

UNIVERSIDAD POLITÉCNICA SALESIANA

CARRERA DE INGENIERÍA MECÁNICA AUTOMOTRIZ

TRABAJO DE TITULACIÓN PREVIO A LA OBTENCIÓN
DEL TÍTULO DE INGENIERO MECÁNICO AUTOMOTRIZ

PROYECTO TÉCNICO:

“DESARROLLO DE UN ALGORITMO PARA LA ESTIMACIÓN DEL CONSUMO
DE COMBUSTIBLE EN MOTORES CICLO OTTO MEDIANTE UN DISPOSITIVO
DE ADQUISICIÓN DE DATOS A TRAVÉS DE OBD2”

AUTOR

EMILIO JAVIER CORONEL SUÁREZ

TUTOR

Ing. NESTOR DIEGO RIVERA CAMPOVERDE

CUENCA – ECUADOR

2018

CESIÓN DE DERECHOS DE AUTOR

Yo, Emilio Javier Coronel Suárez, con documento de identificación N° 0301830733, manifiesto mi voluntad y cedo a la Universidad Politécnica Salesiana la titularidad sobre los derechos patrimoniales en virtud de que soy autor del Trabajo de Titulación: “DESARROLLO DE UN ALGORITMO PARA LA ESTIMACIÓN DEL CONSUMO DE COMBUSTIBLE EN MOTORES CICLO OTTO MEDIANTE UN DISPOSITIVO DE ADQUISICIÓN DE DATOS A TRAVÉS DE ODB2”, mismo que ha sido desarrollado para optar por el título de: *Ingeniero Mecánico Automotriz*, en la Universidad Politécnica Salesiana, quedando la Universidad facultada para ejercer plenamente los derechos cedidos anteriormente.

En aplicación a lo determinado en la Ley de Propiedad Intelectual, en mi condición de autor me reservo el derecho moral de la obra antes citada. En concordancia, suscribo este documento en el momento que hacemos entrega del trabajo en formato impreso y digital a la biblioteca de la Universidad Politécnica Salesiana.

Cuenca, septiembre del 2018.



Emilio Javier Coronel Suárez

0301830733

CERTIFICACIÓN

Yo, declaro que bajo mi tutoría fue desarrollada el Trabajo de Titulación: “DESARROLLO DE UN ALGORITMO PARA LA ESTIMACIÓN DEL CONSUMO DE COMBUSTIBLE EN MOTORES CICLO OTTO MEDIANTE UN DISPOSITIVO DE ADQUISICIÓN DE DATOS A TRAVÉS DE OBD2”, realizado por Emilio Javier Coronel Suárez, obteniendo el Proyecto Técnico que cumple con todos los requisitos estipulados por la Universidad Politécnica Salesiana.

Cuenca, septiembre 2018



Ing. Nestor Diego Rivera Campoverde

0103898995

DECLARATORIA DE RESPONSABILIDAD

Yo, Emilio Javier Coronel Suárez con documento de identificación N° 0301830733, autor del Trabajo de Titulación: “DESARROLLO DE UN ALGORITMO PARA LA ESTIMACIÓN DEL CONSUMO DE COMBUSTIBLE EN MOTORES CICLO OTTO MEDIANTE UN DISPOSITIVO DE ADQUISICIÓN DE DATOS A TRAVÉS DE OBD2” certifico que el total contenido del Proyecto Técnico, es mi exclusiva responsabilidad y autoría.

Cuenca, septiembre del 2018



Emilio Javier Coronel Suárez

0301830733

AGRADECIMIENTOS

Agradezco infinitamente a mi padre Rene Coronel y a mi madre Teresa Suárez, por el apoyo, la paciencia y la confianza que me han brindado durante estos arduos años hasta la culminación de mi carrera. Por haberme inculcado valores y ser la persona que soy, mucho de mis logros se los debo a ustedes.

También agradezco a mi familia que me ha brindado su apoyo y su confianza, también a Dios por darme sabiduría, inteligencia y confianza en mí mismo para así haber llegado a cumplir una de mis metas que me he planteado para mi vida y que es tan importante para mí y mi futuro como persona y profesional.

Finalmente quiero agradecer a todos y cada una de las personas que me han apoyado y me han dirigido, para culminar mis estudios.

Emilio Coronel S.

DEDICATORIA

Este trabajo de titulación está dedicado para mi persona, por saber afrontar las adversidades de la vida, para ser un profesional responsable, honrado y capaz de resolver cualquier tipo de problemas ya sean estos profesionales o personales, que se pueden presentar en el vivir diario.

Emilio Coronel S.

RESUMEN

El presente proyecto, se desarrolló bajo la necesidad de la implementación de un algoritmo que permita estimar el consumo real de combustible de un vehículo en funcionamiento a través de la adquisición de datos mediante OBD2.

A través del estudio que se realizó previamente en dispositivos de consumo de combustibles que se encuentran en ciertos vehículos, así también aplicaciones móviles que permiten calcular el consumo; como resultado se obtiene un error del 20% comparado con el consumo real, mismo que se realizó en el banco dinamométrico Maha en consecuencia; se ve la necesidad de la creación de un algoritmo que permita estimar el consumo de combustible con un error menor al 4%.

Por estas consideraciones anteriores, mediante un dispositivo de adquisición de datos OBD2 Freematics One +, se procede con la experimentación en el banco dinamométrico para estimar el consumo real de combustible, que conectado en serie el AIC 5008 Fuel Flow Master propio del banco, con el Flow Sensor Fuel y éstos comparados entre sí sirven para validar los datos del Flow Sensor Fuel que es ineludible y todos los datos obtenidos constituyen la base para la creación del algoritmo que estima el consumo de combustible.

Posteriormente con todos los datos obtenidos, se crea la red neuronal artificial (RNA) que permite estimar el consumo real de combustible, a través de los datos obtenidos por OBD2 y el Flow Sensor Fuel, con 3 diferentes métodos de entrenamiento del que procede a escoger el método más efectivo y obtener como resultado un error inferior al 4%, porcentaje que fue planteado como meta el estudio.

ÍNDICE

1	INTRODUCCIÓN	1
2	PROBLEMA	2
2.1	Importancia y alcances	2
2.2	Delimitación	2
3	OBJETIVOS	3
3.1	General	3
3.2	Específicos	3
4	REVISIÓN LITERARIA CONCEPTOS DEFINICIONES	3
4.1	OBD2	3
4.2	ELM327	4
4.2.1	Compatibilidad	5
4.2.2	Ventajas	5
4.2.3	Lectura en tiempo real de los diferentes sensores	6
4.3	Redes Neuronales Artificiales (RNA)	6
4.3.1	Definición	6
4.3.2	Clasificación	7
4.3.2.1	Arquitectura	7
4.3.2.2	Aprendizaje	7
4.3.3	Componentes de la RNA	7
4.3.4	Funcionamiento de una Red Neuronal Artificial	8
4.3.5	Entrenamiento de la Red Neuronal Artificial	8
4.3.6	Sobre aprendizaje de la Red Neuronal	8
4.3.7	Datos de entrenamiento, validación y test	9
4.3.8	Normalización de los datos	9
4.3.9	Simulación de una Red Neuronal	10
4.3.10	Ventajas generadas al aplicar las RNA	10
4.4	Software LABVIEW	11
4.4.1	Definición	11
4.5	MATLAB	11
4.5.1	Definición	11
4.6	DAQ NI USB-6008	12
4.6.1	Definición	12
4.7	Banco Dinamométrico	13
4.7.1	Definición	13

4.7.2	FUNCIONES DEL BANCO DE POTENCIA	14
4.8	AIC 5008 MASTER DE FLUJO DE COMBUSTIBLE.....	15
4.8.1	Definición.....	15
4.9	Flow Sensor Fuel	16
4.9.1	Definición.....	16
4.10	Freematics One +	17
4.10.1	Objetivo.....	17
4.10.2	Utilidad y aplicación	18
5	MARCO METODOLÓGICO	18
5.1	Freematics One +	20
5.1.1	Características	20
5.1.2	Datos del hardware	21
5.1.2.1	Especificaciones.....	21
5.1.2.2	Interfaces físicas.....	21
5.1.2.3	Compatibilidad OBD 2	22
5.1.2.4	Características externas.....	22
5.1.2.5	GPS	23
5.1.3	Configuración y programación del Freematics One +.....	24
5.1.3.1	Instalar Freematics Arduino Builder	24
5.2	LabVIEW.....	25
5.3	Flow Sensor Fuel	27
5.3.1	Conexión de Flow Sensor Fuel.....	28
5.4	Puesta a punto del Banco Dinamométrico	28
5.5	Conexiones del Flow Sensor Fuel.....	29
5.6	Vehículo de pruebas.....	29
5.7	Sistema completo instalado para toma de datos	30
5.8	Toma de Datos	31
5.8.1	Ciclos de Conducción.....	31
6	Diseño del algoritmo de estimación del consumo de combustible.....	31
6.1	Creación de base de datos para la RNA.....	32
6.2	Creación de la RNA	34
6.2.1	Pasos de creación de la RNA.....	34
6.2.2	Simulación de la RNA.....	37
6.3	Creación de RNA.....	38
6.3.1	RNA método Levenberg Marquardt.....	39
6.3.1.1	Definición	39
6.3.1.2	RNA más relevantes del método Levenberg Marquardt	39

6.3.1.3	Simulación de la red Net1	41
6.3.1.4	Simulación de la red Net2	42
6.3.2	RNA método Bayesian Regularization.....	42
6.3.2.1	Definición	43
6.3.2.2	RNA más relevantes del método Bayesian Regularization	43
6.3.2.3	Simulación de la red Net3	45
6.3.2.4	Simulación de la red Net4	46
6.3.3	RNA método Scaled Conjugate Gradient.....	46
6.3.3.1	Definición	47
6.3.3.2	RNA más relevantes del método Scaled Conjugate Gradient	47
6.3.3.3	Simulación de la red Net5	49
6.3.3.4	Simulación de la red Net6	50
6.4	Validación de la RNA.....	50
6.4.1	Net1 vs Real	51
6.4.2	Net2 vs Real	51
6.4.3	Net3 vs Real	52
6.4.4	Net4 vs Real	53
6.4.5	Net5 vs Real	54
6.4.6	Net6 vs Real	55
7	Análisis de Resultados	56
7.1	Análisis experimental para validar las respuestas de las RNA	57
7.1.1	Determinar el porcentaje de error de las RNA	57
7.2	Análisis de los errores de las redes mediante Anova	59
7.2.1	Análisis ANOVA para las redes más efectivas	59
7.2.1.1	ANOVA unidireccional: ERROR vs. RED.....	59
7.2.1.2	Comparaciones en parejas de Tukey	61
7.2.1.3	Estadísticos descriptivos: ERROR	62
8	Conclusiones.....	65
9	Recomendaciones.....	66
10	Referencias	67
11	Anexo	69
11.1	Histograma con curva normal Error por Red análisis 1	69
11.2	Histograma de Error por Red análisis 1	70
11.2.1	ANOVA análisis 2	70
11.2.1.1	ANOVA unidireccional: ERROR_1 vs. RED análisis 2.....	70
11.2.1.2	Comparaciones en parejas de Tukey análisis 2	71

11.2.1.3	Estadísticos descriptivos: ERROR_1 análisis 2	71
11.2.1.4	Grafica de residuos para Error análisis 2.....	72
11.2.1.5	Diferencias de las medias para el Error análisis 2	72
11.2.1.6	Error de caja análisis 2	73
11.2.1.7	Valores individuales de Error vs Red análisis 2	73
11.2.1.8	Histograma con curva normal de Error por Red análisis 2	74
11.2.1.9	Histograma de Error por Red Net4 (Autor).....	74

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1	DAQ NI USB-6008 (Autor)	13
Figura 2	Banco Dinamométrico (Autor)	15
Figura 3	AIC 5008 Fuel Flow Master (Autor).....	16
Figura 4	Flow Sensor Fuel (Autor)	17
Figura 5	Diagrama de Flujo (Autor)	19
Figura 6	Freematics One + (Freematics.com).....	20
Figura 7	Compatibilidad Freematics (Freematics.com).....	22
Figura 8	Características externas Freematics One +(Freematics.com).....	23
Figura 9	Características de los Pines Freematics One +(Freematics.com)	23
Figura 10	Freematics con el Modulo GPS (Freematics.com).....	24
Figura 11	Configuración del Freematics One + con Arduino Builder (Autor).....	25
Figura 12	Contador de Pulsos LabVIEW (Autor)	26
Figura 13	Contador de Pulsos y grabador de datos obtenidos (Autor)	26
Figura 14	Flow Sensor Fuel, sensor de flujo de combustible (Autor)	27
Figura 15	Diagrama de conexión Flow Sensor Fuel con la DAQ USB-6008 (Autor).....	28
Figura 16	Disposición del Flow Sensor Fuel para la toma de datos (Autor).....	29
Figura 17	Vehículo de pruebas para la toma de datos. (Autor)	30
Figura 18	Conjunto Armado (Autor)	31
Figura 19	Datos de entrada para la RNA (Autor)	33
Figura 20	Datos de salida Flow Sensor Fuel (Autor)	33
Figura 21	Inicializando la RNA (Autor).....	35
Figura 22	Fitting app RNA (Autor)	35
Figura 23	Selección de datos para el entrenamiento de la RNA (Autor).....	36
Figura 24	Grafica de Regresión de RNA ejemplo. (Autor)	37
Figura 25	Simulación de RNA ejemplo. (Autor).....	38
Figura 26	Regresión 30 Neuronas Net1 (Autor).....	40
Figura 27	Regresión 50 Neuronas Net2 (Autor).....	40
Figura 28	Simulación Net 1 “azul” vs Real “rojo” (Autor).....	41
Figura 29	Simulación Net2 “azul” vs Real “rojo” (Autor)	42
Figura 30	Regresión 100 Neuronas Net3 (Autor).....	44
Figura 31	Regresión 50 Neuronas Net4 (Autor).....	44
Figura 32	Simulación Net3 “azul” vs Real “rojo” (Autor)	45
Figura 33	Simulación Net4 “azul” vs Real “rojo” (Autor)	46

Figura 34	Regresión 40 Neuronas Net5 (Autor).....	48
Figura 35	Regresión 40 Neuronas Net6 (Autor).....	48
Figura 36	Simulación Net5 “azul” vs Real “rojo” (Autor)	49
Figura 37	Simulación Net6 “azul” vs Real “rojo” (Autor)	50
Figura 38	Simulación Net1 “azul” vs Real “roja” (Autor)	51
Figura 39	Simulación Net2 “azul” vs Real “roja” (Autor)	52
Figura 40	Simulación Net3 “azul” vs Real “roja” (Autor)	53
Figura 41	Simulación Net4 “azul” vs Real “roja” (Autor)	54
Figura 42	Simulación Net5 “azul” vs Real “roja” (Autor)	55
Figura 43	Simulación Net6 “azul” vs Real “roja” (Autor)	56
Figura 44	Grafica de Residuos para el error REDES (Autor).....	60
Figura 45	Sensibilidad en la cuantificación del sensor (Autor).....	61
Figura 46	Diferencias de las medias ERROR (Autor).....	62
Figura 47	Error de Caja Net2 (Autor).....	63
Figura 48	Intervalos de Error para la media Net2 (Autor).....	64
Figura 49	Valores individuales Error vs Red Net2 (Autor).....	64

ÍNDICE DE TABLAS

<i>Tabla 1</i>	Errores de simulación 1 de Redes. (Autor)	58
<i>Tabla 2</i>	Errores de simulación 2 de Redes. (Autor)	58
<i>Tabla 3</i>	Análisis de Varianza (Autor).....	60
<i>Tabla 4</i>	Variable Mediana Error (Autor).....	62
<i>Tabla 5</i>	Variable ERROR (Autor).....	63

ÍNDICE DE ECUACIONES

Ecuación 1	Formula del porcentaje de error. Fuente: (University of Iowa,2017).....	57
------------	---	----

1 INTRODUCCIÓN

En la actualidad existen vehículos más confiables, seguros, veloces, entre otras características que son aprovechadas por los consumidores y muchos de estos presentan dispositivos que permiten saber cuántos kilómetros/galón pueden recorrer.

Mediante una investigación realizada sobre dispositivos incorporados en los vehículos que permiten el cálculo del consumo de combustible o el número de kilómetros que quedan por recorrer, también se investigó sobre los dispositivos OBD2 que se conectan con los teléfonos inteligentes mediante diferentes aplicaciones para el cálculo del consumo de combustible mediante el monitoreo de los sensores del motor y del vehículo en general, el autor compara estos elementos entre sí y también con el banco dinamométrico Maha que está en las instalaciones de la Universidad Politécnica Salesiana, obteniéndose un error del 20%, el cual está muy distante del real.

El cálculo de consumo del combustible en un vehículo es vital, debido a que mediante este dato se diagnostican diferentes tipos de fallas en el funcionamiento del motor, por lo que surge la necesidad de crear un algoritmo matemático que permita consecuentemente; prevenir la contaminación, daños de componentes del motor y atrasos en la economía del propietario del vehículo.

La adquisición de datos se realiza mediante un dispositivo OBD2 Freematics One + que conlleva a leer y almacenar los datos del funcionamiento del motor como es: RPM, MAP, MAF, VVS, TPS, O2, IAT, ECT entre otros y depende del modelo de vehículo. Con éstos datos obtenidos se crea un algoritmo que estima el consumo de combustible y el Flow Sensor Fuel establece el consumo real del vehículo en funcionamiento que luego de analizarlos se almacenan y de esta manera establecer una base de datos que sirve para la formación del algoritmo matemático establecido con un error menor al 4%.

2 PROBLEMA

Los vehículos en nuestro país, no poseen un dispositivo de medición de consumo de combustible a bordo que disponga de almacenamiento de información del mismo que determine un consumo real, para lo cual se necesita instrumentar el vehículo, lo que implica tiempo y dinero, además la instrumentación es riesgosa, debido a que se trabaja directamente con la línea de combustible y esto genera riesgos de incendio. En el mercado nacional y en algunos vehículos existe una estimación aproximada del consumo de combustible mediante dispositivos externos OBD2 que tienen un error del 20% el cual se obtuvo al realizar una experimentación con un vehículo con un estimador de consumo de combustible propio del mismo y también de una aplicación móvil, dicho cálculo del consumo no es real y no ayuda para futuras investigaciones.

2.1 Importancia y alcances

Debido a que en el Ecuador los vehículos no disponen de un dispositivo dentro del mismo, o uno que se pueda conectar con una interfaz de comunicación ya sea este por cable o inalámbrico, este proyecto contribuye a que se pueda calcular el consumo de combustible de un vehículo con datos obtenidos con el dispositivo Freematics, el cual recauda la información de cada uno de los sensores del automotor, ya sea en modo estacionario como en ruta. Luego dichos datos son evaluados con el algoritmo que dará una estimación de consumo aproximado al real con un error mínimo.

El proyecto está dirigido para la carrera de Ingeniería Mecánica Automotriz de la Universidad Politécnica Salesiana sede Cuenca, por medio del grupo de Investigación en Ingeniería de Transporte (GIIT) para su línea de investigación en mantenimiento.

2.2 Delimitación

El algoritmo diseñado en este proyecto permite conocer el consumo real de combustible en un vehículo, mediante parámetros de funcionamiento del motor que se obtiene mediante Freematics One + que al ingresar a la RNA estima un valor de consumo de combustible.

3 OBJETIVOS

3.1 General

Desarrollar un algoritmo que permita estimar el consumo de combustible de un vehículo con motor de combustión interna Ciclo Otto, mediante un dispositivo de adquisición de datos desde el puerto OBD2 para tener un margen de error menor al 4%.

3.2 Específicos

- Investigar el estudio del arte para mayor conocimiento, acerca de dispositivos que permiten conocer el consumo de combustible en vehículos mediante herramientas de obtención de datos a través del puerto OBD2.
- Planear y realizar la corrida experimental para determinar un modelo matemático estadístico que servirá de base del algoritmo.
- Validar los datos obtenidos, mediante análisis estadístico.
- Obtener un algoritmo que permita la estimación del consumo de combustible, a través de herramientas de aprendizaje y clasificación.

4 REVISIÓN LITERARIA CONCEPTOS DEFINICIONES

4.1 OBD2

El OBD (ON BOARD DIAGNOSTIC - DIAGNOSTICO A BORDO) es una normativa que intenta disminuir los niveles de contaminación producida por los vehículos a motor.

La Comisión de Recursos del Aire de California (California Air Resources Board - CARB) comenzó la regulación de los Sistemas de Diagnóstico de a Bordo (On Board Diagnostic - OBD) para los vehículos vendidos en California, comenzando con los modelos del año 1988.

La primera norma implantada fue la OBD I en 1988, donde se monitorizaban los parámetros de algunas partes del sistema como:

- La sonda lambda
- El sistema EGR
- ECM (Modulo de control). (Denton, 2010 pág. 122)

OBD2 es la segunda generación del sistema de diagnóstico a bordo, sucesor del OBD1. Este sistema alerta al conductor cuando el nivel de las emisiones es de 1.5 mayor a las que se diseñó, a diferencia de OBD1, OBD2 detecta fallos eléctricos, químicos y mecánicos que pueden afectar al nivel de emisiones del vehículo. Este sistema verifica el estado de todos los sensores involucrados en las emisiones, como por ejemplo la inyección de combustible o la entrada de aire al motor, cuando algo falla el sistema se encarga automáticamente de informar al conductor mediante la luz del CHECK ENGINE. (Denton, 2010)

OBD3 es la tercera generación del OBD2, este es un programa para minimizar el borrado entre la detección de un mal funcionamiento del sistema de emisiones por el sistema OBD2 y la reparación del vehículo. La comunicación de fallas de manera satelital, este posee un radio comunicador que puede transmitir directamente las fallas del sistema de emisiones directamente a la agencia reguladora de emisiones (EPA) y de esta manera el usuario o dueño del vehículo con este sistema puede pedir asistencia de manera remota. (Denton, 2010)

Bus CAN es un protocolo de comunicación basado en una topología bus para la transmisión de mensajes en entornos distribuidos, de esta manera ofrece una solución a la gestión de la comunicación entre múltiples CPUs (Unidades Centrales de Proceso).

