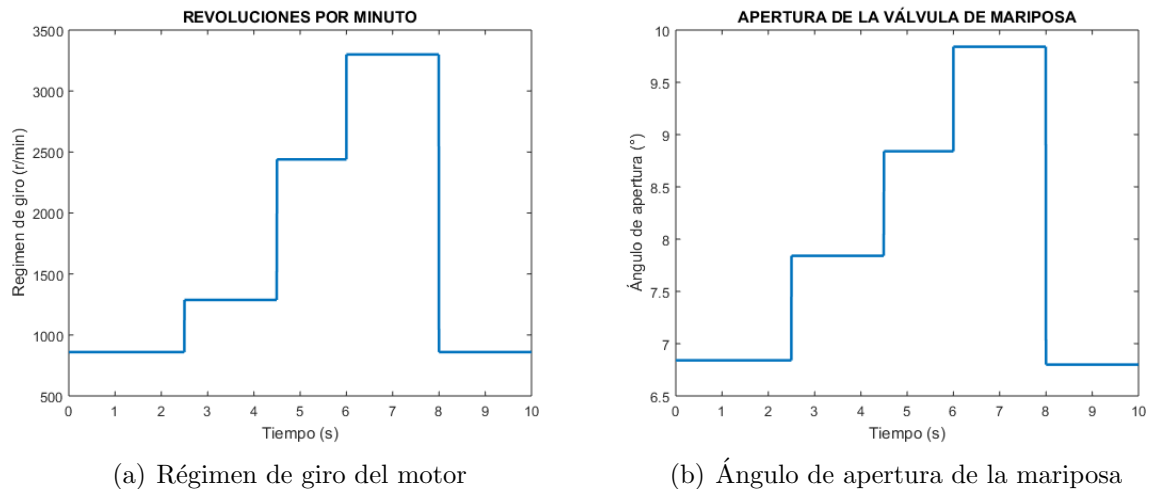


Figura 3.4: Variaciones en las entradas

Las variaciones del régimen de giro y ángulo de apertura (Figura (3.4)) se realizaron para observar la relación que existe entre el régimen de giro, la apertura de la válvula y el tiempo de inyección. A continuación se describe el procedimiento realizado en simulación.

Durante los segundo 1 y 3 el régimen de giro del motor varía de 860 *rpm* a 1287 *rpm*, y por tanto el ángulo de apertura de la válvula de mariposa también se modifica de 6.84° a 7.84°. Entre los segundos 3 y 5, nuevamente se varió el régimen de giro en un intervalo de 1287 *rpm* a 2440 *rpm* y el ángulo de mariposa en un rango de 7.84° a 8.84°.

Del segundo 5 al segundo 7, se realizan cambios en el régimen de giro de 2440 *rpm* a 3300 *rpm* y en el ángulo de apertura de 8.84° a 9.84°, y por último del segundo 7 al 10, se realiza una variación en un rango de 3300 *rpm* a 860 *rpm* para la velocidad de giro del motor y en un intervalo de 9.84° a 6.84° para el ángulo de mariposa.

En (Nissan, 2003) se establece que el regulador debe mantener la presión del combustible en 299.1 kPa, y como la cantidad de combustible que se inyecta depende de la duración del pulso de inyección, es necesario para mantener el valor antedicho. Por tanto, esta presión fija que mantiene el regulador se considera como las condiciones iniciales en el modelo.

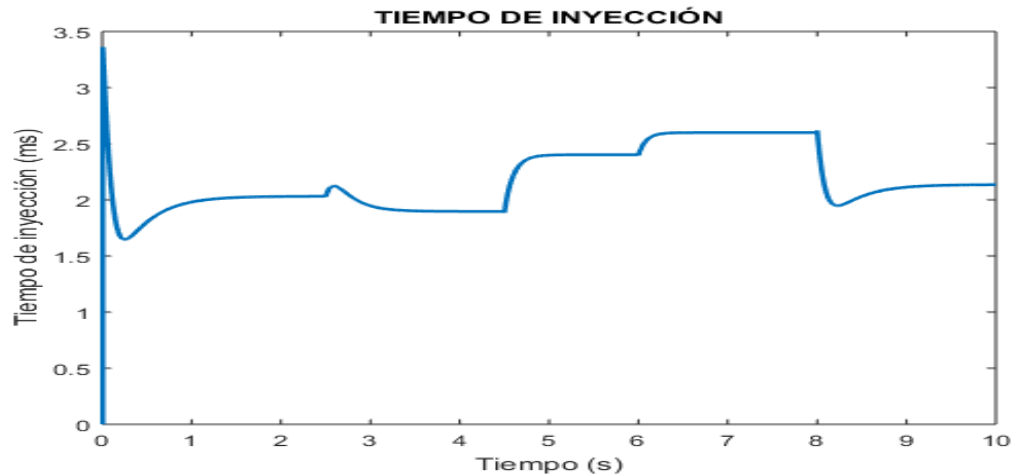
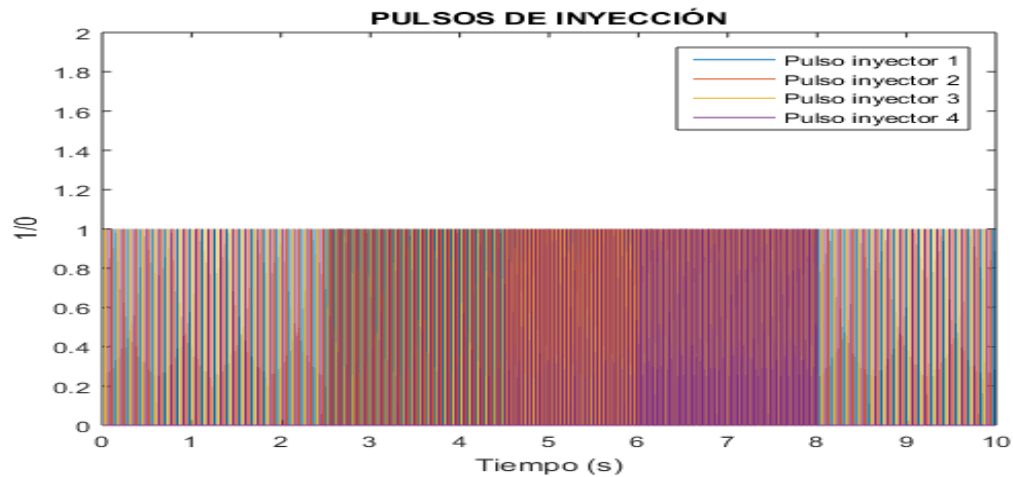


Figura 3.5: *Tiempo de inyección*

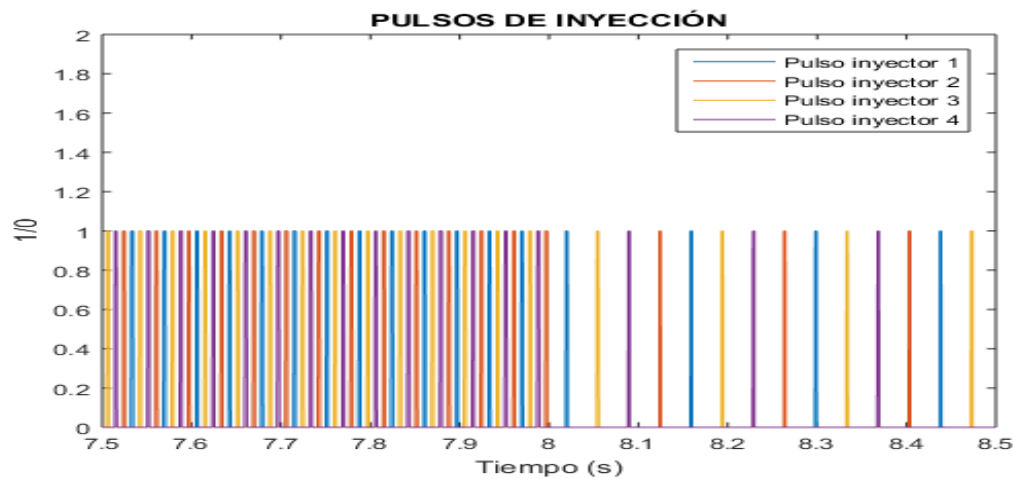
En la Figura (3.5), se muestra el resultado del cálculo del tiempo de inyección. Del inicio de la simulación hasta los 8 segundos, donde el incremento del ángulo de apertura en la válvula de mariposa representa que el motor admite un mayor caudal de aire, se puede apreciar que ante el aumento de la cantidad de masa de aire admitida también es necesario inyectar una mayor cantidad de combustible, para mantener la relación estequiométrica.

En la Figura (3.6) se observa como se modifican los pulsos de apertura y cierre de los inyectores en función del tiempo de inyección calculado. En la Figura (3.6a), no se logra apreciar cada uno de los pulsos de inyección, pero se nota como los patrones de inyección cambian de acuerdo a los cambios realizados en las entradas del sistema. En la Figura (3.6b), se muestra el cambio del tiempo de inyección antes y después del segundo 8, donde el régimen de giro bajó de 3300 *rpm* a 860 *rpm* y se cerró la apertura de la mariposa de 9.84° a 6.84°. Precisamente a 3300 *rpm* un ciclo de inyección se completa en 36.36 *ms*, mientras que a una velocidad de 860 *rpm* el ciclo se completa en 139.53 *ms*.

