

UNIVERSIDAD POLITÉCNICA SALESIANA
SEDE CUENCA

CARRERA DE INGENIERÍA ELECTRÓNICA

TRABAJO DE TITULACIÓN PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL
TÍTULO DE INGENIERO ELECTRÓNICO.

PROYECTO TÉCNICO CON ENFOQUE INVESTIGATIVO:

**“IMPLEMENTACIÓN DE UN SENSOR VIRTUAL
MEDIANTE REDES NEURONALES Y FILTRADO
ADAPTATIVO PARA UN SISTEMA HIDRÁULICO”**

AUTORES:

ERICK ESTEBAN NARVAEZ BENAVIDES

PABLO ANDRES SÁENZ ARIAS

TUTOR:

PhD. WALTER OROZCO TUPACYUPANQUI.

CUENCA – ECUADOR

2018

CESIÓN DE DERECHOS DE AUTOR

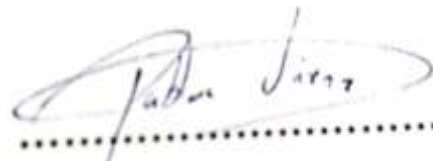
Nosotros, Erick Esteban Narvaez Benavides, con C.I. 0106867500 y Pablo Andres Sáenz Arias, con C.I. 0104437637, manifestamos nuestra voluntad y cedemos a la Universidad Politécnica Salesiana la titularidad sobre los derechos patrimoniales en virtud de que somos autores del trabajo de titulación: “IMPLEMENTACIÓN DE UN SENSOR VIRTUAL MEDIANTE REDES NEURONALES Y FILTRADO ADAPTATIVO PARA UN SISTEMA HIDRÁULICO”, mismo que ha sido desarrollado para optar por el título de: Ingeniero Electrónico, 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 nuestra condición de autores nos reservamos los derechos morales de la obra antes citada. En concordancia suscribimos este documento en el momento que hacemos la entrega del trabajo final en formato impreso y digital a la Biblioteca de la Universidad Politécnica Salesiana.

Cuenca, 26 de Septiembre del 2018



Erick Esteban Narvaez Benavides
C.I.: 0106867500



Pablo Andres Sáenz Arias
C.I.: 0104437637

CERTIFICACIÓN

Yo declaro que bajo mi tutoría fue desarrollado el trabajo de titulación: “IMPLEMENTACIÓN DE UN SENSOR VIRTUAL MEDIANTE REDES NEURONALES Y FILTRADO ADAPTATIVO PARA UN SISTEMA HIDRÁULICO”, realizado por Erick Esteban Narvaez Benavides y Pablo Andres Sáenz Arias, obteniendo el *Proyecto Técnico con Enfoque Investigativo*, que cumple con los requisitos estipulados por la Universidad Politécnica Salesiana.

Cuenca, 26 de Septiembre del 2018

A handwritten signature in blue ink, appearing to read 'Walter Orozco T.', is written over a horizontal dotted line.

PhD. Walter Orozco T.

CI: 0102523974

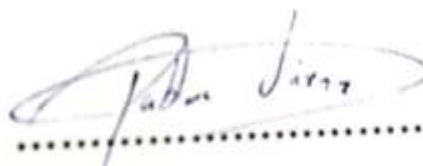
DECLARATORIA DE RESPONSABILIDAD

Nosotros, Erick Esteban Narvaez Benavides Cédula; 0106867500 y Pablo Andres Sáenz Arias Cédula: 0104437637, autores del Trabajo de Titulación “IMPLEMENTACIÓN DE UN SENSOR VIRTUAL MEDIANTE REDES NEURONALES Y FILTRADO ADAPTATIVO PARA UN SISTEMA HIDRÁULICO”, certificamos que el total del contenido del *Proyecto Técnico con Enfoque Investigativo*, son de nuestra exclusiva responsabilidad y autoría.

Cuenca, 26 de Septiembre del 2018



Erick Esteban Narvález Benavides
C.I.: 0106867500



Pablo Andrés Sáenz Arias
C.I.: 0104437637

AGRADECIMIENTOS

A Dios por permitirnos cumplir una meta más, a nuestras familias las cuales han sido un gran apoyo a lo largo de nuestros años de estudio, al estimado director de tesis PhD. Walter Orozco por brindarme su guía y consejo para el desarrollo de este trabajo, a todas las personas que de alguna manera nos apoyaron para poder lograr una meta más en nuestra vida, amigos y compañeros que nos apoyaron a lo largo de este ciclo de vida.

Erick Esteban Narvaez Benavides

Agradezco a mi familia por ser un pilar importante y fundamental dentro de mi desarrollo tanto académico, espiritual y físico. Gracias al Ing. Jean Macancela e Ing. Mauricio Villacis por prestar su tiempo y ser guía dentro del desarrollo de este proyecto.

Un enorme agradecimiento a mis padres Fausto y Fabiola que apoyaron y dieron todo para ayudarme a culminar este trabajo.

Pablo Andres Sáenz Arias

DEDICATORIAS

Dedico este trabajo a mi madre Silvia la cual me apoyo durante este ciclo de mi vida, a mi Tía Florencia quien es un pilar fundamental en mi vida y un gran apoyo en todas las circunstancias, a mi hermana Vanessa la cual ha estado siempre apoyándome en todo y a mi sobrino Sebastián.

Erick Esteban Narvaez Benavides

Dedico este trabajo a mis padres Fabiola y Fausto, los cuales con sus consejos y guía dieron como resultado la culminación de esta meta en mi vida. A mis hermanos Juan y Josué que son la alegría y la ocurrencia dentro de mi día a día. A mis tíos y tías que estuvieron pendiente en cada momento y dieron sus oraciones para la culminación de esta meta. A mis abuelitos los cuales tengo el placer de tenerlos conmigo, simplemente... Gracias.

Pablo Andres Sáenz Arias

ÍNDICE GENERAL

AGRADECIMIENTOS.....	I
DEDICATORIAS.....	II
ÍNDICE GENERAL.....	III
ÍNDICE DE FIGURAS.....	VI
ÍNDICE DE TABLAS.....	VII
RESUMEN.....	VIII
ANTECEDENTES DEL PROBLEMA DE ESTUDIO.....	IX
JUSTIFICACIÓN.....	X
OBJETIVOS.....	XI
OBJETIVO GENERAL.....	XI
OBJETIVOS ESPECÍFICO.....	XI
CAPÍTULO 1: INTRODUCCIÓN AL TEMA DE TESIS.....	1
1.1 Planteamiento del problema.....	1
1.2 Alcance.....	1
1.3 Importancia y justificación.....	2
CAPÍTULO 2: SISTEMAS HIDRÁULICOS.....	3
2.1 Introducción.....	3
2.2 Elementos hidráulicos.....	4
2.2.1 Bombas.....	4
2.2.2 Válvulas hidráulicas.....	5
• Tipo de accionamientos de válvulas.....	7
2.2.3 Actuadores hidráulicos.....	8
• Cilindro hidráulicos.....	8
• Motores hidráulicos.....	9
2.2.4 Otros elementos hidráulicos.....	10
CAPÍTULO 3: REDES NEURONALES Y FILTROS ADAPTATIVOS.....	12
3.1 Introducción a redes neuronales.....	12
3.2 Reseña historica de las redes neuronales.....	12
3.3 Neurona Biológica.....	13
3.4 El perceptron.....	14

3.4.1	Modelo matemático de McCulloch-Pitts	14
3.4.2	Frontera de decisión	16
3.4.3	Algoritmo de entrenamiento del perceptron	16
3.5	Redes neuronales Adaline	17
3.5.1	Estimadores de error	17
3.5.2	Algoritmo de entrenamiento de la red Adaline.....	18
3.6	Redes neuronales Multicapa.....	19
3.6.1	Algoritmo de entrenamiento de una red neuronal multicapa.....	20
3.7	Introducción a Filtros adaptativos	22
3.8	Reseña historica de los filtros adaptativos.....	23
3.9	Tipos de filtros adaptativos	24
3.9.1	Identificador de sistemas	25
3.9.2	Modelo inverso	25
3.9.3	Predictor lineal.....	26
3.9.4	Cancelador de ruido	26
3.10	Algoritmos de filtrado adaptativo	27
CAPÍTULO 4: Diseño e Implementación		28
4.1	Metodologia.....	28
4.2	Sistema Hidraulico	30
4.3	Diseño del sistema de potencia	31
4.4	Identificación del ruido del sistema.....	32
4.5	Diseño del sistema de filtrado adaptativo.....	34
4.6	Prueba del sistema de filtrado	35
4.7	Toma de datos del sistema.....	36
4.8	Diseño de la red neuronal.....	37
4.9	Prueba de la red neuronal	38
Capítulo 5: Resultados y discusión		40
5.1	Resultados y discusión	40

5.2 Conclusiones y recomendaciones.....	46
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	47
APÉNDICES.....	49
APÉNDICE A: SIMBOLOGÍA DE LAS VÁLVULAS DIRECCIONALES	49
APÉNDICE B: FUNCIONES DE ACTIVACIÓN DE LA REDES NEURONALES ARTIFICIALES.	51
APÉNDICE C: CARACTERÍSTICAS DE LOS MÓDULOS DEL SISTEMA DE POTENCIA.	52
APÉNDICE D: PROGRAMACIÓN DEL MÓDULO ARDUINO.	53
APÉNDICE E: PROGRAMA DE FILTRADO ADAPTATIVO EN LABVIEW (R).....	53
APÉNDICE F: CARACTERÍSTICAS DE LA TARJETA DE ADQUISICIÓN DAQ NI-USB 6218 (R).	54
APÉNDICE G: PROGRAMA DE ADQUISICIÓN DE DATOS DEL SISTEMA.	54
APÉNDICE H: PROGRAMA DE ENTRENAMIENTO DE LA RED NEURONAL.	55
APÉNDICE I: PROGRAMA DE IMPLEMENTACIÓN DE LA RED NEURONAL	56
APÉNDICE J: PRUEBA DE FUNCIONAMIENTO ÓPTIMO, PARA EL FILTRADO DE UNA SEÑAL CONTAMINADA MEDIANTE UN FILTRO BUTTERWORTH BAJO COMPARACIÓN ENTRE PRIMER ORDEN Y TERCER ORDEN.....	57
APÉNDICE K: PRUEBA DE DIVERSAS REDES NEURONALES CON BASES DE DATOS DIVERSAS	59

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 2.1 <i>Bombas a) De engranajes, b) de paletas</i>	5
Figura 3.1 <i>Esquema elemental de una neurona</i>	14
Figura 3.2 <i>Modelo matemático de la neurona artificial</i>	15
Figura 3.3 <i>Red neuronal artificial para la explicación de la frontera de decisión</i> ...	16
Figura 3.4 <i>Ejemplo de límite de decisión para una neurona de dos entradas</i>	16
Figura 3.5 <i>Topología de una red multicapa</i>	19
Figura 3.6 <i>Topología general de filtros adaptativos</i>	24
Figura 3.7 <i>Filtro adaptativo configuración como identificador de sistemas</i>	25
Figura 3.8 <i>Filtro adaptativo configuración modelo inverso</i>	26
Figura 3.9 <i>Filtro adaptativo configuración modelo inverso</i>	26
Figura 3.10 <i>Filtro adaptativo configuración cancelador de ruido</i>	27
Figura 4.1 <i>Primera Etapa del diseño del tema de tesis</i>	29
Figura 4.2 <i>Segunda Etapa del diseño del tema de tesis</i>	30
Figura 4.3 <i>Tercera Etapa del diseño del tema de tesis</i>	30
Figura 4.4 <i>Sistema Hidráulico utilizado para el desarrollo del sensor virtual</i>	31
Figura 4.5 <i>Diagrama de conexión del sistema de potencia</i>	32
Figura 4.6 <i>Ruido del sistema a velocidades bajas</i>	33
Figura 4.7 <i>Ruido del sistema a velocidades medias</i>	33
Figura 4.8 <i>Ruido del sistema a velocidades altas</i>	34
Figura 4.9 <i>Arquitectura del filtro adaptativo para el sistema</i>	35
Figura 4.10 <i>Pruebas del sistema de filtrado adaptativo (señal roja) vs filtrado convencional (señal verde) y retroalimentación del sistema (señal blanca)</i>	36
Figura 4.11 <i>Diagrama de conexión para la adquisición de datos</i>	37
Figura 4.12 <i>Herramienta de entrenamiento de redes neuronales</i>	38
Figura 4.13 <i>Arquitectura del entrenamiento y comprobación de la red neuronal</i> ...	38
Figura 4.14 <i>Pruebas de funcionamiento de la red neuronal (señal roja retroalimentación del sistema, señal azul obtenida del sensor virtual implementado en LabView (R))</i>	39
Figura 5.1 <i>Comparación del sistema de filtrado convencional vs sistema de filtrado adaptivo</i>	41
Figura 5.2 <i>Corriente de entrada filtrada vs corriente sin filtrar</i>	42
Figura 5.3 <i>Topología de la red neuronal utilizada para el entrenamiento</i>	43

Figura 5.4	Performance obtenido de la red neuronal	43
Figura 5.5	Resultado gráfico de la red neuronal, comportamiento de la planta vs la red neuronal entrenada	44
Figura 5.6	Evaluación del desempeño de la NN.	45
Figura B.1	<i>Funciones de activación de redes neuronales artificiales</i>	51
Figura E.1	<i>Programa de implementación del filtrado adaptativo en LabView (R)</i> ..	53
Figura G.1	<i>Programa de toma de datos del sistema en LabView (R)</i>	54
Figura I.1	<i>Programa de implementación de red neuronal en LabView (R)</i>	56
Figura J.1	<i>Pruebas de funcionamiento 1</i>	57
Figura J.2	<i>Pruebas de funcionamiento 2</i>	58
Figura J.3	<i>Pruebas de funcionamiento 3</i>	58
Figura K.1	<i>Arquitectura de red neuronal 1</i>	59
Figura K.2	<i>Arquitectura de red neuronal 2</i>	59
Figura K.3	<i>Arquitectura de red neuronal 3</i>	60

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 2.1	Ejemplo de simbolización de válvulas.....	6
Tabla 2.2	Tipos de conexiones de las válvulas.	6
Tabla 2.3	Tipos de accionamientos de las válvulas.	7
Tabla 2.4	Símbolos de cilindros hidráulicos más utilizados en la industria	9
Tabla 2.5	Símbolos de motores hidráulicos	10
Tabla 2.6	Símbolos de conexiones hidráulicos	10
Tabla 2.7	Símbolos de unidades de medición y mantenimiento hidráulicos	11
Tabla A.1	Válvulas direccionales.	49
Tabla C.1	Características Arduino Mega.	52
Tabla C.2	Características modulo L298 XY-160D,.....	52
Tabla F.1	Características de tarjeta de adquisición NI USB-6218 (R).....	54

RESUMEN

Los sistemas hidráulicos que, por lo general, se encuentran operando en un ambiente ruidoso, se ven afectados por el mismo ya sea de manera directa o indirectamente a las diversas retroalimentaciones que podemos obtener del sistema para su posterior procesamiento o control de estos sistemas.

La señal que se obtiene de retroalimentación de los sistemas hidráulicos, tales como posición o velocidad (generalmente son irregulares o corruptas), provocan un falso estado del sistema que perjudica el proceso, en el cual, estos sean utilizados, desembocando en pérdidas financieras o en el peor de los casos pérdidas humanas para la institución.

Los sistemas hidráulicos utilizan transductores, los mismos a su vez necesitan de un acople mecánico-eléctrico. Estos tipos de dispositivos son propensos a fallos, en otros casos pueden llegar a romperse a consecuencia del desgaste mecánico o mala manipulación.

Los diversos tipos de algoritmos de filtrado adaptativo, eliminan de forma eficaz el ruido insertado por las perturbaciones del ambiente, y obtener por medio de redes neuronales un sensor virtual óptimo que replique el comportamiento de la planta; uno de los datos de entrenamiento para la red neuronal se obtienen del filtrado de la señal de retroalimentación del sistema (velocidad del motor), el cual permite tener un sensor virtual que no presente los problemas de ruido de un transductor convencional.

ANTECEDENTES DEL PROBLEMA DE ESTUDIO

Los sistemas hidráulicos en la actualidad constituyen un gran sector de la industria debido a su fiabilidad en torque frente a cargas pesadas, su principal característica es su baja velocidad y ruido mecánico alto.

El control de estos sistemas puede ser realizado por medio de válvulas mecánicas, de accionamiento manual. También se puede operar mediante válvulas electromecánicas, mismas que operan con voltajes industriales estándar de 24V y corrientes de un amperio aproximadamente.

La retroalimentación de velocidad o posición de estos sistemas son por medio de un acople mecánico-eléctrico, estos, al estar expuestos a un ambiente ruidoso, insertan este ruido al sistema de retroalimentación, este ruido por lo general es del tipo estocástico.

Por otra parte, identificar un sistema hidráulico corresponde a un análisis matemático minucioso de cada una de las partes que corresponden a la planta, esto significa: actuadores, acopladores, mangueras, cables, presión, coeficientes específicos de válvulas y actuadores; estas partes pueden ser dificultosas de encontrar o de analizar.

Además, la utilización de redes neuronales para aplicaciones de diversa índole, ha avanzado conforme al desarrollo tecnológico, estas son usados en diversos campos, tales como: telecomunicaciones, interfaces humano-maquina, chatbots, electrónica en general, etc.

JUSTIFICACIÓN

Se ha considerado que los sistemas hidráulicos tienen una particularidad específica, caracterizados por el ruido estocástico y muy variable (una causa de ello se debe a las vibraciones mecánicas). Los datos de entrenamiento óptimos para la implementación de redes neurales deben tener la menor cantidad de ruido para que la red neuronal sea lo más fiable posible, por tanto, la necesidad de obtener una lectura de velocidad exacta. Debido a esto, se plantea el uso de un filtro adaptativo para el mejoramiento de la señal de retroalimentación del sistema (Velocidad del motor hidráulico).

En algunos casos, los acoples mecánicos-eléctricos pueden sufrir averías y producir errores en la toma de datos, lo cual puede desembocar en pérdidas económicas o en el peor de los casos, pérdidas humanas. Para resolver este problema se plantea el uso de redes neuronales para simular el comportamiento del sistema hidráulico (sensor virtual), evitando así el uso de un sistema de toma de datos propenso a fallas.

OBJETIVOS

OBJETIVO GENERAL

- Desarrollar un sensor virtual óptimo, mediante la implementación de redes neuronales y un filtrado adaptativo para una planta hidráulica.

OBJETIVOS ESPECÍFICO

- Obtener un Filtro Adaptativo que elimine de manera óptima el ruido mecánico generado por el sistema hidráulico.
- Obtener una red neuronal (NN) que replique el comportamiento de la planta hidráulica.
- Realizar la implementación de algoritmos en Matlab (R) y comprobarlos por medio de LabView (R).

CAPÍTULO 1: INTRODUCCIÓN AL TEMA DE TESIS

1.1 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

Los sistemas hidráulicos están presentes en muchos de los mecanismos que se conoce en la actualidad, por lo general, son utilizados en los submarinos y en diversas aeronaves. Generalmente estos sistemas se encuentran expuestos a ruido que pueden venir de cualquier fuente procedente del ambiente. Por este motivo, transductores instalados en los sistemas para obtener una lectura exacta del estado de un elemento (ya sea en caso de motores hidráulicos, medir velocidad o posición), sufren de falsos estados que pueden provocar errores de control, procesamiento erróneo de la señal o en los fines que se desee utilizar esta señal.