4.2 ELM327

El ELM327 es una herramienta que se usa para diagnosticar los vehículos equipados con un protocolo de comunicación OBD II – EOBD – CAN normalmente se encuentra en vehículos americanos también en europeos y asiáticos fabricados desde 1996 y que tienen el conector de diagnóstico de 16 pines.

Este interfaz ayuda a la conexión de la computadora del vehículo para leer y borrar códigos de error DTC, la Luz “CHECK ENGINE” y mejor llamada MIL (Malfunction Indicator Lamp), así también permite visualizar los valores que brindan los sensores y actuadores que están en el motor, cuando está en funcionamiento.

Esta es una herramienta de mucha utilidad ya que son usados profesionalmente como particularmente y permite diagnosticar o monitorear ciertos parámetros del vehículo. Con el pasar de los años y el incremento de la electrónica a bordo de los vehículos, se ha ido complicado cada vez más en determinar los fallos y sus posibles soluciones. Para una persona profesional es de suma importancia el disponer de una herramienta como esta, ya que es capaz de indicar de manera rápida los problemas que tiene un vehículo, al ahorrar muchas horas de pruebas y errores, al buscar las causas de un posible fallo.

- Este dispositivo detecta de manera automática un protocolo de comunicación con la ECU.
- Es sumamente importante el comprobar que el vehículo tiene un conector OBD2.

4.2.1 Compatibilidad

Los vehículos que son compatibles con estos dispositivos son los diseñados a partir del 1996, para gasolina y del 2000 para diésel.

Esto no significa que los vehículos puedan ser compatibles a partir de dichas fechas ya que algunos no poseen dicho protocolo de comunicación. (KitoSDEV, 2017)

4.2.2 Ventajas

- Son económicos en relación a otras máquinas para determinar los fallos.
- Existen muchos softwares para la utilización de éste y se encuentra en diferentes idiomas.

- No permiten hacer ciertas modificaciones en las configuraciones de la ECU. Permiten leer códigos de error, así también borrarlos y ver los valores de los sensores en tiempo real.
- Posee una gran velocidad de lectura.
- Para utilizar, es necesario de tener un dispositivo adicional como un Smartphone o una laptop. (KitoSDEV, 2017)

4.2.3 Lectura en tiempo real de los diferentes sensores

- Revoluciones del motor (RPM).
- Valor calculado de la carga (porcentaje).
- Temperatura del líquido refrigerante.
- Estado del sistema de carburante.
- Velocidad del vehículo.
- Ajuste de largo plazo del sistema de inyección de combustible.
- Presión del múltiple de admisión.
- Avance del tiempo de encendido.
- Temperatura del aire de admisión.
- Caudal de aire de entrada (sensor MAF).
- Posición absoluta.
- Voltajes de los sensores de oxígeno (O2 Sonda Lambda).
- Ajuste de corto plazo de inyección de combustible.
- La presión de combustible en el riel de los inyectores (KitoSDEV, 2017)

4.3 Redes Neuronales Artificiales (RNA)

4.3.1 Definición

La Red Neuronal Artificial, consiste en un sistema computacional que está compuesto por una cantidad grande de elementos simples que se encuentran interconectados masivamente de forma paralela y con su organización jerárquica, que procesan toda información mediante su estado dinámico, así como respuestas a entradas externas. (Ramos, 2004 pág. 84)

4.3.2 Clasificación

Las RNA, se pueden clasificar de acuerdo a los parámetros tanto de diseño según su arquitectura y también su aprendizaje.

4.3.2.1 Arquitectura

De acuerdo con la arquitectura y también con su disposición al igual que la conexión entre las neuronas de RNA, depende del número de capas que se les imponga, que puede ser oculta o visible, como entrada, o salida y su direccionalidad de las conexiones en las neuronas. (Galán Asesio & Martínez Bowen pág. 3)

- Redes de Monocapa
- Redes de multicapa
- Redes de conexiones hacia delante.
- Redes con conexiones hacia atrás.

4.3.2.2 Aprendizaje

El aprendizaje de la RNA se basa en que se ejecute los patrones de una forma iterativa hasta que muestren respuestas planteadas como objetivos y sean válidas, es decir, los pesos sinápticos se ajusten y den respuestas óptimas para el conjunto de patrones del entrenamiento.

- Supervisado
- No supervisado
- Híbrido

4.3.3 Componentes de la RNA

La RNA está constituida por; neuronas interconectadas entre ellas, y están de manera agrupada en capas de esta forma:

Capa de entrada. – Es la señal que ingresan a la RNA, esta puede ser proveniente de sensores o también de otros medios.

Capa de salida. – Son valores que salen al simular la RNA, una vez que se realiza su respectivo procesamiento de esta información.

Capa oculta. – Es la encargada de realizar un respectivo procesamiento de la señal, el número de capas ocultas suelen depender del número de datos que se van a ser procesados.

4.3.4 Funcionamiento de una Red Neuronal Artificial

Según Figueres enuncia que: El funcionamiento de la Red Neuronal Artificial, consiste en transformar los valores de las entradas a través de las conexiones, en una salida, salida se obtiene de una función de programación y la función de activación. (Moreno, 2012 pág. 1)

- Función de la programación
- Funciones de transferencia

4.3.5 Entrenamiento de la Red Neuronal Artificial

La RNA es más que una forma de emular ciertas características que son propias de los seres humanos y también la capacidad de memorizar, asociar ciertos hechos. Si se examinan de manera concreta a ciertos problemas que no se pueden expresar a través de un algoritmo, se observará que estos tienen una característica similar como es la experiencia. (Matich, 2001 pág. 4)

4.3.6 Sobre aprendizaje de la Red Neuronal

La unidad de la RNA, es un procesador de suma importancia que se llama neurona y posee la capacidad limitada de calcular una suma ponderada de las entradas y también se le aplica una función de activación, de modo que se pueda obtener la señal que será transmitida a una próxima neurona. Esta neurona artificial, se pueden agrupar

en capas o niveles, posee un alto grado de conectividad entre si y su conectividad que es ponderada por los pesos. (Salas, 2004 pág. 1)

Este caso considerado como una dificultad del proceso de entrenamiento, puesto que el tema del sobre aprendizaje afecta directamente al adiestramiento de una (RNA).

Constan múltiples formas de interrumpir el sobre aprendizaje:

- Tener la base de datos que sea amplia para su correcto entrenamiento.
- Emplear la RNA más robusta y satisfactoria para reducir el ruido de los datos a simular.
- Se procede a modificar el parámetro del diseño.

4.3.7 Datos de entrenamiento, validación y test

Los datos para el entrenamiento, la validación y el test, son aquellos que se usan para un ajuste de parámetros de la red, para determinar si un proceso de entrenamiento es correcto y para realizar la prueba una vez que se ha finalizado el respectivo entrenamiento. (Moreno, 2012 pág. 4)

La división de todos los datos es normalmente de 80% de datos del entrenamiento, un 10% de la validación y finalmente de 10% para el test, aunque las elecciones de dichos porcentajes dependan de su número de datos que se tenga disponible y también de su distribución. (Moreno, 2012 pág. 4)

4.3.8 Normalización de los datos

Al tener datos muy grandes y también distantes, se normalizan éstos para lograr que el entrenamiento de la red sea lo más eficiente posible y cumplir con los valores de meta planteados ya que al realizar el proceso de los datos deben estar en tamaño de vector similar.

Se debe normalizar los datos de tal forma que se hallen dentro del mismo rango. (Moreno, 2012 pág. 6)

4.3.9 Simulación de una Red Neuronal

La simulación de la Red Neuronal Artificial, es un proceso en el que se debe comprobar el funcionamiento de la red al dar datos en la entrada y salida, dichos datos pueden ser los que se emplean en el entrenamiento o pueden ser otros nuevos que se tomaron de la misma manera que los datos de entrenamiento para garantizar los parámetros de salida requeridos, de los cuales se desean tener una predicción próxima a la real y así garantizar su legibilidad y confiabilidad. (Moreno, 2012 pág. 6)

La validación cruzada se realiza para todos y cada uno de los datos que van para entrenamiento, de igual manera para la validación y para el test con el objetivo de comprobar la existencia de que se dé un posible sobre aprendizaje de la RNA. (Delgado, 2018 pág. 44)

4.3.10 Ventajas generadas al aplicar las RNA

De acuerdo a la constitución las RNA pueden presentar varias características de igual similitud a las del cerebro de una persona. Como por ejemplo son capaces de aprender de la experiencia de un hecho o de una acción, de generalizar los posibles errores anteriores a los nuevos casos, de contener ciertas características esenciales a partir de una determinada entrada que representan información de alta precisión, etc. (Matich, 2001 pág. 8). Todo esto ha hecho que las RNA presenten numerosas ventajas y se las aplique en algunos campos como son los siguientes.

Ciertas ventajas importantes según (Matich, 2001) son las siguientes:

- Resolución de diferentes problemas no lineales.
- La adaptación al aprendizaje.
- Su organización de manera automática.
- El proceso computacional en un tiempo real.
- La fácil aplicación de estas en nuevas tecnologías.

4.4 Software LABVIEW

4.4.1 Definición

LabVIEW es un software avanzado de ingeniería que está diseñado para ciertas aplicaciones que requieren las pruebas, medidas y control de acceso rápido a la información de datos y también de hardware. (National Instrument, 2018)

Mediante este software se realizó un pequeño programa que permite contabilizar los datos obtenidos de un medidor de flujo, que indica mediante un número determinado de pulsos un consumo real de combustible.

4.5 MATLAB

4.5.1 Definición

Este es un software y un sistema interactivo, que no necesita de un dimensionamiento para su matriz. Este es un programa que resulta de gran ayuda para los usuarios ya sean estos profesionales, estudiantes o particulares de tal manera que se logra resolver múltiples problemas numéricos en fracciones de tiempo mucho más rápido que otros programas de análisis matemáticos y este se da en lenguajes como C++, BASIC o FORTRAN. (Arichavala Albarracin, 2017 pág. 15).

MATLAB es un software que combina el entorno de escritorio en sintonía para el proceso de análisis y diseño iterativos, con el lenguaje de programación matemática que puede expresar las matemáticas de matrices y también las arrays directamente. (The MathWorks, 2018)

El software de MATLAB acorde a (The MathWorks, 2018) se puede emplear de las siguientes maneras:

- Un fácil aprendizaje.

- Una visión artificial.
- Un tratamiento de las señales.
- Para las finanzas cuantitativas y también gestión de riesgos.
- Para la robótica.
- También para sistemas de control.

4.6 DAQ NI USB-6008

4.6.1 Definición

Este es un dispositivo de entradas y salidas multifuncional, 8 AI (12 Bits, 10 kb/s), 2 AO (150 Hz), 12 DAQ NI USB-6008, este dispositivo que ofrece entradas y salidas analógicas, así como las digitales con el contador de 32 bits. La DAQ USB-6008 no brinda una funcionalidad sumamente básica para las diferentes aplicaciones como son la adquisición de datos simple y también complejos y es de medidas portátiles puesto que es un dispositivo pequeño y manejable, también para experimentos de laboratorio. Posee también una cubierta mecánica súper ligera y también es energizado por bus, es de fácil portabilidad. Se puede conectar fácilmente sensores y señales de entrada al USB-6008 con el terminal de tornillo.

El controlador que se instala es el NI-DAQmx y la utilidad para su configuración incluidos simplifican la configuración y las medidas. (National Instrument, 2018)

A continuación, se presenta la DAQ NI USB-6008 en la figura 1.



Figura 1 DAQ NI USB-6008 (Autor)

4.7 Banco Dinamométrico

El banco dinamométrico es una herramienta fundamental para la realización de las pruebas y las simulaciones que es necesario para la estimación de consumo de combustible.

4.7.1 Definición

El banco dinamométrico es un sistema de mucha utilidad en las universidades, en los talleres particulares y en los diferentes centros tecnológicos de la mecánica automotriz, entre otros, en los que se pueden usar dichos bancos, ya que está concebido de manera técnica para prevenir, así como también localizar e investigar ciertos problemas que se presentan en los vehículos. (García & Feijoo, 2016 p. 5)

4.7.2 FUNCIONES DEL BANCO DE POTENCIA

Existen un sinnúmero de modos, para el funcionamiento que ofrecen una alta flexibilidad de su uso y también cubrir todos los campos posibles de aplicación como la medición de:

- Potencia estática de un vehículo con revoluciones constantes.
- Potencia estática de un vehículo con velocidad constante.
- Potencia estática con fuerza de tracción constante.
- Potencia dinámica con una aceleración de manera regulable.
- Potencia de arrastre de MAHA garantizara la mayor exactitud en la medición de potencia:
 - En la determinación es altamente preciso las perdidas parasitas del banco de pruebas así también de la barra de accionamiento del vehículo y de las perdidas por el rodaje de ruedas en el rodillo.
 - En la comprobación de los tacómetros y tiene hasta diez puntos para pruebas que da como opción a ser seleccionadas sin restricción.
 - Este incluye la medición de un recorrido.
 - La funcionalidad del cronometro para la medición de aceleración entre marcas de velocidad que se pueden seleccionar.
 - También la simulación de la carga con el perfil de una carga libremente programable.
 - Una simulación de la marcha con un perfil libremente programable.
 - Y también un almacenamiento de todos perfiles programados en la base de datos. (MAHA Maschinenbau Haldenwang)

En la figura 2 se observa el banco dinamométrico que se encuentra en las instalaciones de la Universidad Politécnica Salesiana



Figura 2 Banco Dinamométrico (Autor)

4.8 AIC 5008 MASTER DE FLUJO DE COMBUSTIBLE

Una herramienta de bastante importancia, dado que esta calcula el consumo real del combustible en los vehículos, está incorporado con el banco dinamométrico que al realizar las simulaciones de un ciclo de conducción este determina cuanto combustible se ha consumido así también el caudal.

4.8.1 Definición

Su principio volumétrico es de pistón anular y contadores de impulsos controlados por un microprocesador. Puede trabajar con una presión de - 1 a 5 bar, su posición de montaje es solo de manera horizontal con una temperatura de trabajo entre los -30 ... 90 ° C, además tiene una protección IP67 y se puede suministrar un voltaje de 8 - 25 VDC, da como Señal de pulso rectángulo NPN, "colector abierto", ancho de pulso 0.7 ms valor del pulso 804 ppl estos son pulsos por litro. (AG, 2016). En la figura 3 se observa el medidor de combustible del banco dinamometrico Maha.



Figura 3 AIC 5008 Fuel Flow Master (Autor)

4.9 Flow Sensor Fuel

Es un instrumento necesario para la investigación ya que estima el consumo de combustible del vehículo, dado que este puede ser instalado de manera sencilla.

4.9.1 Definición

Medidor de flujo y consumo de combustible, tiene una precisión del 0,5% como datos del fabricante, y funciona con voltajes de 5 a 12 voltios, posee 3 cables, uno rojo un amarillo y un negro, los cuales son uno de voltaje, señal y la tierra (gnd) respectivamente a continuación, en la figura 4 se observa el Flow Sensor Fuel.



Figura 4 Flow Sensor Fuel (Autor)

4.10 Freematics One +

Es una herramienta de programación libre, que utiliza Arduino como plataforma principal y de esta manera se obtiene datos del funcionamiento del vehículo, este dispositivo ofrece la capacidad de transmitir la información de manera inalámbrica a través de red celular wifi o bluetooth.

4.10.1 Objetivo

El objetivo de Freematics es traer libre dominio en telemática de vehículos y es de fácil uso al utilizar los recursos de hardware de código abierto (básicamente Arduino) en proyectos de telemática de vehículos que normalmente implica un dispositivo informático con acceso a la interfaz OBD-II, posee una alta exactitud GPS, sensor de movimiento, almacenamiento de datos y comunicaciones inalámbricas como Bluetooth, WIFI y red celular.

4.10.2 Utilidad y aplicación

A medida que evolucionan los productos, se volvieron útiles desde un punto de vista técnico para su creación de prototipos de productos y aplicaciones comerciales, como el seguimiento de vehículos, la gestión de flotas y el análisis del rendimiento del vehículo. (Freematics, 2018)

5 MARCO METODOLÓGICO

El proyecto inicia al disponer de un vehículo para las pruebas y obtención de datos, verificar que el vehículo esté en óptimas condiciones de funcionamiento, también poner a punto los elementos de medición como el dispositivo OBD2 Freematics ONE+ mediante la programación dictada por el fabricante para obtener los datos que brinda cada uno de los sensores del vehículo y del motor que son necesarios para el cálculo de consumo de combustible, así como el Flow Sensor Fuel, que a través del banco dinamométrico este se conectó en serie con el medidor de combustible AIC 5008 MASTER propio del banco dinamométrico el cual está normalizado y brinda el consumo real, la obtención de valores y comparados entre sí y validar la confiabilidad de los datos entregados por el Flow Sensor y son correctos, los cuales se guardan mediante DAQ NI USB-6008 y con el software de LabVIEW, en el cual se diseñó un contador de pulsos, en donde se guarda la información para luego ser exportado a Excel que es considerado como el caudal; también los datos obtenidos en el Freematics ONE + se extraen en Matlab para exportar a Excel y luego se crea una base de datos para realizar próximamente la red neuronal en Matlab. Verificado los elementos de medición y obtención de datos, se procede a la toma de datos con el vehículo montado en el banco dinamométrico y con la simulación de ciclos de conducción los cuales se selecciona entre 3 que son igual a un recorrido cotidiano de un vehículo. A continuación, el diagrama de flujo en la figura 5.

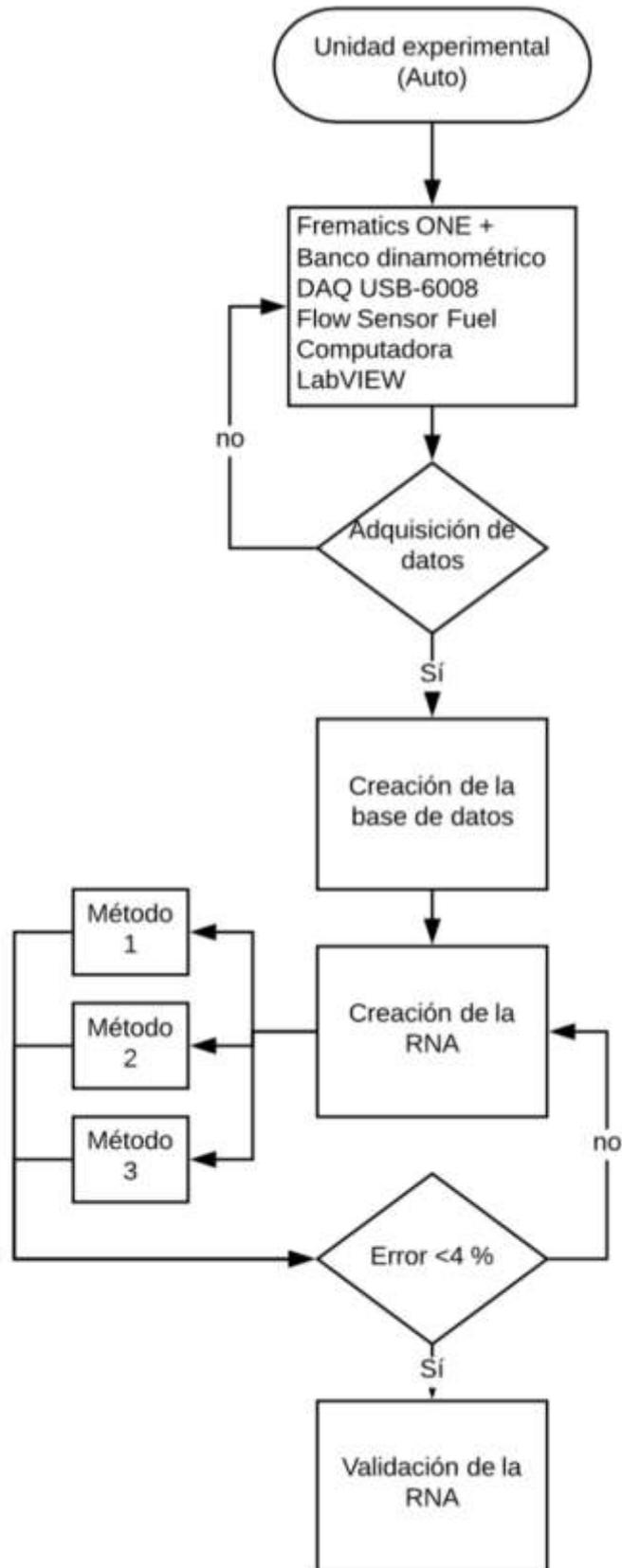


Figura 5 Diagrama de Flujo (Autor)

5.1 Freematics One +

El dispositivo Freematics One +, se programa en base a los parámetros indicados por el fabricante, mediante programación con Arduino Builder que es la plataforma creada para el dispositivo OBD Freematics One + con un scribd dado en Arduino y con sus respectivas librerías, estas librerías son cargadas en la plataforma Arduino Builder en el cual permite seleccionar las especificaciones del dispositivo y de esta manera guarde datos del funcionamiento del vehículo en una micro SD, con la capacidad también de transmitir dicha información de manera inalámbrica, en la figura 6 el dispositivo Freematics ONE +:



Figura 6 Freematics One + (Freematics.com)

5.1.1 Características

- Procesador dual-core ARM SoC programable como Arduino
- Comunicaciones WIFI y Bluetooth de alto rendimiento
- Medición de fuerza G y detección de movimiento / orientación
- Alta frecuencia de actualización GPS / GLONASS geo localización
- Acceso a todos los PID estándar OBD-II, DTC, VIN desde la ECU del vehículo
- Lectura de voltaje de la batería del automóvil
- Almacenamiento de datos en tarjeta flash interna o microSD (hasta 64 GB)
- Transmisión de los datos en tiempo real mediante WiFi o también de red celular

- Trabajando de fábrica como OBD / GPS / registrador de datos de movimiento (en tarjeta microSD)

5.1.2 Datos del hardware

El dispositivo es compacto y manejable, también posee materiales que pueden ser reciclados también este dispositivo cuenta con especificaciones vanguardistas.