En la Figura (3.7), se muestra la validación del cálculo del tiempo de inyección, comparando la duración de los pulsos de inyección simulados y la duración de los pulsos medidos



(a) Pulsos de inyección



(b) Acercamiento

Figura 3.6: Variación de los pulsos de inyección

en el banco de pruebas con un osciloscopio. Existe diferencia en las escalas de las gráficas debido a que en el modelo matemático el pulso de inyección se representa con 1 cuando el inyector abre y un 0 cuando el inyector está cerrado. En el módulo de control de los inyectores (NI9758) del banco de pruebas, los pulsos son generados cerrando el circuito de alimentación de los inyectores a tierra, por esto los pulsos se observan de 12 a 0 volts. El propósito sólo es demostrar que el tiempo de inyección (duración que pertenece abierto el inyector) tanto en simulación como físicamente en el banco de pruebas, es el mismo.

En la Figura (3.8a) se muestra la dinámica de la presión del riel de combustible. En la Figura (3.8b) se realiza un acercamiento a la señal entre los segundos 4.2 y 4.7, donde se

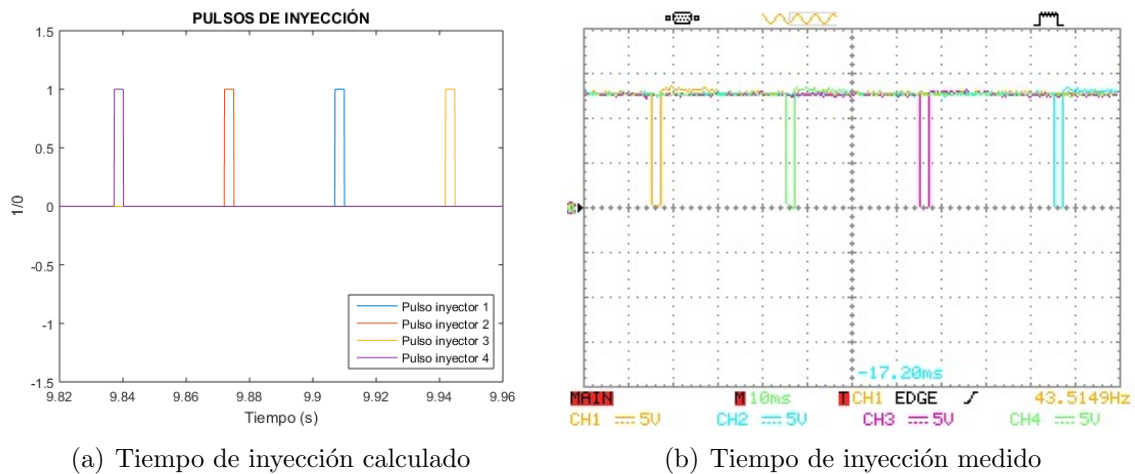
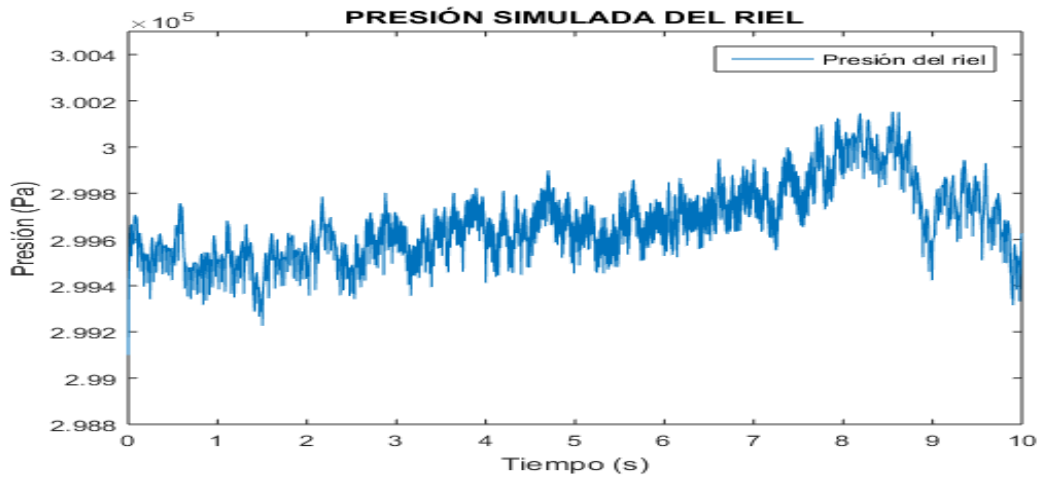


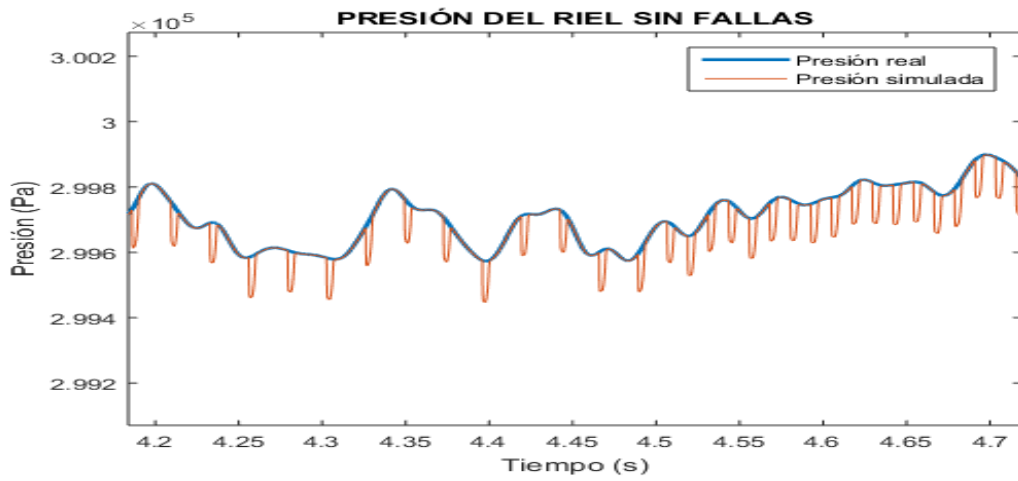
Figura 3.7: Validación el tiempo de inyección.

observa que las variaciones de $E_{T,k}$, es decir la señal cuadrada que relaciona la velocidad del motor y el orden de inyección con el tiempo de inyección, en el modelo matemático sólo producen pequeñas caídas de presión en el riel, debidas a la apertura de cada inyector.

También en la Figura (3.8b) se observa como en la señal de presión real, es decir, la señal de presión del riel obtenida de las mediciones experimentales en el banco de pruebas, no es posible medir las caídas de presión provocadas por la apertura y cierre de cada uno de los inyectores ya que el tiempo de muestreo experimental mínimo permitido es de 90 milisegundos, mientras que el tiempo de inyección, en donde se produce la apertura y cierre de un inyector es de 2 milisegundos.



(a) Presión simulada del riel de combustible



(b) Acercamiento

Figura 3.8: Presión simulada del riel de combustible.

Capítulo 4

Detección y diagnóstico de fallas basado en red neuronal

La función principal de un sistema de inyección es suministrar la precisa cantidad de combustible al cilindro en el momento correcto para asegurar el desempeño requerido del motor. La presión de inyección es la variable mas importante del sistema de inyección electrónica y la que puede dar información crucial del estado del sistema.

Si uno de los elementos del sistema no funciona correctamente, afectará el estado del proceso de inyección, causando cambios inesperados en la presión y/o flujo de inyección, y resultar en patrones de presión de inyección anormales. Por lo tanto, un análisis de los patrones de presión del sistema de inyección puede proveer suficiente información característica para identificar el estado de la inyección de combustible, (He and Feng, 2004).

Para realizar la detección y el aislamiento de fallas se empleó una RNA capaz de reconocer el cambio de patrones en la señal de la presión del riel de inyección, y así poder reconocer las condiciones del sistema sin falla, con falla en el inyector 1, con falla en el inyector 2, con falla en inyector 3 y con falla en el inyector 4.

En este trabajo de tesis se propone una RNA basada en una arquitectura de tipo red neuronal estática de una sola capa oculta (SLFNs por sus siglas en inglés), como la mostrada en la Figura 4.1, que puede ser expresada matemáticamente por

$$y = g \left(b_0 + \sum_{j=1}^h w_{j0} v_j \right) \quad (4.1)$$

$$v_j = f_j \left(b_j + \sum_{i=1}^n w_{ij} x_i \right) \quad (4.2)$$

donde n y h son el número de variables de entrada y el número de neuronas en la capa oculta, respectivamente. v_j es la salida de la neurona j de la capa oculta; $x_i = 1, \dots, n$ son las variables de entrada; w_{ij} es el peso de la conexión entre la variable de entrada i y la neurona j de la capa oculta; w_{j0} es el peso de la conexión entre la neurona de la capa oculta j y la neurona de salida; b_j es el bias de la neurona j de la capa oculta, $j = 1, \dots, h$ y b_0 es el bias de la neurona de salida; $f_j(\cdot)$ y $g(\cdot)$ representan la función de activación de la neurona j de la capa oculta y la función de activación de la neurona de salida, respectivamente, (Matias et al., 2014).