Otro aspecto a considerar son los mecanismos, que con el paso del tiempo se desgastan y pierden sus características, esto quiere decir que, los modelos matemáticos que se aproximen al comportamiento de un sistema, van a fallar catastróficamente con su aproximación. Esto se ven usualmente en sistemas que poseen elementos que están en constante fricción y desgaste. Tal es el caso de los motores hidráulicos, pistones hidráulicos, entre otros casos, ejemplos de sistemas que se encuentran constantemente en rozamiento o fricción en el proceso de funcionamiento.

1.2 ALCANCE

Se desea con base en algoritmos adaptativos, realizar un filtrado de la señal de retroalimentación del sistema hidráulico. Además, se pretende el desarrollo de este por medio del software Matlab (R) e implementado en software LabView (R). De igual manera el entrenamiento de las redes neuronales (NNs) se lo realizara por medio del Toolbox de Matlab (R) Feed-Forward Neural Network.

Los datos de adquisición y escritura se lo realizaran por medio de la tarjeta MyDaq, y acoplado por medio de un sistema de potencia idóneo para este fin. Esto permitirá acoplar estas señales para la lectura y escritura que maneje la tarjeta de adquisición.

1.3 IMPORTANCIA Y JUSTIFICACIÓN

Al tener una señal corrupta de retroalimentación del sistema (velocidad), los filtros convencionales no satisfacen la necesidad de obtener a la salida, una señal satisfactoria para el entrenamiento de la NNs, por lo que, se plantea la utilización de un algoritmo de filtrado adaptativo.

Una vez obtenido un filtrado adecuado de la señal de retroalimentación del sistema, se plantea el uso de un sensor virtual, debido a que, en algunos casos los acoples mecánicos-eléctricos pueden sufrir averías y producir errores en el control, provocando un cambio en las características del sistema. En el peor de los casos, esto puede desembocar en pérdidas económicas y humanas a la empresa.

En el caso de que el sistema se deteriore con el tiempo y el uso, este cambiara sus características, en tal virtud, el sensor virtual se puede acoplar a los cambios que sufra el sistema. En el caso de un cambio de las características del sistema, se necesitará actualizar la base de datos y volver a obtener la red neuronal por medio del entrenamiento.

CAPÍTULO 2: SISTEMAS HIDRÁULICOS.

2.1 INTRODUCCIÓN

La hidráulica utiliza fluidos como medio de presión para realizar movimiento de dispositivos, tales como pistones o motores que proporcionan velocidades de entre 0.5 rpm hasta 10000 rpm y un par de 1Nm para bajas velocidades y 20000 Nm para altas velocidades [2].

Los sistemas hidráulicos son aplicados en dispositivos móviles de maquinaria del tipo pesado tales como excavadores, aparatos de elevación, plataformas elevadoras, transporte, maquinaria agrícola y simuladores de vuelo. Para los dispositivos fijos abarcan la fabricación y montaje de maquinas de todo tipo, aparatos de transporte y elevación, máquinas de laminación, ascensores de carga, montacargas, prensas entre otros dispositivos en la industria [2].

Los sistemas hidráulicos tienen varias particularidades las cuales son: la potencia alta que transmite con pequeños dispositivos, un posicionamiento preciso de los elementos de tipo lineal, movimientos independientes de la carga, operación suave, además de reversible y una disipación favorable del calor [2].

Debido a la presión elevada, en la cual actúan los fluidos, pueden generar incendios o accidentes, en el caso de alguna fuga de aceite. Los fluidos pueden sufrir cambios de viscosidad, debido a la dependencia de temperatura. Simultáneamente estos sistemas son accionados por medio de dispositivos eléctricos o electrónicos tales como válvulas solenoide, sensores o interruptores de carrera y señales de realimentación de interruptores magnéticos. En los sistemas complejos industriales estas señales son comandadas por un PLC (controlador lógico programable) que permite la operación lógica de varios dispositivos [2].

Dichos sistemas pueden ser combinados con el del tipo hidráulico-neumático (oleoneumático), electrohidráulico con sistemas de actuadores hidráulicos y accionamiento eléctrico o electrónicos, los cuales son el objeto de estudio de la presente tesis.

Este tipo de sistemas son muy ruidosos y tienden a generar vibraciones mecánicas que generalmente son insertadas a los dispositivos transductores que leen los datos.

2.2 ELEMENTOS HIDRÁULICOS

Los sistemas hidráulicos disponen de una gran variedad de accionamientos, así como de diversos tipos de bombas y dispositivos; estos son necesarios para el funcionamiento de cada circuito hidráulico.

2.2.1 BOMBAS

Las bombas son dispositivos encargados de transformar la energía mecánica o eléctrica en energía hidráulica, estas son encargadas de brindar la presión necesaria para el movimiento de los pistones y motores hidráulicos [3].

Las bombas son divididas de acuerdo a la capacidad de variación del caudal, y son de dos tipos:

- *Bombas de Caudal Fijo:* son aquellas bombas que entregan el mismo volumen de aceite por unidad de tiempo, siempre y cuando la velocidad de giro de la bomba sea constante, estas pueden ser de acuerdo a su construcción de tres tipos: engranajes externos, paletas y de pistones. El funcionamiento de cada una de ellas se las puede observar en la figura 2.1 [3].
- *Bombas de caudal variable:* su principal característica se encuentra en la particularidad de poder variar el caudal bombeado hacia el circuito hidráulico (estas bombas son de bajo caudal). Las bombas son de tres tipos: Paletas, pistones radiales y pistones axiales. Se explican en los gráficos detallados a continuación:

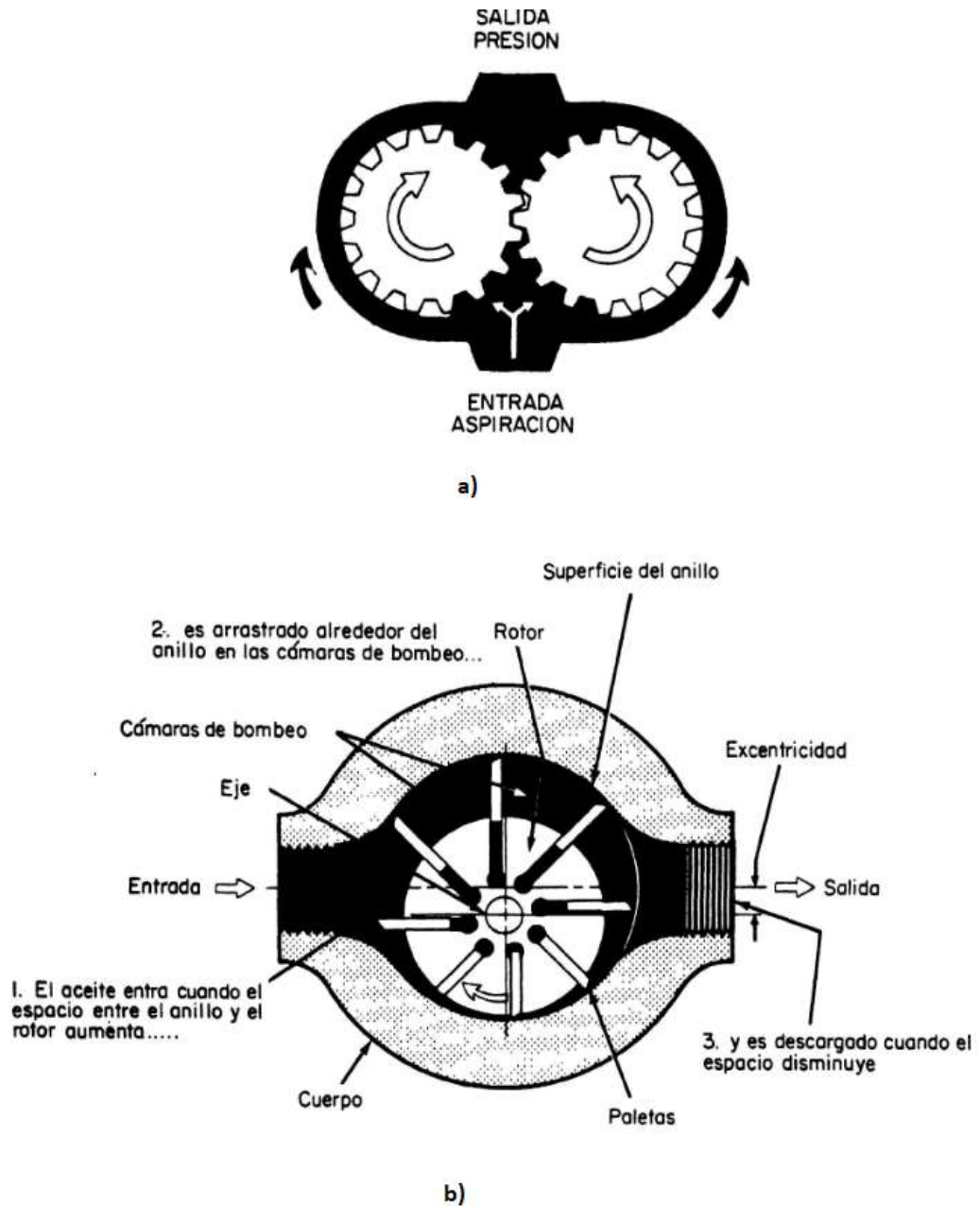


Figura 2.1 Bombas a) De engranajes, b) de paletas

Fuente: Aplicaciones de la Ingeniería, Maquinaria Hidráulica en embarcaciones pesqueras pequeñas
Daniel Czekaj, Pag 6.

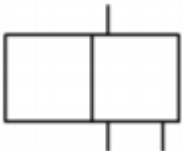
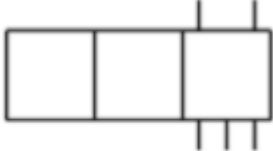
2.2.2 VÁLVULAS HIDRÁULICAS

Las válvulas son elementos distribuidores que permiten activar o desactivar un circuito hidráulico, su simbología está ligada a su contraparte neumática. Las válvulas de control son definidas de acuerdo a su accionamiento y funcionamiento, por lo que se toma en cuenta la cantidad de vías lo que se puede

definir, como orificios de entradas y salida que tiene la válvula en específico. Posterior a esto, se define las posiciones que tiene la válvula.

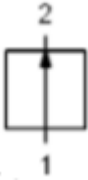

Las posiciones de la válvula son representadas por un cuadrado y las vías por medio de líneas verticales a la posición, un ejemplo de cómo se representa una válvula de 3 vías, dos posiciones se representan como una válvula de tipo 3/2, esto se puede observar en la tabla 2.1 [4].


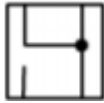

Tabla 2.1 Ejemplo de simbolización de válvulas.

Símbolo	Descripción
	Válvula de 3 vías 2 posiciones, válvula 3/2.
	Válvula de 5 vías 3 posiciones, válvula 5/3.

A los desplazamientos del aceite dentro de la válvula les corresponde una nomenclatura específica, esto permite intuir su funcionamiento además de la función dentro del circuito hidráulico, sumado a sus conexiones específicas, indicado en la tabla 2.2 [4].

Tabla 2.2 Tipos de conexiones de las válvulas.

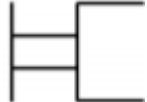
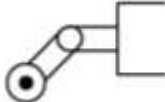
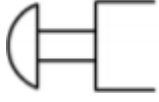
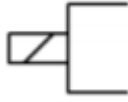

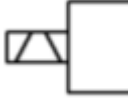

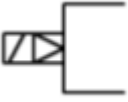
Símbolo	Descripción
	El aceite circula de 1 a 2
	El aceite circula de 3 a 4.

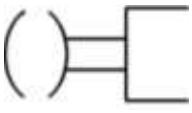
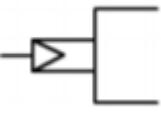

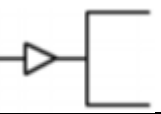

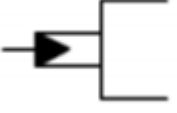
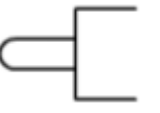
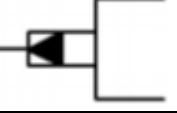
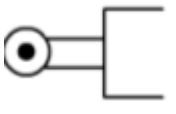
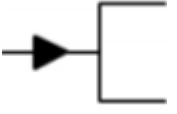
	La línea transversal indica que no existe paso de aceite.
	Canalizaciones unidas por medio de una derivación.
	Línea de desfogue en el triángulo

- **TIPO DE ACCIONAMIENTOS DE VÁLVULAS**

Los accionamientos de las válvulas son muy variados y pueden ser de diversos tipos, manuales, eléctricos, electrónicos, neumáticos e hidráulicos. Los diversos tipos de accionamiento se detallan en la tabla 2.3; allí se presentan diversos tipos de pilotaje de las válvulas con su correspondiente simbología [4]:

Tabla 2.3 Tipos de accionamientos de las válvulas.

Símbolo	Descripción	Símbolo	Descripción
	Mando manual de pulsador.		Rodillo escamoteable, control mecánico
	Botón pulsador, mando manual		Mando electromagnético con una bobina
	Mando por palanca		Mando electromagnético con dos bobinas
	Mando por pedal		Control combinado por electroválvula y válvula de pilotaje

	Mando por llave, control manual		Mando por presión con válvula neumática
	Mando por bloqueo, control manual		Presurizado neumático
	Muelle, control mecánico		Pilotaje hidráulico, con válvula de pilotaje
	Palpador, control mecánico		Pilotaje hidráulico
	Rodillo palpador, control mecánico		Presurizado hidráulico

En el Apéndice “A” se observan diversos tipos de válvulas utilizadas.

2.2.3 ACTUADORES HIDRÁULICOS

Los dispositivos dentro del circuito hidráulico, son los encargados de los movimientos lineal y rotativos, estos dispositivos son los denominados pistones, motores y servomotores hidráulicos; las principales características de estos dispositivos son: pares y fuerzas elevadas a comparación de sus contrapartes neumáticas y eléctricas [5].

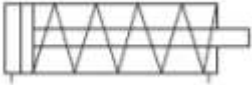
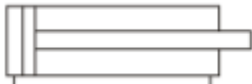
Los fluidos hidráulicos son virtualmente incompresibles, es por esta razón que los dispositivos tienen un mejor comportamiento matemático y un control preciso para el flujo, una de sus principales desventajas es su costo elevado, como además del ruido generado por el sistema, perturbador e incómodo para las personas que lo operan [5].

- **CILINDRO HIDRÁULICOS**

Los cilindros hidráulicos de movimiento lineal, usualmente utilizados en aplicaciones donde la fuerza ejercida en el empuje del pistón y su desplazamiento

sean elevados. Para este propósito, los fabricantes proporcionan tablas y graficas de las fuerzas de extensión y retracción del pistón en el cilindro, de acuerdo a la presión y el diámetro del vástago según la necesidad de la aplicación deseada [2]. Los cilindros pueden ser de doble efecto o cilindros de simple efecto con retorno por muelle. La simbología como su descripción se presenta en la siguiente tabla 2.4.

Tabla 2.4 Símbolos de cilindros hidráulicos más utilizados en la industria

Símbolo	Descripción
	Cilindro de efecto simple con retorno por muelle
	Cilindro de doble efecto

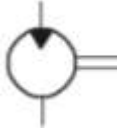
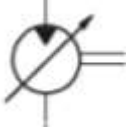
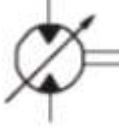
- **MOTORES HIDRÁULICOS**

Los dispositivos giratorios en hidráulica son los *motores hidráulicos*, los cuales funcionan de manera inversa a las bombas, convirtiendo la energía en energía rotativa (torque y fuerza). Los orificios que componen el motor, son representados como entradas y salidas, los cuales, las hacen reversibles y en muchos de los casos, estos orificios llevan al drenaje externo.

Cada tipo de motores deben tener una superficie sometida a presión diferencial para poder realizar el movimiento. En los motores de paleta, engranajes y orbitales esta superficie es rectangular. En los motores de pistones axiales y radiales la superficie es Circular [3].

El funcionamiento de un motor está definido por por: la capacidad de soportar grandes fuerzas hidráulicas y presiones elevadas. En la tabla 2.5 se puede observar la simbología de los tipos de motores hidráulicos de caudal variable.

Tabla 2.5 Símbolos de motores hidráulicos

Símbolo	Descripción
	Motor de caudal constante no reversible
	Motor de caudal variable no reversible
	Motor de caudal variable reversible

2.2.4 OTROS ELEMENTOS HIDRÁULICOS

Los dispositivos que complementan los sistemas hidráulicos, son las unidades de mantenimiento, mangueras de conexiones, terminales de conexión, indicadores de presión, reservas de aceite, manómetros, entre otros dispositivos diversos, que pueden ser o no ser esenciales en los sistemas. En la tabla 2.6 se aprecia las diversas conexiones utilizados en topologías hidráulicas y en la tabla 2.7 se muestran los símbolos de los dispositivos más usados en los sistemas hidráulicos. [3].

Tabla 2.6 Símbolos de conexiones hidráulicas

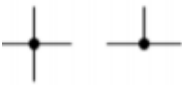

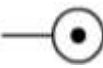






Conexiones	
Símbolo	Descripción
	Unión de tuberías
	Cruce de tuberías
	Fuente de presión, Hidráulica o neumática
	Retorno al tanque

Tabla 2.7 Símbolos de unidades de medición y mantenimiento hidráulicos

Conexiones	
Símbolo	Descripción
	Manómetro
	Termómetro
	Filtro
	Filtro con condensador
	Unidad de mantenimiento.

CAPÍTULO 3: REDES NEURONALES Y FILTROS ADAPTATIVOS.

3.1 INTRODUCCIÓN A REDES NEURONALES

Una red neuronal artificial por sus siglas RNA, es un modelo matemático inspirado en el comportamiento de las neuronas, que constituyen la estructura cerebral de los seres humanos y animales [6]. Con base a este modelamiento y al crecimiento tecnológico, este tipo de tecnología ha recibido un interés particular, gracias a esta tecnología se ha podido dar soluciones a problemas individuales o combinados con otros métodos, de esta manera se puede ofrecer una solución óptima a un problema planteado [7].

Las aplicaciones de este tipo de redes neuronales son muy diversas, desde clasificadores, filtros, reconocedores de plantas, predictores, hasta llegar a la inteligencia artificial, que son utilizados en procesadores de imágenes, chatbots entre otras aplicaciones, las cuales avanzan conforme a la capacidad de procesamiento de los computadores.

Existen dos grandes grupos en el aglomerado de las redes neuronales, aprendizaje supervisado y aprendizaje no supervisado. El presente trabajo centrará su atención en las principales redes neuronales con aprendizaje supervisado, de la misma manera en sus métodos de entrenamiento.

3.2 RESEÑA HISTORICA DE LAS REDES NEURONALES

La historia de las RNA se remonta al tiempo de la segunda guerra mundial, en su pleno apogeo, en donde por primera vez, el científico matemático Alan Turing en

1936, vio al cerebro como una forma de ver la computación para poder descifrar los mensajes que se enviaban en la guerra por medio de una maquina llamada enigma. En el año de 1943 se presenta el primer modelo matemático de la neurona de McCulloch y Pitts el cual fue la base para el desarrollo de la primera red neuronal en 1957 llamada perceptrón presentada por Rosenblatt, a partir del desarrollo del perceptrón, en 1960 Widrow-hoof presenta la llamada red ADALINE (Adaptative Linear Elements) y desarrolla el algoritmo de LMS; durante algunas décadas el desarrollo de las RNA se ve estancado por las limitaciones tecnológicas de la época, hasta que en 1982, Hopfield desarrolla las redes neuronales de tipo recurrente y se reinicia las investigaciones de las redes neuronales artificiales.