5.1.2.1 Especificaciones

- Controlador principal Espressif ESP32 (totalmente programable)
- Transceptor Wi-Fi incorporado 802.11 b / g / n HT40
- Bluetooth de modo dual incorporado (clásico y BLE)
- Co-procesador del protocolo STM32
- Sensor de movimiento MPU-9250
- Receptor GPS M8030 10Hz (externo)
- xBee asiento para módulos de comunicación inalámbrica conectables (SIM800L o SIM5360 para red celular)
- Dimensiones de la caja: 60x48x20mm
- Potencia nominal @ 80Mhz: 20mA (WIFI inactivo) / 50mA (WIFI activo) / 180mA (3G activo)

5.1.2.2 Interfaces físicas

- Conector macho OBD-II
- Puerto micro USB
- Ranura para tarjeta micro SD
- Ranura para tarjeta SIM (cuando el módulo celular está presente)
- Zócalo GPIO (Molex)
- Conector xBee (a bordo)

5.1.2.3 Compatibilidad OBD 2

Freematics ONE + se conecta al puerto OBD generalmente ubicado debajo de la columna de dirección. Para verificar si su vehículo tiene la certificación OBD-II, se busca al abrir el capó del vehículo y observar una pegatina como se muestra a continuación en la figura 7:



Figura 7 Compatibilidad Freematics (Freematics.com)

Se admiten vehículos que utilizan los siguientes protocolos de vehículos:

- CAN 500Kbps / 29bit
- CAN 250 Kbps / 29 bits
- CAN 500Kbps / 11bit
- CAN 250 Kbps / 11 bits
- KWP2000 Fast
- KWP2000 5Kbps

5.1.2.4 Características externas

Freematics ONE + tiene una toma de E/S externa en su gabinete. El socket de 4 pines contiene 2x GPIO (de ESP32), VCC y GND. Un conector Molex 2.54 se utiliza para el cableado. La definición de línea del conector es la siguiente que se muestra en la figura 8 y 9:

1. GND
2. GPIO32 / Rx2 (ESP32)
3. VCC (5V)
4. GPIO33 / Tx2 (ESP32)



Figura 8 Características externas Freematics One +(Freematics.com)

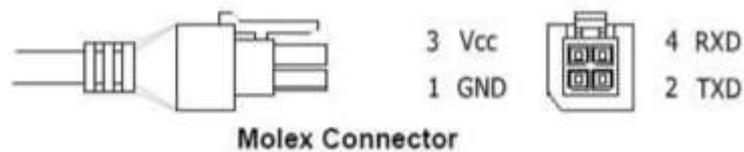


Figura 9 Características de los Pines Freematics One +(Freematics.com)

5.1.2.5 GPS

Freematics ONE + admite posicionamiento de geo localización de alta precisión con un receptor GPS externo conectado al conector GPIO de 4 pines. El receptor GPS M8030 10Hz opcional proporciona alta precisión (hasta 2 metros) y alta velocidad de actualización (10Hz). El receptor tiene un cable de 1,5 m de largo y se puede ubicar en lugares expuestos al cielo abierto como se muestra en la figura 10.



Figura 10 Freematics con el Modulo GPS (Freematics.com)

5.1.3 Configuración y programación del Freematics One +

Ingresar a la página del fabricante para descargar la biblioteca y los bocetos o ejemplos, se extrae los dos componentes en carpetas separadas.

5.1.3.1 Instalar Freematics Arduino Builder

La interfaz de Freematics Arduino Builder se muestra en la figura 11, esta es una herramienta rápida que compila el boceto Arduino y cargar el binario compilado a la placa Arduino o Freematics ONE + en este caso. Básicamente, no necesita hacer nada como la configuración del entorno o la importación de la biblioteca con él para compilar los bocetos que acaba de obtener. Se descarga el instalador que brinda el mismo fabricante en la página. Una vez hecho este proceso se inicia el programa, luego instalar los controladores para el Freematics desde la página del fabricante, y se conecta el Freematics One + a la computadora y se debe configurar acorde a un registrador de datos del vehículo que lee datos de OBD-II, sensor de movimiento y GPS, así como

almacenamiento de los datos como archivos en el flash interno (SPIFFS) o en una tarjeta micro SD. (Freemetics, 2018)



Figura 11 Configuración del Freemetics One + con Arduino Builder (Autor)

5.2 LabVIEW

El software LabVIEW se instala en el computador y luego se procede a realizar una programación en la interfaz que permite contabilizar y guardar los pulsos entregados por el Flow Sensor, en dicha plataforma se procede a crear un contador de pulsos, luego se instala la DAQ NI USB-6008 y de esta manera procesar los pulsos guardarlos y exportar a Excel, de esta manera ser analizados luego en Matlab, en las figuras 12 y 13 se puede apreciar dicho programa.

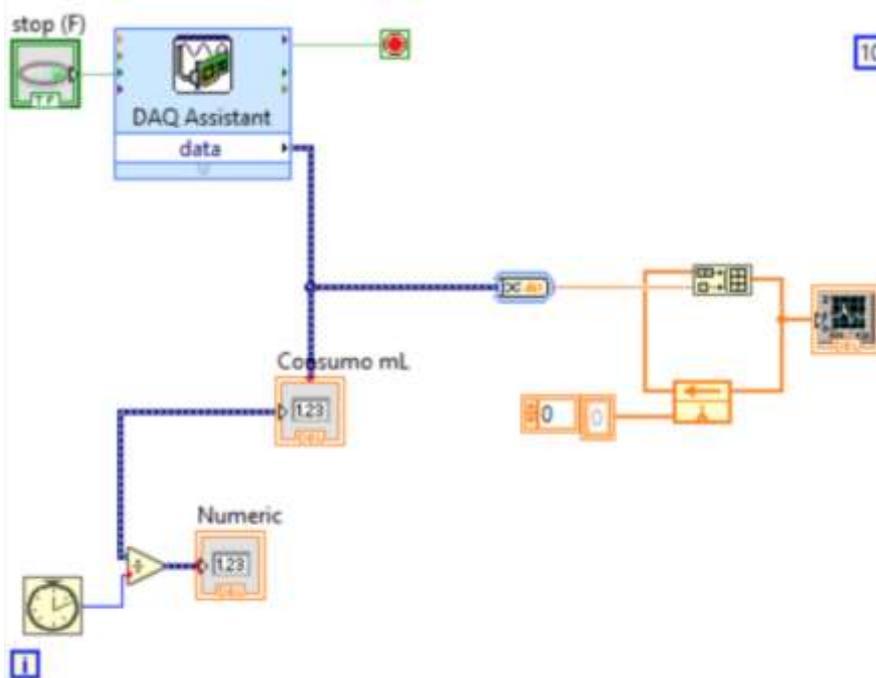


Figura 12 Contador de Pulsos LabVIEW (Autor)

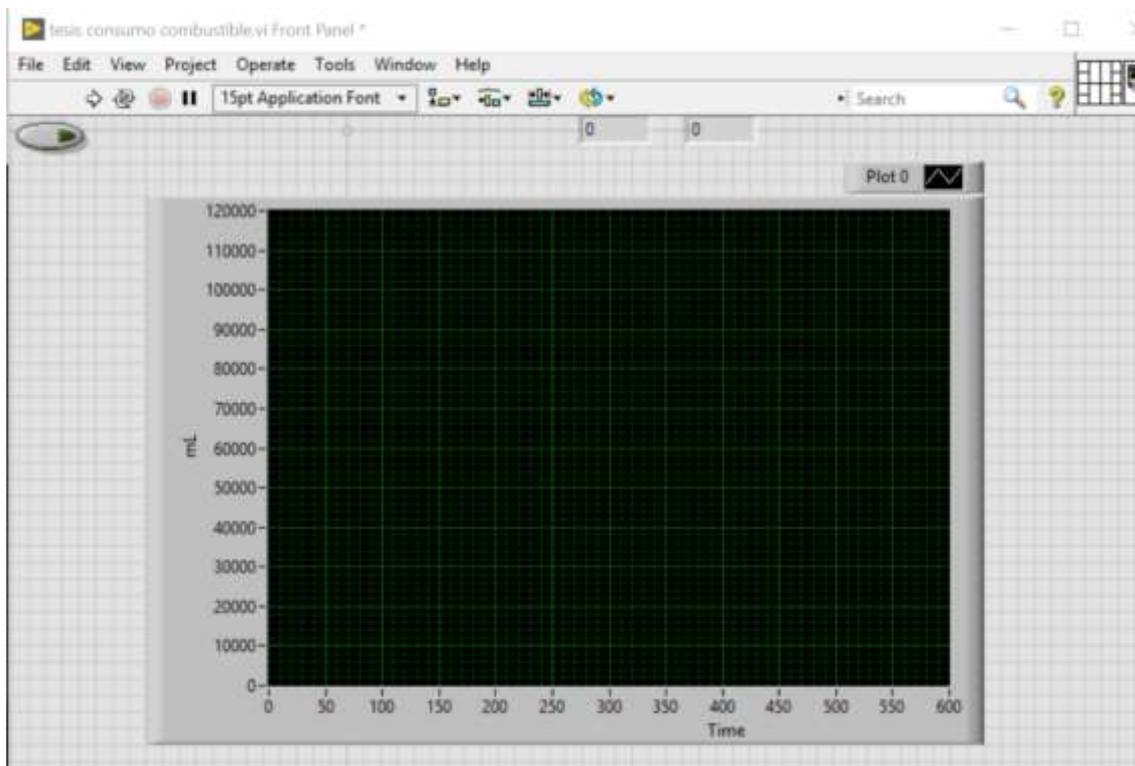


Figura 13 Contador de Pulsos y grabador de datos obtenidos (Autor)

5.3 Flow Sensor Fuel

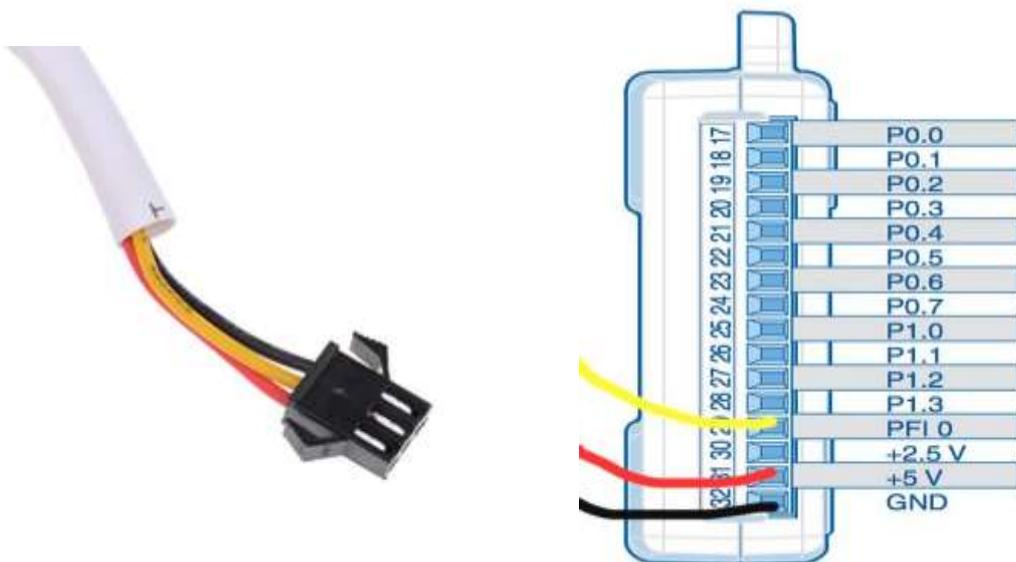
Este sensor fue adquirido de tal manera realizar un análisis del consumo del combustible, dicho medidor de combustible tiene un error del 0,5% de acuerdo con los datos del fabricante, así como la presión máxima de funcionamiento es de 1MPa, y también las temperaturas de operación son de -10 °C a 70 °C, este componente tuvo que ser evaluado y se analizó su fiabilidad, cuyo experimento se realizó con el medidor de combustible del banco dinamométrico, en el que se conectaron ambos medidores de consumo de combustible en serie, con un tanque con bomba eléctrica de una maqueta de un motor y se procedió a validar los datos obtenidos del sensor adquirido con el que posee el banco dinamométrico, dio como resultado una exactitud igual en consumo, y luego esos datos mediante los pulsos guardados en el programa creado en LabVIEW, sacar el flujo mediante una fórmula matemática que permite calcular los pulsos sobre el tiempo transcurrido de esta manera se obtiene el flujo, determinar el flujo y consumo se debe dividir para una constante que dará un flujo en litros/hora de esta manera mediante el tiempo de adquisición de datos, se integra el flujo y se obtiene ya el valor de consumo que es igual al marcado por el medidor de consumo del banco dinamométrico, en la figura 14 se lo puede apreciar al Flow Sensor Fuel:



Figura 14 Flow Sensor Fuel, sensor de flujo de combustible (Autor)

5.3.1 Conexión de Flow Sensor Fuel

La conexión del Flow Sensor Fuel se realiza de la siguiente manera, se tiene 3 cables del sensor, un rojo que es el que se conecta al voltaje de la DAQ USB-6008 que maneja 5V que es lo necesario para el funcionamiento del sensor de combustible, y otro cable color negro que es el de tierra se conecta al GND de la DAQ USB-6008 y el cable amarillo del sensor se conecta al pin de la DAQ USB-6008 PFI 0, como se indica en la figura 15.



*Figura 15 Diagrama de conexión Flow Sensor Fuel con la DAQ USB-6008
(Autor)*

5.4 Puesta a punto del Banco Dinamométrico

Para realizar la experimentación, primero se procede a revisar todos los componentes del banco dinamométrico, tanto como los elementos de rodamiento, así como el correcto funcionamiento del medidor de combustible del banco dinamométrico, y también con la instalación de una pantalla de esta manera visualizar y simular un ciclo de conducción real, el cual se seleccionó uno de 242 segundos llamado IM240, otro de 600 llamado SFTP US06 y otro de 900 segundos EPA FTKM, los cuales se realizaron varias pruebas y obtención de datos y tener una base de datos grande.

5.5 Conexiones del Flow Sensor Fuel

La conexión del Flow Sensor Fuel se realiza directamente desde la manguera que entra al riel de combustible y posteriormente al sensor, luego con los acoples se procede a ponerlo en posición vertical con el sentido de flujo como señala en el sensor de la siguiente manera.

Se procede a instalarlo de la manera como recomienda el fabricante para garantizar la medición correcta del flujo y consumo de combustible, como se muestra en la figura 16.



Figura 16 Disposición del Flow Sensor Fuel para la toma de datos (Autor)

5.6 Vehículo de pruebas

Para la toma de datos de funcionamiento del vehículo se seleccionó, un Aveo Family 1.5 modelo 2014, ya que este vehículo es uno de los más comunes en nuestro medio y también son muy usados en lo que refiere a movilización como son los taxis, también por la disposición del mismo para la utilización e instalación del Flow Sensor Fuel, y la compatibilidad de OBD2 que dispone este modelo, en la figura 17 se muestra el vehículo compatible con OBD2 ya montado en el banco dinamométrico.



Figura 17 Vehículo de pruebas para la toma de datos. (Autor)

5.7 Sistema completo instalado para toma de datos

A continuación, en la figura 18 se tiene todo el sistema para la toma de datos, instalado el Flow Sensor Fuel y el medidor de consumo del banco dinamométrico en serie, así también el vehículo asegurado y de esta manera realizar las simulaciones de ciclo.



5.8 Toma de Datos

Para la toma de datos, se procede a la simulación de ciclos de conducción, para ello se siguen las indicaciones mostradas en un monitor instalado en el banco dinamométrico de igual manera se debe seguir el contorno de la velocidad y cumplir con el ciclo de conducción.

También se procede a instalar el dispositivo Freematics One+ en el puerto ODB2 del vehículo, dicho dispositivo cuenta con la capacidad de almacenar los parámetros de funcionamiento del vehículo que da los diferentes sensores, los sensores tomados en cuenta para esta toma de datos son los siguientes:

- MAP
- RPM
- STFT
- TPS
- VSS
- O2
- IAT
- ECT

5.8.1 Ciclos de Conducción

- Ciclo IM240 aquel que corresponde a 242 segundos con aceleración y desaceleraciones.
- Ciclo EPA-FTKM que corresponde a 900 segundos, ciclo de conducción dentro de la ciudad.
- El ciclo SFTP-US06 que corresponde a 600 segundos con aceleraciones máximas y desaceleraciones como en una ruta fuera de la ciudad. (Vizúete, 2016)

6 Diseño del algoritmo de estimación del consumo de combustible

A continuación, los pasos para la creación del algoritmo matemático para la estimación del consumo de combustible.

6.1 Creación de base de datos para la RNA

Luego de tener los sistemas instalados, se procede a adquirir los datos tanto del Freematics como del Flow Sensor Fuel y se sincroniza a los dos dispositivos en la toma de datos, de esta forma coincidir los tamaños de muestras y crear una RNA con las entradas que son los datos obtenidos del OBD2 y la salida que es el Flow Sensor Fuel. A continuación, en la figura 19 y 20 se tienen los datos tanto del Flow Sensor fuel y del Freematics sincronizadas.

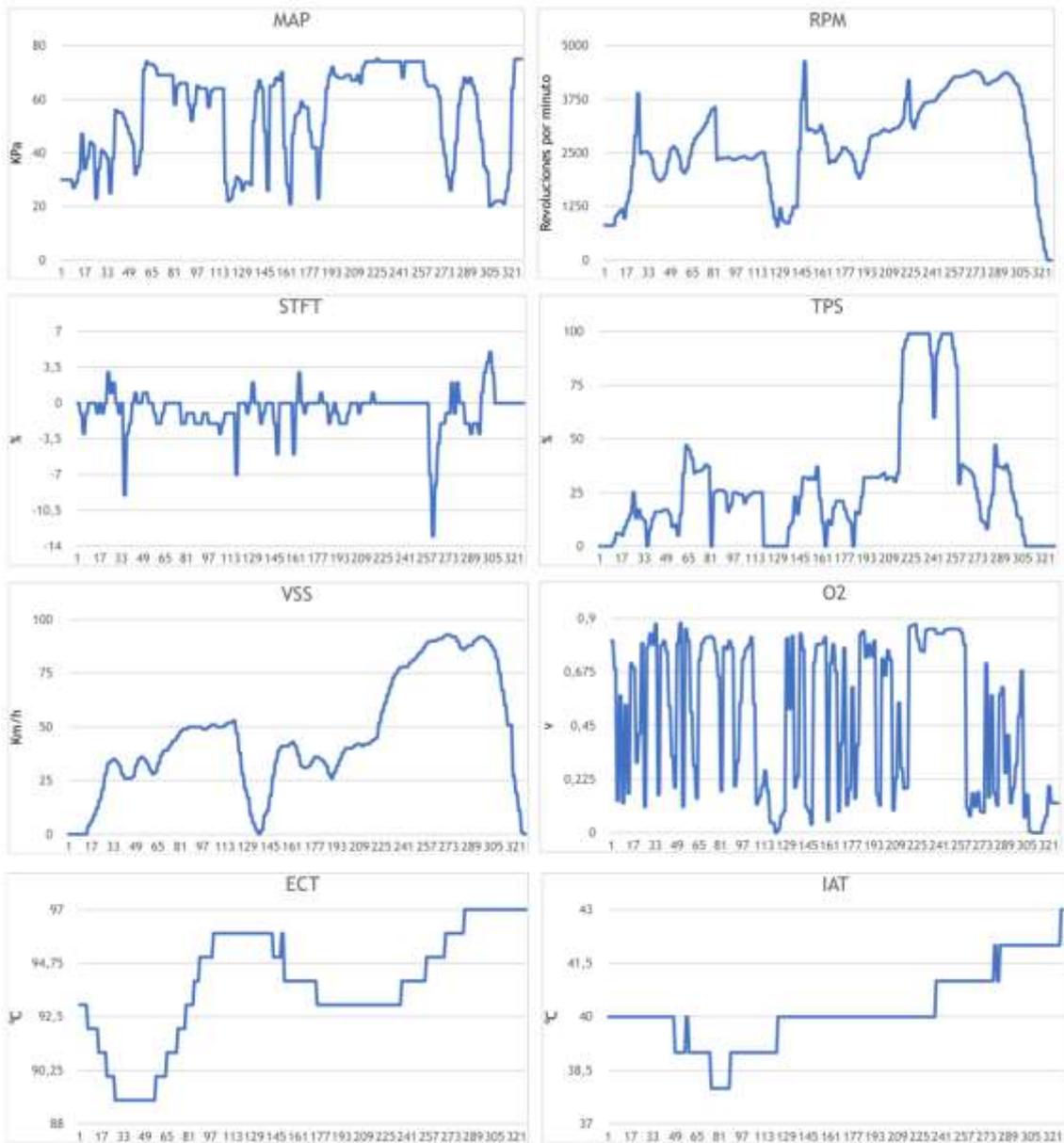


Figura 19 Datos de entrada para la RNA (Autor)



Figura 20 Datos de salida Flow Sensor Fuel (Autor)

Las figuras 19 y 20 es una muestra de datos de un ciclo de conducción que se realizó en el banco dinamométrico, los cuales se obtuvieron desde el Freematics y de LabVIEW y que fueron exportaron a Excel y al realizar las gráficas se debe determinar si coinciden las entradas con la salida de tal manera que estas estén sincronizadas.