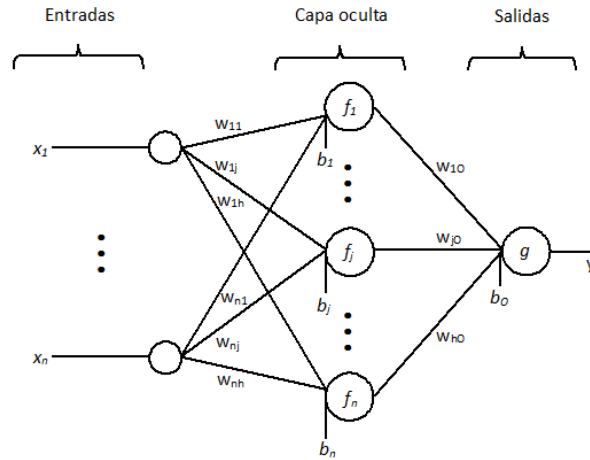


Figura 4.1: Red neuronal prealimentada de una sola capa oculta.

El método de aprendizaje utilizado es el propuesto en (Huang et al., 2006), llamado *Extreme Learning Machine* (ELM). Si se consideran que tenemos disponibles N muestras, el bias de salida es cero, y la neurona de salida tiene una función de activación lineal, las ecuaciones (4.1) y (4.2) pueden ser reescritas como

$$\mathbf{y} = (\mathbf{w}_o^T \mathbf{V})^T, \quad (4.3)$$

donde $\mathbf{y} = [y(1), \dots, y(N)]^T$ es el vector de salidas de la SLFN, $\mathbf{w}_o = [w_{1o}, \dots, w_{ho}]^T$ es el vector de pesos de las salidas, y \mathbf{V} es la matriz de las salidas de la capa oculta, dada por

$$\mathbf{V} = \begin{bmatrix} v_1(1) & v_1(2) & \cdots & v_1(N) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ v_h(1) & v_h(2) & \cdots & v_h(N) \end{bmatrix} \quad (4.4)$$

Considerando que la matriz de pesos y bias de entrada \mathbf{W} ,

$$\mathbf{W} = \begin{bmatrix} b_1 & b_2 & \cdots & b_h \\ w_{11} & w_{12} & \cdots & w_{1h} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{n1} & w_{n2} & \cdots & w_{nh} \end{bmatrix} \quad (4.5)$$

es asignada aleatoriamente, el vector de pesos de salida \mathbf{w}_o es estimado como

$$\hat{\mathbf{w}}_o = \mathbf{V}^\dagger \mathbf{y}_d \quad (4.6)$$

donde \mathbf{V}^\dagger es la inversa generalizada Moore-Penrose de la matriz de salidas de la capa oculta \mathbf{V} y $\mathbf{y}_d = [y_d(1), \dots, y_d(N)]^T$ es la salida deseada.

Considerando que $\mathbf{V} \in \mathbb{R}^{N \times h}$ con $N \geq h$ y $\text{rank}(\mathbf{V}) = h$, la inversa generalizada Moore-Penrose de \mathbf{V} puede ser dada por

$$\mathbf{V}^\dagger = (\mathbf{V}^T \mathbf{V})^{-1} \mathbf{V}^T. \quad (4.7)$$

Sustituyendo (4.7) en (4.6), la estimación de \mathbf{w}_o se puede obtener por la siguiente solución de mínimos cuadrados:

$$\mathbf{w}_o = (\mathbf{V}^T \mathbf{V})^{-1} \mathbf{V}^T \mathbf{y}_d \quad (4.8)$$

Se seleccionó este método de aprendizaje, ya que presenta algunas ventajas como:

- fácil de usar y no hay necesidad de ajustar parámetros excepto los predefinidos por la arquitectura de la red,
- se demostró que es un algoritmo de aprendizaje rápido, comparándolo con algoritmos convencionales de aprendizaje como el algoritmo de retro-propagación (BP por sus siglas en inglés),
- posee un alto desempeño generalizado similar al de BP y Maquinas de Vectores de Soporte (SVM por su acrónimo en inglés),
- se pueden utilizar un amplio rango de funciones de activación, incluyendo todas las funciones continuas a trozos.

Donde los parámetros de entrada a la función del algoritmo ELM son:

- el conjunto de datos para el entrenamiento,
- el conjunto de datos para la prueba,
- elegir ELM para regresión (0) o para clasificación (1),
- número de neuronas que se desean asignar en la capa oculta y,
- seleccionar la función de activación para el ELM.

4.1. Conjunto de datos

Primero definimos el número de clases que se tendrá en el problema de clasificación. Se acostumbra a usar el índice 0 para representar el escenario normal de operación y el resto corresponde a los escenarios de operación con fallas. Por lo tanto, definiremos el número de clases y el índice que corresponde a cada una de ellas.

Tabla 4.1: *Definición de clases.*

| Clase | Definición | N° de pruebas realizadas | N° de señales obtenidas |
|-------|------------------|--------------------------|-------------------------|
| 0 | sin falla | 5 | 10 |
| 1 | falla inyector 1 | 5 | 10 |
| 2 | falla inyector 2 | 5 | 10 |
| 3 | falla inyector 3 | 5 | 10 |
| 4 | falla inyector 4 | 5 | 10 |

En el banco de prueba se cuenta con dos sensores, uno de presión y otro de flujo. Los datos disponibles para medición son:

- el flujo de combustible que entra al riel inyección q_{br} , y
- la presión en el riel de inyección p_r

De acuerdo con la Tabla 4.1, se realizaron 5 pruebas experimentales para registrar el comportamiento del sistema que representa a cada una de las clases y por cada prueba se adquirió una señal de presión y una de flujo. Como resultado para cada clase se obtuvieron 10 señales de 100000 muestras cada una, de donde 5 señales eran de presión y 5 señales eran de flujo.

Los pruebas experimentales se realizaron como se muestra en la Tabla 4.1, las pruebas experimentales se realizaron de forma aleatoria en un periodo de 10 días, de tal forma que las señales experimentales abarcaran condiciones de trabajo diferentes del sistema para una misma clase y así disponer de mayor información.

De cada prueba la señal de presión y la señal de flujo se obtienen con el siguiente procedimiento:

Tabla 4.2: *Detalles de las pruebas experimentales.*

| Día | Prueba-Clase | Hora aproximada |
|-----------|--------------|-----------------|
| 10/JUN/16 | 1-0 | 11:00 - 13:00 |
| 10/JUN/16 | 1-1 | 12:00 - 14:00 |
| 13/JUN/16 | 1-2 | 10:00 - 12:00 |
| 13/JUN/16 | 1-3 | 12:00 - 14:00 |
| 13/JUN/16 | 1-4 | 14:00 - 16:00 |
| 15/JUN/16 | 2-0 | 14:00 - 16:00 |
| 16/JUN/16 | 2-1 | 10:00 - 12:00 |
| 16/JUN/16 | 2-2 | 12:00 - 14:00 |
| 16/JUN/16 | 2-3 | 14:00 - 16:00 |
| 16/JUN/16 | 2-4 | 16:00 - 18:00 |
| 17/JUN/16 | 3-0 | 16:00 - 18:00 |
| 17/JUN/16 | 3-1 | 18:00 - 20:00 |
| 18/JUN/16 | 3-2 | 11:00 - 13:00 |
| 18/JUN/16 | 3-3 | 13:00 - 15:00 |
| 18/JUN/16 | 3-4 | 15:00 - 17:00 |
| 19/JUN/16 | 4-0 | 9:00 - 11:00 |
| 19/JUN/16 | 4-1 | 11:00 - 13:00 |
| 19/JUN/16 | 4-2 | 13:00 - 15:00 |
| 19/JUN/16 | 4-3 | 15:00 - 17:00 |
| 19/JUN/16 | 4-4 | 17:00 - 19:00 |
| 20/JUN/16 | 5-0 | 13:00 - 15:00 |
| 20/JUN/16 | 5-1 | 15:00 - 17:00 |
| 21/JUN/16 | 5-2 | 11:00 - 13:00 |
| 21/JUN/16 | 5-3 | 13:00 - 15:00 |
| 21/JUN/16 | 5-4 | 15:00 - 17:00 |

- Para las pruebas de la clase 0, como se requiere registrar el comportamiento nominal del sistema de inyección, en el banco de pruebas se prende la bomba de combustible, se sincronizan los inyectores y por último en Labview se activan las tarjetas del CompactRIO para la adquisición de las 100000 muestras tanto de presión como de flujo simultáneamente.
- En las clases 1,2,3,4, como las señales van a representar el comportamiento del sistema con falla, en el banco de pruebas se energiza la bomba y los inyectores, se corren los programas en Labview para la adquisición de los 100000 datos. En todas las pruebas aproximadamente en la muestra 50000 se induce una falla abrupta en el inyector correspondiente mediante la interfaz gráfica del control de los inyectores

(ver Anexo B).