En la actualidad, las redes neuronales están presentes en varias aplicaciones de uso común, uno ejemplo claro son: chatbots, asistentes electrónicos de bancos, publicidad dirigida, cámaras fotográficas de teléfonos celulares, robots inteligentes, entre otros campos que se encuentran en constante desarrollo a lo largo del mundo [8].

3.3 NEURONA BIOLÓGICA

La red neuronal pretende comportarse como un cerebro, pero éste, al ser considerado un sistema altamente complejo que comprende células nerviosas en el orden del billón, cada neurona está interconectada a otras neuronas por medio de mil sinapsis aproximadamente, poseen propiedades como: realizar cálculos masivamente en paralelo como la percepción visual, la cual es el responsable de la memoria e intelecto por mencionar algunas características [9].

El elemento fundamental de procesamiento de esta red es la neurona, su estructura es básica ya que como se puede observar en la figura 3.1 su estructura es relativamente simple, formada por un cuerpo celular en donde se encuentra el núcleo, de este cuerpo se extienden las dendritas las cuales son los terminales receptores y el axón, los cuales son el elemento transmisor [9].

La unión que se produce entre dos neuronas por medio del axón y la dendrita es denominada sinapsis y su comunicación se basa en activación bioquímicas en el extremo del axón, las cuales liberan neurotransmisores los cuales son captados por la

dendrita. El estímulo o la experiencia produce que la sinapsis correspondiente se refuerce en forma inhibitoria o excitatoria [9].

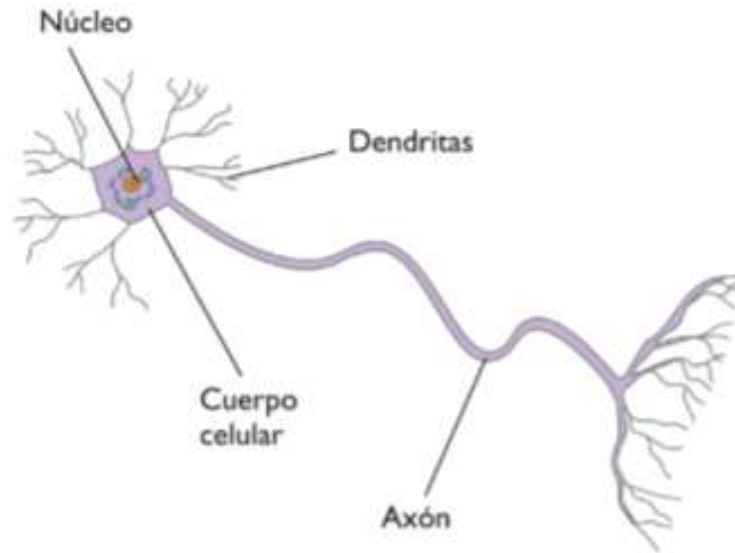


Figura 3.1 Esquema elemental de una neurona

Fuente: Redes neuronales artificiales. Universidad de la república Uruguay, Andrés Nacelle Pag 2.

3.4 EL PERCEPTRON

3.4.1 MODELO MATEMÁTICO DE MCCULLOCH-PITTS

El perceptrón se basa en el modelo matemático de McCulloch-Pitts que fue presentado en 1943, es el primer modelo matemático de una neurona artificial. En la figura 3.2 se puede apreciar, que ésta consta de una o varias entradas desde x_1 hasta x_n además de sus correspondientes pesos sinápticos, los cuales nos permitirán realizar el aprendizaje de dicha neurona para realizar la tarea encomendada.

Aparte de eso se incorpora una función aditiva llamada “bias” la cual tendrá siempre una entrada de uno, los cuales en conjunto con los pesos sinápticos pueden ser adaptados [6].

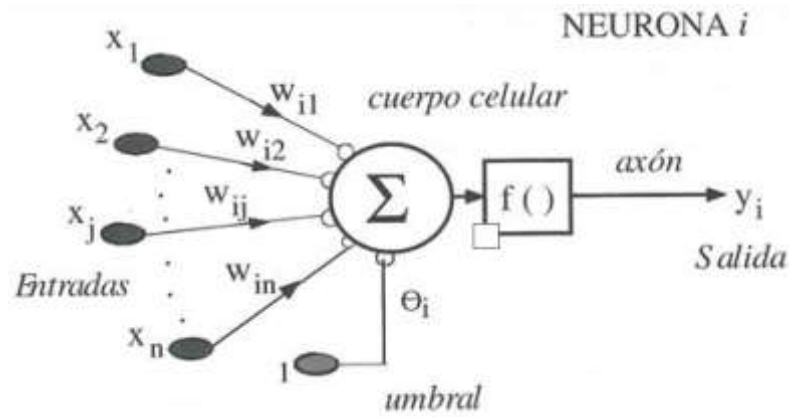


Figura 3.2 Modelo matemático de la neurona artificial

Fuente: Redes neuronales artificiales. Universidad de la república Uruguay, Andrés Nacelle Pag 4

Donde:

$f()$ representa la función de activación de la neurona la cuál puede ser de diversos tipos las cuales se pueden observar en el apéndice B.

X representa las entras de la red neuronal.

W representa los pesos sinápticos de la red.

Θ_i representa la función bias.

Y la salida del sistema

Una vez plantado el comportamiento de las entradas y las salidas mostradas en la figura 3.2 podemos obtener la siguiente expresión matemática que representa la base matemática del perceptrón. [7]

$$y_i = f_i(h_i) = f_i\left(\sum_{j=0}^n w_j x_i\right) \quad (1)$$

Vectorialmente expresamos de la siguiente forma:

$$P = \begin{bmatrix} P1 \\ P2 \\ Pn \end{bmatrix} \quad W = \begin{bmatrix} W1 \\ W2 \\ Wn \end{bmatrix}$$

$$a = f(W^T * P) \quad (2)$$

3.4.2 FRONTERA DE DECISIÓN

La principal aplicación del perceptrón, es la clasificación de datos entre positivos o negativos, para ello la red neuronal crea una frontera de decisión, se define, como el límite sobre el espacio de la red neuronal (donde sobre un lado de ésta sería 0 y del otro da 1), en otras palabras, la red responde sí o no. La topología de una neurona se puede apreciar en la figura 3.3

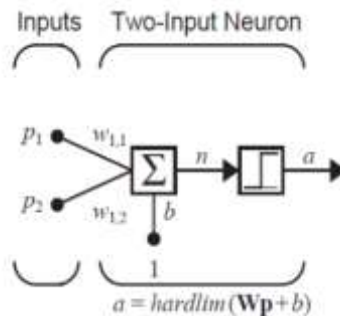


Figura 3.3 Red neuronal artificial para la explicación de la frontera de decisión
Fuente: Redes neuronales artificiales. Luis Torres Soler, Universidad Nacional de Colombia.

En la figura 3.4 se ilustra un ejemplo de cómo estaría conformada la frontera de decisión del perceptrón para la topología de la figura 3.3.

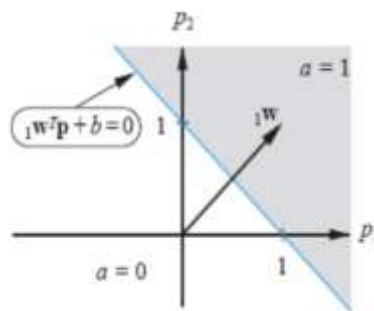


Figura 3.4 Ejemplo de límite de decisión para una neurona de dos entradas
Fuente: Redes neuronales artificiales. Luis Torres Soler, Universidad Nacional de Colombia.

3.4.3 ALGORITMO DE ENTRENAMIENTO DEL PERCEPTRON

El objetivo del algoritmo del perceptrón, es obtener los pesos sinápticos adecuados para la clasificación óptima de datos de entrada, ofreciendo los valores esperados a este tipo de entrenamiento (es cual es de tipo supervisado), explica por tanto, la forma de actuar de la red [10].

El pseudocódigo para el entrenamiento de la red es el siguiente:

1. Asignar valores aleatorios al vector de pesos W .
2. Evaluamos un patrón de aprendizaje t .
3. Calculamos el error $e = t - a$
4. Modificamos los pesos sinápticos siguiendo las siguientes reglas establecidas:
 - Si $e = 1$ entonces $w_n = w_a + P$
 - Si $e = -1$ entonces $w_n = w_a - P$
 - Si $e = 0$ entonces $w_n = w_a$
5. Evaluamos el siguiente patrón de aprendizaje.
6. Repetir el paso 3 hasta que el error sea 0 en todos los patrones. [11]

3.5 REDES NEURONALES ADALINE

La red adaline es una red neuronal de gran importancia, comparte una gran similitud con el perceptrón, su principal diferencia radica en que las señales de entrada pueden ser de forma continua al igual que de su salida, es decir, es un dispositivo de entrada y salida analógica que contrasta con su contraparte del perceptrón de característica binaria [13].

El algoritmo de entrenamiento de una red neuronal de tipo Adaline, se basa en la regla de Windrow-Hoff o también conocida como el algoritmo LMS (Least Mean Squares o mínimos cuadrados), que realiza una actualización continua del error para la nueva estimación de los pesos sinápticos de la red neuronal [12].

3.5.1 ESTIMADORES DE ERROR

Al utilizar una función de error dentro del algoritmo de aprendizaje de una red de tipo Adaline, se necesita por obvias razones, estimar el error, al momento del cálculo de error, obteniendo de manera directa:

$$e_i = t_i - a_i \quad (3)$$

Donde (3) permite observar la manera más sencilla de obtener un valor de error, mediante la resta del valor esperado, menos el valor real en la muestra que se está realizando, una vez obtenido el error por cada muestra, el error total resulta por tanto, la sumatoria de los errores individuales en cada punto:

$$E = \sum_{i=1}^L e_i \quad (4)$$

En (4) E representa el valor total de error de todo el conjunto de datos analizados, no obstante, el error puede tomar valores negativos como positivos, lo cual, tiende a presentar un problema, obtener errores mínimos cuando en realidad, el error puede ser muy grande. Para solucionar este problema, se opta por elevar al cuadrado (3) y se obtiene la siguiente ecuación:

$$E^2 = \sum_{i=1}^L e_i^2 \quad (5)$$

Donde (5) representa la función de error cuadrático, el cual al ser dividido para el número de muestras L , se obtiene la función de error cuadrática media, utilizada por el algoritmo de entrenamiento de una red de tipo Adaline (6) [13].

$$Fe^2 = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L e_i^2 \quad (6)$$

3.5.2 ALGORITMO DE ENTRENAMIENTO DE LA RED ADALINE

En base a las estimaciones de error y al método de la gradiente decreciente para la implementación dentro de una red neuronal se obtiene las ecuaciones 7 y 8 detalladas a continuación:

$$W^N = W_o + \frac{2 \alpha}{L} \sum_{i=1}^L e_i \cdot p_i \quad (7)$$

$$W^N = W_o + 2 \alpha \cdot e_k \cdot p_k \quad (8)$$

En el caso de la ecuación (7) se lo implementa al conocer todos los datos al inicio del programa, en el caso de (8) se utiliza para valores inmediatos o de tiempo real [13].

El algoritmo para entrenar una red de tipo Adaline es el siguiente:

1. Asignar valores aleatorios al vector W .
2. Actualizar los pesos sinápticos dependiendo del caso en la que se utilice este tipo de red (7) (8)

3. Verificar el error de la red ya sea inmediato o total por medio de la ecuación de estimación de error (6).
4. Terminar el entrenamiento si se termina el número de interacciones o se alcanza el error esperado.

3.6 REDES NEURONALES MULTICAPA

La red multicapa es una red de alimentación hacia adelante compuesta por diversas capas neuronales establecidas generalmente por una capa inicial denominada de entrada, acoplamiento o de sensores, una capa de salida y un número indeterminado de capas de procesamiento denominada capa oculta, la topología general de estas redes se puede observar en la figura 3.5 [12].

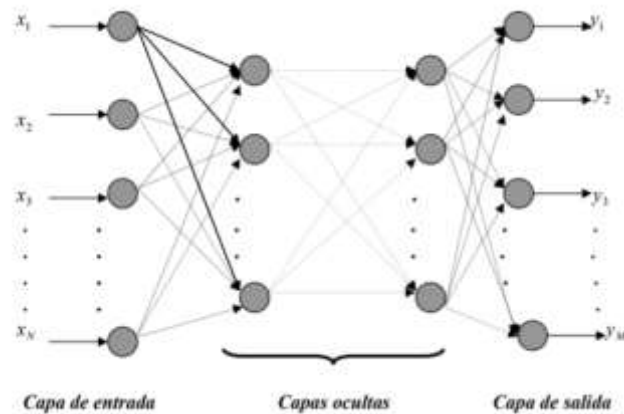


Figura 3.5 Topología de una red multicapa

Fuente: Redes neuronales artificiales. Claudio Tablada-German Torres Universidad Nacional de Córdoba.

Cabe recalcar, que cada una de las capas, debe tener una única función de activación, para asegurar así el óptimo funcionamiento de la red y de su algoritmo de entrenamiento.

El número de neuronas de ingreso depende directamente de las características de la red, el número de neuronas de salida depende directamente de los datos que se deseen obtener a la salida de la red, el número de neuronas y de capas ocultas se determinan experimentalmente [13].

3.6.1 ALGORITMO DE ENTRENAMIENTO DE UNA RED NEURONAL MULTICAPA

Las redes multicapa son redes neuronales con un nivel de complejidad mayor que las redes neuronales de tipo perceptrón o de tipo adaline al momento de realizar su entrenamiento.

El algoritmo debido al grado de complejidad que presenta, usa la determinación de pesos sinápticos por medio de la evaluación de error cuadrático medio [14].

El nombre del entrenamiento de las redes neuronales multicapa es el llamado Backpropagation o algoritmo de retro propagación, el nombre es debido a que el error es propagado hacia atrás, es decir, de la capa final hacia la capa de ingreso, permitiendo que los pesos sinápticos cambien conforme el error disminuya en la salida de la red neuronal [14].

Siendo el ajuste de los pesos neuronales locales basado en el modelo de redes tipo adaline (9):

$$W^n = W^0 - \alpha \nabla F_e^2 \quad (9)$$

En donde:

W^n pesos sinápticos nuevos después de la iteración.

W^0 pesos sinápticos iniciales o anteriores dependiendo de la interacción

α la tasa de aprendizaje de la red.

F_e^2 error cuadrático general de la red (10).

$$F_e^2 = \frac{1}{R} \sum_{p=1}^R F_e^2 p \quad (10)$$

Ahora bien, una red de tipo multicapa se caracteriza de otra, porque al cambiar el peso sináptico de una neurona en cualquiera de las capas, ésta afecta directamente a toda la red, por lo que es necesario, tener un error parcial por cada iteración realizada, entonces el error parcial sería el siguiente (11) [15]:

$$F_e^2 p = \frac{1}{2} \sum_{s=1}^M (t_p - ap_s) \quad (11)$$

Donde s representa el número de neuronas en la capa de salida.

Para obtener la gradiente decreciente (12) procedemos a derivar (10).

$$\nabla F_e^2 p = \frac{\partial F_e^2 p}{\partial W_{ij}^k} \quad (12)$$

Donde:

i es la capa anterior de la red neuronal.

j representa que neurona es la analizada.

k en que capa neuronal esta la neurona.

Aplicando la regla de la cadena en (10) obtenemos (13):

$$\nabla F_e^2 p = \frac{\partial F_e^2 p}{\partial n_j^k} \cdot \frac{\partial n_j^k}{\partial W_{ij}^k} \quad (13)$$

Analizando el segundo término que corresponde a (12) obtenemos que:

$$\frac{\partial n_j^k}{\partial W_{ij}^k} = Y_p \quad (14)$$

Donde Y_p corresponde a la salida de la capa anterior, o la entrada de la neurona analizada.

Llamando al primer término de (14) como ∂_i^k y reemplazando los valores de (13) y (14) en (9) obtenemos:

$$W^{nk}_{ij} = W^0 - \alpha \partial_i^k Y_p \quad (15)$$

Analizando el terminó en (15) ∂_i^k se nos presenta dos casos, el primero que ocurre si la neurona siguiente a analizar esta en la capa de salida y el segundo si la neurona se encuentra en una capa intermedia [15].

Para los dos casos se obtiene que ∂_i^k aplicando la regla de la cadena, nuevamente se obtiene lo siguiente:

$$\partial_i^k = \frac{\partial F_e^2 p}{\partial a_j^k} \cdot \frac{\partial a^k j}{\partial n_j^k} \quad (16)$$

Para los dos casos se extrae:

$$\frac{\partial S^k}{\partial n_j^k} = f'(n_j^k) \quad (17)$$

Que corresponde a la derivada de la función de activación de la neurona analizada j en la capa k .

El primer término analizando resulta lo siguiente, para el primer caso:

$$\frac{\partial F_e^2 p}{\partial a_j^k} = -(t_p - a p_s) = -e \quad (18)$$

Donde e corresponde al error en la capa de salida, reemplazando (18) y (17) en (16) se obtiene:

$$\partial_i^k = -f'(n_j^k) \cdot e \quad (19)$$

En el segundo caso analizando el mismo término se analiza:

$$\frac{\partial F_e^2 p}{\partial a_j^k} = \sum d^{k+1} \cdot W_{ij}^{k+1} \quad (20)$$

Reemplazando (19) y (17) en (16) resulta al siguiente ecuación:

$$\partial_i^k = -f'(n_j^k) \cdot \sum d^{k+1} \cdot W_{ij}^{k+1} \quad (21)$$

3.7 INTRODUCCIÓN A FILTROS ADAPTATIVOS

Los métodos convencionales de filtrado en algunas aplicaciones no son las óptimas para la solución del problema. En algunos casos al implementar soluciones para este tipo de problema como es la colocación de filtros en cascada con diversas

frecuencias de corte, provoca que el sistema se vuelva robusto informáticamente, provocando problemas en el procesamiento del computador.

En el caso, de que esté implementado dentro de un computador, o sea robusto en caso de ser realizado por medio de un circuito electrónico-analógico, se vuelve más complejo dependiendo de la dificultad del filtro para suplir esta necesidad de solventar el problema [16].

Ante los diversos problemas que generan los sistemas complejos y ruido estocástico producido por diversos factores que no pueden ser controlados, surgió la necesidad de la creación de nuevos métodos de filtrados “inteligentes” llamados filtros adaptativos. Una de las aplicaciones de estos mencionados anteriormente es al implementarlo en sistemas de comunicaciones inalámbricos.

Los sistemas han avanzado desde el inicio de siglo proponiendo nuevas técnicas de filtrado por medio de algoritmos y estructuras adaptativas [17].

Las principales innovaciones de estos algoritmos están basadas en técnicas numéricas e inteligencia artificial los cuales tienen diversas mejoras en el campo de transmisión inalámbrica de antenas, un ejemplo de estas mejoras está en el modelo propuesto por Fernández (2013) el cual está basado en redes neuronales, el cual tiene como principal función, mejorar la calidad de generación del lóbulo principal de radiación de antenas inalámbricas [17].

3.8 RESEÑA HISTORICA DE LOS FILTROS ADAPTATIVOS

La cancelación de ruido por medio de sistemas activos data del año de 1936 en el trabajo presentado por Paul Lueg el cual pretendía la cancelación de tonos por medio de la creación de otro con fase opuesta, el cual no pudo ser implementada debido a la tecnología electrónica del que se disponía en aquella época [18].