La base de datos creada es de los ciclos de conducción, en el cual se ingresa todos los datos obtenidos por medio de Excel, donde están las entradas que son los datos obtenidos del Freematics ONE + y la salida vendría a ser el caudal obtenido con anterioridad con los dispositivos Flow Sensor Fuel a través de LabVIEW, los datos que se obtienen son la base para la creación de la RNA.

6.2 Creación de la RNA

Para la creación de la RNA se tiene en cuenta que la base de datos debe estar sincronizados todos los datos de entrada como el de salida, de tal manera que la efectividad de esta sea mayor y que se cumpla con el objetivo planteado.

6.2.1 Pasos de creación de la RNA

Para la reacción de la RNA, primero se abre el software de Matlab, de esta manera se inicia el comando “nnstart”, en donde aparecerá una ventada de la siguiente manera mostrada en la figura 21.

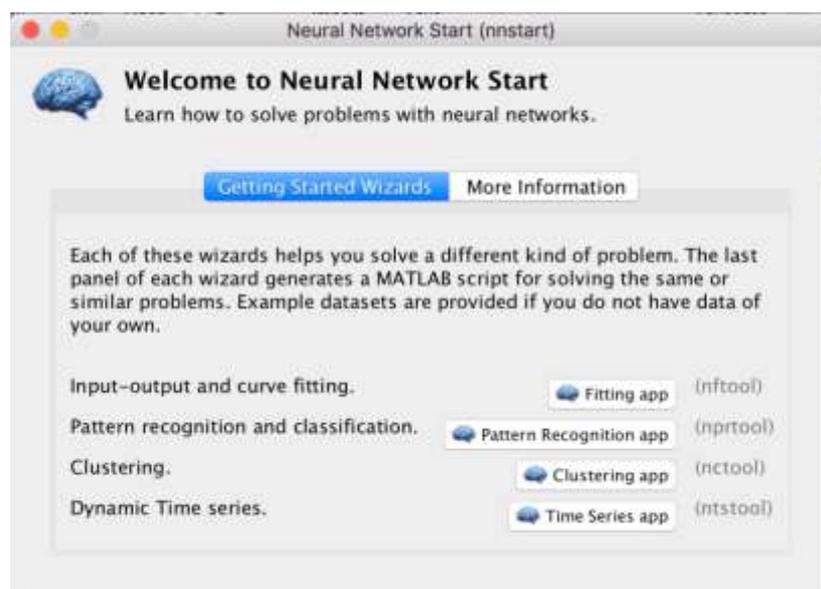


Figura 21 Inicializando la RNA (Autor)

Luego de iniciar en la Neural Network Start, se selecciona la opción Fitting app, que es la red neuronal que se va a crear con las entradas y la salida y a continuación aparece la siguiente ventana como se muestra en la figura 22.

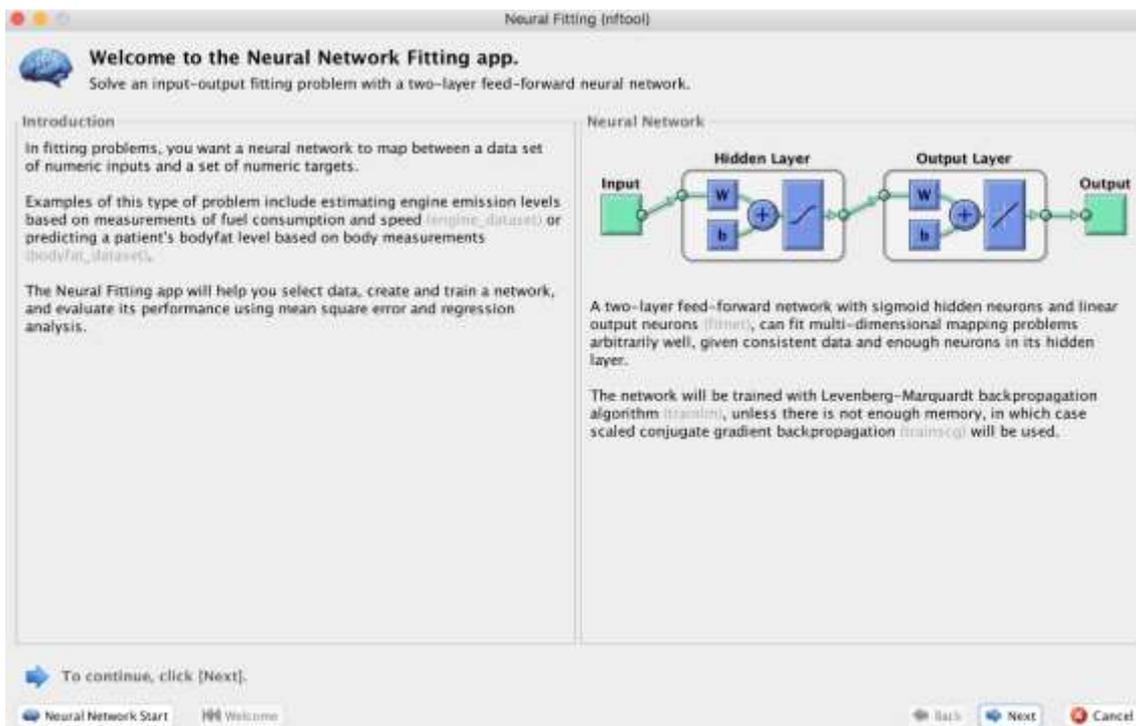


Figura 22 Fitting app RNA (Autor)

Luego en la siguiente ventana como se muestra en la figura 23, selecciona los datos de entrada como de salida y se procede a configurar de tal manera que se tenga 8 entradas y una salida en filas.

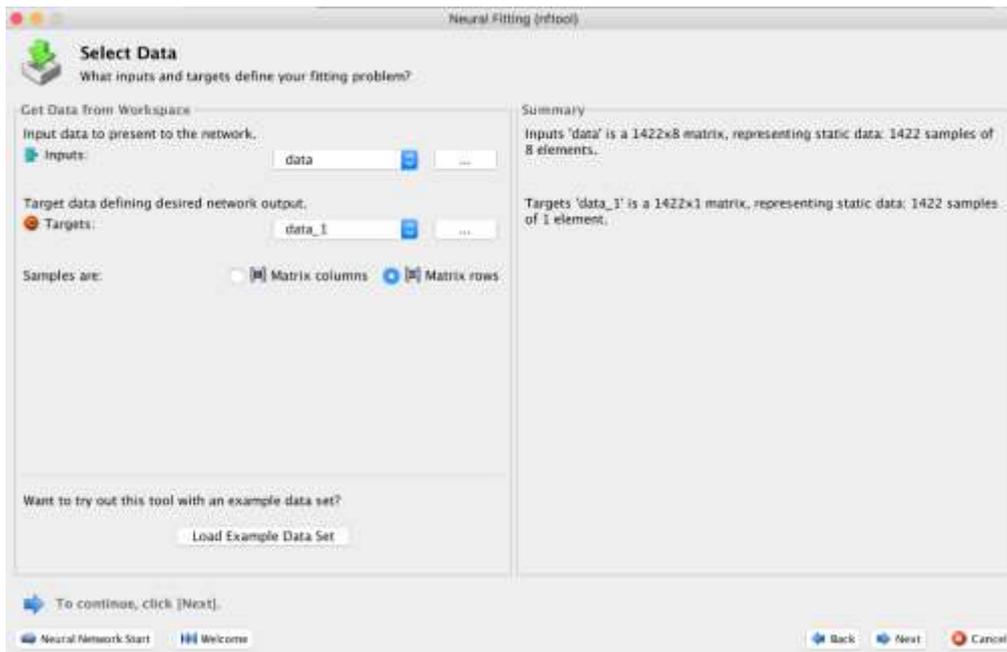


Figura 23 Selección de datos para el entrenamiento de la RNA (Autor)

Luego se procede a seleccionar el porcentaje de aprendizaje el de validación y el de prueba y seleccionar en la ventana predeterminado, 70% entrenamiento, 15% validación y 15% de prueba, y luego seleccionar las capas o el número de neuronas para el entrenamiento de la RNA, así también se debe seleccionar el método matemático que dé una mayor exactitud y acorde a la efectividad se reentrena la RNA hasta tener un valor aceptable del 96% o superior.

De esa manera se entrena a las redes neuronales de 10 neuronas 20 o más para garantizar la fiabilidad de los datos, el número de neuronas depende del número de entradas que se tiene y luego se van a duplicar hasta tener un valor aceptable, así también los métodos matemáticos de entrenamiento para la creación de la red, para realizar comparaciones y determinar el de mayor exactitud.

A continuación, un ejemplo de una RNA creada con una base de datos obtenidos del Flow Sensor Fuel y del Freematics igualadas el tamaño de los datos de entrada y de salida para crear la red; con el método matemático llamado Bayesian Regularization, con el cual se obtiene un error mínimo del 2,4%, porcentaje muy inferior al planteado inicialmente como se puede apreciar en la figura 24:

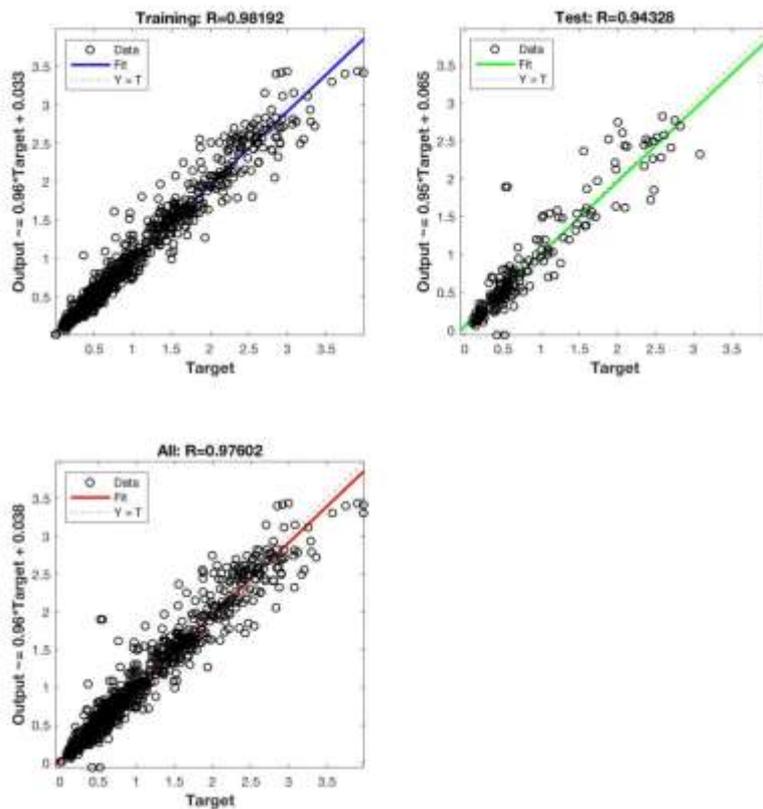


Figura 24 Grafica de Regresión de RNA ejemplo. (Autor)

6.2.2 Simulación de la RNA

Luego de obtener un valor elevado de fiabilidad, se procede a simular la RNA, mediante el siguiente código, “sim (nombre de la red, datos de entrada ‘)”, con el comando “sim” se simula la red, luego de crear una variable “in” donde se ingresan los datos de entrada y procede a simular la red, para que no exista un error se debe transponer los datos de entrada y para ello simplemente se coloca una comilla simple (‘) a continuación de la variable de entrada, luego de simular la red con los datos de entrada se obtiene un valor de caudal aquel que está en L/h y para extraer el valor del consumo se integra el caudal con respecto al tiempo en el que se obtuvieron los datos de entrada, de esta manera se obtiene el valor del consumo de combustible estimado por la simulación de la RNA, a continuación en la figura 25 se tiene el caudal estimado por la red.

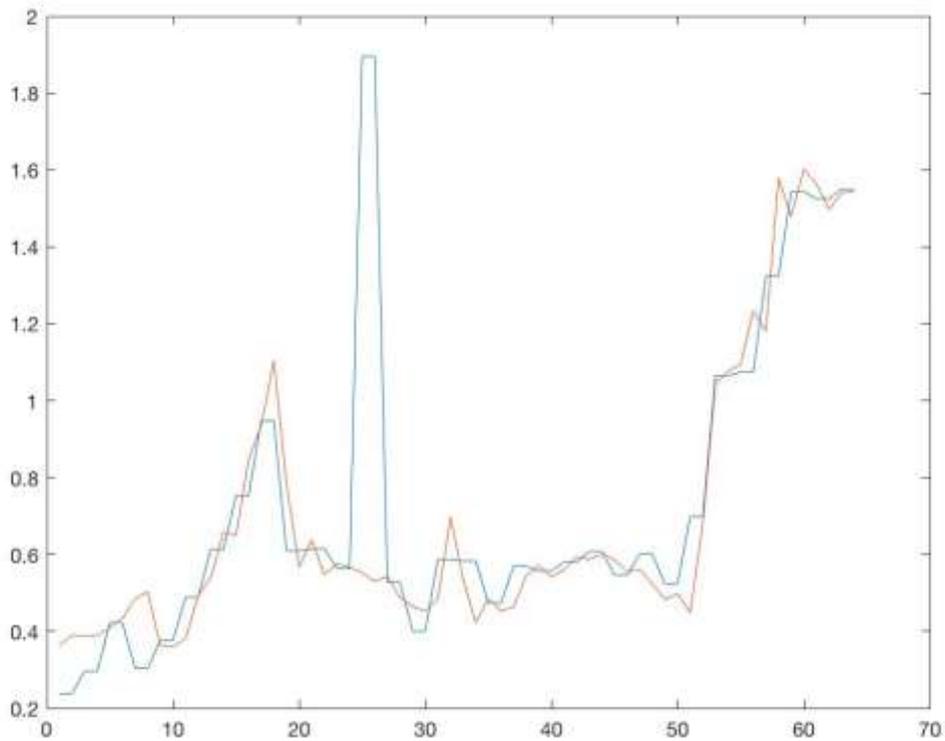


Figura 25 Simulación de RNA ejemplo. (Autor)

Se integra desde 0 a 47 segundos de lo que fue la toma de datos, se obtiene un consumo de 0,04793074 Litros de combustible, este valor es el área bajo la curva de la figura 25 mostrada con anterioridad. Esta es una pequeña simulación de una RNA improvisada, por lo que a continuación en la creación de la RNA precede a analizar los diferentes algoritmos matemáticos que se usan para que se acoja a los requerimientos y objetivos planteados como meta.

6.3 Creación de RNA

Luego de ir experimentando y reentrenando una RNA, se obtuvo algunas variaciones en las que se mostrará tanto las regresiones y se diferenciará entre una red con distintos números de neuronas de las cuales se elegirá aquella que cumpla con la efectividad planteada.

6.3.1 RNA método Levenberg Marquardt

El primer método matemático para el entrenamiento de una RNA, que puede ser seleccionado sin ninguna restricción.

6.3.1.1 Definición

Este método es conocido también como dice el método de mínimos cuadrados amortiguados (DLS), este se usa para resolver ciertos problemas de mínimos cuadrados no lineales. Estos problemas de minimización surgen especialmente en el ajuste de curvas de mínimos cuadrados. Este método es más robusto, lo que significa que en muchos casos encuentra una solución incluso si comienza muy lejos del mínimo final. (MathWorks, 2015)

6.3.1.2 RNA más relevantes del método Levenberg Marquardt

De acuerdo con la experimentación y el reentrenamiento de las RNA con el método anteriormente señalado, se realizó dos redes neuronales funcionales en las cuales se obtuvieron valores de fiabilidad señalados como propósito para este proyecto.

La primera RNA está realizada con la misma base de datos, pero con una capa de 30 neuronas cuyo nombre es Net1, con un valor de fiabilidad de 96,4% que es el que se planteó como meta y la segunda RNA está realizada con una capa de 50 neuronas y su nomenclatura es Net2, la cual incrementó la fiabilidad a un 96,7% lo que garantiza una mayor certeza en la obtención de resultados.

Las pruebas realizadas dan como un mejor resultado la utilización de mayor número de neuronas ya que la de 50 neuronas en la RNA es más eficiente puesto que al simular estas dos redes con datos reales obtenidos por el Freematics durante un tiempo de muestreo se registran los siguientes resultados mostrados en las figuras 26 y27:

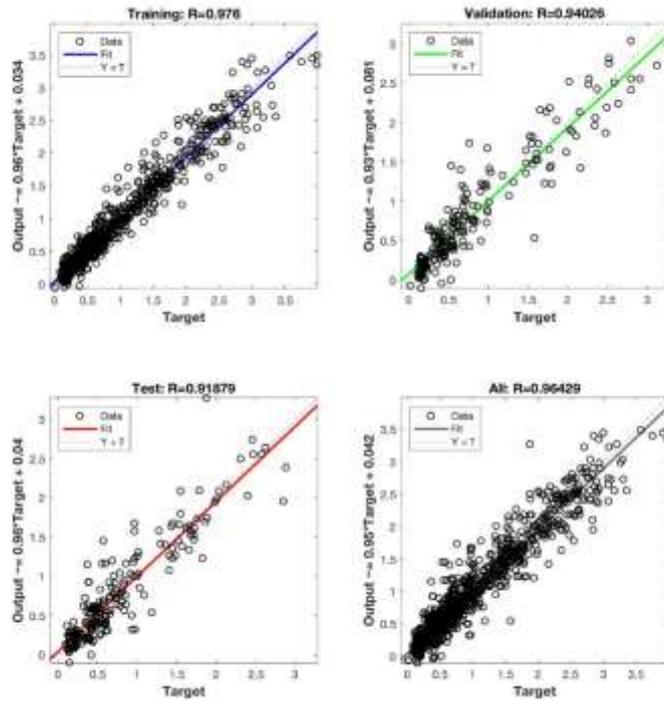


Figura 26 Regresión 30 Neuronas Net1 (Autor)

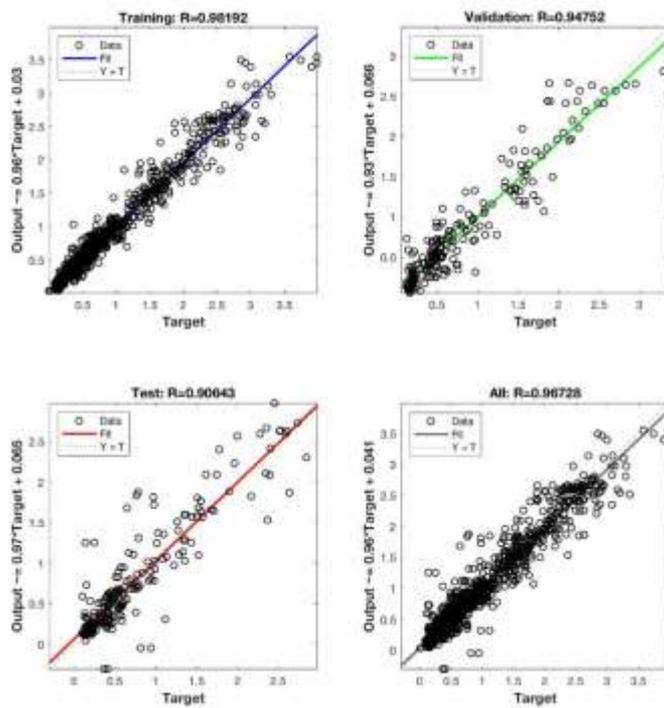


Figura 27 Regresión 50 Neuronas Net2 (Autor)

6.3.1.3 Simulación de la red Net1

Se realiza la simulación de la RNA Net1, donde se obtiene la siguiente figura 28:

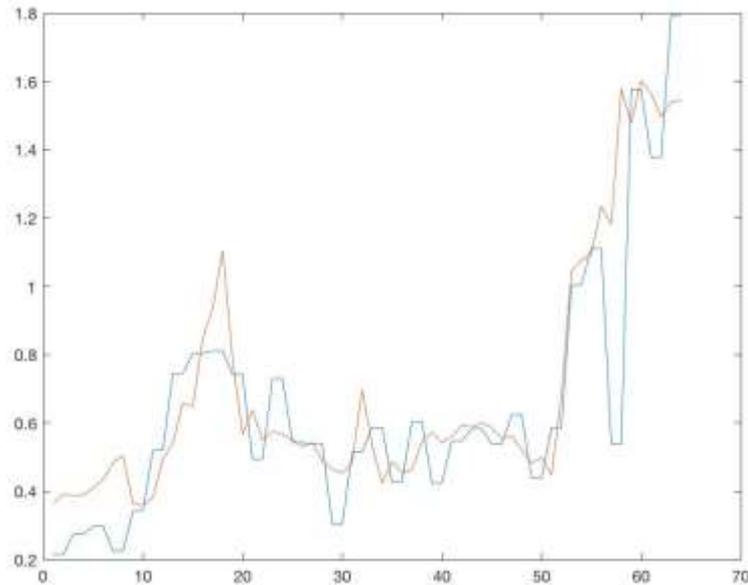


Figura 28 Simulación Net 1 “azul” vs Real “rojo” (Autor)

Con la obtención de datos reales con el dispositivo obd2 Freematics One + en un intervalo de tiempo de 47 segundos se obtiene el consumo real de 0,045682887 litros, pero la simulación de la red manifiesta un valor de 0,042604081 litros, lo que proyecta un error del 6,74%, a pesar que es una pequeña porción de una toma de datos lo que indique que está muy distante de nuestro objetivo planteado como meta.