En las pruebas experimentales se utilizó un tiempo de muestreo de 90 milisegundos para el sensor de presión y de 1 segundo para el sensor de flujo. Dado que la adquisición de datos se realizaba de forma simultánea en un intervalo de tiempo en el que se obtuvieran 100000 datos del sensor de presión, la diferencia en el tiempo de muestreo causa que las dimensión de los vectores que contienen los datos de presión y flujo sean diferentes, es decir, por 1 muestra del sensor de flujo se obtenían 11 muestras del sensor de presión. Esto nos llevó a remuestrear la señal de flujo para tener las misma cantidad de datos tanto en la señal de flujo como en la de presión.

Ya adquiridas todas las señales que describen el comportamiento del sistema para cada clase, se filtraron utilizando un filtro promediador de banda móvil. El filtro promediador de banda móvil es un filtro que suaviza las señales reemplazando cada muestra de los datos con el promedio de las muestras de los datos vecinos, definida dentro de un rango. Este proceso equivale a utilizar un filtro pasa bajas con la respuesta de filtrado dada por la ecuación de diferencias

$$y_s(i) = \frac{1}{2N_s + 1} (y(i + N_s) + (y(i + N_s) - 1)) + \dots + (y(i - N_s)) \quad (4.9)$$

donde $y_s(i)$ el valor filtrado para la muestra i -ésima de los datos, N_s es el número de datos vecinos a cada lado de $y_s(i)$ y $2N_s + 1$ es el rango.

Se decidió filtrar las señales tanto de presión como de flujo porque los datos brutos no permitían ver el cambio en los patrones de los conjuntos de datos cuando se inducían fallas en los inyectores. El filtrado nos permitió llevar las señales a una forma donde la variación de los datos se interpretaron de mejor forma, es decir, a las señales se les eliminó el ruido que no permitían apreciar los cambios de magnitud en la presión y el flujo.

4.2. Entrenamiento

Para la fase de entrenamiento y la fase de prueba, se recomienda que los datos de las señales de presión y de flujo utilizadas como entradas a la red neuronal se normalicen en un rango de $[-1,1]$ y se acomoden en una matriz. De forma que cada fila de la matriz correspondiente contenga los patrones característicos de una sola clase (señales de entrada

a la red neuronal). La primera columna de las matrices deben de ser el valor de la salida deseada (clase que describe el comportamiento de los patrones en cada fila), y el resto de las columnas consistan en diferentes patrones de información que describa a cada clase.

La normalización de los datos se realiza utilizando la formula

$$D_n(k) = 2 * \left(\frac{D(k) - \min(D)}{\max(D) - \min(D)} \right) - 1 \quad (4.10)$$

de donde $D_n(k)$ es el k-ésimo dato normalizado, D es un vector fila de k datos que representa la señal de presión o flujo que se quiere normalizar.

Tabla 4.3: *Ejemplo de como se forman los datos de entrenamiento y prueba.*

| Salida deseada | Entrada 1 de RNA | Entrada 2 de RNA | Entrada 1 de RNA |
|----------------|------------------|------------------|------------------|
| 1 | -0.38462 | -0.34545 | -0.70115 |
| 3 | 0.630769 | 0.545455 | 0.310345 |
| 2 | -0.13846 | -0.1227 | -0.01149 |
| 1 | 0.353846 | 0.236364 | 0.103448 |
| 3 | 0.261538 | 0.054545 | -0.14943 |
| 1 | 0.138462 | 0.054545 | 0.034483 |
| 2 | 0.076923 | 0.0909090 | -0.28736 |

Por ejemplo, la Tabla(4.3) muestra un conjunto de datos de tres clases (salidas deseadas) que tiene 7 patrones diferentes y 3 entradas a la red neuronal. Como el algoritmo ELM utilizado automáticamente detecta las etiquetas de cada clase, solamente la primera columna indica las salidas en la matriz de entrenamiento o de prueba.

Después de filtrar y normalizar cada una de las señales de presión y de flujo (cada señal es una tira de 100000 datos), se determinó reacomodarlas de vector fila con dimensión de 1×100000 a una matriz de 79×2500 . Esto para generar 79 patrones diferentes por cada señal de presión y flujo, con el propósito de aumentar la información de las señales y mejorar el entrenamiento de la red neuronal con algoritmo de aprendizaje ELM.

En la Figura (4.2), se aprecia el procedimiento antes descrito, donde la ventana 1 es una tira de datos con las primeras 2500 muestras de una señal de presión con 100000

datos. La ventana 2 también consta de 2500 muestras, sólo que ahora toma de la muestra 1250 a la muestra 3750. La ventana 3, se forma de la muestra 2500 a la 5000, la ventana 4 toma de la muestra 3750 a la muestra 6250, y así sucesivamente hasta la ventana n que tomaría las últimas 2500 muestras de la señal.

Los datos contenidos en la ventana 1 se colocan en la primera fila de la matriz de patrones de 79×2500 , los 2500 datos incluidos en el arreglo de la ventana 2 pasan a formar parte de la segunda fila de la matriz de patrones, los datos de la ventana 3 se acomodan en la tercera fila de matriz, los datos de la ventana 4 se acomodan en la cuarta fila de la matriz de patrones, y así sucesivamente hasta llegar a la ventana n , los datos contenidos en ella formarían la columna 79 de la matriz de patrones. De esta forma se crea una matriz de patrones de 79×2500 por cada una de las 25 señales de presión y 25 señales de flujo.

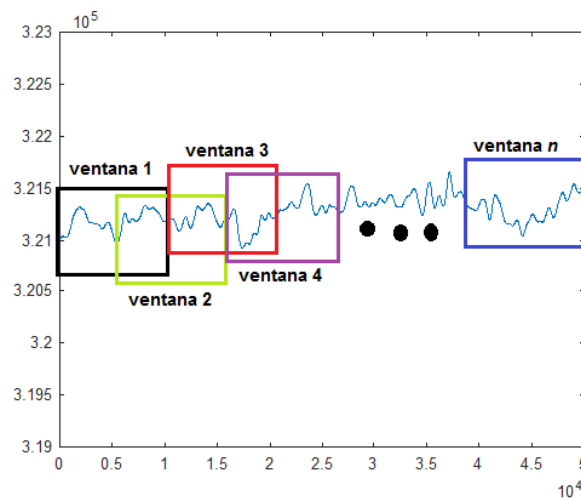


Figura 4.2: Ventanas con 2500 muestras.

El procedimiento anterior utilizado para la generación de patrones, se empleó en todas las señales obtenidas durante las pruebas experimentales, es decir, que ahora todas nuestras señales de presión y flujo en lugar de tener la dimensión original de 1×100000 se acomodaron a dimensión 79×2500 . De las 5 diferentes pruebas experimentales realizadas por cada clase, se emplearon las primeras 3 pruebas de cada clase para generar la matriz de entrenamiento de la red neuronal.

Ahora las matrices de patrones de las primeras tres pruebas de cada clase se ordenan de modo que se forme una matriz de entrenamiento con la estructura dada en la Tabla

(4.3) de dimensión 1851×5001 . Es decir, la primera matriz de patrones de presión de la clase 0 se coloca en la matriz de entrenamiento en las columnas 2:2500 y de la fila 1:79, a continuación una matriz de patrones de flujo con la información de la primera prueba de la clase 0, se acomoda en la matriz de entrenamiento de la columna 2501:5001 y de la fila 1:79.

Se desean usar tres pares de señales diferentes (presión y flujo) en cada clase, entonces la matriz de patrones de la segunda señal de presión se acomoda de la columna 2:2500 y de la fila 80:158; después la matriz de patrones de la segunda señal de flujo se coloca en la matriz de entrenamiento de la columna 2501:5001 y de las filas 80:158. Por último, la matriz de entrenamiento de la tercera señal de presión con información de la clase 0 se coloca en la matriz de entrenamiento de la columna 2:2500 y en las filas 159:237. Como todo este procedimiento sólo contiene patrones de la clase cero (sistema sin falla) en la matriz de entrenamiento en la primer columna de la fila 1:237 se desea obtener como salida deseada 0.

El procedimiento anterior se repite con las primeras tres pruebas de la clase 1 (sistema con falla en el inyector 1), se vuelve a repetir con las primeras tres pruebas de la clase 2 (sistema con falla en el inyector 2), repetimos el procedimiento para las pruebas de la clase 3 (sistema con falla en el inyector 3) y los repetimos una última vez para la clase 4 (sistema con falla en el inyector 4), a fin de obtener una matriz de entrenamiento de dimensión 1185×5001 , donde de la fila 1:237 se encuentran los patrones de entrenamiento de la clase 0. En la misma matriz de entrenamiento de la fila 238:474 se encuentran los patrones de la clase 1, en las filas 475:711 de la matriz de entrenamiento propuesta se encuentran los patrones de la clase 2, ahora de la fila 712:948 están los patrones de la clase 3 y los patrones de la clase 4 se encuentran de las filas 949:1185.

Con este arreglo se forma una matriz de entrenamiento de dimensión 1185×5001 , donde existen 237 patrones de entrenamiento por cada una de las clases que definimos y con ello en el procedimiento de entrenamiento la red neuronal se consideran todas las clases. Por último las filas de la matriz de entrenamiento se ordenan de forma aleatoria para mejorar el proceso de entrenamiento.