En el año de 1953 Harry Olson con base al sistema propuesto por Lueg se presentan los sistemas de absorción y cancelador de ruido, al mismo tiempo la empresa General Electric propuso un sistema basado en el control activo de ruido, para tratar de minimizar el ruido generado por los transformadores

eléctricos colocando fuentes sonoras, cerca del transformador sin obtener resultados satisfactorios [18].

Con el avance tecnológico a partir de los años 70 y el avance de los componentes electrónicos, el tratamiento de las señales pasó a ser de forma analógica a digital, este proceso facilitó en gran medida la implementación de sistemas de control activo en combinación de la teoría de filtros adaptativos y los sistemas DSP (procesadores de señales digitales), los cuales son la base principal de los filtros adaptativos modernos [18].

3.9 TIPOS DE FILTROS ADAPTATIVOS

Un filtro adaptativo tiene diversas aplicaciones, por ende, tendrán varias topologías de filtrado, así como diversos algoritmos de convergencia, todos los sistemas de filtrado adaptativo se basan en la topología básica de filtrado adaptativo presentado en el fig. 3.6 [19].



Figura 3.6 Topología general de filtros adaptativos

Fuente: Diseño e implementación de un filtro adaptativo para la cancelación de ruido con redes neuronales utilizando DSP.

De la figura (3.6), $x(n)$ es la señal de entrada del sistema, $d(n)$ es la señal deseada, $y(n)$ es la salida del filtro, $e(n)$ es la señal de error, la cual es la diferencia entre la señal deseada y la salida del filtro. El algoritmo de adaptación busca corregir el valor cuadrático medio de la señal de error para alcanzar convergencia y así la adaptación.

Los filtros adaptativos al no operar solamente en los campos de telecomunicaciones pueden tener diversas aplicaciones, entre las cuales se cuenta [19]:

- ✓ Identificador de sistemas
- ✓ Modelado inverso
- ✓ Predictor lineal

- ✓ Cancelador de ruido

3.9.1 IDENTIFICADOR DE SISTEMAS

El identificador de sistemas, es la primera configuración de filtros adaptativos, es comúnmente utilizado, cuando en sistemas desconocidos se desea obtener una aproximación a un modelo lineal, la topología de la mencionada anteriormente es la que se muestra en la figura 3.7.

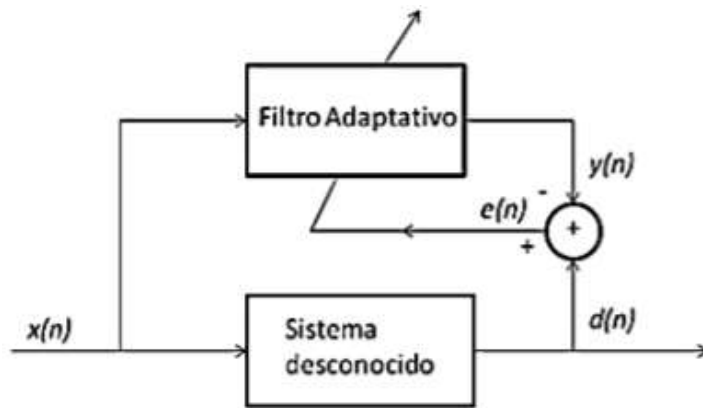


Figura 3.7 Filtro adaptativo configuración como identificador de sistemas

Fuente: Diseño e implementación de un filtro adaptativo para la cancelación de ruido con redes neuronales utilizando DSP.

Donde la señal de entrada $x(n)$, es la señal para el filtro adaptativo, así como para el sistema desconocido y de la salida del filtro $y(n)$, ésta actualiza los coeficientes del sistema desconocido de la salida del filtro, de forma que se aproxima a la salida del sistema desconocido $d(n)$ [19].

3.9.2 MODELO INVERSO

El modelo inverso de las topologías de los filtros adaptativos, lo que intenta realizar es mediante el filtro proveer el inverso de la función de transferencia del sistema, es decir $W(z)=1/H(z)$, con la combinación de la función de transferencia se tiene que $H(z)W(z)=1$. Esto se puede representar como un medio ideal de transmisión, esta técnica es utilizada por lo general para equalizar e igualar los canales de transmisión de datos, la topología de este tipo de filtro se lo observa en la figura 3.8.

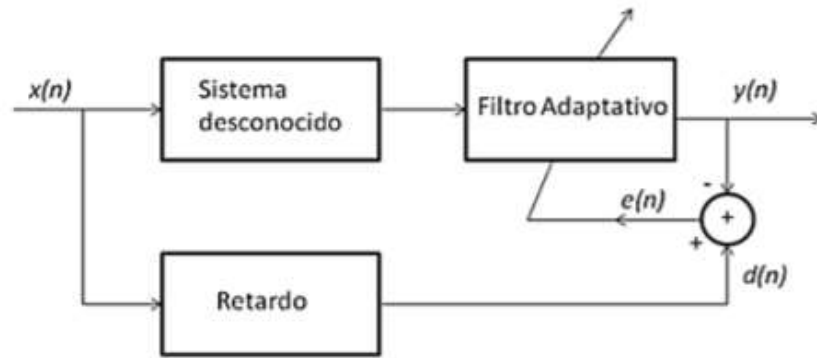


Figura 3.8 Filtro adaptativo configuración modelo inverso

Fuente: Diseño e implementación de un filtro adaptativo para la cancelación de ruido con redes neuronales utilizando DSP.

3.9.3 PREDICTOR LINEAL

“Esta estructura, la señal deseada $d(n)$ es la señal de entrada $x(n)$, el error es la diferencia entre la señal deseada y la salida del filtro adaptativo $y(n)$. La salida del filtro adaptativo es la predicción de la señal de entrada al mismo, esto con la finalidad de poder encontrar la representación paramétrica, por medio del error, de la señal aplicada al filtro” [19]. La topología del predictor lineal se la presenta en la figura 3.9.

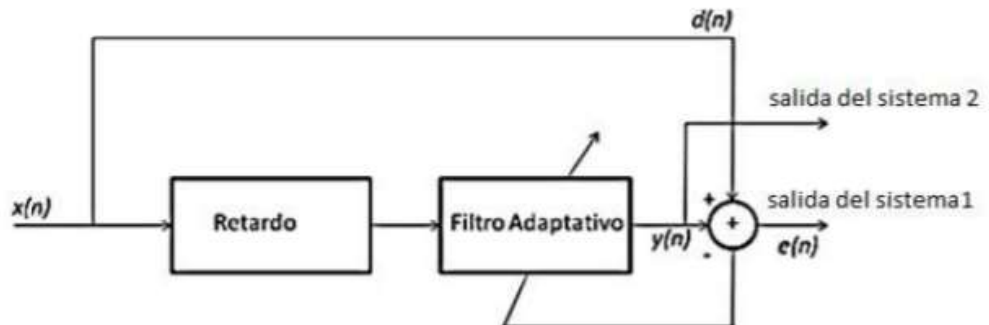


Figura 3.9 Filtro adaptativo configuración modelo inverso

Fuente: Diseño e implementación de un filtro adaptativo para la cancelación de ruido con redes neuronales utilizando DSP.

3.9.4 CANCELADOR DE RUIDO

La configuración de filtro adaptativo como cancelador de ruido realiza lo que su nombre lo indica, elimina una señal no deseada (ruido) de la señal de interés siendo una de las topologías más usadas y de mayor interés, debido a su rapidez en la respuesta, frente a filtros convencionales y su robustez [19], dicha topología se aprecia en la figura 3.10.

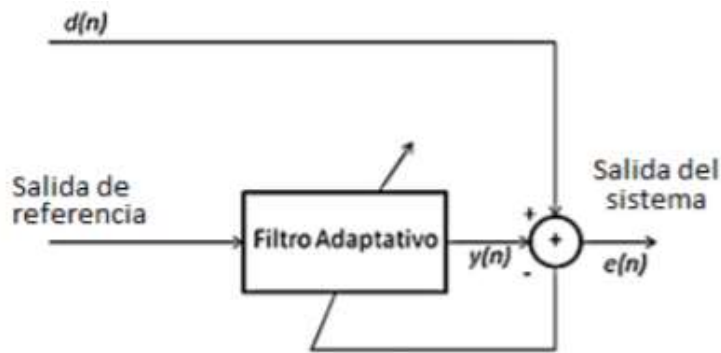


Figura 3.10 Filtro adaptativo configuración cancelador de ruido

Fuente: Diseño e implementación de un filtro adaptativo para la cancelación de ruido con redes neuronales utilizando DSP.

“En esta configuración la señal deseada $d(n)$ es la señal de interés viciada por un ruido o por una señal de interferencia. La salida del filtro $e(n)$ es la estimación del ruido, para lograr que de la diferencia entre $d(n)$ y $y(n)$ resulte en una señal libre de ruido o de interferencia” [19].

3.10 ALGORITMOS DE FILTRADO ADAPTATIVO

Existe diversos tipos de algoritmos para filtrado adaptativos, estos algoritmos tienen diversas variaciones y combinaciones para un mejor comportamiento frente a diversos problemas, el más ocupado de los algoritmos de adaptación, es conocido como LMS (mínimo cuadrático medio), que tiene baja complejidad computacional y es simple de utilizar [16].

Otros algoritmos de adaptación utilizados son los RLS (Mínimo Cuadrado Recursivo), FAP (Proyecciones Afines Rápidas), FEDS (Algoritmo con Dirección Euclidiana de Búsqueda Rápida) [20], así como, diversas variantes de algoritmos desarrollados principalmente para el aérea de telecomunicaciones tales como ACLMS (Aumentado Complejo Mínimo Medio Cuadrado) CDU-LMS (Clasificación Decimal Universal LMS) y sistemas híbridos entre filtros digitales de tipo FIR (respuesta finita al impulso) combinado con algoritmos LMS o ACLMS [21]. Estos métodos dan ventajas y desventajas sobre la velocidad de convergencia, así como su complejidad computacional y son ocupados de acuerdo a la aplicación en la que se utilice.

CAPÍTULO 4: DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN

4.1 METODOLOGIA

El sensor virtual de velocidad de un motor hidráulico del banco didáctico HRE HIDARULIC ubicado en el Laboratorio de Automatismos de la Universidad Politécnica Salesiana Sede Cuenca , se lo dividió en 3 etapas secuenciales, con el propósito de que los datos de entrenamiento de la red neuronal sean sencillos de obtener, fiables y manipulables, debido a que, los módulos de potencia que proporciona el fabricante no permite realizar una lectura y escritura de datos de ingreso cómoda, en el caso de retroalimentación el transductor proporciona datos ruidosos.

La primera etapa del diseño comprende la identificación del sistema de potencia que otorga el fabricante HRE HIDRAULIC, el cual permite el funcionamiento de la válvula proporcional. El propósito de replicar el sistema de potencia es poder obtener los datos de ingreso (corriente y voltaje) de forma eficaz sin la necesidad de invadir el sistema otorgado por el fabricante. Obtenido un sistema de potencia fiable, se procede a realizar la implementación de un filtrado adaptativo para la señal de retroalimentación del motor hidráulico (Velocidad) con el objetivo de obtener datos eficaces para el entrenamiento de la red neuronal, el procedimiento realizado en la etapa 1 del diseño se lo puede observar e la figura 4.1.

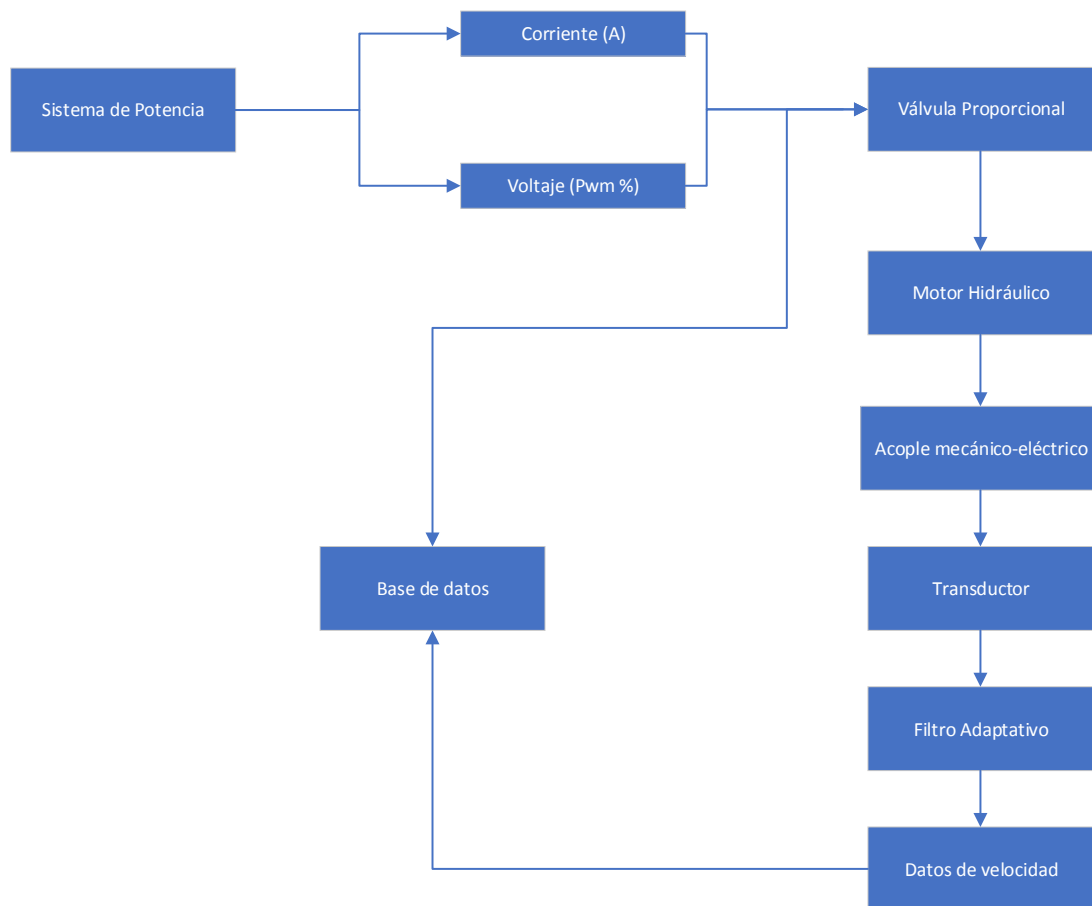


Figura 4.1 Primera Etapa del diseño del tema de tesis
Fuente: Elaboración propia.

Obtenida la base de datos del sistema en la primera etapa de diseño de se procederá a la segunda etapa de diseño; el cual consiste en la realización del algoritmo de entrenamiento de la red neuronal, la cual replicará el comportamiento de la planta hidráulica, esta etapa se llevará a cabo por medio de la plataforma Matlab (R) y su respectiva herramienta de entrenamiento para redes neuronales, la segunda etapa se puede observar en la figura 4.2.

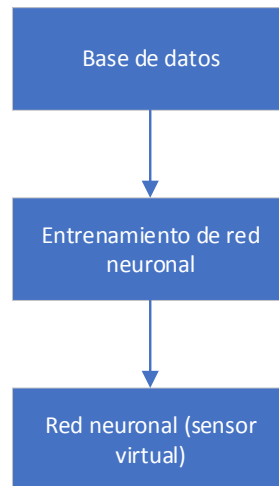


Figura 4.2 Segunda Etapa del diseño del tema de tesis
Fuente: Elaboración propia.

Finalmente, al obtener una red neuronal que satisfaga los requerimientos propuestos, ésta se encuentra sujeta a evaluación en conjunto con el transductor instalado en la planta, de tal manera, permite validar su funcionamiento y este procedimiento se considera la tercera etapa del diseño y se puede apreciar en la figura 4.3.

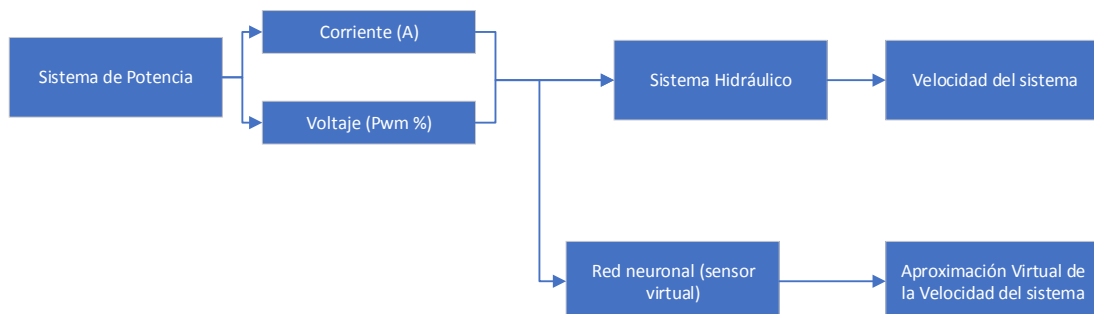


Figura 4.3 Tercera Etapa del diseño del tema de tesis
Fuente: Elaboración propia.

4.2 SISTEMA HIDRAULICO

El sistema hidráulico está conformado por diversos elementos, los cuales son esenciales para transmitir y direccionar la energía hidráulica hacia el elemento activo del sistema, estos elementos están configurados como se muestran en la figura 4.4, estos dispositivos son: bomba, mangueras, conectores, unidad de mantenimiento, válvula proporcional 4/3, depósito de aceite, motor hidráulico y manómetros.

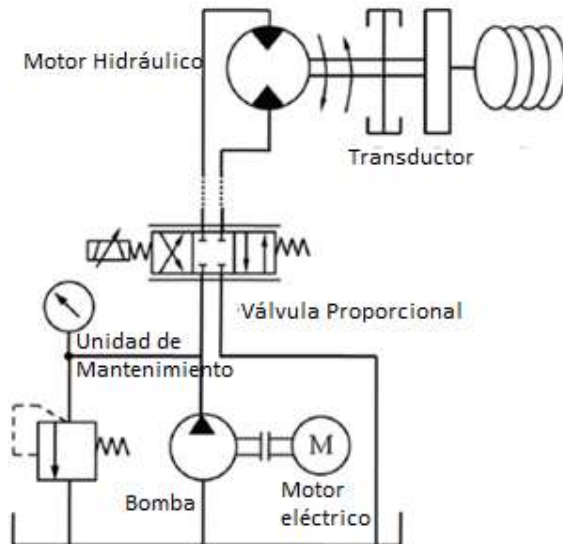


Figura 4.4 Sistema Hidráulico utilizado para el desarrollo del sensor virtual
Fuente: M. Qiankun, W. Xuyong, Y. Fan, T. Jianfeng, and L. Peng, “Electrohydraulic Servo System with Long Pipeline,” 2016.

4.3 DISEÑO DEL SISTEMA DE POTENCIA

El sistema eléctrico de potencia del sistema está considerado como un sistema de potencia baja, éste opera con voltaje nominal de 24VDC y un amperaje máximo 0.8 A. El control de la apertura del carrete de la válvula (para dar paso al aceite de la bomba al motor) se lo realiza por medio de modulación PWM, el cual está especificado por el fabricante.

Para este propósito se utilizó un Driver para motores DC con modulación PWM de grado industrial L298 XY-160D, debido al voltaje utilizado por la válvula proporcional. La modulación de ancho de pulso será entregada por un Arduino Mega, el cual proporciona una modulación PWM de 60Hz. (Apéndice C y D)

En la figura 4.5 se puede apreciar el diseño esquemático del sistema de potencia planteado para la apertura de la válvula proporcional.