6.3.1.4 Simulación de la red Net2

Se realiza la simulación de la RNA Net2, y se obtiene la siguiente figura 29:

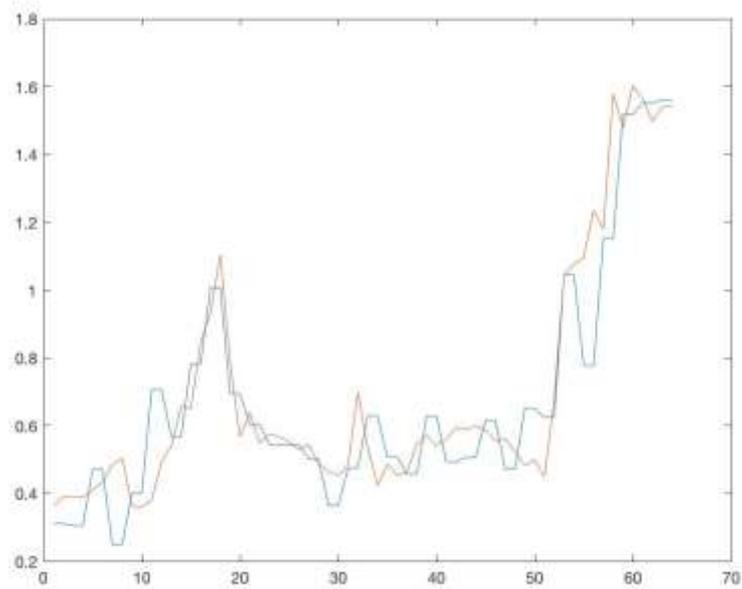


Figura 29 Simulación Net2 “azul” vs Real “rojo” (Autor)

Al igual que la simulación de la Net1, se analiza el valor real de 0,045682887 litros y el simulado con un valor de consumo de combustible de 0,044381208 litros, con el 2,85% de error, este error es aceptable, pero es de una pequeña toma de datos de tan solo 47 segundos.

6.3.2 RNA método Bayesian Regularization

Este es el segundo método matemático para el entrenamiento de la RNA, de igual manera este se puede seleccionar sin ninguna restricción para realizar la red.

6.3.2.1 Definición

Es un proceso matemático que convierte una regresión no lineal en un problema estadístico bien planteado, y es un modelo robusto, y su proceso de validación es innecesaria ya que descarta los parámetros de red o pesos efectivos que no son relevantes.

6.3.2.2 RNA más relevantes del método Bayesian Regularization

De acuerdo con la experimentación y el reentrenamiento de las RNA con el método anteriormente señalado, se realizó dos redes neuronales funcionales en las cuales se obtiene los valores de fiabilidad señalados como propósito para este proyecto.

Las primeras redes Net1 y Net2 son realizadas con los mismos datos que son la base para todas las redes creadas, pero de acuerdo con la efectividad planteada se trabaja con una capa de 100 neuronas para la Net3, lo que dio un valor de fiabilidad de 97,5% que es el que se planteó como meta y la segunda RNA Net4 que se realiza bajo este método matemático de entrenamiento se la realiza con una capa de 50 neuronas, lo cual proyecta error menor al de la red Net3 pero con una mayor efectividad para proyectar el caudal y así mismo el consumo de combustible.

Se delimitan el número de pruebas ya que la mejor proyección con un mejor resultado fue la de 50 neuronas en la RNA Net4, luego de simular se obtiene las siguientes figuras 30 y 31, donde muestra la eficiencia como es en el caso de las redes anteriores.

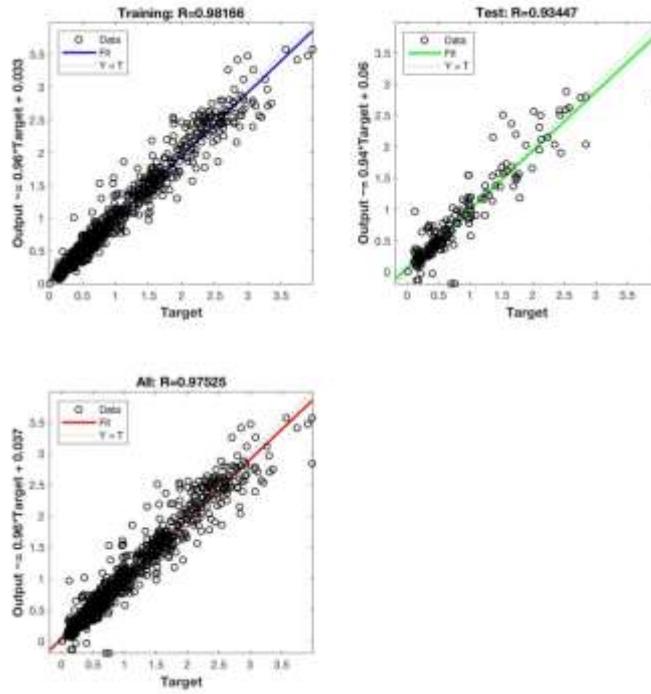


Figura 30 Regresión 100 Neuronas Net3 (Autor)

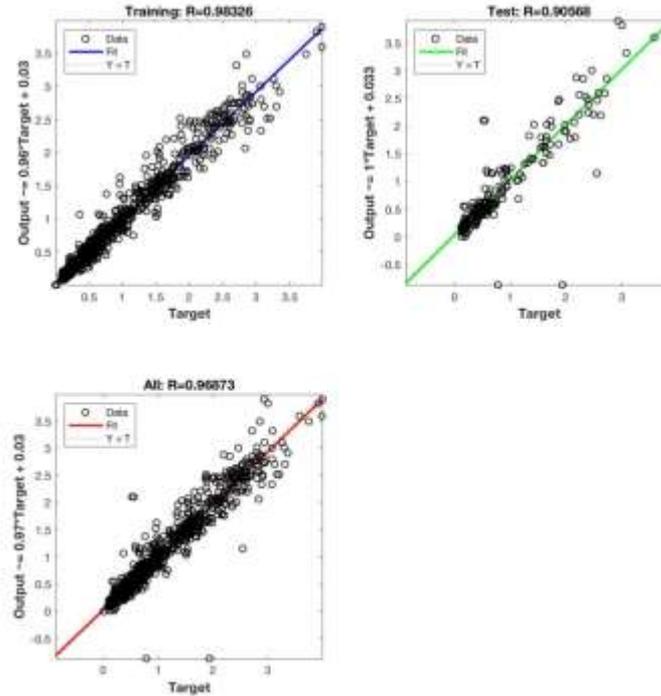


Figura 31 Regresión 50 Neuronas Net4 (Autor)

6.3.2.3 Simulación de la red Net3

Se realiza la simulación de la red Net3 y se obtiene la figura 32:

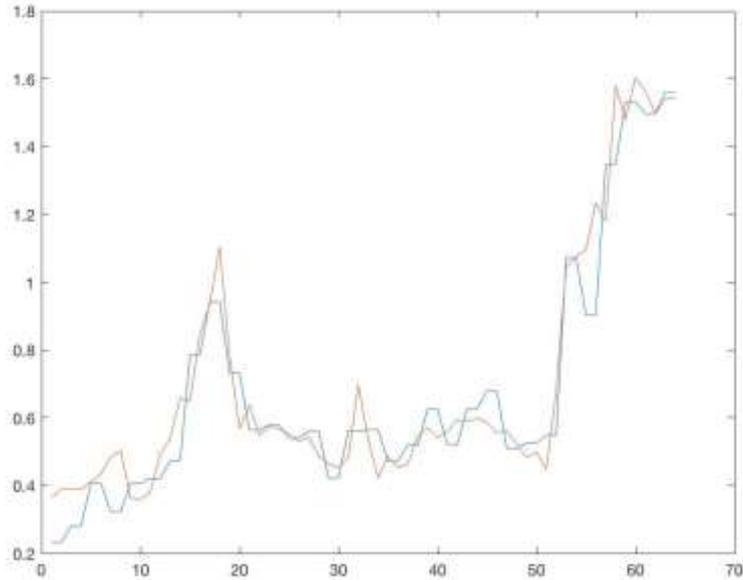


Figura 32 Simulación Net3 “azul” vs Real “rojo” (Autor)

Luego de simular la red Net3 y graficar el resultado tanto de la simulación y de lo real, se obtuvo un valor de consumo simulado de 0,044398901 litros y al comparar con el valor real de 0,045682887 litros, se obtiene un error de 2,81% el cual es más efectivo que los anteriores, pero cabe recalcar que es solo una pequeña toma de datos que fue medido y se debe descartar las redes me eficientes y concluir con una RNA de mayor fiabilidad.

6.3.2.4 Simulación de la red Net4

Se realiza la simulación de la red Net4 y se obtiene la figura 33:

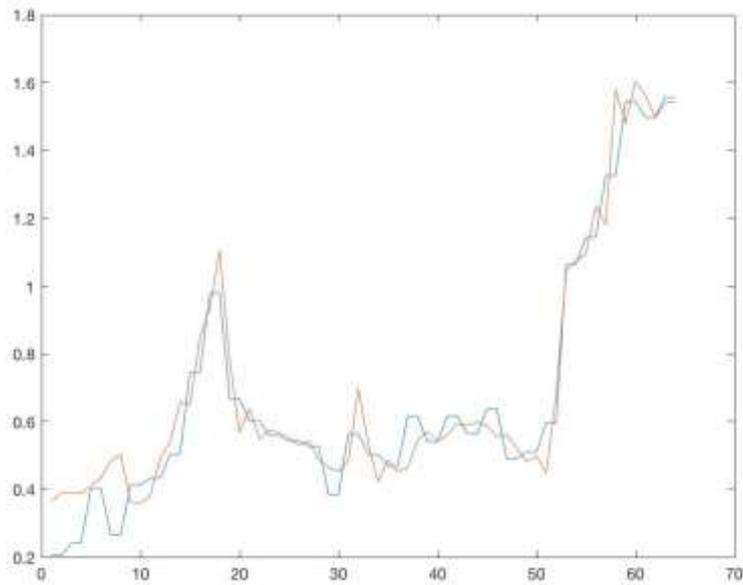


Figura 33 Simulación Net4 “azul” vs Real “rojo” (Autor)

Luego de simular la red Net4 y graficar el resultado tanto de lo simulado y de lo real con un tiempo de adquisición de datos de 47 segundos, se obtuvo un valor de consumo de 0,044383883 litros, que al ser comparado con el valor real de 0,045682887 litros, se obtiene un error de 2,84% el cual es más efectivo que el primer método y sus redes Net 1 y Net2, pero la red Net3 tiene una mayor fiabilidad con un error apenas 2,81%, pero cabe recalcar una vez más que es una pequeña porción de datos que son simulados.

6.3.3 RNA método Scaled Conjugate Gradient

Este es el tercer y último método matemático que se puede seleccionar para el entrenamiento de una red, el cual de la misma manera no está restringido su selección.

6.3.3.1 Definición

Este método SCG, es un algoritmo de aprendizaje supervisado para redes neuronales predictivas, y es miembro de la clase de métodos gradiente conjugado.

6.3.3.2 RNA más relevantes del método Scaled Conjugate Gradient

De acuerdo con la experimentación y el reentrenamiento de las RNA con el método anteriormente señalado, se realizó dos redes neuronales funcionales en las cuales se obtuvieron los valores de fiabilidad señalados como propósito para este proyecto.

La primera RNA está realizada con los datos de entrenamiento de las redes anteriores, con una capa de 40 neuronas el nombre para esta red es Net5, con un valor de fiabilidad de 96,8% que es el que se planteó como meta, la segunda RNA está realizada con una capa de 40 neuronas cuya nomenclatura es Net6, con un valor menor al de la red Net5 con un porcentaje de 96,3%.

Se delimitaron el número de pruebas y simulaciones, debido a que este método de entrenamiento es de muy larga duración y de las pruebas realizadas la de mejor resultado fue de 40 neuronas en la RNA Net6, luego de la simulación de estas dos redes se obtuvieron las siguientes figuras 35 y 35:

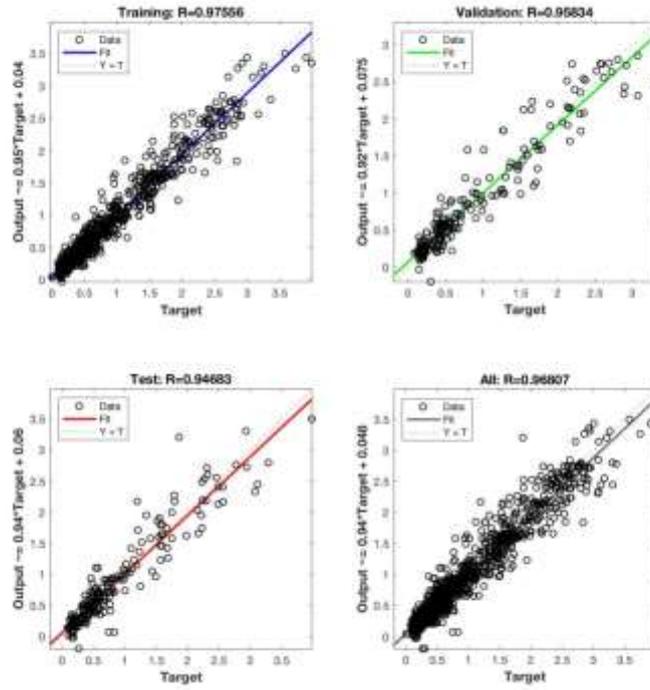


Figura 34 Regresión 40 Neuronas Net5 (Autor)

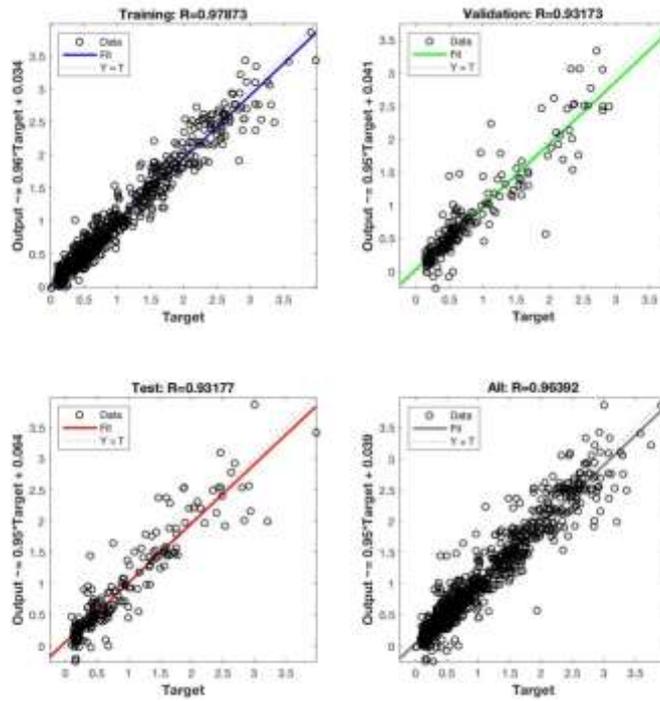


Figura 35 Regresión 40 Neuronas Net6 (Autor)

6.3.3.3 Simulación de la red Net5

Se realiza la simulación de la red Net5 y como resultado se obtiene la figura 36:

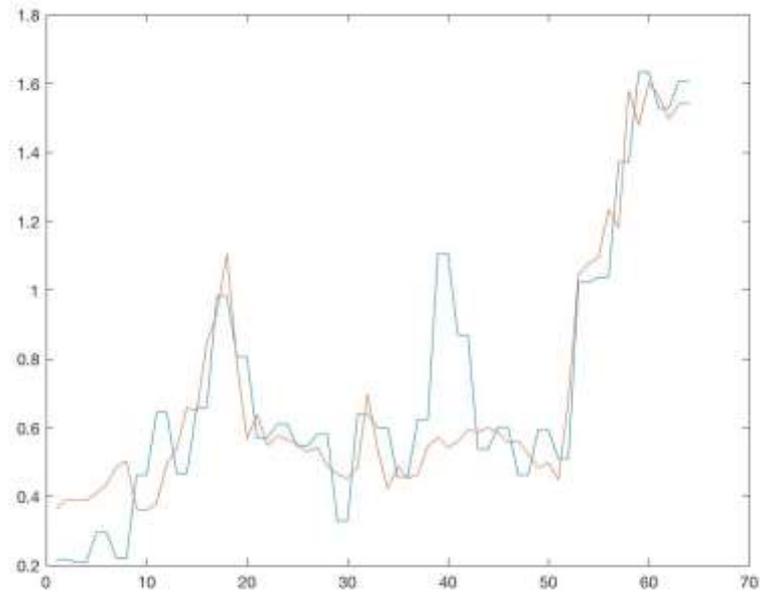


Figura 36 Simulación Net5 “azul” vs Real “rojo” (Autor)

Luego de simular la red Net5 y graficar el resultado tanto de la simulación y de lo real en un tiempo de adquisición de datos de 47 segundos, se obtuvo un valor de consumo de 0,046569277 litros y este al comparar con el valor real de 0,045682887 litros, se obtiene un error de 1,94% el cual es más efectivo que los otros métodos anteriores, el mismo que da una confiabilidad más alta a la planteada.

6.3.3.4 Simulación de la red Net6

Luego de simular la red Net6 se obtiene los siguientes resultados y la figura 37:

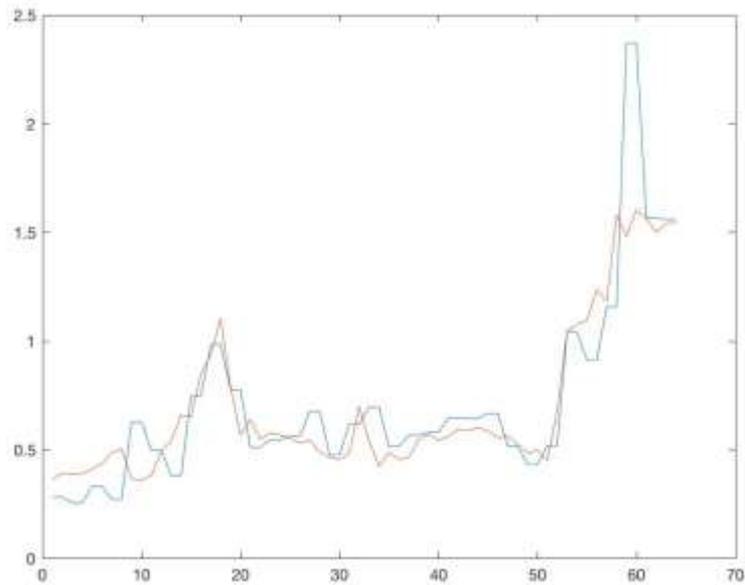


Figura 37 Simulación Net6 “azul” vs Real “rojo” (Autor)

Luego de simular la red Net6 y graficar el resultado tanto de la simulación y de lo real en un tiempo de adquisición de datos de 47 segundos, se obtiene un valor de consumo de 0,046783851 litros y al comparar con el valor real de 0,045682887 litros, proyecta un de error de 2,41% el cual es más efectivo que los otros métodos anteriores, pero no tan efectivo como la red Net5 que tiene un valor más confiable y mucho más parecido al real no obstante la simulación es de una porción de los datos obtenidos de apenas solo 47 segundos con lo que no se asegura la efectividad sin antes realizar la respectiva validación de todas con datos completos de un ciclo de conducción.

6.4 Validación de la RNA

La validación de las redes se realiza con la simulación de los datos obtenidos de un ciclo completo de conducción lo que proyecta una mayor confiabilidad de cada una de las redes y luego proceder a la selección de la más óptima.

6.4.1 Net1 vs Real

A continuación, la simulación de la red Net1 con los datos de entrada de un ciclo de manejo de 242 segundos, los cuales se analizan con respecto al valor real, al simular la red se obtiene la siguiente figura 38:

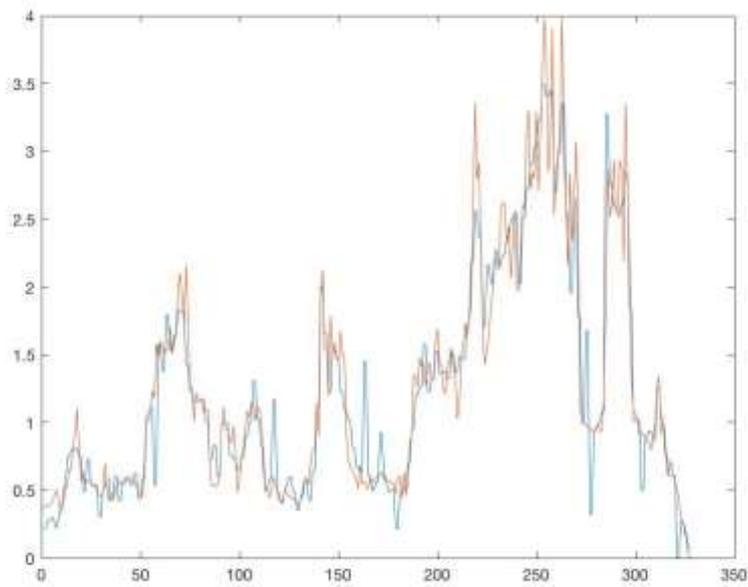


Figura 38 Simulación Net1 “azul” vs Real “roja” (Autor)

El valor obtenido en consumo real es de 0,421271311 L mientras que el calculado mediante la Net1 da un valor de 0,416304352 L y se obtiene un error de 1,179% lo cual está dentro del objetivo planteado.