4.2.1. Resultado del entrenamiento

Ya que se tiene la matriz de entrenamiento con la forma de la Tabla 4.3, se procedió a entrenar la red neuronal, obteniendo como resultado que la red neuronal alcanza una

precisión del 100% en la clasificación de los patrones de las señales de flujo y presión.

Tabla 4.4: *Resultados de la fase de entrenamiento.*

| Prueba | neuronas | Precisión del entrenamiento |
|--------|----------|-----------------------------|
| 1 | 150 | 72.25 % |
| 2 | 200 | 80.25 % |
| 3 | 250 | 88.10 % |
| 4 | 300 | 88.19 % |
| 5 | 350 | 92.66 % |
| 6 | 400 | 96.37 % |
| 7 | 450 | 98.23 % |
| 8 | 500 | 99.58 % |
| 9 | 550 | 99.92 % |
| 10 | 600 | 100 % |

donde la precisión del entrenamiento se calcula como

$$A = 1 - \frac{c_e}{ny_d} \quad (4.11)$$

donde A es la precisión del entrenamiento, c_e es la relación de clasificaciones erróneas igual a el número de las clasificaciones de clases deseadas diferentes de las clasificaciones de clases predichas, y ny_d es el número de salidas deseadas.

De acuerdo con la Tabla 4.4, el mejor resultado en el entrenamiento se presenta cuando la red cuenta con 600 neuronas en la capa oculta. Por lo tanto, se considera que la arquitectura de la red neuronal de una sola capa oculta propuesta es RNA(5000,600,5), es decir, la red neuronal cuenta con 5000 neuronas de entrada, 600 neuronas en la capa oculta, y 5 neuronas de salida y utilizando como función de activación en las neuronas de la capa oculta la función sigmoide. Las matrices de pesos y bias se guardan, para en base a ellas realizar las pruebas de la fase de validación.

El uno de los conjuntos de señales que se utilizó en el entrenamiento de la red neuronal, de los tres que se utilizaron se muestran en la siguiente Figura 4.3. Esta tira de datos consta de 10 señales 5 de presión y 5 de flujo.

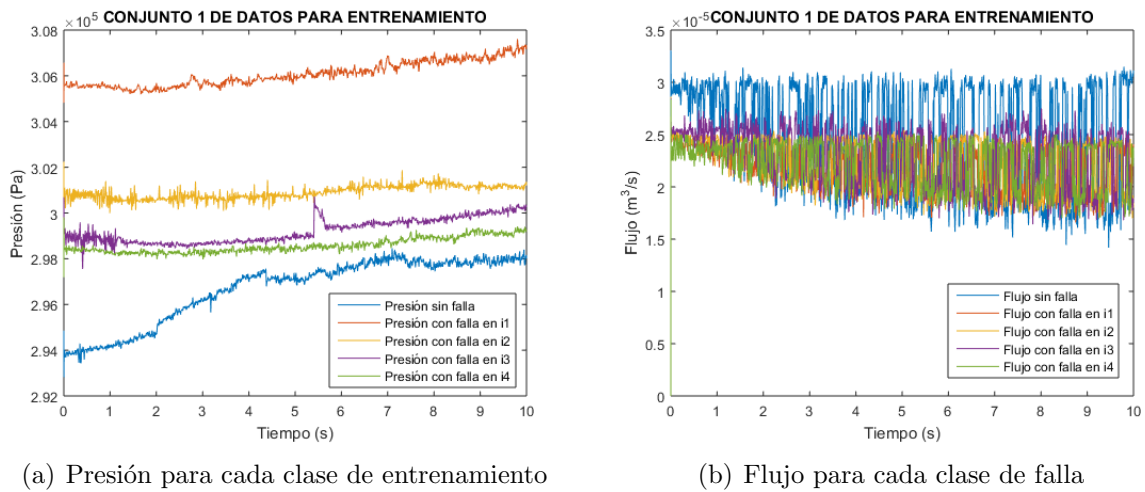


Figura 4.3: Tira de datos usada en el entrenamiento.

4.3. Validación

Fallas abruptas

En esta parte de los resultados, la fallas que se consideran son abruptas, físicamente esto en el sistema de inyección electrónica se puede ocasionar por atascadura de la válvula de aguja del inyector en posición cerrada y falsos contactos o cables rotos en las conexiones eléctricas. La simulación de estas fallas experimentalmente se realizan en periodos de 100000 muestras, en las primeras 50000 se captura datos de presión y flujo con el sistema en operaciones nominales y aproximadamente en la muestra 50001 se simula falla en el inyector desactivando sus pulsos eléctricos.

En la Figura 4.4 , se observa la tira de datos que se utilizó para la validación del entrenamiento de la red neuronal. Y de la cual se muestran los resultados en la Tabla 4.5, se realizaron 10 pruebas de reconocimiento de patrones, donde la columna clase de falla indica que falla abrupta es la que tiene que reconocer y diagnosticar. En esta red neuronal propuesta para la clasificación detección y diagnóstico de fallas, para el caso de clasificación multiclase el numero de salidas será igual al numero de clases, y la neurona de salida que tenga la salida mayor representa que el patrón de prueba que esta identificando pertenece a esa clase.

La salida de la red neuronal se como se indican en la columna de salida de RNA de la 4.5, la primer clase, donde no hay fallas en el sistema representa la primera columna

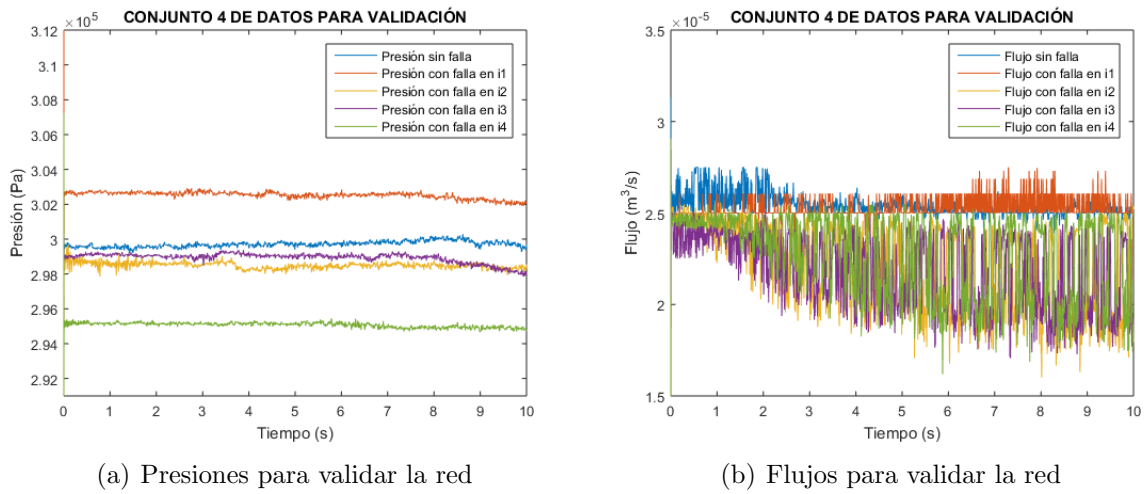


Figura 4.4: Tira de datos para validación de la red neuronal.

Tabla 4.5: Resultados de la RNA reconociendo patrones de fallas abruptas.

| Patrón | Clase de la falla | Salida de la RNA |
|--------|-------------------|------------------|
| 1 | 2 | [-1,-1, 1,-1,-1] |
| 2 | 1 | [-1, 1,-1,-1,-1] |
| 3 | 0 | [1,-1,-1,-1,-1] |
| 4 | 1 | [-1, 1,-1,-1,-1] |
| 5 | 3 | [-1,-1,-1, 1,-1] |
| 6 | 4 | [-1,-1,-1,-1, 1] |
| 7 | 3 | [-1,-1,-1, 1,-1] |
| 8 | 0 | [1,-1,-1,-1,-1] |
| 9 | 3 | [-1,-1,-1, 1,-1] |
| 10 | 0 | [1,-1,-1,-1,-1] |

del vector fila, por tanto el segundo elemento del vector de salidas representa a la clase 1, que es cuando el sistema tiene falla y se presenta en el inyector 1. El tercer elemento del vector, de izquierda a derecha, representa la salida de la tercer neurona que se asocia al comportamiento con falla en el sistema, particularmente cuando la falla se produce en el inyector 2, la cuarta columna representa la salida de la clase 3, es decir, cuando esta neurona tenga la salida mas alta, representará que el patrón de entrada clasificado pertenece a esta clase. y por último el último elemento del vector de salidas representa falla en el sistema debidas al inyector 4. Por tanto se puede concluir, que la red puede clasificar al 100% las fallas en los inyectores.

Fallas incipientes

Ahora se simulan fallas incipientes en el comportamiento de inyectores, que físicamente representa la acumulación de partículas contaminantes suspendidas en el combustible, que causan la reducción del flujo del inyector, Xu et al. (2015).

Este tipo de fallas son las usuales en los inyectores de los sistemas de inyección, pero es una de las más difíciles de simular, ya que este proceso lento de acumulación de partículas en los inyectores se debe principalmente al uso cotidiano del sistema de inyección a través del tiempo y no hay certeza alguna del tamaño de la falla. Debido a este impedimento se consideró recrear señales a partir de las mediciones de las fallas abruptas, considerando fallas del 50%. Esto es, se analizaron los cambios de presión en las fallas abruptas y se supone que en una falla del 50% tales caídas de presión son proporcionales a las fallas. En la Figura 4.5, se muestra la tira de datos simulados.