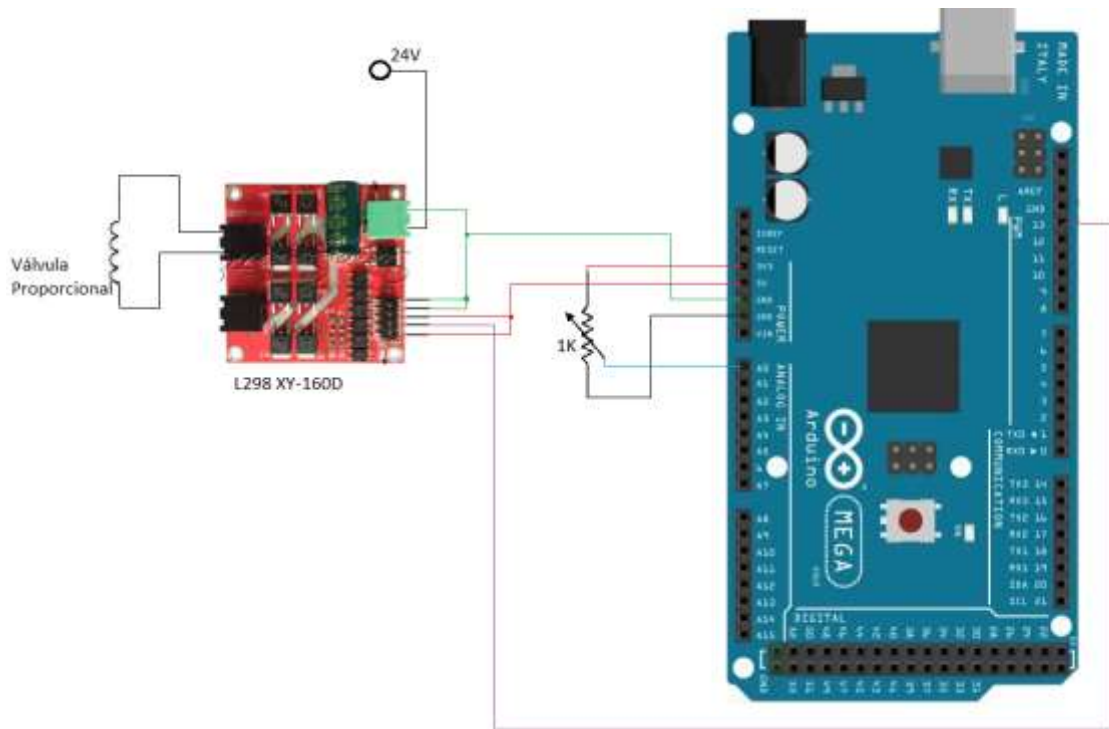


Figura 4.5 Diagrama de conexión del sistema de potencia
Fuente: Elaboración propia.

4.4 IDENTIFICACIÓN DEL RUIDO DEL SISTEMA

El ruido generado por el sistema hidráulico es variable con respecto a la velocidad producida por el motor hidráulico, por lo que se caracterizan 3 ruidos generados por el sistema. El primero se produce a una velocidad baja (entre 10 y 30 rpm), un segundo ruido se genera a una velocidad media (entre 30 y 50 rpm) y el último reporte se presenta a velocidades superiores a 50 rpm como presentan en las imágenes 4.6, 4.7 y 4.8.

Retroalimentación del motor hidráulico (Rpm representadas en voltaje)

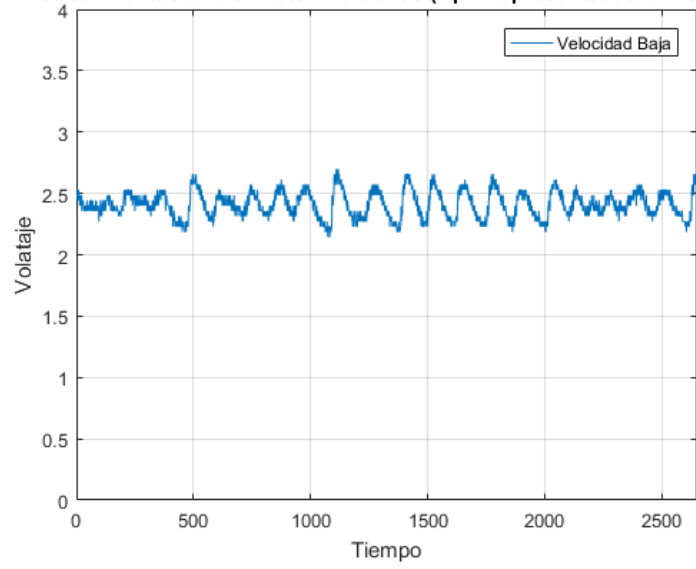


Figura 4.6 Ruido del sistema a velocidades bajas.

Fuente: Elaboración propia.

Retroalimentación del motor hidráulico (Rpm representadas en voltaje)

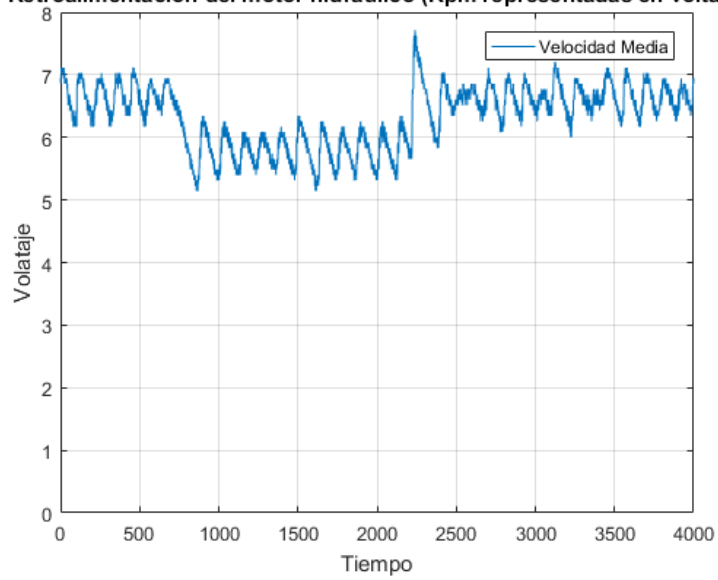


Figura 4.7 Ruido del sistema a velocidades medias

Fuente: Elaboración propia.

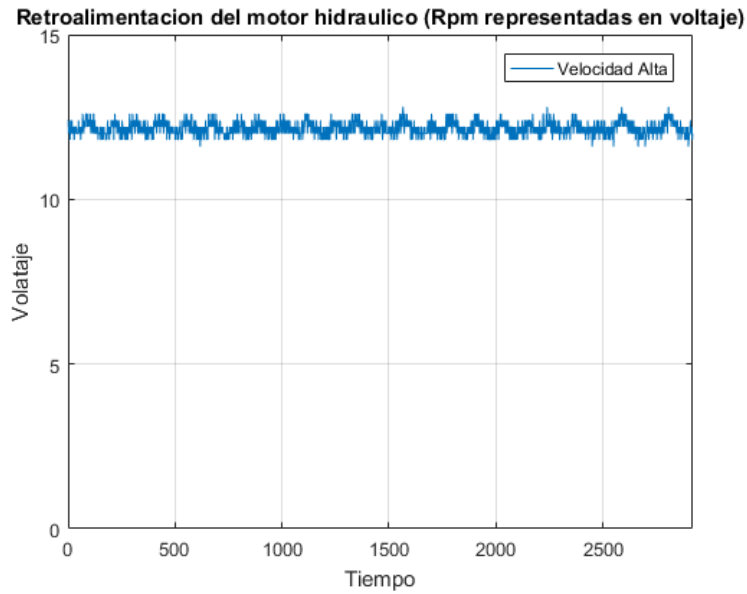


Figura 4.8 *Ruido del sistema a velocidades altas*
Fuente: Elaboración propia.

4.5 DISEÑO DEL SISTEMA DE FILTRADO ADAPTATIVO

El sistema de filtrado adaptativo del ruido generado por la planta hidráulica se basa en el modelo de cancelador de ruido presentado en la sección 3.9.4 e implementado por medio del algoritmo de convergencia LMS. Para la topología escogida de filtrado adaptativo es necesario una señal de referencia la cual será entregada por un filtro convencional de primer orden pasa bajo con una frecuencia de corte de 1Hz, se escogió este tipo de filtro convencional ya que su funcionamiento en estado estacionario cumple con el requerimiento de eliminar señales no deseadas de la componente continua de la retroalimentación del sistema hidráulico, lo cual es requerido por el modelo de filtrado adaptativo de cancelador de ruido. No se utilizó un filtro de mayor orden ya que presentaba una mayor demora de convergencia. La arquitectura del filtro adaptativo implementado se la presenta en la figura 4.9.

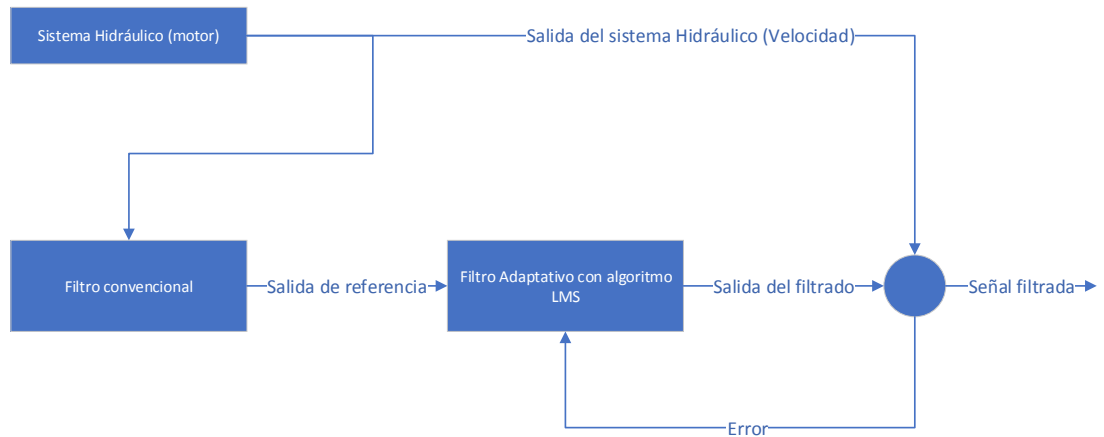


Figura 4.9 *Arquitectura del filtro adaptativo para el sistema*
Fuente: Elaboración propia.

La implementación del sistema de filtrado adaptativo esta realizada por medio del software LabView (R), el programa desarrollado se presenta en el Apéndice E.

4.6 PRUEBA DEL SISTEMA DE FILTRADO

La comprobación del filtrado adaptativo se lo realizó de forma visual, se pudo observar que el algoritmo de filtrado adaptativo convergía de manera más rápida que el filtro convencional y su funcionamiento en estado estacionario cumple con los requerimientos que se solicitan para la creación de la base de datos de la red neuronal. Su funcionamiento se lo puede observar en la figura 4.10 y los resultados serán discutidos en el capítulo 5.

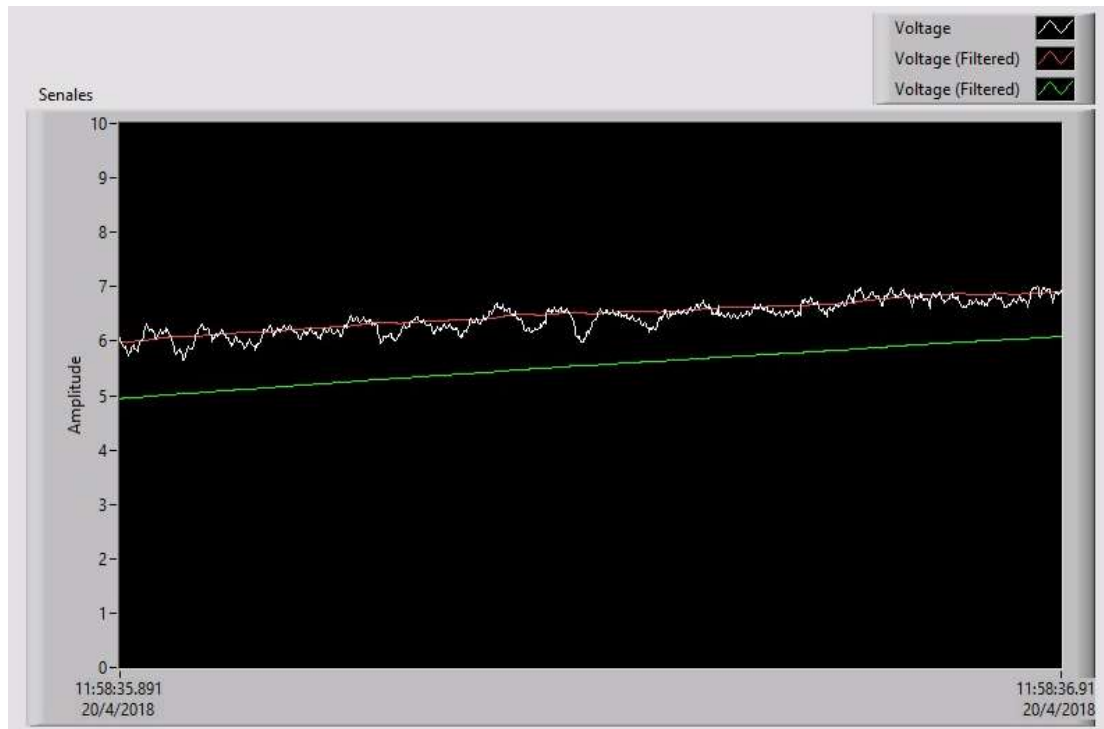


Figura 4.10 Pruebas del sistema de filtrado adaptativo (señal roja) vs filtrado convencional (señal verde) y retroalimentación del sistema (señal blanca)

Fuente: Elaboración propia.

4.7 TOMA DE DATOS DEL SISTEMA

En base al sistema de potencia implementado, observado en la Figura 4.4, se realizó las conexiones para la lectura y adquisición de datos de ingreso (corriente y voltaje) y salida del sistema (voltaje de retroalimentación-velocidad). Por lo cual se usó la tarjeta de adquisición DAQ NI-USB 6218. Los datos fueron adquiridos del sistema de potencia y el transductor acoplado al motor hidráulico. El esquema de conexión se lo presenta en la figura 4.11 y el programa de recolección de datos en el apéndice G.

Previamente se analizó, a qué tasa de muestreo se recolecta los datos, debido a que una tasa errónea lleva a datos corruptos. Con el uso de un osciloscopio se pudo observar que, la frecuencia máxima que puede tomar las señales de interés es de 60 Hz. Conociendo el teorema de muestreo de Nyquist, podemos establecer que a 120 Hz es una frecuencia de muestreo aceptable, por tanto, se establece la frecuencia de muestreo a 500 Hz.

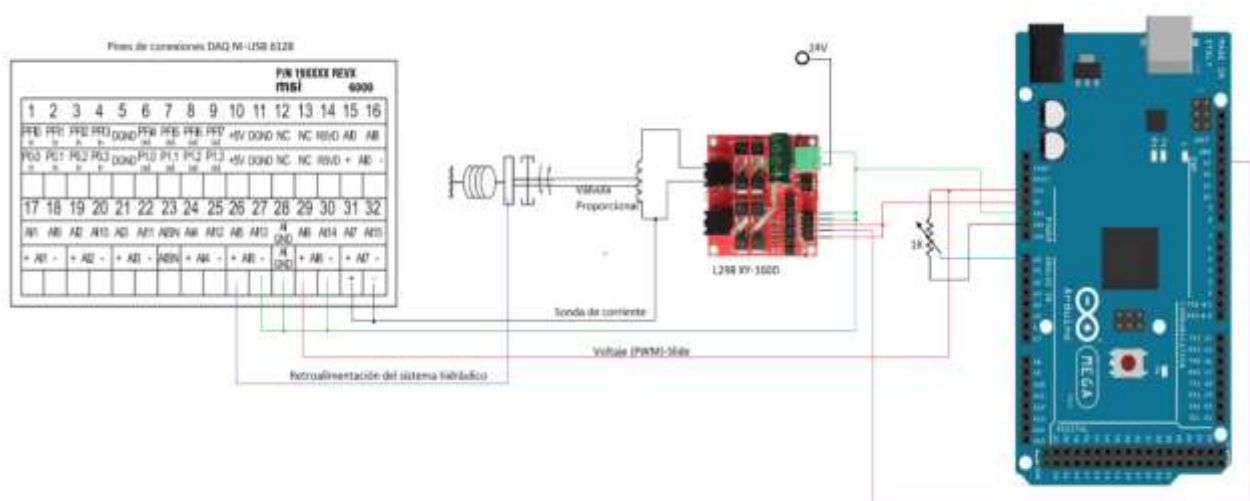


Figura 4.11 Diagrama de conexión para la adquisición de datos
Fuente: Elaborado por los autores

La retroalimentación del sistema es adquirida y guardada después de ser filtrada para obtener datos precisos sin perturbaciones externas, el voltaje PWM (controlado por un Slide, resistencia variable, como se puede observar en la figura 4.11) se obtiene sin ningún tipo de tratamiento. Las fluctuaciones generadas por la corriente debido a la inductancia presente en la válvula proporcional son filtradas por medio de un filtro pasa bajo con una frecuencia de corte de 1Hz para su adquisición eliminando de esta forma fluctuaciones generadas por la componente inductiva de la válvula proporcional.

4.8 DISEÑO DE LA RED NEURONAL

Para la creación de la NN se usó el Toolbox que proporciona el software Matlab (R) “Feedforwardnet” el ambiente de trabajo de esta herramienta se lo puede observar en la figura 4.12.

El tratamiento de la base de datos, así como el entrenamiento de la red se lo puede observar en el apéndice H, la estructura utilizada para la validación y entrenamiento se lo puede observar en la figura 4.13.

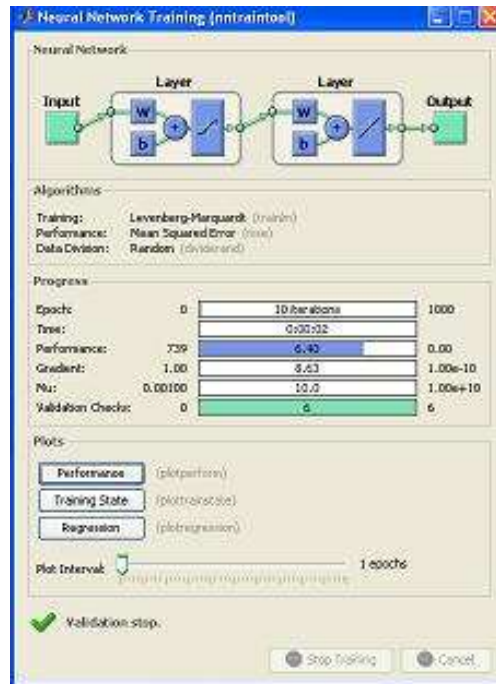


Figura 4.12 Herramienta de entrenamiento de redes neuronales (Feed Forward Neural Network Matlab (R))
Fuente: MathWorks (R)

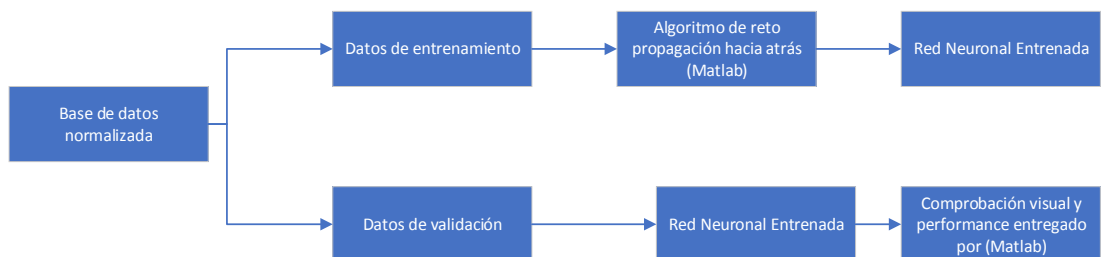


Figura 4.13 Arquitectura del entrenamiento y comprobación de la red neuronal
Fuente: Elaboración propia.