6.4.2 Net2 vs Real

En esta parte se tiene la simulación de la red Net2 con datos de entrada de un ciclo de manejo de 242 segundos IM240 y este se analizan con respecto al valor real, luego al simular la red se obtiene la siguiente figura 39:

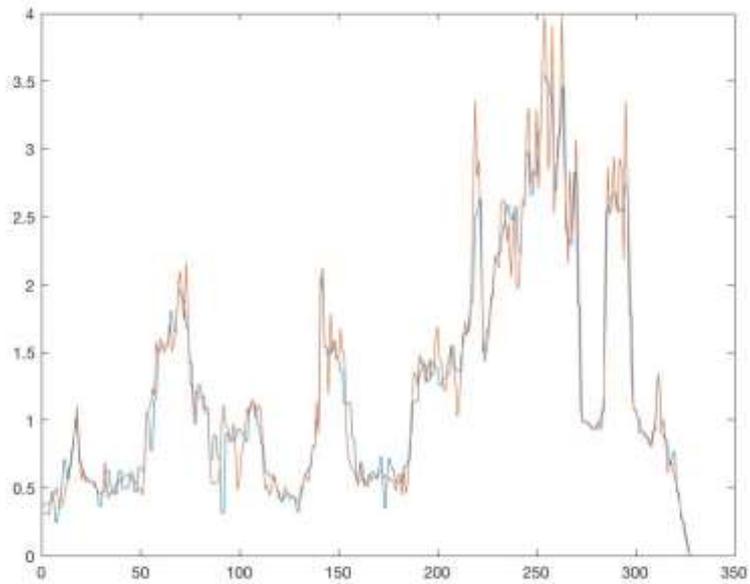


Figura 39 Simulación Net2 “azul” vs Real “roja” (Autor)

El valor obtenido en consumo real es de 0,421271311 L mientras que el calculado mediante la Net2 da un valor de 0,41190029917 L y se obtiene un error de 0,538% lo cual está dentro del objetivo planteado.

6.4.3 Net3 vs Real

En esta parte se tiene la simulación de la red Net3 con datos de entrada de un ciclo de manejo de 242 segundos, los cuales se analizan con respecto al valor real, al simular la red se obtiene la siguiente figura 40:

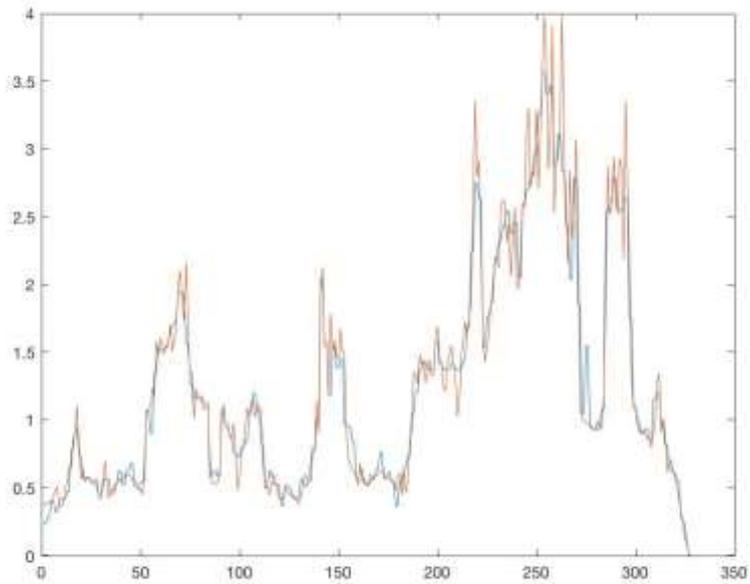


Figura 40 Simulación Net3 “azul” vs Real “roja” (Autor)

El valor obtenido en consumo real es de 0,421271311 L mientras que el calculado mediante la Net3 da un valor de 0,418406573 L y se obtiene un error de 0,68% lo cual está dentro del objetivo planteado.

6.4.4 Net4 vs Real

En esta parte se obtiene que la simulación de la red Net4 con datos de entrada de un ciclo de manejo de igual manera IM240 con 242 segundos, los cuales se analizan con respecto al valor real, al simular la red se obtiene la siguiente figura 41:

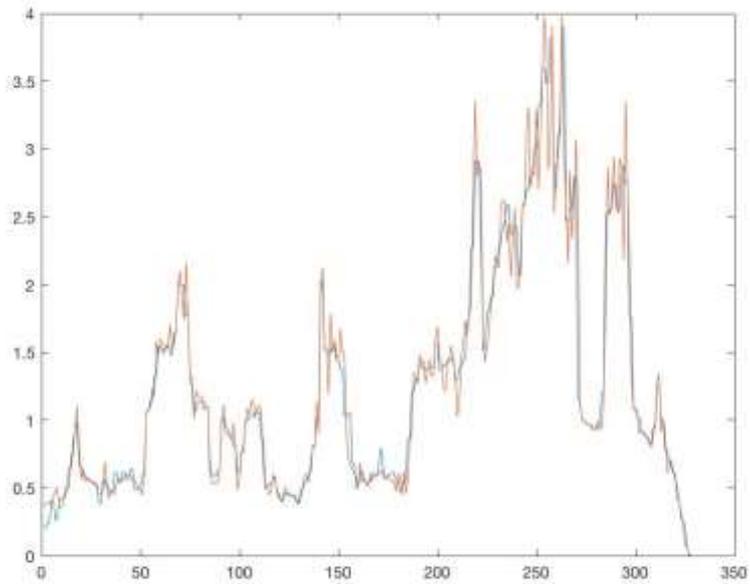


Figura 41 Simulación Net4 “azul” vs Real “roja” (Autor)

El valor obtenido en consumo real es de 0,421271311 L mientras que el calculado mediante la Net4 da un valor de 0,422001470 L y se obtiene un error de 0,173% lo cual está dentro del objetivo planteado.

6.4.5 Net5 vs Real

En esta parte se tiene que la simulación de la red Net5 con datos de entrada de un ciclo de manejo IM240 el mismo que se utiliza para todas las simulaciones de esta manera se analizan con respecto al valor real, al simular la red se obtiene la siguiente figura 42:

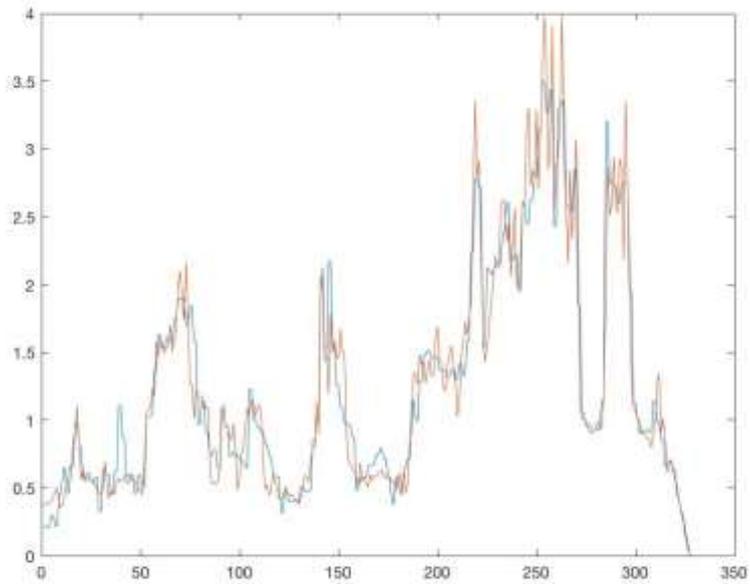


Figura 42 Simulación Net5 “azul” vs Real “roja” (Autor)

El valor obtenido en consumo real es de 0,421271311 L mientras que el calculado mediante la Net5 da un valor de 0,423655255 L y se obtiene un error de 0,566% lo cual está dentro del objetivo planteado.

6.4.6 Net6 vs Real

En esta parte se tiene la simulación de la red Net6 con datos de entrada de un ciclo de manejo IM240 de la misma manera tiene 242 segundos, con lo que se analiza con respecto al valor real y de esta forma al simular la red se obtiene la siguiente figura 43:

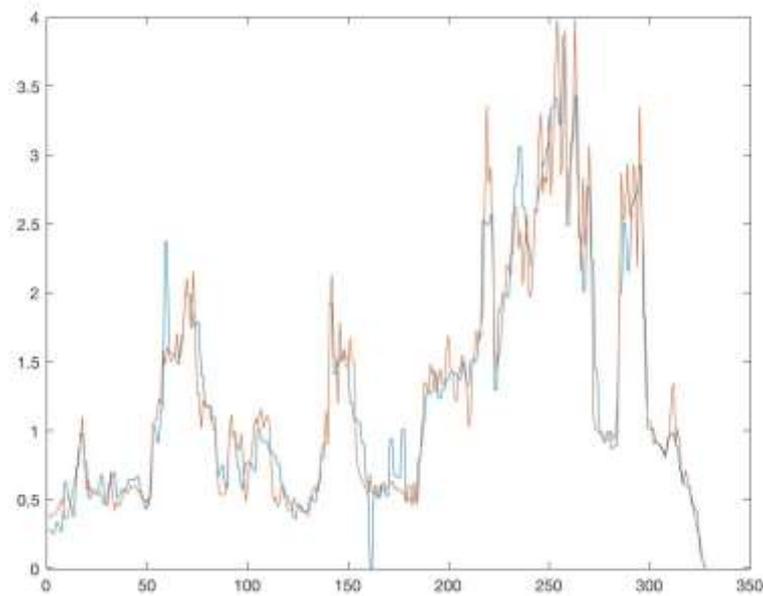


Figura 43 Simulación Net6 “azul” vs Real “roja” (Autor)

El valor obtenido en consumo real es de 0,421271311 L mientras que el calculado mediante la Net6 da un valor de 0,422149750 L y se obtiene un error de 0,209% lo cual está dentro del objetivo planteado.

Como se observa la RNA Net4, es la que mayor porcentaje de fiabilidad tiene y mediante una toma de datos del consumo de combustible real de un vehículo mediante el Flow Sensor Fuel este se compara con los valores obtenidos mediante las simulaciones y que está apenas con un error del 0,173% por debajo del objetivo planteado como meta hace que esta sea la red neuronal más confiable.

7 Análisis de Resultados

Los resultados obtenidos se los analiza mediante una comparativa y de forma estadística que demuestre que la red neuronal artificial más eficiente es la especificada como Net2 y Net4.

7.1 Análisis experimental para validar las respuestas de las RNA

Para validar las respuestas de cada una de las RNA procede a determinar el porcentaje de error de cada una de las redes comparadas con el consumo real de combustible.

7.1.1 Determinar el porcentaje de error de las RNA

Con el principal objetivo de validar estos resultados que se obtuvieron del consumo de combustible simulado mediante las RNA creadas, se analizó las gráficas que asimilan mejor a la curva de caudal real, y con esto se determina que las redes más similares con la real son Net2 y Net4, y de ahí se realizó una prueba de error con la fórmula siguiente:

$$Error = \frac{Valor_{real} - Valor_{RNA}}{Valor_{real}} \times 100[\%]$$

Ecuación 1 **Fórmula para calcular el porcentaje de error. Fuente: (University of Iowa,2017)**

En la siguiente tabla están los errores obtenidos mediante la simulación de cada una de las redes con la respectiva comparación con el valor real, dichos porcentajes son el error calculado con la fórmula de la ecuación 1, que al simular un parámetro que en la tabla esta denominado como dato1...dato12 son del funcionamiento del vehículo que posee 8 entradas cuyos valores son los obtenidos a través de los diferentes sensores del motor y del vehículo que al simular en cada una de las redes estime el consumo de combustible, esta selección de los valores que se simularon son tomados de manera aleatoria de una muestra de datos en un ciclo de conducción, con estos valores de la tabla 1 se realiza un promedio de las simulaciones obtenidas para excluir las redes menos significativas y proceder con la selección de la que cumple con los objetivos planteados como meta.

Tabla 1 Errores de simulación 1 de Redes. (Autor)

	NET1	NET2	NET3	NET4	NET5	NET6
Dato 1	11,95%	0,75%	4,24%	4,25%	2,33%	0,04%
Dato 2	16,07%	1,03%	0,85%	0,75%	3,98%	0,96%
Dato 3	1,70%	1,27%	2,97%	1,49%	4,43%	1,04%
Dato 4	4,20%	0,71%	0,90%	5,15%	0,05%	4,16%
Dato 5	0,76%	0,11%	3,68%	3,20%	2,72%	0,27%
Dato 6	8,19%	3,10%	3,53%	1,54%	16,48%	7,30%
Dato 7	10,68%	1,37%	3,37%	5,13%	13,87%	14,26%
Dato 8	0,31%	2,26%	7,83%	5,32%	19,45%	6,98%
Dato 9	19,35%	1,27%	4,03%	1,83%	6,36%	10,20%
Dato 10	1,06%	1,62%	4,30%	0,69%	4,87%	43,20%
Dato 11	70,86%	0,50%	58,95%	0,68%	2,30%	1,51%
Dato 12	72,94%	1,72%	60,88%	0,53%	1,11%	2,75%
Promedio	18,17%	1,31%	12,96%	2,55%	6,50%	7,72%

De la misma manera para la tabla 2 se realizó de igual forma, al tomar datos aleatorios en un ciclo de manejo y luego simular dichos datos y obtener el valor de consumo estimado por cada red y al comparar con el valor real en esa situación de funcionamiento da los siguientes errores.

Tabla 2 Errores de simulación 2 de Redes. (Autor)

	NET1	NET2	NET3	NET4	NET5	NET6
Dato 1	28,75%	3,88%	2,21%	1,18%	7,7%	3,82%
Dato 2	1,70%	1,27%	2,97%	1,49%	4,43%	1,04%
Dato 3	8,19%	3,10%	3,53%	1,54%	16,48%	7,30%
Dato 4	1,03%	0,07%	0,87%	0,04%	1,50%	6,13%
Dato 5	2,50%	18,51%	3,74%	1,85%	57,7%	57,50%
Dato 6	12,38%	2,73%	11,48%	0,96%	2,5%	23,06%
Dato 7	36,45%	3,97%	12,38%	0,34%	8,7%	5,64%
Dato 8	1,42%	40,33%	3,81%	2,98%	23,0%	13,66%
Dato 9	1,06%	1,62%	4,30%	0,69%	4,87%	43,20%
Dato 10	36,45%	3,97%	12,38%	0,34%	8,7%	5,64%
Dato 11	1,11%	4,50%	6,16%	0,27%	2,8%	1,41%
Dato 12	45,05%	1,00%	0,84%	0,27%	0,3%	0,74%
Promedio	14,67%	7,08%	5,39%	0,99%	11,55%	14,10%

7.2 Análisis de los errores de las redes mediante Anova

Las tablas 1 y 2 obtenidas con anterioridad, se analizan estadísticamente mediante el software minitab.

7.2.1 Análisis ANOVA para las redes más efectivas

A continuación, se analiza los errores vs red.

7.2.1.1 ANOVA unidireccional: ERROR vs. RED

Todas las redes generadas presentan errores en la estimación del consumo en diferentes partes de los ciclos de manejo. Estos errores se deben a varios factores y no son constantes para ninguna de las redes analizadas. Por tal motivo se realiza un análisis de varianza que determinará si estos errores son aleatorios u obedecen a alguna variable no considerada en el estudio.

Para el ANOVA se toman 144 muestras completamente aleatorias del funcionamiento del motor, se calcula el consumo obtenido mediante las 6 redes, y se los compara con el consumo de combustible real.

Como variable de salida se toma el error porcentual obtenido por cada red o como factor de análisis el tipo de red utilizado.

Como se ilustra en la tabla 3, para tal efecto en primera instancia se analiza, el p value que indica si se acepta la hipótesis nula o la alternativa. Para el caso en mención el valor de p es superior ah alfa, por lo que se acepta la hipótesis nula, es decir no hay evidencia de que la diferencia entre la media de las poblaciones es significativa con un índice de confianza del 95%.

Tabla 3 Análisis de Varianza (Autor)

Fuente	GL	SC Ajust.	MC Ajust.	Valor F	Valor p
RED	5	0,2456	0,04913	2,19	0,065
Error	66	1,4778	0,02239		
Total	71	1,7234			

Para iniciar con el análisis de residuos en el cual se busca determinar si los errores se ven sesgados por factores externos en la toma de muestras, en la figura 44 se puede apreciar que en la parte de la probabilidad normal se apegan a la normalidad en el que se obtiene unos pequeños bastones, esto se debe a la sensibilidad en el sensor para la obtención del consumo de combustible mediante el Flow Sensor Fuel, lo que se ve reflejado también en el valor ajustado que presenta una gráfica en forma de embudo o corneta y no presentan patrones asociados a la varianza constante y al orden de extracción de las muestras, de igual forma en la parte del histograma tiene forma de campana, pero con un residuo que es ocasionado de igual manera por la sensibilidad del sensor.

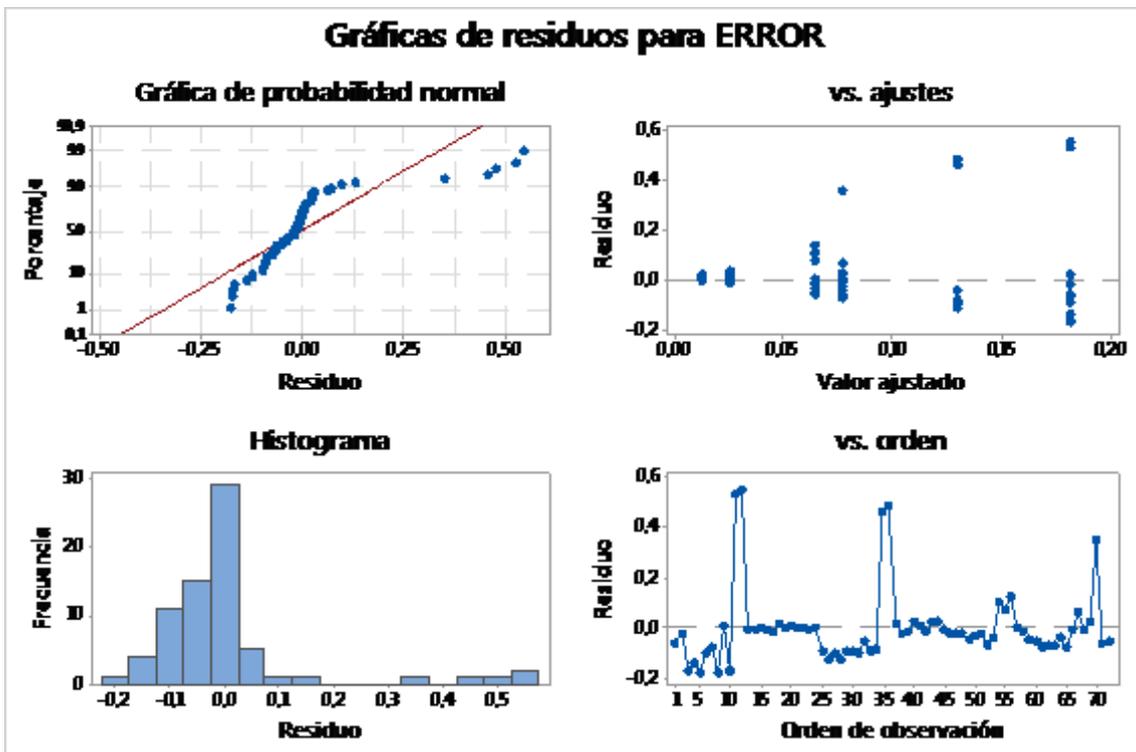


Figura 44 Gráfica de Residuos para el error REDES (Autor)

En la figura 45 se aprecia la sensibilidad del sensor que es la mínima magnitud en la señal de entrada requerida para producir una determinada magnitud en la señal de

salida que sería el consumo que se mide en pulsos, esto se debe que a un pequeño flujo de combustible del vehículo no genera un cambio significativo en la salida del sensor que determina el consumo.