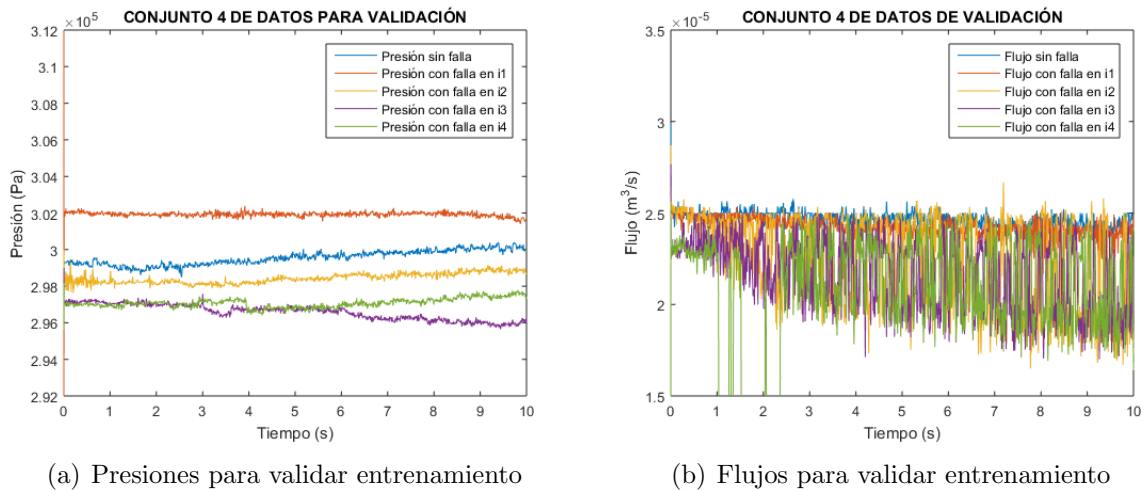


Figura 4.5: Tira de datos simulados para la validación de fallas incipientes.

En la Tabla 4.6, se muestran los resultados de 10 pruebas realizadas para el reconocimiento de fallas incipientes. Donde se simuló una falla de la clase 0, dos fallas que pertenecen a la clase 1, dos fallas que presentan a la clase 2 y cuatro patrones son indicativos de falla perteneciente a clase 3.

En la primera prueba para la validación de la red neuronal se usó una señal que contiene información de la clase cero, es decir, que el conjunto de datos representan el comportamiento del sistema de inyección en condiciones nominales. La RNA fue capaz de reconocer

los patrones de una nueva señal no usada para el entrenamiento y clasificarla correctamente.

El segundo patrón a clasificar pertenecía a la clase 3, que representa el comportamiento del sistema de inyección con falla en el inyector 3. La clasificación realizada por la RNA fue correcta y por tanto la salida correspondiente a la neurona 3 fue la de mayor valor.

Tabla 4.6: *Resultados de la RNA reconociendo patrones de fallas incipientes.*

| Patrón | Clase de la falla | Salida de la RNA |
|--------|-------------------|------------------|
| 1 | 0 | [1,-1, -1,-1,-1] |
| 2 | 3 | [-1, -1,-1,1,-1] |
| 3 | 2 | [-1,-1,1,-1,-1] |
| 4 | 1 | [-1, 1,-1,-1,-1] |
| 5 | 2 | [-1,-1, 1,-1,-1] |
| 6 | 3 | [-1,-1,-1,1, -1] |
| 7 | 3 | [-1,-1,-1, 1,-1] |
| 8 | 3 | [-1,-1, 1, 1,-1] |
| 9 | 1 | [1,-1,-1, -1,-1] |
| 10 | 2 | [1,-1, 1,-1,-1] |

De acuerdo con la tabla, se puede apreciar que nuevamente la red neuronal puede reconocer los patrones de las señales de presión y flujo a pesar de que las variaciones en la presión sean mínimas, como es en el caso de una falla incipiente en algún inyector.

En la Tabla de resultados 4.6, en cada una de las pruebas realizadas se obtuvo un resultado satisfactorio, recordando que la neurona con el valor de salida más alto significa que el patrón identificado pertenece a esa clase. El patrón de entrada a la red de antemano conocemos que representaba a una condición nominal de operación del sistema de inyección. y la red neuronal fue capaz de reconocerlo. Entonces se puede concluir que la red neuronal ante situaciones de condiciones de fallas incipientes, será capaz de determinar que hay falla y determinar que inyector es el que la presenta.

Capítulo 5

Conclusiones y trabajos futuros

5.1. Conclusiones

En este trabajo de tesis se adecuó un modelo matemático al sistema electrónico de inyección multipunto de un motor de combustión interna, empleado para estimar la presión de los principales elementos que lo conforman. El modelo matemático es capaz de estimar las caídas de presión en el riel de combustible generadas por la apertura y cierre de los inyectores, que el sensor de presión no puede detectar en las pruebas experimentales. Las señales estimadas por el modelo del sistema también se utilizaron para entrenar la red neuronal, con la finalidad de desarrollar un sistema de diagnóstico de fallas en inyectores.

Para la validación del esquema de diagnóstico de fallas propuesto se construyó un banco de pruebas del sistema de inyección de un motor de combustión interna. Con la finalidad de obtener la mayor cantidad de información del sistema se instalaron dos sensores, uno de presión y otro de flujo, con los que se midió la presión en el riel de combustible y el flujo a la salida de la bomba.

Una vez construido el banco de pruebas se desarrolló e implementó el algoritmo para el diagnóstico de fallas. El sistema de detección y aislamiento de fallas (FDI) está basado en redes neuronales y el algoritmo de entrenamiento ELM, planteando la detección y el aislamiento de fallas como un problema de clasificación y reconocimiento de patrones. La parte del entrenamiento y validación de la red neuronal se realizó con datos experimentales y con datos estimados del modelo, que contienen la información de las condiciones nominales de operación del sistema de inyección, así como de las fallas en cada uno de los inyectores.

En las pruebas experimentales son muchas las condiciones que afectan el desempeño y comportamiento del sistema de inyección, principalmente la temperatura y presión ambiental. Por tanto se considera que el FDI sólo es valido para las características de operación del sistema de inyección en el banco de pruebas. Pero deja las bases para realizar este trabajo en condiciones normales de operación de un motor de combustión interna.

La aportación del tema de tesis se realiza en la parte de la detección y diagnóstico de fallas ya que se propuso usar una RNA con arquitectura SLFN y el algoritmo de aprendizaje ELM, que de forma sencilla y eficaz logra mediante el reconocimiento de patrones en las señales de los sensores de presión y flujo, clasificar la señal y determinar que inyector presenta la falla.

Se simuló un modelo matemático capaz de representar el impacto de las caídas de presión en el riel de combustible generadas por la apertura de los inyectores. Para su validación, a pesar de que las pruebas experimentales y las simulaciones se realizaban en condiciones controladas, es decir, a régimen de giro del motor constante y sin variaciones en la apertura de la válvula de mariposa, los resultados experimentales de las mediciones de presión en el riel no eran consistentes con la presión de trabajo establecida en 299.1 *kPa* por (Nissan, 2003).

5.2. Trabajos futuros

- Probar el esquema de diagnóstico en un motor de combustión interna en condiciones normales de operación
- Desarrollar un modelo matemático que considere las dinámicas del regulador de presión y contemple los cambios de temperatura en el combustible, para la implementación de un esquema de detección basado en modelo. Así como un sensor de presión en la salida del regulador, que permita registrar las variaciones de presión que se producen por la apertura y cierre del diafragma del regulador.
- Diseñar un esquema de detección y diagnóstico de fallas basado en el análisis de señales de voltaje y corriente del inyector.

Bibliografía

- Bauer, H. (2001). *Gasoline-engine Management: Basic and Components*. Robert Bosch GmbH.
- Baur, R., Zhao, Q., Blath, J. P., Kallage, F., Schultalbers, M., and Bohn, C. (2014). Estimation of fuel properties in a common rail injection system by unscented kaiman filtering. In *2014 IEEE Conference on Control Applications (CCA)*, pages 2040–2047. IEEE.
- Bosch, A. A. (2015). *Inyección electrónica Fuel injection*.
- Browne, G., Krouglicof, N., and Rideout, G. (2010). An energy-based proper model of an automotive fuel delivery system. *Reliability and Robust Design in Automotive Engineering, 2010*, page 125.
- Dongiovanni, C. and Coppo, M. (2010). *Accurate modelling of an injector for common rail systems*. INTECH Open Access Publisher.
- Duan, X.-x. and Wang, Y.-l. (2015). Design of automobile fuel injection signal detection device. In *Control, Automation and Robotics (ICCAR), 2015 International Conference on*, pages 158–162. IEEE.
- Fygueroa, S. J. and Araque, J. O. (2005). *El proceso de combustión en motores de combustión interna*. Universidad Los Andes.
- Gao, Z., Cecati, C., and Ding, S. X. (2015a). A survey of fault diagnosis and fault-tolerant techniques part i: Fault diagnosis with model-based and signal-based approaches. *Industrial Electronics, IEEE Transactions on*, 62(6):3757–3767.
- Gao, Z., Cecati, C., and Ding, S. X. (2015b). A survey of fault diagnosis and fault-tolerant techniques part ii: Fault diagnosis with knowledge-based and hybrid/active approaches. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 62(6):3768–3774.