Los datos de entrenamiento y validación fueron divididos de la base de datos general en un porcentaje 80%-20%, los cuales son los valores comúnmente utilizados, la comprobación se la realiza observando cómo se comporta la red neuronal frente al sistema hidráulico, además del performance el cual representa el error cuadrático medio.

4.9 PRUEBA DE LA RED NEURONAL

La comprobación de la red neuronal como sensor virtual se lo realizó de forma visual, se pudo observar que la señal que se obtiene de la red neuronal tiene un comportamiento similar a la ofrecida a la retroalimentación del sistema hidráulico.

Su funcionamiento se lo puede observar en la figura 4.14 y los resultados serán discutidos en el capítulo 5, el programa realizado para la implementación del sensor virtual en el software LabView (R) se lo presenta en el apéndice I.

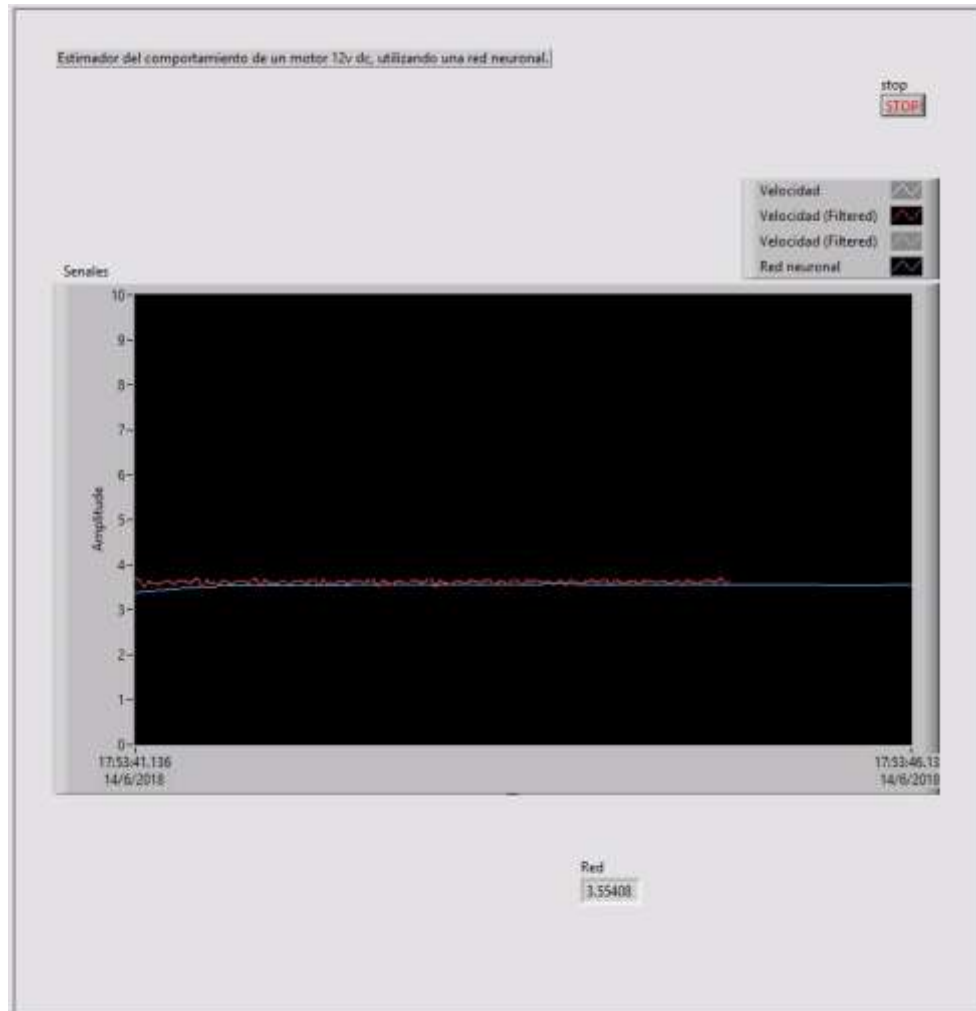


Figura 4.14 Pruebas de funcionamiento de la red neuronal (señal roja retroalimentación del sistema, señal azul obtenida del sensor virtual implementado en LabView (R))

Fuente: MathWorks

Capítulo 5: Resultados y discusión

5.1 Resultados y discusión

El sistema de filtrado adaptativo presenta una respuesta más rápida comparado con un sistema tradicional de filtrado de señales como se puede observar en la figura 5.1.

Para el sistema de filtrado tradicional se optó por el uso de un filtro Butterworth de primer orden, el criterio para optar por este tipo de filtro se detalla a continuación:

El uso de un filtro Butterworth, frente a los diferentes tipos de filtros que se pueden optar, presenta una respuesta a la frecuencia sin ondulación en la banda de paso y de corte. Además a diferencia de un filtro tipo Besel que también presenta esta particularidad, el filtro Butterworth tiene una pendiente más pronunciada en la transición entre la banda de paso y corte. Por consecuencia una respuesta más rápida del filtro.

El número de orden utilizado es de primer orden, ya que este presenta una respuesta eficaz comparada a otras de diferente orden. Se llegó a este resultado por medio de la evaluación de los siguientes parámetros: Velocidad de respuesta frente a cambios de la señal a analizar, calidad de depurado de la señal a analizar. Estas pruebas se pueden apreciar en el apéndice *J*.

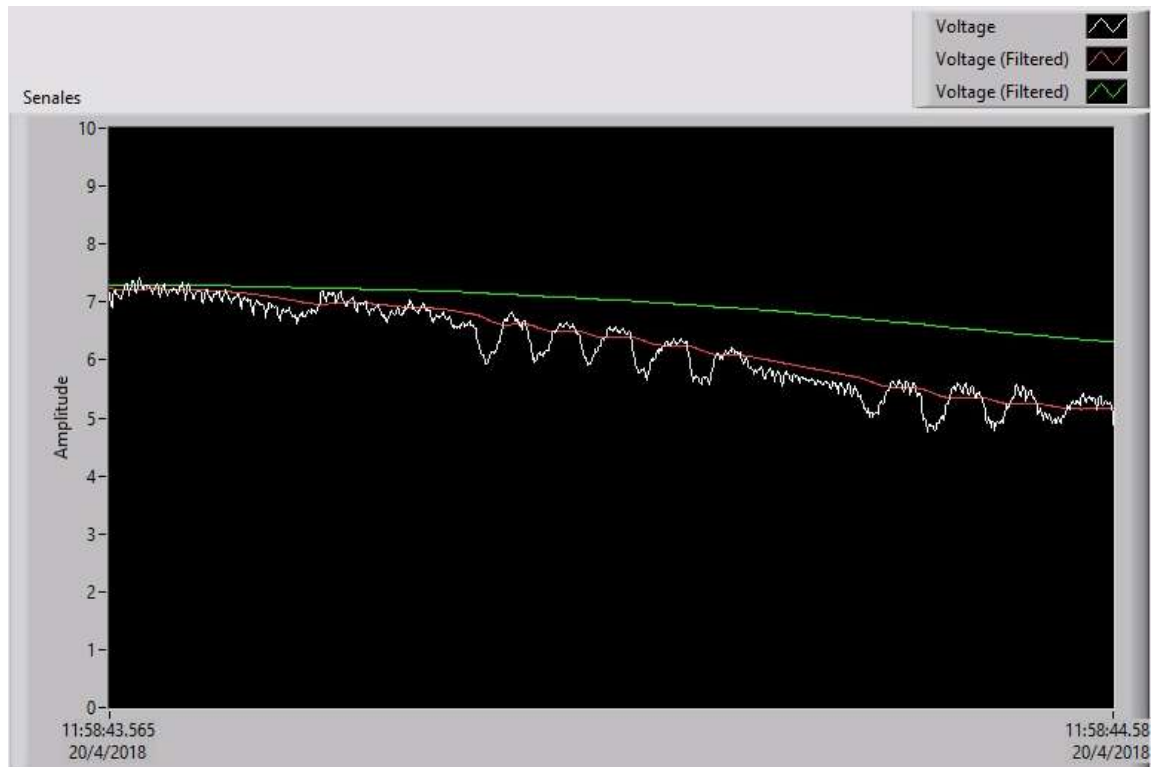


Figura 5.1 Comparación del sistema de filtrado convencional vs sistema de filtrado adaptativo
Fuente: Elaboración Propia

En la figura 5.1 se puede apreciar tres tipos de señales, los mismos que se explican a continuación: “Voltage” (color blanco) es la señal que se encuentra contaminada de ruido exterior y “Voltage (Filtered)” (color rojo y color verde) son las señales del filtro adaptativo y filtro Butterworth de primer orden respectivamente.

Se puede apreciar como en la figura 5.1, la señal de color verde responde lento con respecto a cambios de la señal de color blanca contaminada con ruido. Por otro lado, la señal roja responde de manera eficaz y rápida.

Como se puede observar el sistema de filtrado adaptativo se comporta de la misma manera que un filtro convencional en estado permanente, obteniendo un resultado favorable para la toma de datos que son utilizados para el entrenamiento de la red neuronal, la cual es utilizada como un sensor virtual del sistema hidráulico, lo cual garantiza que el sensor virtual se comporta de manera óptima comparado con el transductor que nos entrega en fabricante.

El sistema de toma de datos en conjunto con el sistema de potencia, permitió una manipulación y toma de datos menos complicada, se implementó un sistema de filtrado convencional en la toma de datos de la corriente garantizando que los datos obtenidos sean fiables y confiables para el funcionamiento de la red neuronal. Estos se pueden apreciar en la figura 5.2.

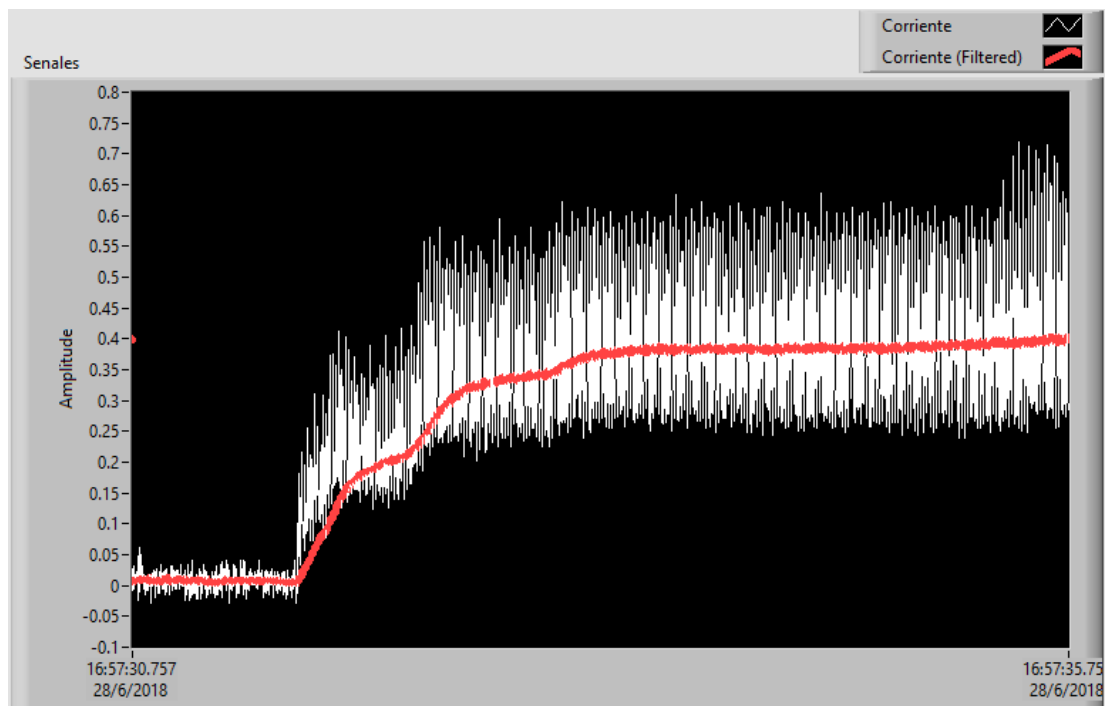


Figura 5.2 Corriente de entrada filtrada vs corriente sin filtrar
Fuente: Elaboración Propia

El entrenamiento de la red neuronal presenta un error bajo con una configuración de una capa oculta con funciones de activación tipo *tansig*, con 65 neuronas compuestas en esta capa oculta, la topología de la red neuronal ocupada se puede observar en la figura 5.3, el performance (error cuadrático medio promedio obtenido) de la red neuronal después del entrenamiento se puede observar en la figura 5.4 y el resultado de la validación de la red neuronal en la figura 5.5 (donde representa la comparación de como responde la red neuronal y el motor hidráulico frente a los mismos patrones de corriente y tensión que ingresan al sistema). La base de datos más confiable obtenida se presenta con datos de aumento de velocidad, debido a que, al realizar toma de datos de aumento y disminución de velocidad, provoca errores en el entrenamiento de la red neuronal debido al retorno del carrete de la válvula

proporcional. Este problema se lo conoce como histéresis de desplazamiento de carrete, debido a varios factores entre estos, fricción y fuerza de retorno de muelle de la válvula, esto genera datos erróneos o corruptos que afectan directamente en el entrenamiento de la red neuronal.

La solución propuesta es un reinicio rápido del sistema de potencia o a su vez la implementación de un sensor de caudal análogo o digital, se implementó la primera solución debido a costos y disponibilidad en el mercado de este tipo de sensor.

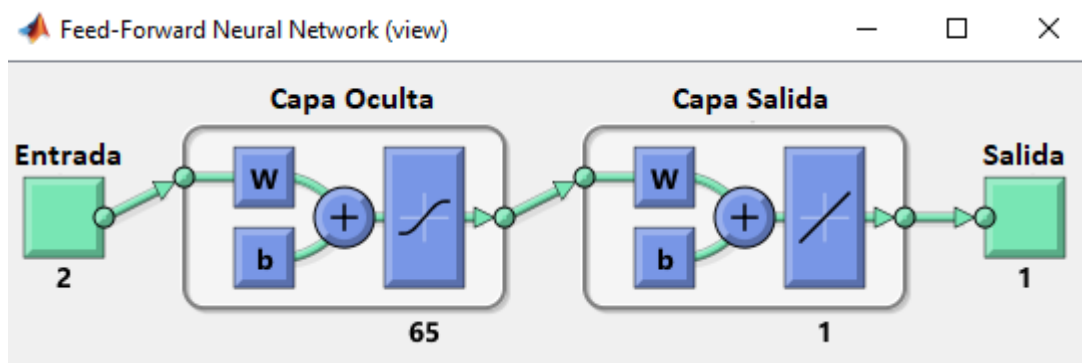


Figura 5.3 Topología de la red neuronal utilizada para el entrenamiento
Fuente: Elaboración Propia

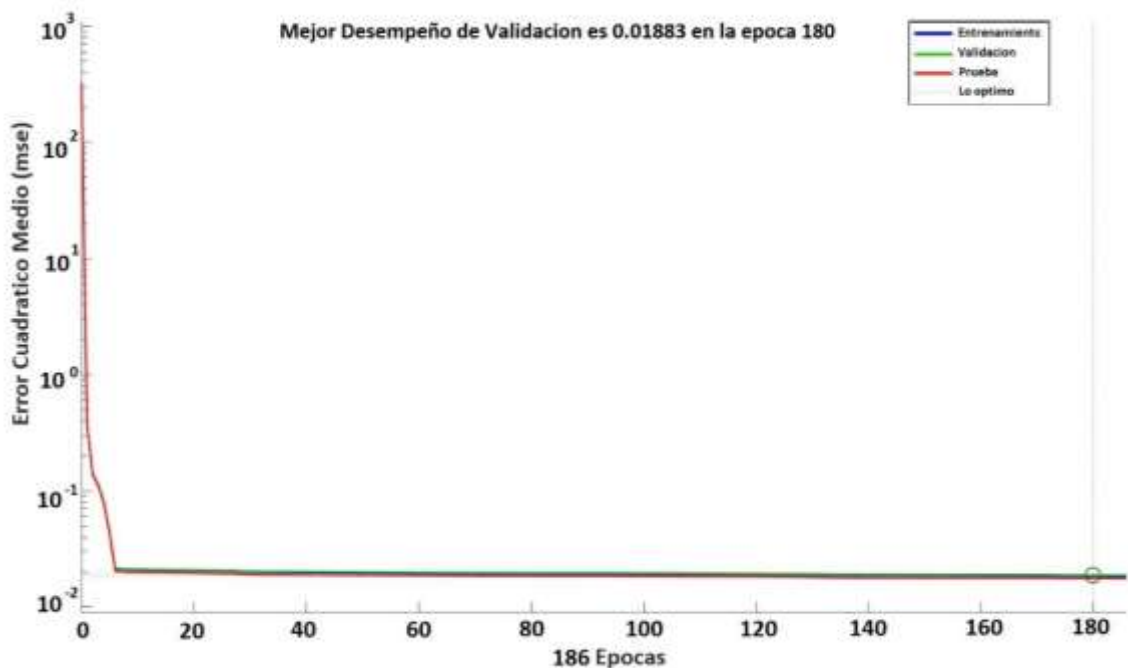


Figura 5.4 Performance obtenido de la red neuronal
Fuente: Elaboración Propia

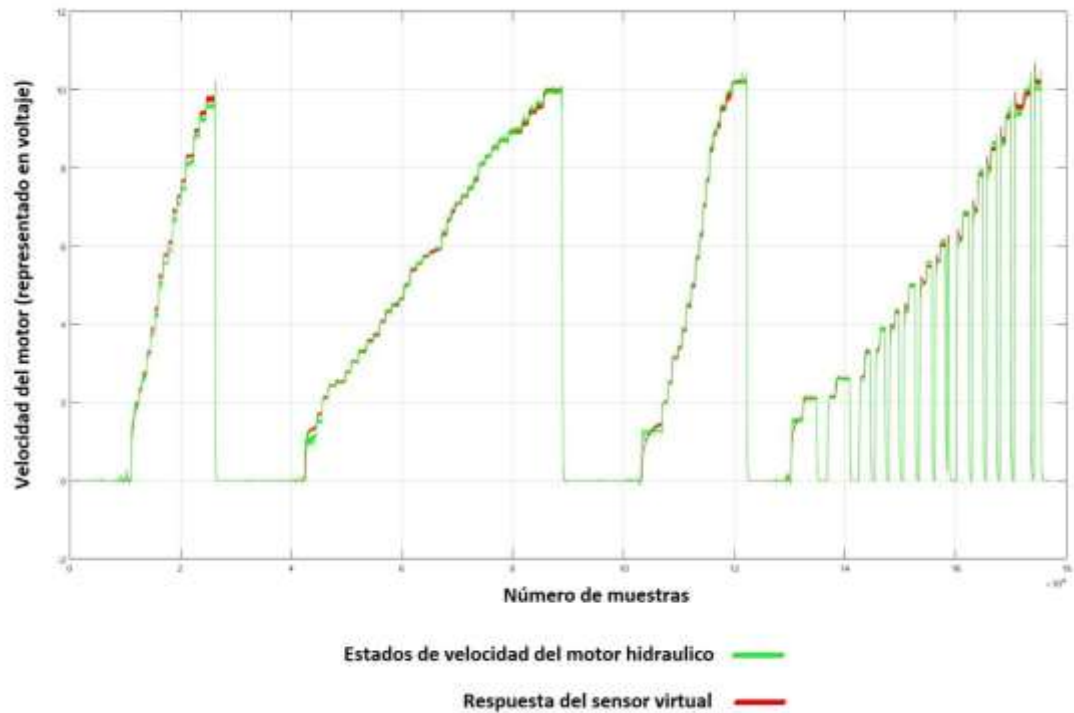


Figura 5.5 Resultado gráfico de la red neuronal, comportamiento de la planta vs la red neuronal entrenada

Fuente: Elaboración Propia

Los diversos entrenamientos con diversas topologías de redes neuronales y bases de datos se los puede observar en el apéndice *K*.