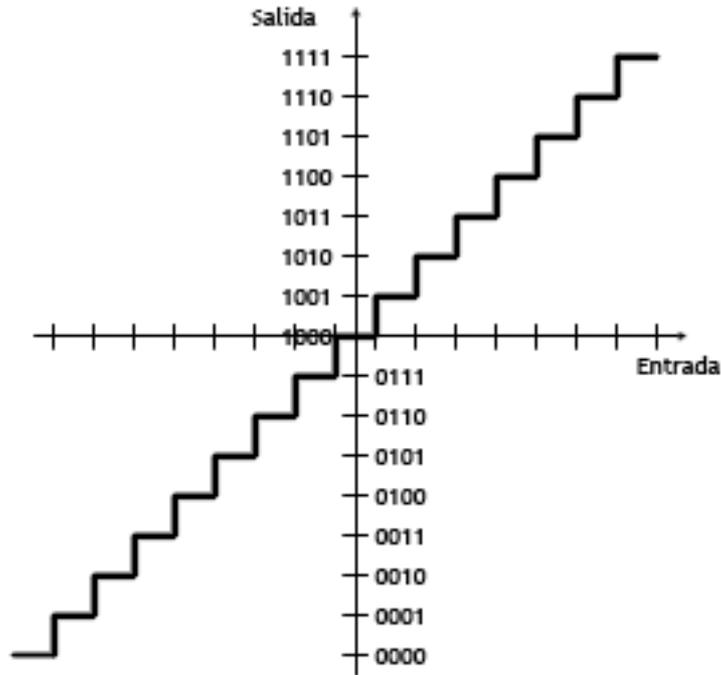


Figura 45 Sensibilidad en la cuantificación del sensor (Autor)

7.2.1.2 Comparaciones en parejas de Tukey

Mediante esta comparación se busca determinar; si las medias de los errores guardan relación entre parejas de las diferentes redes obtenidas con un índice de confianza del 95%.

El análisis determina, que no hay diferencia significativa entre pares de redes por lo que no se puede determinar si hay elementos de inferencia que varíen los errores obtenidos por las seis diferentes redes utilizadas a continuación, se muestra dicho análisis en la figura 45.

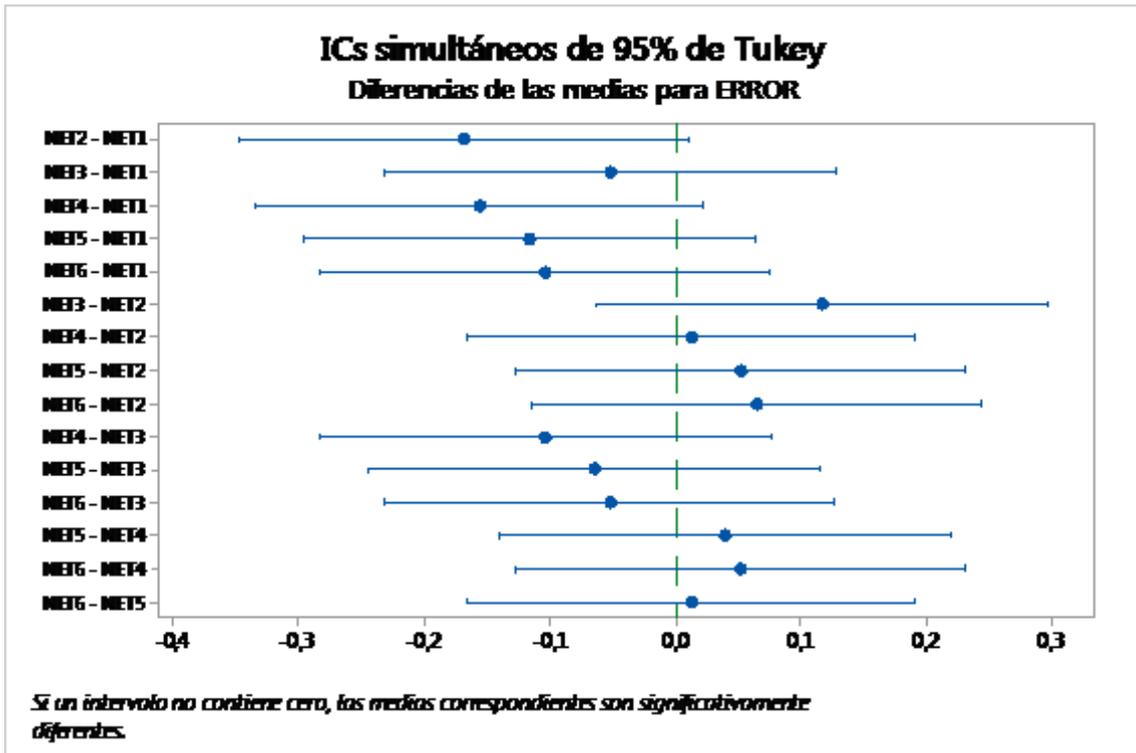


Figura 46 Diferencias de las medias ERROR (Autor)

7.2.1.3 Estadísticos descriptivos: ERROR

Del análisis realizado se desprende el cuadro que se muestra en la tabla 4, en la que se aprecia que el error medio más bajo corresponde a la Net2 seguido de la Net4, el resto de redes presentan errores similares en algunos casos y mayores en otros como la Net1 que llega a un error de 18,17%.

Tabla 4 Variable Mediana Error (Autor)

Variable Mediana ERROR	RED	N	N*	Media	Desv.Est.	Varianza	CoefVar	Mínimo	Q1
0,0944	Net1	12	0	0,1817	0,2586	0,0669	142,32	0,0031	0,0122
0,01270	Net2	12	0	0,01309	0,00810	0,00007	61,91	0,00110	0,00720
0,0386	Net3	12	0	0,1296	0,2201	0,0484	169,80	0,0085	0,0307
0,01685	Net4	12	0	0,02547	0,01939	0,00038	76,12	0,00530	0,00705
0,0421	Net5	12	0	0,0650	0,0643	0,0041	99,00	0,0005	0,0231
0,0345	Net6	12	0	0,0772	0,1202	0,0144	155,65	0,0004	0,0098

Tabla 5 Variable ERROR (Autor)

RED	Q3	Máximo
NET1	0,1853	0,7294
NET2	0,01695	0,03100
NET3	0,0659	0,6088
NET4	0,04910	0,05320
NET5	0,1199	0,1945
NET6	0,0948	0,4320

Los valores de análisis respecto a la dispersión de datos mostrados en la tabla 5, se verifica en las figuras 46, 47 y 48. Donde se aprecia la menor dispersión se alcanza utilizando la Net2 a más de que el error inducido es menor. La red que también presenta una baja dispersión y un bajo valor medio es la Net4. Las Net1, Net3, Net5 y Net6 presentan altas dispersiones en los errores obtenidos y valores medios altos.

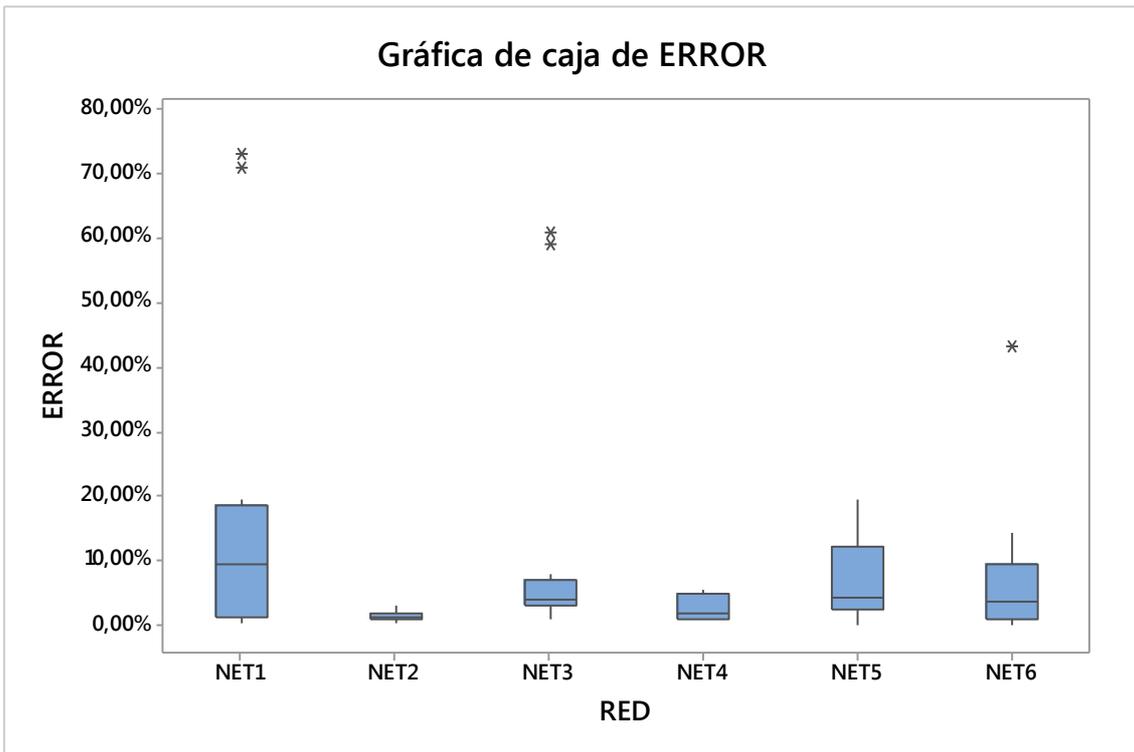


Figura 47 Error de Caja Net2 (Autor)

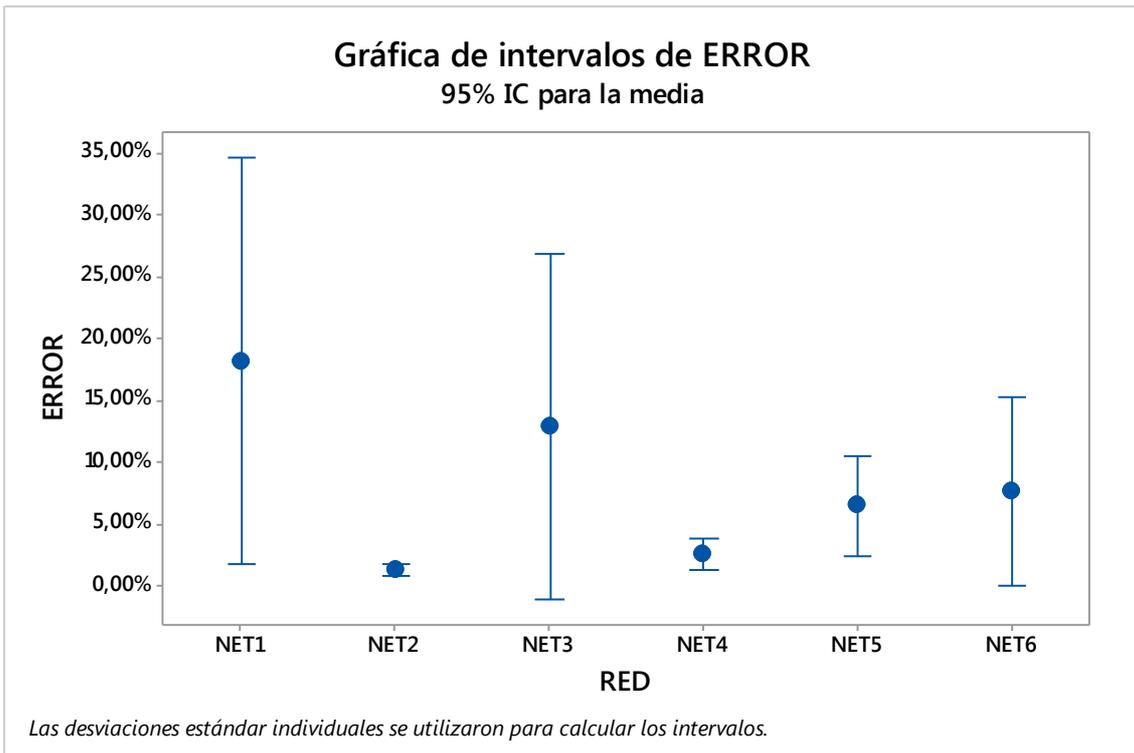


Figura 48 Intervalos de Error para la media Net2 (Autor)

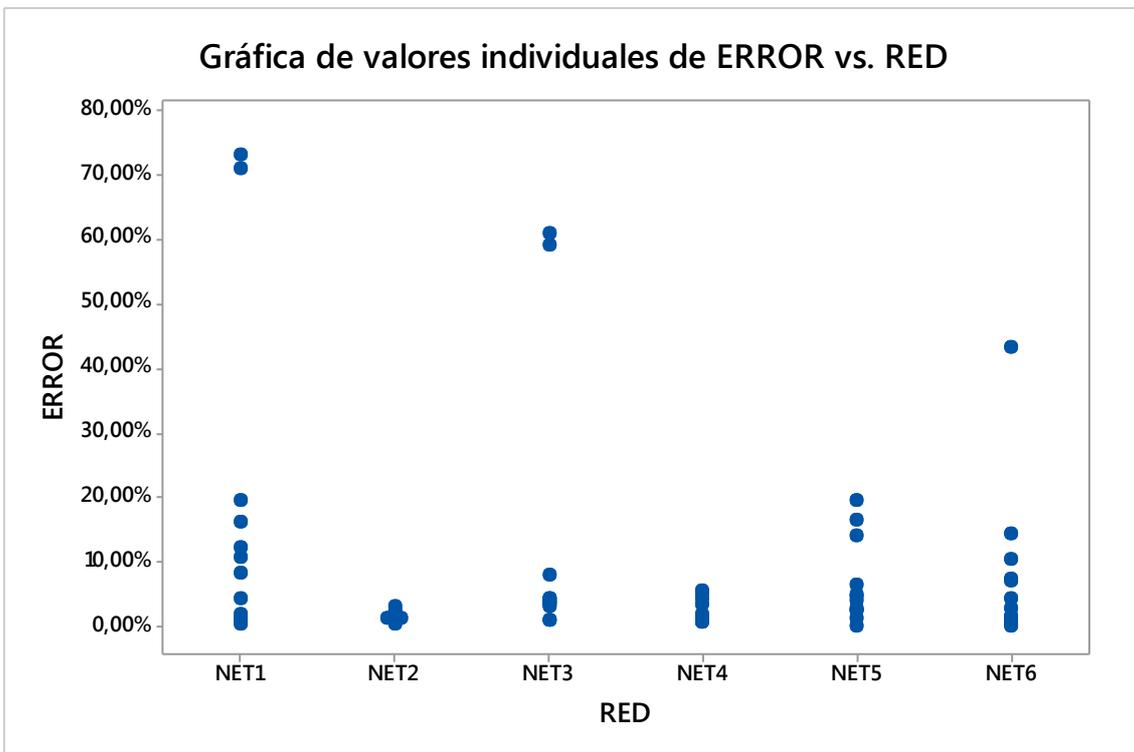


Figura 49 Valores individuales Error vs Red Net2 (Autor)

8 Conclusiones

- Se concluye que con las experimentaciones y análisis realizados se consiguió que los valores calculados del consumo de combustible en un vehículo con motor de combustión interna ciclo Otto a través de la obtención de datos mediante OBD2 son próximos al real apenas con un error inferior al 4% que se planteó como meta para el desarrollo de este proyecto, por lo cual se garantiza los datos presentados, simulados y obtenidos.
- Se determinó que los sistemas OBD2 para la estimación de consumo en los vehículos tienen un alto error comparado con el real, un aproximado de 20%, lo que conlleva a generar un error mayor en la realización de algún tipo de experimento mediante estos dispositivos.
- Como se puede observar en las gráficas anteriores de las simulaciones que se realizaron, se logró la creación de 2 redes llamadas Net2 y Net4, que cumplen con el objetivo principal del proyecto, estas redes se aproximan con más del 96% de certeza en la estimación del consumo de combustible en un vehículo y estas se validaron de manera efectiva con el análisis comparativo de la prueba del error de lo calculado con lo real, y también de manera estadística mediante minitab se valida que estas redes son de mayor exactitud y mayor confiabilidad a las otras.
- El algoritmo matemático que estima el consumo de combustible en un vehículo con motor de combustión interna ciclo Otto a través de los datos OBD2 adquiridos mediante Freematics One + se realizó mediante la herramienta de aprendizaje Matlab con la que se realizó la RNA que estima este valor y cuyos resultados fueron validados y analizados para garantizar que la estimación del consumo sea próxima a la real con un error menor al 4%.

9 Recomendaciones

Replicar el experimento en otros carros compatibles con la comunicación OBD2 aplicado a otros vehículos de otras marcas y modelos con diferentes cilindradas, también incluir rutas reales en conducción para incrementar la base de datos.

Para garantizar una exactitud en las simulaciones del cálculo del consumo de combustible con datos de entrada, se debe crear una base de datos de manera sincronizada tanto en tiempo de muestreo de las entradas como de la salida y tamaños de vectores de estos dos parámetros para crear la RNA.

Buscar un sensor de flujo de combustible y caudal con una mayor sensibilidad, para de esta manera tener datos más exactos y las variaciones pequeñas no afecten los resultados obtenidos al realizar una RNA.

Para las pruebas de los ciclos de manejo en el banco dinamométrico se recomienda, anclar bien el vehículo, tener a la mano siempre un extintor y bajo la supervisión de un profesor o del encargado del banco dinamométrico para evitar algún incidente y de esta manera se resguarde la integridad de los participantes y de los instrumentos.

10 Referencias

- Redes Neuronales Artificiales (RNA) [Publicación periódica] / aut. Iñiguez. Galo Vinicio Garzón // DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA PARA DETERMINAR FALLAS MECÁNICAS EN MOTORES DE ENCENDIDO PROVOCADO MEDIANTE REDES NEURONALES ARTIFICIALES”. - 2017. - pág. 34.
- Redes Neuronales: Conceptos Básicos y [Sección de libro] / aut. Matich Damián Jorge. - 2001 .
- Sistemas Inteligentes en Ingeniería Civil [Sección de libro] / aut. Moreno Miguel Figueres. - España : [s.n.], 2012.
- Desarrollo de un algoritmo de diagnostico para la deteccion de fallas mecánicasen motores de encendido provocado basados en la transformada de Wavelet. [Libro] / aut. Delgado Esteban Homero. - Cuenca, Azuay Ecuador : [s.n.], 2018.
- Redes neuronales; Conceptos básicos y aplicaciones [Sección de libro] / aut. Matich Damian Jorge. - Rosario, Argentina : [s.n.], 2001.
- Diseño e implementación de un software para adquisición y visualización de parametros funcionales del banco dinamométrico marca Armfield modelo CM11 [Libro] / aut. Arichavala Albarracin Jerez Guamán. - Cuenca, Azuay Ecuador : [s.n.], 2017.
- Procesamiento digital de señales y redes neuronales. [Sección de libro] / aut. Ramos Juan Cralos Morales. - 2004.
- Adecuación del banco dinamométrico marca Armfield CM11 para el acoplamiento de diferentes motores ciclo otto [Libro] / aut. García & Feijoo Marco Leonel Feijoo Agila & Victor Orlando García. - Cuenca : [s.n.], 2016.
- DURCHFLUSSMESSGERAT AIC - 5008 FUEL FLOW MASTER [En línea] / aut. AG AIC Systems // AIC Systems . - Septiembre de 2016. - 1 de Agosto de 2018. - http://www.flowmeter-aic.com/images/aic/pdf/TI/TI_5000/TI_5008_d.pdf.
- Metodología de pruebas y su aplicación, para el diagnóstico de convertidores catalíticos, mediante ciclo ASM, en vehículos con motores de encendido provocado [En línea] / aut. Vizuet Diana Carolina Miranda // bibdigital.epn.edu.ec. - Abril de 2016. - <http://bibdigital.epn.edu.ec/bitstream/15000/16499/1/CD-7176.pdf>.

Advanced Automotive Fault Diagnosis, 4th ed: Automotive Technology: Vehicle Maintenance and Repair [Libro] / aut. Denton Tom. - [s.l.] : AutomotiveTT, 2010.

Redes Neuronales Artificiales [En línea] / aut. Salas Rodrigo. - 2004. - <https://bit.ly/2N3NUau>.

National Instruments Corporation [Informe] / aut. National Instrument Corporation. - Estados Unidos : LabVIEW, 2018.

Freematics One + [En línea] / aut. Freematics One. - 2018. - <https://bit.ly/2CSVX58>.

OBDII ELM 327 [En línea] / aut. KitoSDEV. - 2017. - <http://obd2-elm327.es/elm327-informacion-dispositivos>.

Inteligencia artificial. Redes neuronales y aplicaciones. [Libro] / aut. Galán Asesio & Martínez Bowen. - Madrid : Universidad Carlos III de Madrid, I.Y.T Telemática.

[Informe] / aut. The MathWorks Inc.. - Estados Unidos : [s.n.], 2018.