- Gertler, J. (1998). *Fault detection and diagnosis in engineering systems*. CRC press.
- Haykin, S. S. (2001). *Neural networks: a comprehensive foundation*. Tsinghua University Press.
- He, Y. and Feng, L. (2004). Diesel fuel injection system faults diagnosis based on fuzzy injection pressure pattern recognition. In *Intelligent Control and Automation, 2004. WCICA 2004. Fifth World Congress on*, volume 2, pages 1654–1657. IEEE.
- Heywood, J. B. et al. (1988). *Internal combustion engine fundamentals*, volume 930. Mcgraw-Hill New York.
- Hua, M. Q., Yan, Z. C., Juan, R. H., and Jun, Z. X. (2011). Fault diagnosis of electronic controlled engine by using oxygen sensor. In *2011 Third International Conference on Measuring Technology and Mechatronics Automation*, volume 2, pages 194–197. IEEE.
- Huang, G.-B., Zhu, Q.-Y., and Siew, C.-K. (2006). Extreme learning machine: theory and applications. *Neurocomputing*, 70(1):489–501.
- Isasi, P. and Galván, I. (2004). *Redes neuronales artificiales—un enfoque práctico*.
- Isermann, R. (2006). *Fault-diagnosis systems: an introduction from fault detection to fault tolerance*. Springer Science & Business Media.
- Jianmin, L., Yupeng, S., Xiaoming, Z., Shiyong, X., and Lijun, D. (2011). Fuel injection system fault diagnosis based on cylinder head vibration signal. *Procedia Engineering*, 16:218–223.
- Leonhardt, S., Gao, H., and Kecman, V. (1995). Real time supervision of diesel engine injection with rbf-based neural networks. In *American Control Conference, Proceedings of the 1995*, volume 3, pages 2128–2132. IEEE.
- Lino, P., Maione, B., and Rizzo, A. (2005). A control-oriented model of a common rail injection system for diesel engines. In *Emerging Technologies and Factory Automation, 2005. ETFA 2005. 10th IEEE Conference on*, volume 1, pages 7–pp. IEEE.
- Lino, P., Maione, B., and Rizzo, A. (2007). Nonlinear modelling and control of a common rail injection system for diesel engines. *Applied mathematical modelling*, 31(9):1770–1784.

- Liu, Q., Chen, H., Hu, Y., Sun, P., and Li, J. (2014). Modeling and control of the fuel injection system for rail pressure regulation in gdi engine. *Mechatronics, IEEE/ASME Transactions on*, 19(5):1501–1513.
- Mahmoud, M., Jiang, J., and Zhang, Y. (2003). *Active fault tolerant control systems: stochastic analysis and synthesis*, volume 287. Springer Science & Business Media.
- Matias, T., Souza, F., Araújo, R., and Antunes, C. H. (2014). Learning of a single-hidden layer feedforward neural network using an optimized extreme learning machine. *Neurocomputing*, 129:428–436.
- Murphy, B. J., Lebold, M., Reichard, K., Roemer, M., Orsagh, R., and Schoeller, M. (2005). Diagnostic fault detection & intelligent reconfiguration of fuel delivery systems. In *2005 IEEE Aerospace Conference*, pages 3514–3522. IEEE.
- Namburu, S. M., Wilcutts, M., Chigusa, S., Qiao, L., Choi, K., and Pattipati, K. (2006). Systematic data-driven approach to real-time fault detection and diagnosis in automotive engines. In *2006 IEEE Autotestcon*, pages 59–65. IEEE.
- Nevot, C. J. (1999). *Diseño de un controlador avanzado basado en redes neuronales para la gestión de la mezcla aire-gasolina en un motor alternativo*. PhD thesis, Universitat Politècnica de Catalunya.
- Nissan, M. (2003). Nissan modelos de la serie b13 con obd. SM4SB130.
- Noura, H., Theilliol, D., Ponsart, J.-C., and Chamseddine, A. (2009). *Fault-tolerant control systems: Design and practical applications*. Springer Science & Business Media.
- Ostrica, L. and Jurcik, J. (2014). Detection of faults gasoline injection system for new obd systems. In *ELEKTRO, 2014*, pages 202–207. IEEE.
- Patton, R. J. and Chen, J. (1999). Robust model-based fault diagnosis for dynamic systems.
- Plamondon, E. and Seers, P. (2014). Development of a simplified dynamic model for a piezoelectric injector using multiple injection strategies with biodiesel/diesel-fuel blends. *Applied Energy*, 131:411–424.

- Rizvi, M. and Bhatti, A. (2009). Hybrid model for early detection of misfire fault in si engines. In *Multitopic Conference, 2009. INMIC 2009. IEEE 13th International*, pages 1–6. IEEE.
- Robert, B. (1992). Manual de la técnica del automóvil. *Editorial Reverté SA, Barcelona*.
- Saponaro, F., Lino, P., and Maione, G. (2014). A dynamical model of electro-injectors for common rail diesel engines. In *Control and Automation (MED), 2014 22nd Mediterranean Conference of*, pages 207–211. IEEE.
- Satkoski, C. and Shaver, G. (2011). Piezoelectric fuel injection: pulse-to-pulse coupling and flow rate estimation. *Mechatronics, IEEE/ASME Transactions on*, 16(4):627–642.
- Seykens, X., Somers, L., and Baert, R. (2005). Detailed modeling of common rail fuel injection process. *MECCA*, 3(2):3.
- Shuai, G., Baiyu, X., Yunfen, H., and Hong, C. (2013). Injection quantity control for gdi engines. In *Control and Decision Conference (CCDC), 2013 25th Chinese*, pages 3593–3597. IEEE.
- Verde, C., Gentil, S., and Morales-Menéndez, R. (2013). *Monitoreo y diagnóstico automático de fallas en sistemas dinámicos*. Trillas.
- Xu, H., Wang, C., Ma, X., Sarangi, A. K., Weall, A., and Krueger-Venus, J. (2015). Fuel injector deposits in direct-injection spark-ignition engines. *Progress in Energy and Combustion Science*, 50:63–80.
- Yang, W., Glidewell, J., Tobler, W., and Chui, G. (1991). Dynamic modeling and analysis of automotive multi-port electronic fuel delivery system. *Journal of dynamic systems, measurement, and control*, 113(1):143–151.
- Zhang, B., Yan, J., and Tian, C. (2008). Study on fault diagnosis system of diesel engine fuel injection system based on bp neural network. In *2008 ISECS International Colloquium on Computing, Communication, Control, and Management*, volume 2, pages 108–112. IEEE.
- Zhao, F., Lai, M.-C., and Harrington, D. L. (1999). Automotive spark-ignited direct-injection gasoline engines. *Progress in energy and combustion science*, 25(5):437–562.

Anexo A

Parámetros del modelo

En la Tabla 5.1, se encuentran los parámetros usados en las simulaciones del sistema de inyección.

Tabla 5.1: *Parámetros físicos del sistema de inyección.*

| Nomenclatura | Significado | Valor |
|--------------|---|-----------------------------|
| V_b | volumen de la bomba | $7.4851 \times 10^{-5} m^3$ |
| A_{tb} | área de sección transversal a la entrada de la bomba | $1.6591 \times 10^{-5} m^2$ |
| A_{br} | área de sección transversal a la salida de la bomba | $1.2566 \times 10^{-5} m^2$ |
| V_r | volumen del riel | $4.6456 \times 10^{-5} m^3$ |
| A_{rik} | área de sección transversal a la entrada del inyector | $1.9535 \times 10^{-5} m^2$ |
| V_{ik} | volumen del inyector | $2.8540 \times 10^{-7} m^3$ |
| A_{ik} | área de sección transversal a la salida del inyector | $1.2500 \times 10^{-7} m^2$ |

Anexo B

Interfaz gráfica de Labview.

En la Figura 5.1, se observa la interfaz gráfica de National Instruments, con la que se controlan los inyectores por medio del módulo PFI9817. Donde los parámetros que se ajustan para realizar las condiciones en las pruebas tanto de presión como de flujo son: el régimen de giro del motor, la duración de los pulsos de inyección y los puntos muertos de los inyectores 2 y 3. se puede ajustar el punto muerto superior en cada cilindro.