Para validar la fidelidad con la que el sensor virtual trabaja, se realizan varias pruebas de funcionamiento, se toma en cuenta los mismos patrones de voltaje y corriente que ingresan al sistema hidráulico, como también al sensor virtual.

Utilizando la herramienta de Matlab (R) “perf”, se obtiene el error cuadrático medio final, el cual es un parámetro aceptado en la medición de la fidelidad de un sistema, el mismo nos dará un margen para poder evaluar el desempeño que presenta el sensor virtual frente al sistema hidráulico.

Los datos evaluados fueron obtenidos de 11 bases de datos tomadas de forma aleatoria en diversos escenarios de funcionamiento del sistema hidráulico con un total de 30 mil muestras para cada una de las pruebas aproximadamente. En la figura 5.6 se presenta los resultados obtenidos al someter los datos frente al sistema de censado virtual propuesto.

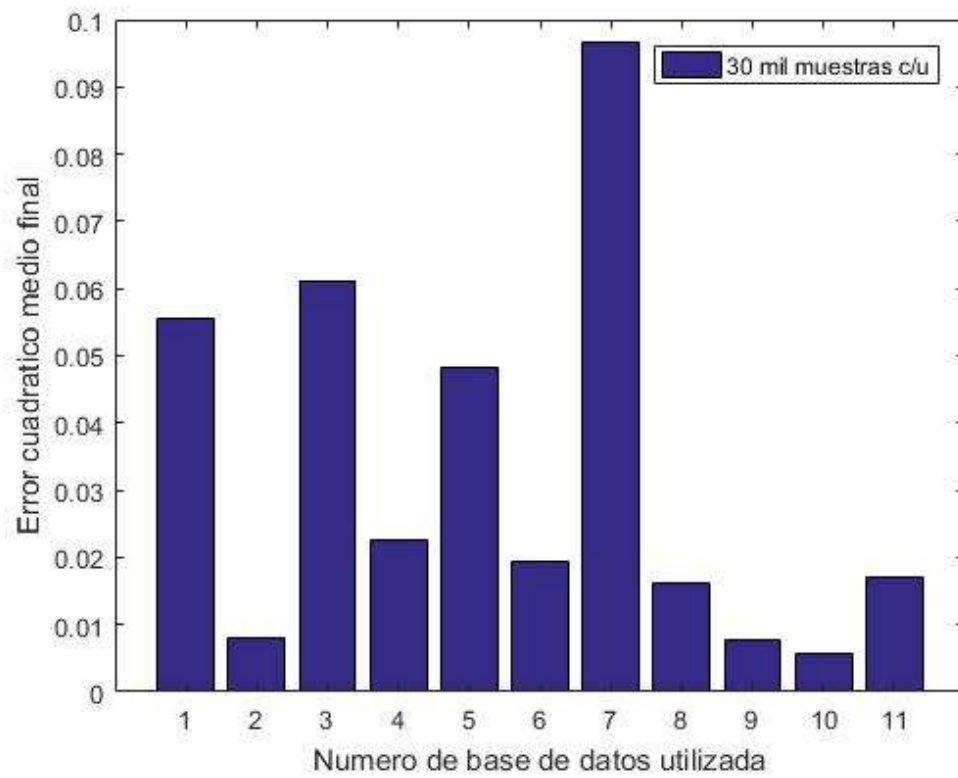


Figura 5.6 Evaluación del desempeño de la NN.
Fuente: Elaboración Propia

5.2 CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

La respuesta de la implementación de un filtrado adaptativo en topología de cancelador de ruido con un algoritmo de convergencia LMS, presenta una respuesta satisfactoria frente a un sistema de filtrado convencional, lo cual significa una carga computacional baja y una convergencia mucho más rápida. Este sistema no requiere una calibración dependiendo del ruido generado por la planta hidráulica a diversas velocidades. La implementación de un filtro adaptativo proporciona a la red neuronal datos de mejor confiabilidad en su proceso de entrenamiento e implementación.

El sistema de potencia en conjunto con los dispositivos y software utilizados para la obtención de datos (sensores de corriente, DAQ (R), LabView (R)), nos brindan datos efectivos, generando mayor confiabilidad en el entrenamiento de la red neuronal y por ende, mejor implementación de ésta.

La red neuronal como sensor virtual, se lo realiza por medio del software Matlab(R), para su entrenamiento y LabView (R) para su implantación, además, se observa ventajas claras frente a un transductor clásico de medición de velocidad.

La red neuronal presenta limitaciones, debido al comportamiento mecánico de la válvula proporcional, estos son problemas de fricción y retorno del carrete interno del dispositivo.

La red neuronal presenta limitaciones debido al comportamiento mecánico de la válvula proporcional, como son problemas de fricción y retorno del carrete interno del dispositivo. Los datos erróneos observados son: obtener valores distintos de corriente y voltaje de ingreso para una misma salida de velocidad. Esto desemboca en datos erróneos los cuales causan problemas en el entrenamiento e implementación de la red neuronal.

Se recomienda la utilización de un filtro pasa bajo con frecuencia de corte baja para la medición de la corriente de la válvula, ya que oscilaciones en este parámetro puede generar una base de datos errónea para el entrenamiento e implementación de la red neuronal.

Para futuros trabajos acerca del tema, se recomienda la utilización de un tercer sensor que permita la medición de caudal (aceite), este debe ser implementado como un tercer patrón de entrada para el entrenamiento de la red (del motor hidráulico), para la solución de la limitación del sensor virtual presentado.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

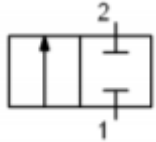
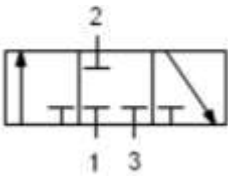
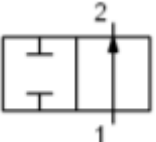
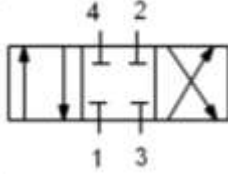
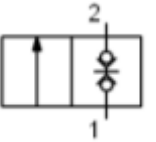
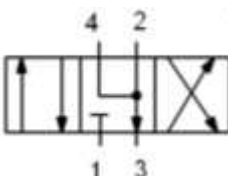
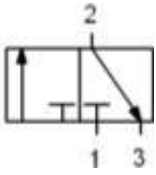
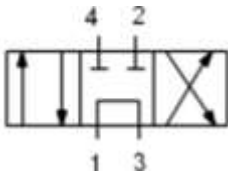
- [1] Erick Narváez, Pablo Sáenz, Daniel Calle, Marco Carpio, Determinación experimental del modelo matemático de un motor hidráulico e implementación del control de velocidad, Universidad Politécnica Salesiana Sede Cuenca. (Trabajo no publicado).
- [2] Creus Solé, A. (2011). Neumática e hidráulica. Barcelona: Marcombo, pag. 11-14
- [3] Daniel Czekaj, Aplicaciones de la Ingeniería, Maquinaria Hidráulica en Embarcaciones Pesqueras Pequeñas.
- [4] Nicolás Morales Juan Enrique, Análisis y modelado del control de una válvula Direccional Hidráulica, Instituto Politécnico Nacional de México 2011
- [5] Sánchez José Acedo, Control Avanzado de Proceso, s.I Ediciones días de santos, 2003.
- [6] Claudio Javier Tablada, German Ariel Torres, Redes neuronales Artificiales. Universidad Nacional de Córdoba, Facultad de Matemática, Astronomía y Física.
- [7] Andrés Nacelle ,Redes Neuronales artificiales, Universidad de la republica Uruguay, 2009
- [8] González, J. R. H., & Hernando, V. J. M. (1995). Redes neuronales artificiales: fundamentos, modelos y aplicaciones. Rama.
- [9] David Ortiz Puerta, Olga L. Quintero Montoya, Una aproximación al filtrado adaptativo para la cancelación de ruidos en señales de voz monofónicas. Departamento de ciencias Básicas, Universidad EAFIT, Medellín, Antioquia. Disponible online en: <https://repository.eafit.edu.co/bitstream/handle/10784/4611/28%20UnaAproximacionFiltradoAdaptativoCancelacionRuidos.pdf?sequence=1>
- [10] Luis Carlos Torres Soler, El perceptrón, Universidad Nacional de Colombia, Departamento de Ingeniería de Sistemas e Industrial, 2011.

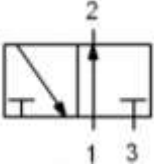
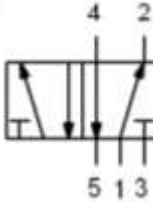
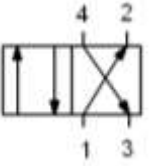
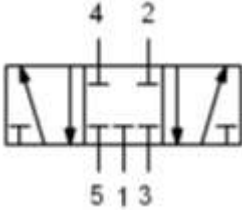
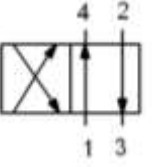
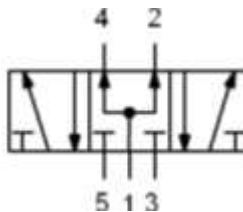
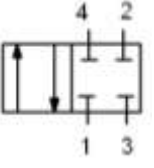
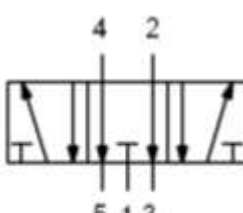
- [11] Víctor Tomas T. Mariano, Perceptrón Parte 1, Universidad Autónoma del Estado de Hidalgo [online] Available at: [https://www.uaeh.edu.mx/docencia/P Presentaciones/huejutla/sistemas/redes_neuronales/perceptron.pdf](https://www.uaeh.edu.mx/docencia/Presentaciones/huejutla/sistemas/redes_neuronales/perceptron.pdf)
- [12] Santiago de la Fuente Fernández, Estimadores, Universidad Autónoma de Madrid, Departamento de Ciencias Económicas y Empresariales.
- [13] Luis Federico Bertna, Entrenamiento de Redes Neuronales Basado en Algoritmos Evolutivos, Facultad de Ingeniería, Universidad de Buenos Aires 2005
- [14] Soraya Karina Cisneros Leonardo Patricio Medina, Reconocimiento Automático de Cartas de baraja Ubicados Sobre una Mesa, Universidad Politécnica Salesiana Sede Quito, 2017.
- [15] Dr. José Muñoz Pérez, Redes Neuronales Multicapa, Universidad de Málaga España [Online]. Available: http://www.lcc.uma.es/~munozp/documentos/modelos_computacionales/temas/Tema5MC-05.pdf. [Accessed: 28- Jun- 2017].
- [16] David Ortiz Puerta, Olga L. Quintero Montoya, Una aproximación al Filtrado Adaptativo para la Cancelación de Ruidos en Señales de Voz Monofónicas. Departamento de ciencias Básicas, Universidad EAFIT, Medellín, Antioquia. Disponible online en: [https://repository.eafit.edu.co/bitstream/handle/10784/4611/28%20UnaAproximacionFiltradoAdaptivoCancelacionRuidos.pdf?sequence=1](https://repository.eafit.edu.co/bitstream/handle/10784/4611/28%20UnaAproximacionFiltradoAdaptativoCancelacionRuidos.pdf?sequence=1)
- [17] Orozco-Tupacyupanqui, W., Nakano-Miyatake, M., & Pérez-Meana, H. (2016) New Step-Size Searching Algorithm based on Fuzzy Logic and Neural Networks for LMS Adaptive Beamforming Systems. The Turkish Journal of Electrical & Computer Engineering.
- [18] Miguel Ferrer Contreras, Filtrado adaptativo multicanal para control local de campo sonoro basado en algoritmos de proyección afín, Universidad Politécnica de Valencia-Departamento de Comunicaciones, (2008).
- [19] Guo Fang Xu, T. Bose and J. Schroeder, "The Euclidean direction search algorithm for adaptive filtering", ISCAS'99. Proceedings of the 1999 IEEE International Symposium on Circuits and Systems VLSI (Cat. No.99CH36349).
- [20] Orozco-Tupacyupanqui, W., Pérez-Meana, H., & Nakano-Miyatake, M. (2014). En F. Bouche (Presidente). A new Method for Searching the Optimal Step Size of NLMS Algorithm in Intelligent Antennas Arrays Based on Fuzzy Logic and Artificial Neural Networks.

APÉNDICES

APÉNDICE A: SIMBOLOGÍA DE LAS VÁLVULAS DIRECCIONALES

Tabla A.1 Válvulas direccionales.

Símbolo	Descripción	Símbolo	Descripción
	Válvula 2/2 en posición normalmente cerrada.		Válvula 3/3 en posición neutra normalmente cerrada.
	Válvula 2/2 en posición normalmente abierta.		Válvula 4/3 en posición neutra normalmente cerrada.
	Válvula 2/2 de asiento en posición normalmente cerrada.		Válvula 4/3 en posición neutra escape.
	Válvula 3/2 en posición normalmente cerrada.		Válvula 4/3 en posición central con circulación.

	<p>Válvula 3/2 en posición normalmente abierta.</p>		<p>Válvula 5/2.</p>
	<p>Válvula 4/2.</p>		<p>Válvula 5/3 en posición normalmente cerrada.</p>
	<p>Válvula 4/2.</p>		<p>Válvula 5/3 en posición normalmente abierta.</p>
	<p>Válvula 4/2 en posición normalmente cerrada.</p>		<p>Válvula 4/3 en posición de escape.</p>

APÉNDICE B: FUNCIONES DE ACTIVACIÓN DE LA REDES NEURONALES ARTIFICIALES.

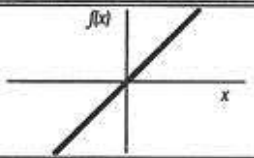
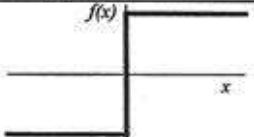
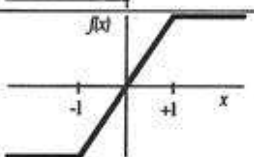
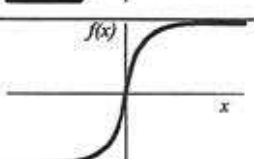
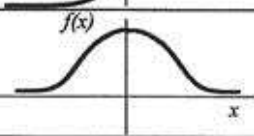
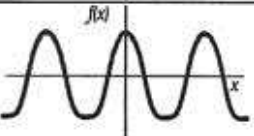
	Función	Rango	Gráfica
Identidad	$y = x$	$[-\infty, +\infty]$	
Escalón	$y = \text{sign}(x)$ $y = H(x)$	$\{-1, +1\}$ $\{0, +1\}$	
Lineal a tramos	$y = \begin{cases} -1, & \text{si } x < -l \\ x, & \text{si } -l \leq x \leq +l \\ +1, & \text{si } x > +l \end{cases}$	$[-1, +1]$	
Sigmoidea	$y = \frac{1}{1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

Figura B.1 Funciones de activación de redes neuronales artificiales

Fuente: Redes neuronales artificiales. Universidad de la república Uruguay, Andrés Nacelle Pag 4

APÉNDICE C: CARACTERÍSTICAS DE LOS MÓDULOS DEL SISTEMA DE POTENCIA.

Tabla C.1 Características Arduino Mega.

Microcontrolador:	ATmega2560
Voltaje Operativo:	5V
Voltaje de Entrada:	7-12V
Voltaje de Entrada(límites):	6-20V
Pines digitales de Entrada/Salida	54 (de los cuales 15 proveen salida PWM)
Pines análogos de entrada:	16
Corriente DC por cada Pin Entrada/Salida:	40 mA
Corriente DC entregada en el Pin 3.3V:	50 mA
Memoria Flash	256 KB (8KB usados por el bootloader)
SRAM:	8KB
EEPROM	4KB
Clock Speed:	16 MHz

Tabla C.2 Características modulo L298 XY-160D,

Voltaje de Entrada:	6.5V-27V
Corriente de salida	Máxima de 7A
Rango de frecuencia de trabajo	0-10KHz
Voltaje de Pines de control	3-6.5 V
Rango de temperatura	-25°C - 80°C
Tamaño	55*55*16mm

APÉNDICE D: PROGRAMACIÓN DEL MÓDULO ARDUINO.

```
int Sensor = A0; // Lectura del potenciómetro
int pwm = 13; // Pin de salida PWM
int dato = 0;

void setup() {

TCCR0B = (TCCR0B & 0xF8) | 0x01; // configuración del timer para 60Hz
pinMode(pwm, OUTPUT);
}

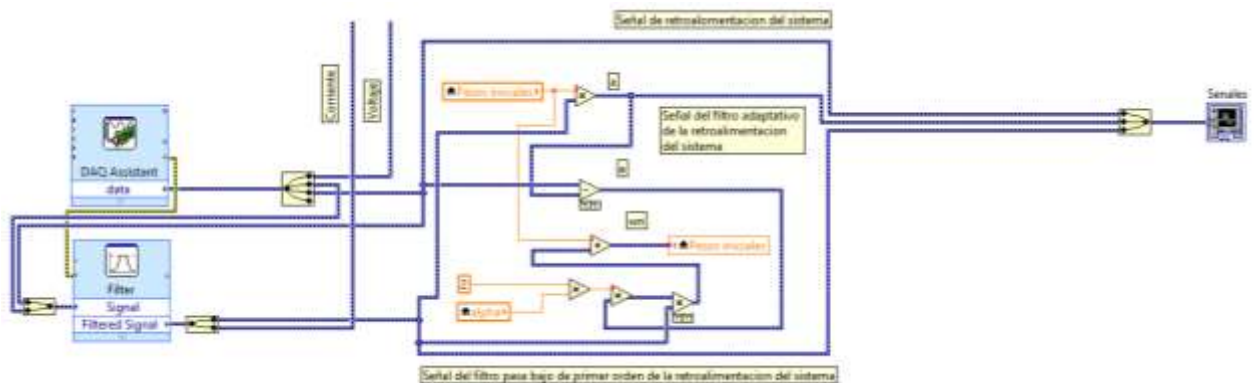
void loop() {

dato = analogRead(Sensor); //Leemos el dato del sensor

analogWrite(pwm, dato / 4); //Valor analogico para la salida

delay(25); //Detenemos el programa 25 milisegundos

}
```



APÉNDICE E: PROGRAMA DE FILTRADO ADAPTATIVO EN LABVIEW (R).

Figura E.1 Programa de implementación del filtrado adaptativo en LabView (R).
Fuente: Elaboración propia

APÉNDICE F: CARACTERÍSTICAS DE LA TARJETA DE ADQUISICIÓN DAQ NI-USB 6218 (R).