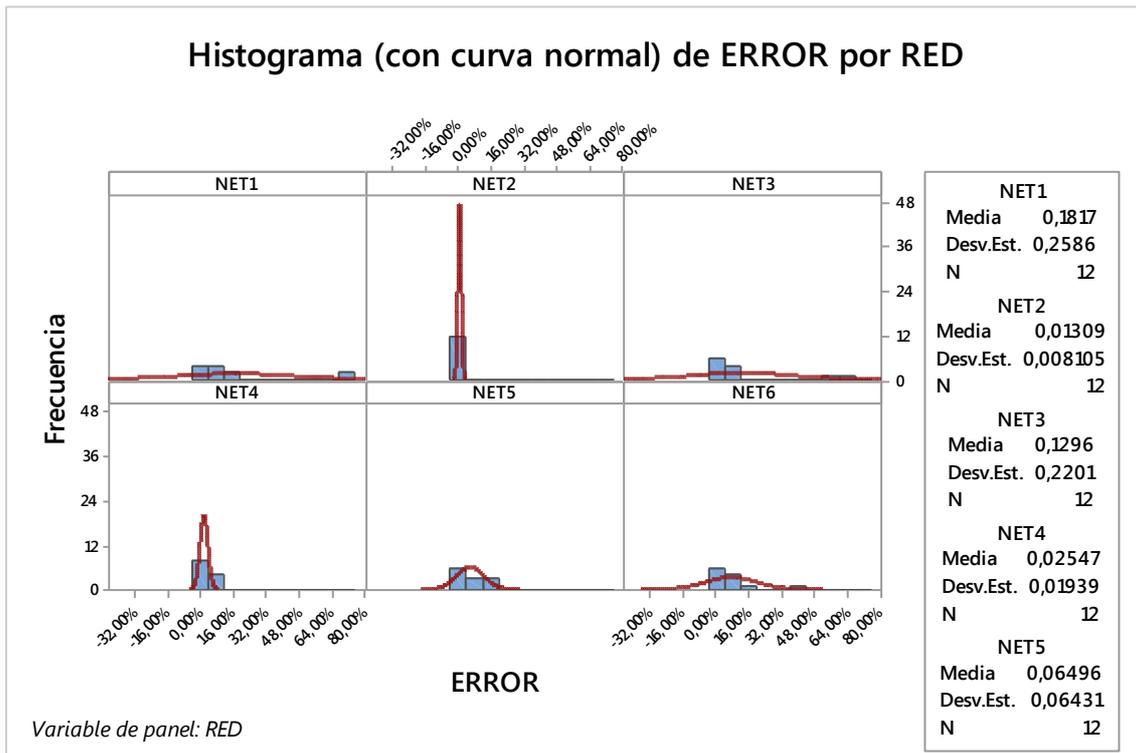
[En línea] / aut. Freematics ONE // Freematics . - 24 de Julio de 2018. - 1 de Agosto de 2018. - <https://freematics.com/pages/software/arduino-builder/>.

MathWorks [En línea] / aut. MathWorks. - 12 de Octubre de 2015. - 1 de Agosto de 2018. - https://la.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/53449-levenberg-marquardt-toolbox?s_tid=srchtitle.

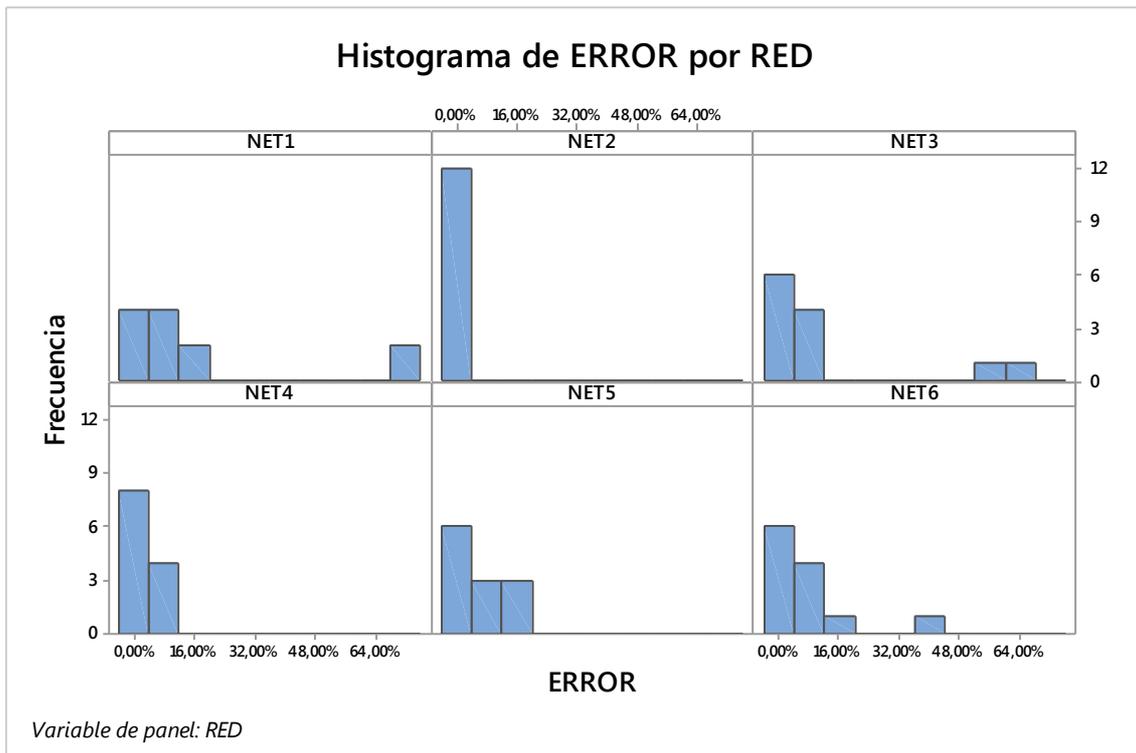
11 Anexo

En esta sección están los diferentes análisis que se realizaron para la selección de la mejor RNA más efectiva y que cumpla con los objetivos planteados.

11.1 Histograma con curva normal Error por Red análisis 1



11.2 Histograma de Error por Red análisis 1



11.2.1 ANOVA análisis 2

11.2.1.1 ANOVA unidireccional: ERROR_1 vs. RED análisis 2

Método

Hipótesis nula Todas las medias son iguales
 Hipótesis alterna Por lo menos una media es diferente
 Nivel de significancia $\alpha = 0,05$

Se presupuso igualdad de varianzas para el análisis.

Información del factor

Factor	Niveles	Valores
RED	6	NET1. NET2. NET3. NET4. NET5. NET6

Análisis de Varianza

Fuente	GL	SC Ajust.	MC Ajust.	Valor F	Valor p
RED	5	0,1746	0,03491	2,04	0,085
Error	66	1,1309	0,01713		
Total	71	1,3055			

Resumen del modelo

S	R-cuad.	R-cuad. (ajustado)	R-cuad. (pred)
0,130899	13,37%	6,81%	0,00%

Medias

RED	N	Media	Desv.Est.	IC de 95%	
NET1	12	0,1467	0,1696	(0,0713.	0,2222)
NET2	12	0,0708	0,1151	(-0,0047.	0,1462)
NET3	12	0,0539	0,0429	(-0,0216.	0,1293)
NET4	12	0,00996	0,00861	(-0,06549.	0,08540)
NET5	12	0,1156	0,1595	(0,0401.	0,1910)
NET6	12	0,1409	0,1829	(0,0655.	0,2164)

Desv.Est. agrupada = 0,130899

11.2.1.2 Comparaciones en parejas de Tukey análisis 2

Agrupar información utilizando el método de Tukey y una confianza de 95%

RED	N	Media	Agrupación
NET1	12	0,1467	A
NET6	12	0,1409	A
NET5	12	0,1156	A
NET2	12	0,0708	A
NET3	12	0,0539	A
NET4	12	0,00996	A

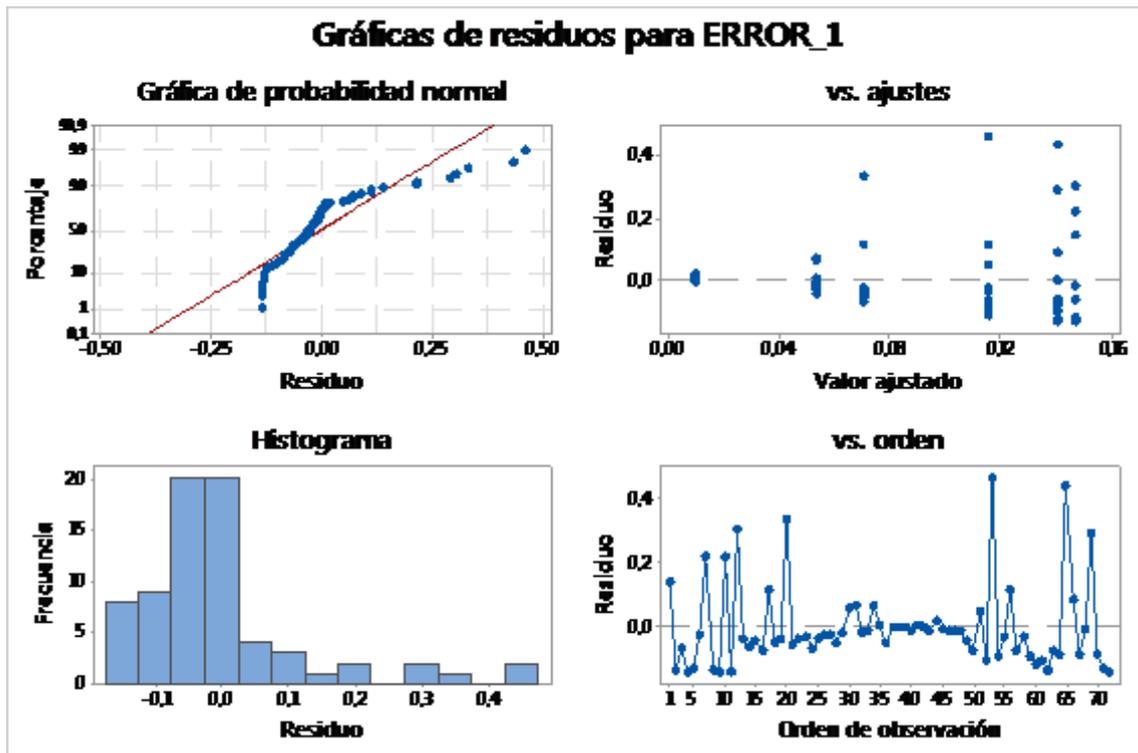
Las medias que no comparten una letra son significativamente diferentes.

11.2.1.3 Estadísticos descriptivos: ERROR_1 análisis 2

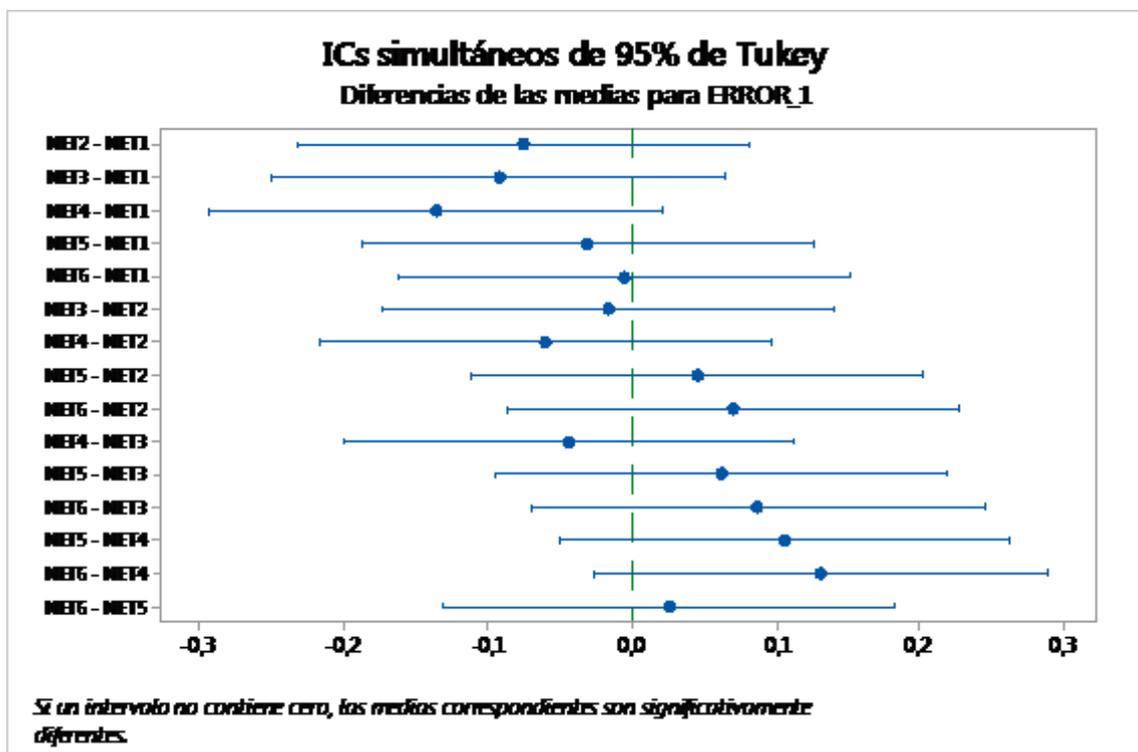
Variable	RED	N	N*	Media	Desv.Est.	Varianza	CoefVar	Mínimo
Q1	Mediana							
ERROR_1	NET1	12	0	0,1467	0,1696	0,0288	115,58	0,0103
0,0119	0,0534							
	NET2	12	0	0,0708	0,1151	0,0132	162,57	0,0007
0,0136	0,0349							
	NET3	12	0	0,0539	0,0429	0,0018	79,59	0,0084
0,0240	0,0378							
	NET4	12	0	0,00996	0,00861	0,00007	86,51	0,00040
0,00288	0,00825							
	NET5	12	0	0,1156	0,1595	0,0254	138,00	0,0030
0,0258	0,0629							
	NET6	12	0	0,1409	0,1829	0,0335	129,76	0,0074
0,0201	0,0589							

Variable	RED	Q3	Máximo
ERROR_1	NET1	0,3452	0,4505
	NET2	0,0437	0,4033
	NET3	0,1015	0,1238
	NET4	0,01528	0,02980
	NET5	0,1454	0,5770
	NET6	0,2071	0,5750

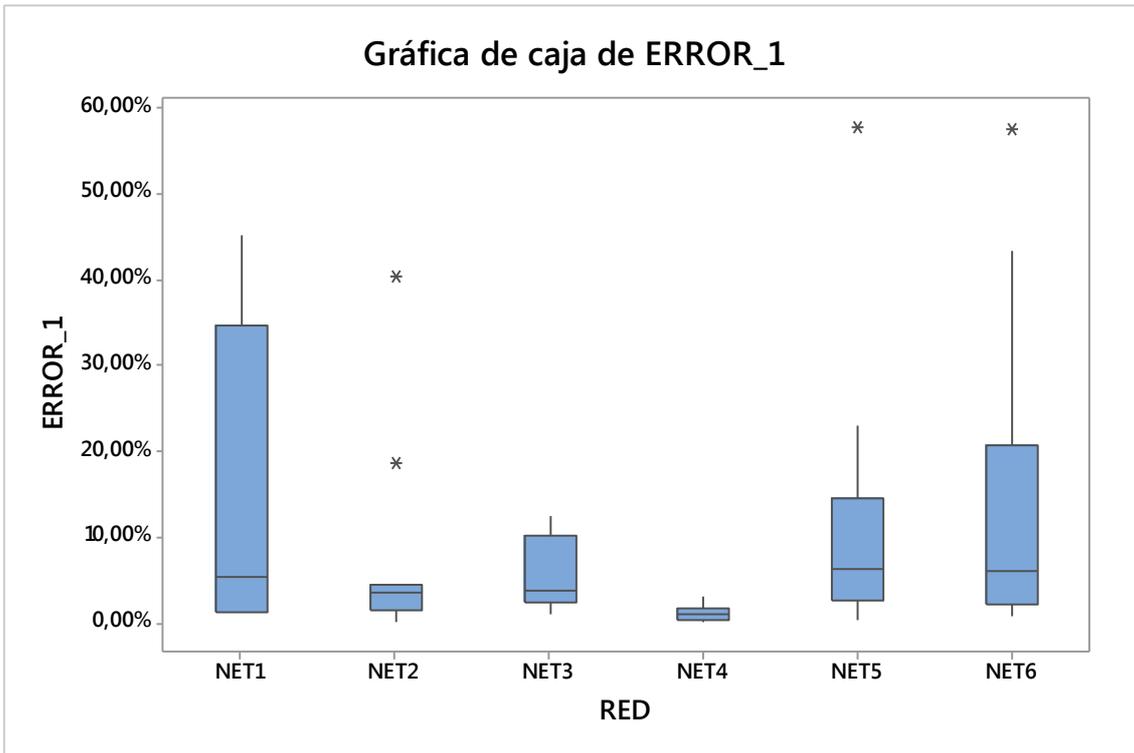
11.2.1.4 Gráfica de residuos para Error análisis 2



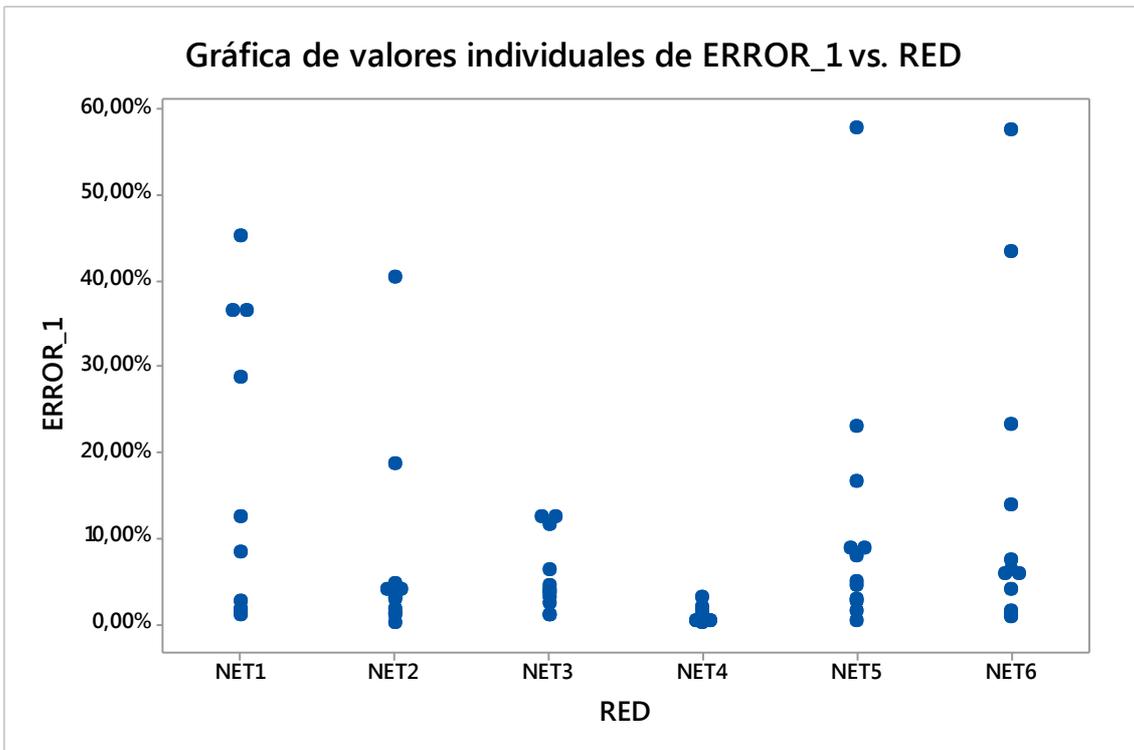
11.2.1.5 Diferencias de las medias para el Error análisis 2



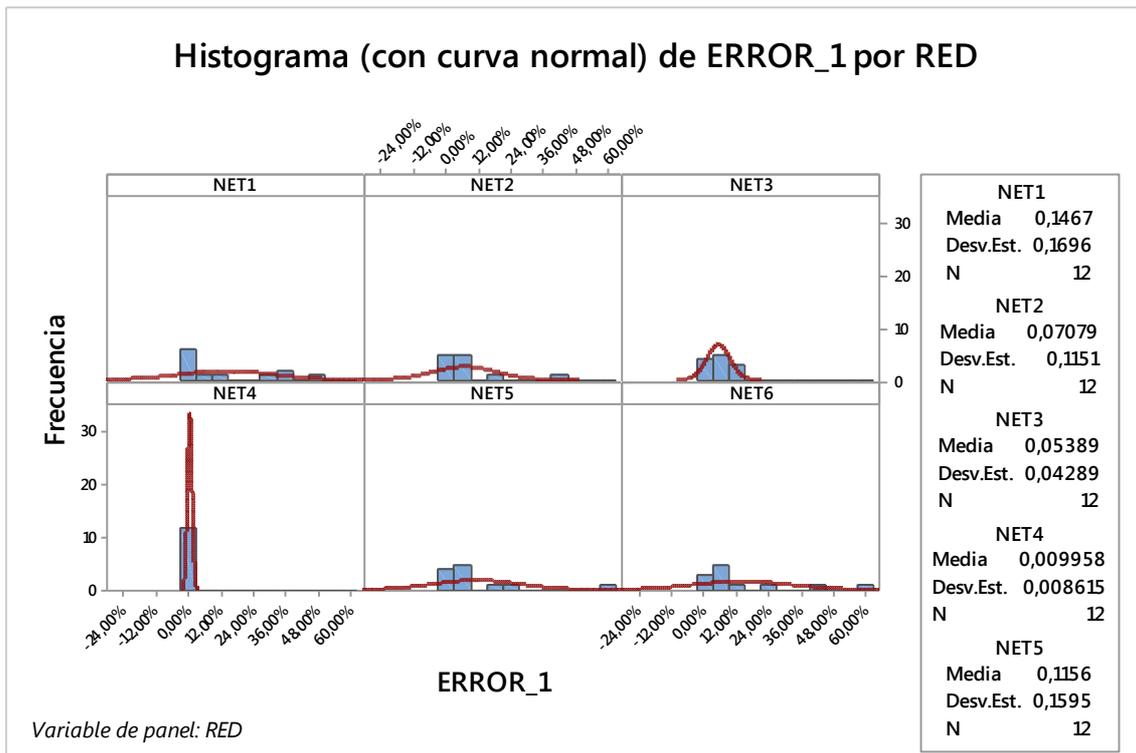
11.2.1.6 Error de caja análisis 2



11.2.1.7 Valores individuales de Error vs Red análisis 2



11.2.1.8 Histograma con curva normal de Error por Red análisis 2



11.2.1.9 Histograma de Error por Red Net4 (Autor)