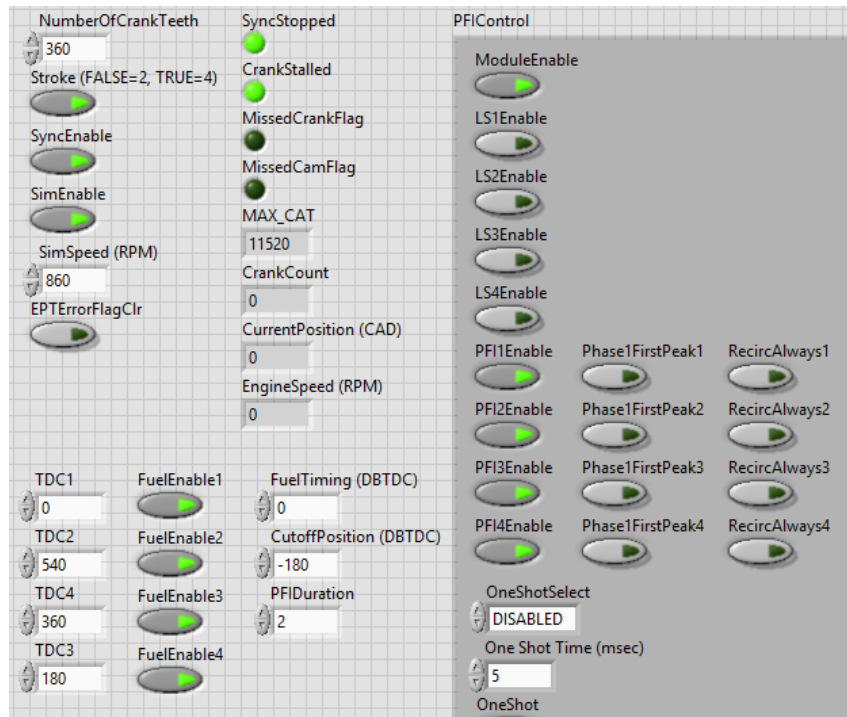


Figura 5.1: Interfaz gráfica para el control de los inyectores en el banco de pruebas.

Anexo C

Procedimiento para realizar una prueba en el banco de inyección.

El procedimiento para inicializar y correr una prueba en el banco de inyección es el siguiente:

1. Energizar la fuente de alimentación, la bomba de combustible, el módulo NI9817 y los sensores.
2. Abrir el proyecto creado en Labview.

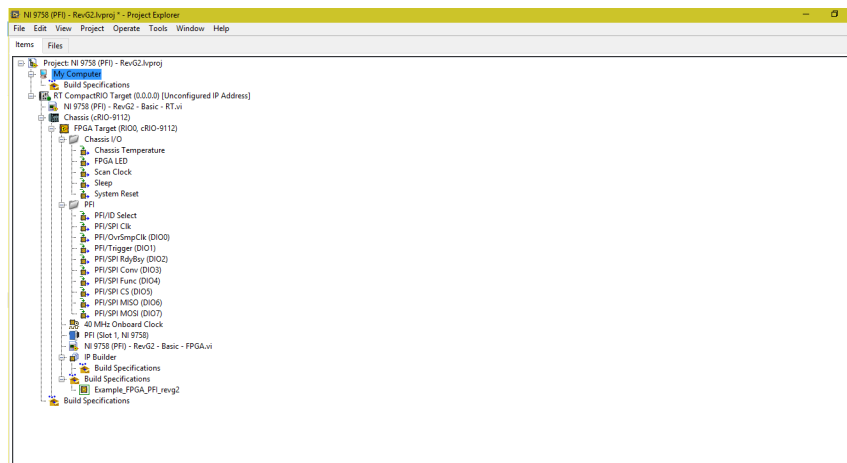


Figura 5.2: Proyecto en Labview.

3. Correr el programa correspondiente a la generación y control de los pulsos de inyección del módulo NI9817.

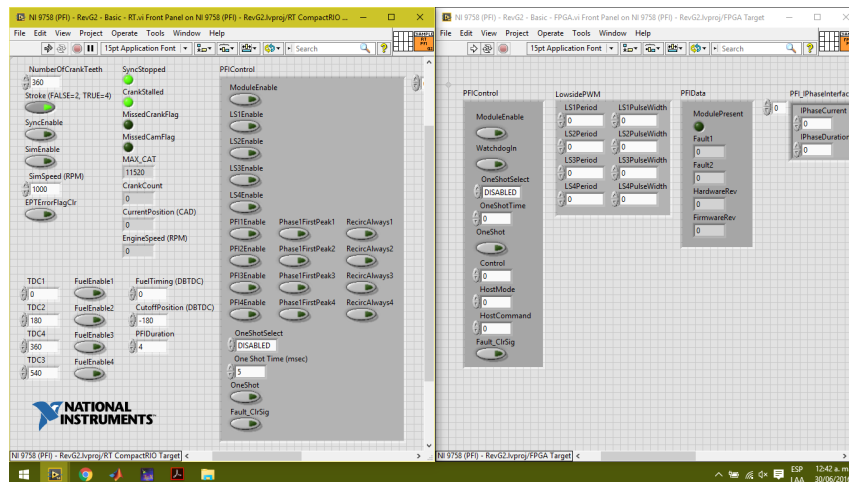


Figura 5.3: Interfaz de control de los inyectores.

4. Correr los programas que activan los puertos de los módulos NI9205 y NI9401 para la lectura de voltajes de los sensores.

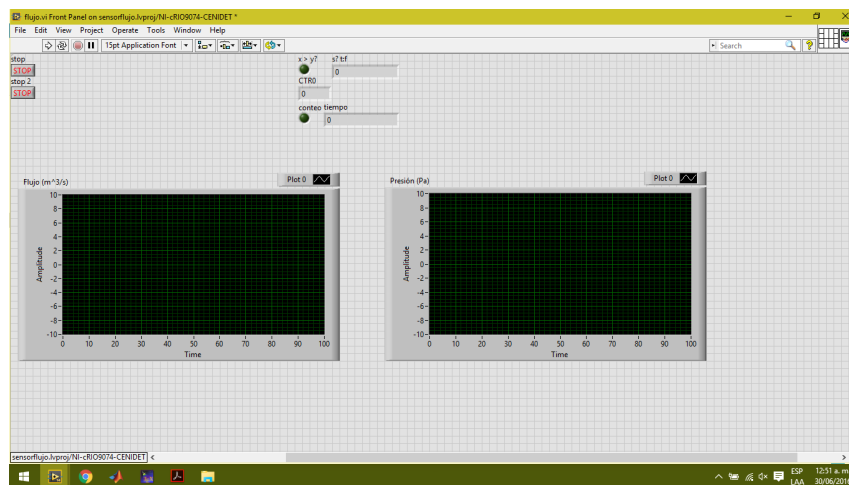


Figura 5.4: Adquisición de datos de presión y flujo.

5. Exportar y guardar los datos recopilados de los sensores en Microsoft Excel.

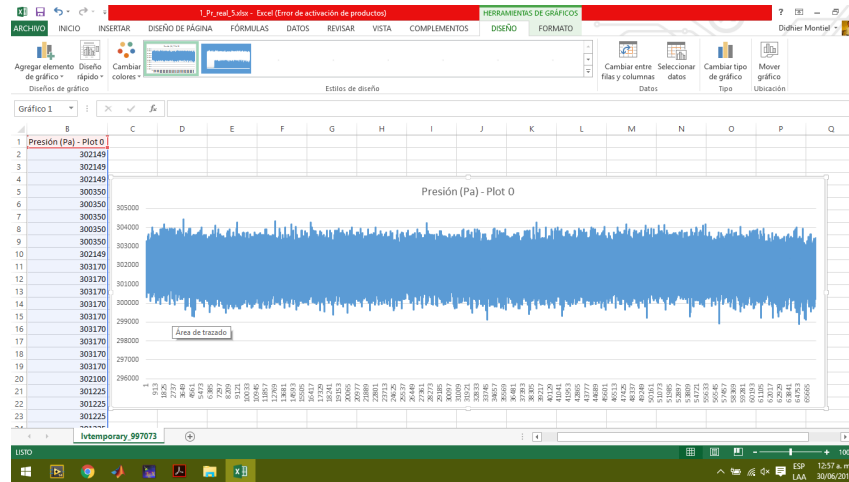


Figura 5.5: Conjunto de datos en Microsoft Excel.

6. Importar los datos guardados en Matlab para el procesamiento de la información.

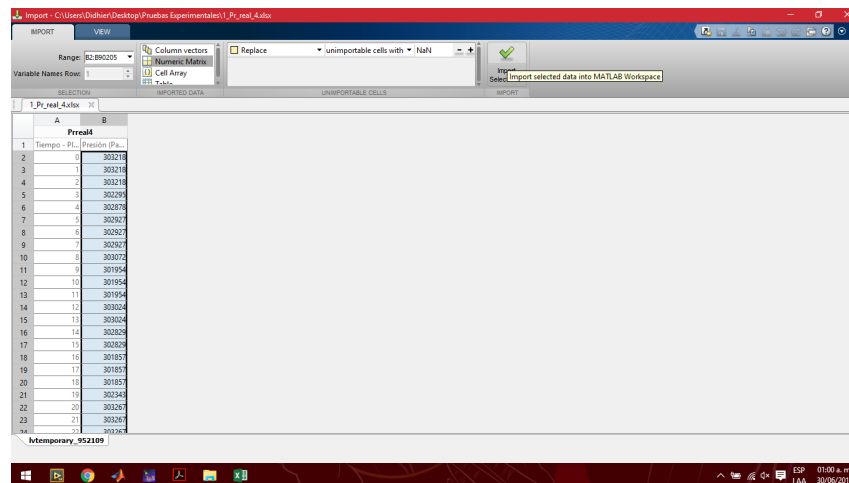


Figura 5.6: Conjunto de datos importados a Matlab.