Tabla F.1 Características de tarjeta de adquisición NI USB-6218 (R)

Descripción	Detalles
Canales analógicos de ingreso	32
Resolución ADC	16 bits
Canales analógicos de salida	2
Resolución DAC	16 bits
Voltaje de entrada y salida	±10 V
Canales de entrada y salida digital	8
Generador de frecuencia	10Mhz-100Khz

APÉNDICE G: PROGRAMA DE ADQUISICIÓN DE DATOS DEL SISTEMA.

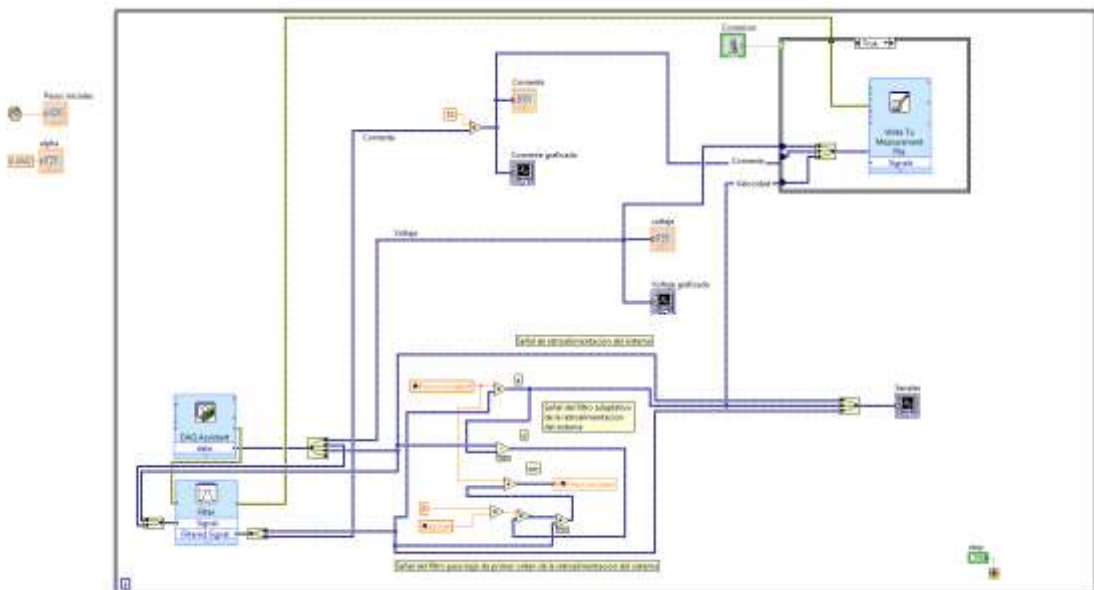


Figura G.1 Programa de toma de datos del sistema en LabView (R).
Fuente: Elaboración propia

APÉNDICE H: PROGRAMA DE ENTRENAMIENTO DE LA RED NEURONAL.

```
%Entrenamiento SensorVirtual
clear all
close all

%%
format long
%Extraer los "P" y "t" de la base de datos
x=xlsread('D:\Universidad-Documentos\Tesis\4-SensorVirtual-
BD\ProgramaMatlab\BD\TTBD.xlsx');
z=xlsread('D:\Universidad-Documentos\Tesis\4-SensorVirtual-
BD\ProgramaMatlab\BD\TTBD.xlsx');

P=x(:,1:2);
P=P';
t=x(:,3);
t=t';

B=z(:,1:2);
B=B';
w=z(:,3);
w=w';
%%
%Crear y entrenar la red neuronal

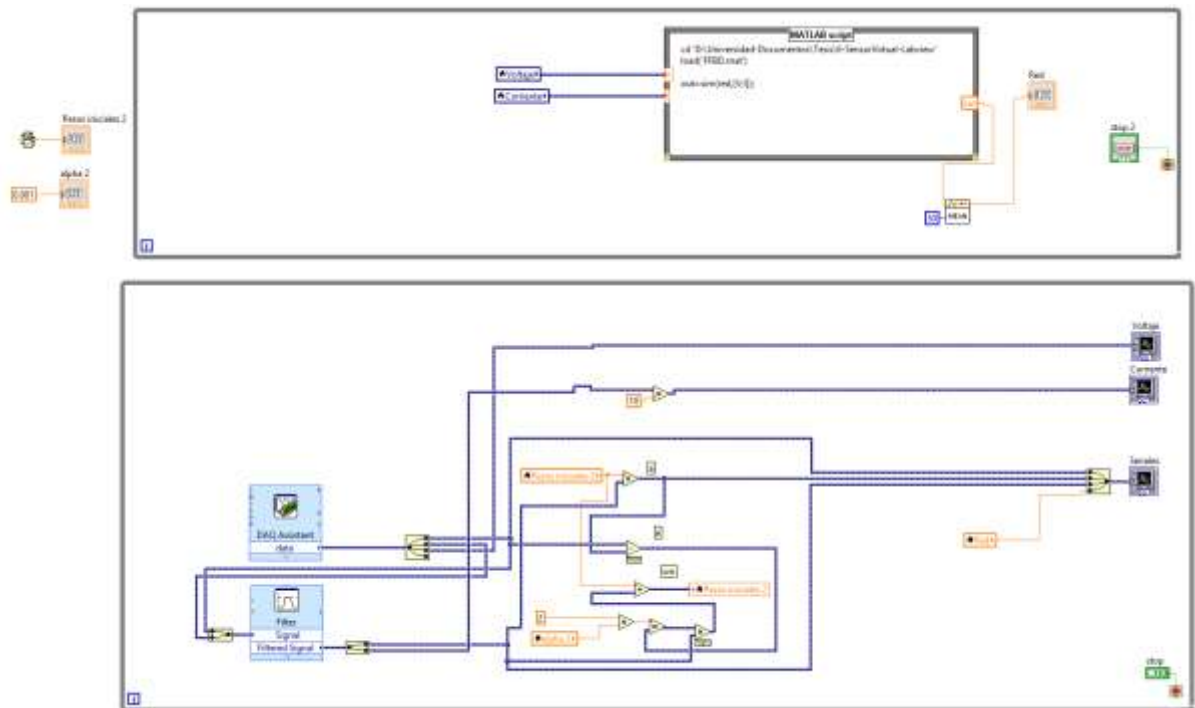
red=feedforwardnet(65,'trainlm');
red.trainParam.epochs=400;
%red.trainParam.goal=1e-3;

red=train(red,P,t);
view(red)

y=red(P);
perf=perform(red,y,t)

test=sim(red,B);
plot(w,'r');
grid on; hold on;
plot(test,'g')
```

APÉNDICE I: PROGRAMA DE IMPLEMENTACIÓN DE LA



RED NEURONAL

Figura I.1 Programa de implementación de red neuronal en LabView (R).

Fuente: Elaboración propia

**APÉNDICE J: PRUEBA DE FUNCIONAMIENTO ÓPTIMO,
PARA EL FILTRADO DE UNA SEÑAL CONTAMINADA
MEDIANTE UN FILTRO BUTTERWORTH BAJO
COMPARACIÓN ENTRE PRIMER ORDEN Y TERCER ORDEN.**

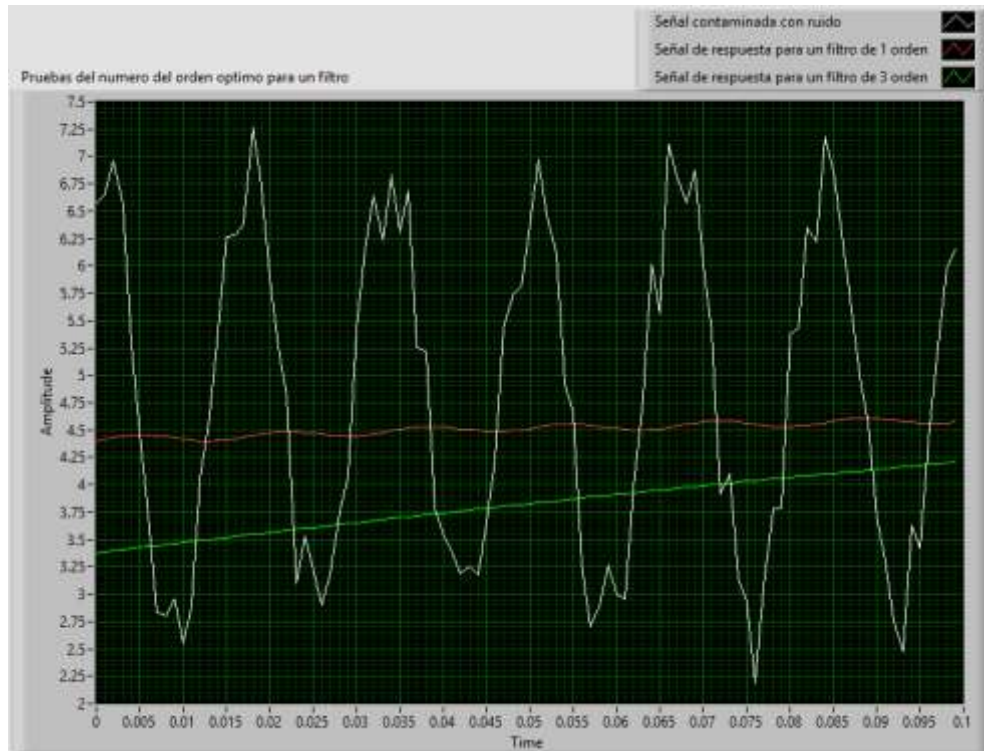


Figura J.1 Pruebas de funcionamiento 1.
Fuente: Elaboración propia

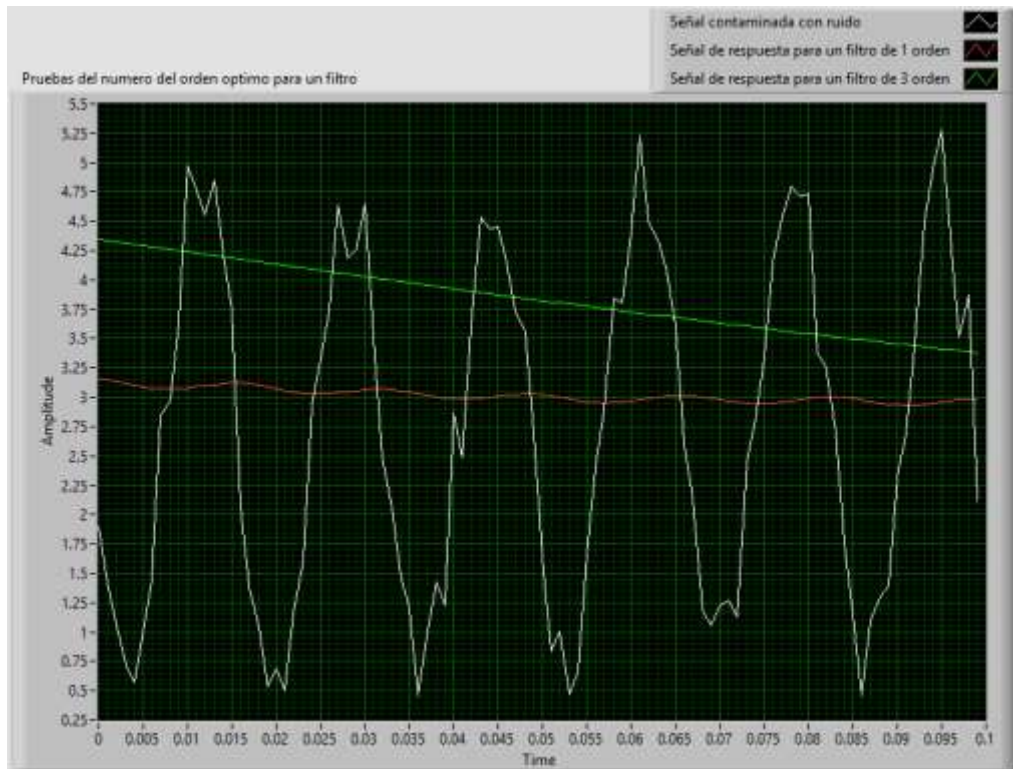


Figura J.2 Pruebas de funcionamiento 2.
 Fuente: Elaboración propia

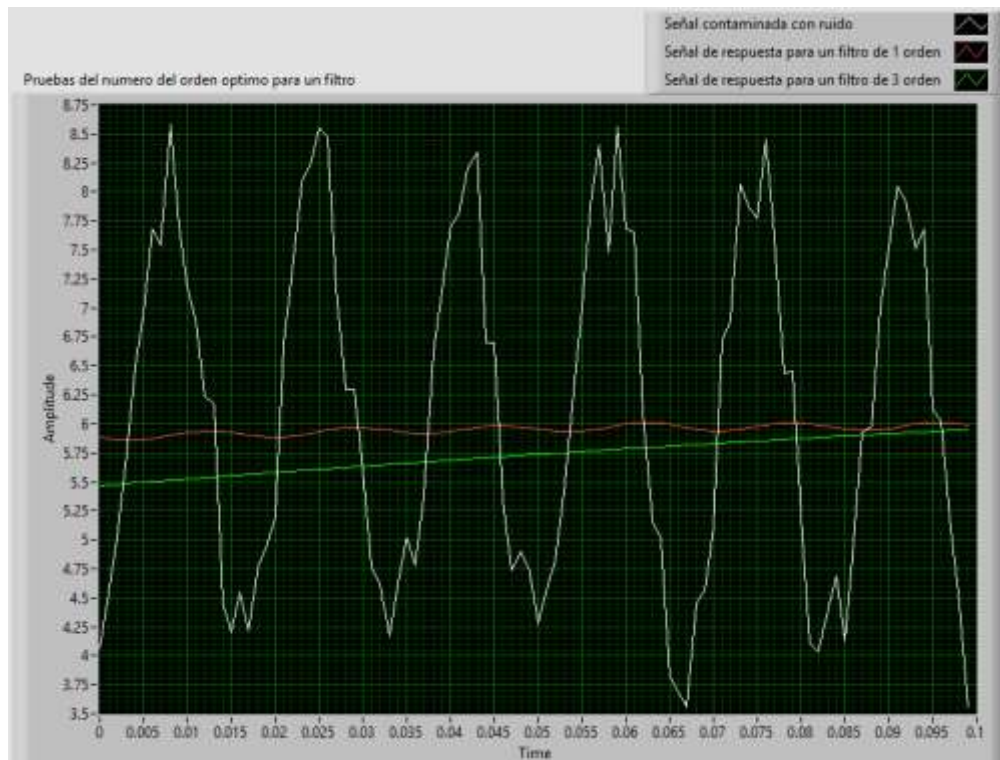


Figura J.3 Pruebas de funcionamiento 3.
 Fuente: Elaboración propia

APÉNDICE K: PRUEBA DE DIVERSAS REDES NEURONALES CON BASES DE DATOS DIVERSAS

En la figura K.1 se utiliza una arquitectura una capa oculta, la primera capa oculta tiene diez neuronas con una función de activación tansig, se obtuvo un performance equivalente al error cuadrático medio de 0.0234.

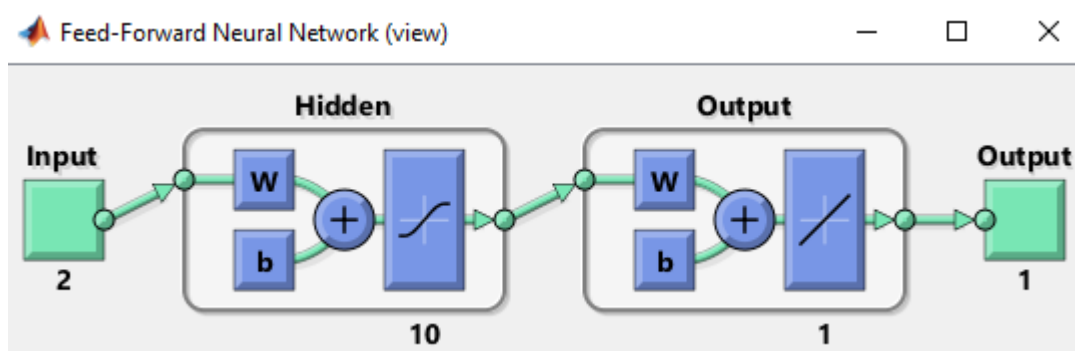


Figura K.1 *Arquitectura de red neuronal 1*
Fuente: Elaboración propia

En la figura K.2 se utiliza una arquitectura dos capas ocultas, la primera capa oculta tiene cinco neuronas y la segunda capa cinco neuronas correspondientemente, las dos capas ocultas tienen una función de activación tansig, se obtuvo un performance de 0.0199.

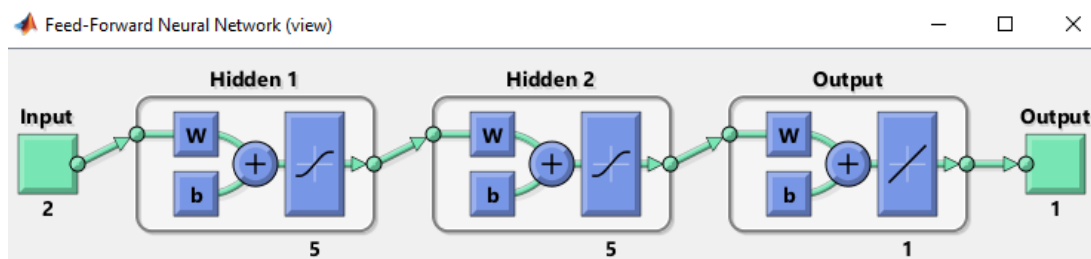


Figura K.2 *Arquitectura de red neuronal 2*
Fuente: Elaboración propia

En este último caso en la figura K3 con una capa oculta de 100 neuronas provoca la oculta dificultad del aprendizaje, lo que conlleva la demora del entrenamiento de la

red neuronal. El entrenamiento de la red neuronal excedió el número de épocas establecidas, el performance obtenido para la topología es de 0.0310.

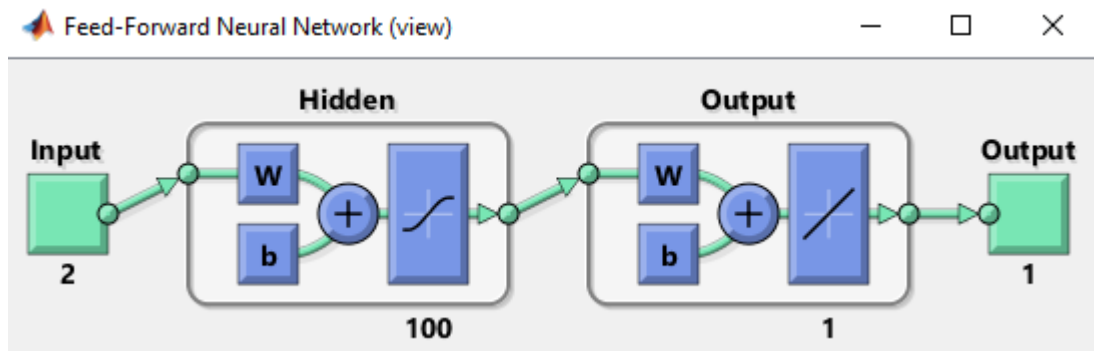


Figura K.3 *Arquitectura de red neuronal 3*
Fuente: Elaboración propia

Se realizaron pruebas con diversas topologías, pero se consideró que los resultados más relevantes se encuentran en las 3 configuraciones mostradas en este apéndice.