

**ESTUDIO DEL COMPORTAMIENTO DINÁMICO DEL
SISTEMA CALDERA-INTERCAMBIADOR DE CALOR
DEL LABORATORIO PLANTA PILOTO MEDIANTE
MODELAMIENTO MATEMÁTICO**

DANIEL ANDRÉS FIGUEROA PERÉZ

**UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE BUCARAMANGA
FACULTAD DE INGENIERÍA
PROGRAMA DE INGENIERÍA EN ENERGÍA
BUCARAMANGA
2020**

**ESTUDIO DEL COMPORTAMIENTO DINÁMICO DEL
SISTEMA CALDERA-INTERCAMBIADOR DE CALOR
DEL LABORATORIO PLANTA PILOTO MEDIANTE
MODELAMIENTO MATEMÁTICO**

DANIEL ANDRÉS FIGUEROA PERÉZ

**TRABAJO DE GRADO PRESENTADO COMO REQUISITO
PARA OPTAR POR EL TÍTULO DE:
INGENIERO EN ENERGÍA**

DIRECTOR:

M.Sc CARLOS ALIRIO DÍAZ GONZÁLEZ

ASESOR:

M.Sc HERNANDO GONZÁLEZ ACEVEDO

**UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE BUCARAMANGA
FACULTAD DE INGENIERÍA
PROGRAMA DE INGENIERÍA EN ENERGÍA
BUCARAMANGA**

2020

Nota de aceptación:

Firma del director

Firma calificadores

Bucaramanga, Agosto de 2020.

CONTENIDO

INTRODUCCIÓN	3
1. MARCO TEÓRICO	6
1.1. ANALIZADOR DE GASES	6
1.2. DESVIACIÓN ABSOLUTA DE LA MEDIANA	7
1.3. INTERPOLACIÓN POR EL MÉTODO AKIMA	8
1.4. INTERCAMBIADOR DE CASCO Y TUBOS	10
1.5. CALDERA PIROTUBULAR	11
1.6. MODELO CAJA BLANCA, NEGRA Y GRIS	12
1.7. ESPACIO DE ESTADOS	13
1.8. REDES NEURONALES	13
2. ALMACENAMIENTO DE DATOS	15
2.1. TOMA DE DATOS	15
2.2. BASE DE DATOS	17
3. PROCESAMIENTO DE DATOS	23
3.1. VALORES ATÍPICOS	23
3.2. FILTRADO DE DATOS	26
3.2.1. Diseño Filtro FIR	30
4. MODELO MATEMÁTICO	39
4.1. MODELO CAJA NEGRA LINEAL	39
4.2. MODELO DE REDES NEURONALES	45
4.3. CARACTERÍSTICAS RED NEURONAL	52
4.4. MODELO INTERCAMBIADOR	53
5. RESULTADOS	60
5.1. SIMULACIÓN DEL MODELO	60
5.2. VALIDACIÓN	68
CONCLUSIONES	72
RECOMENDACIONES	73
BIBLIOGRAFÍA	74

LISTA DE TABLAS

2.1. Parámetros de operación	16
2.2. Datos sistema caja gris intercambiador	21
2.3. Datos sistema caja gris caldera-distribuidor-válvula	22
4.1. Coeficientes de Pearson y P-valor	40
4.2. Comparativa tipos de entrenamiento para el tercer experimento	51
4.3. Comparativa tipos de entrenamiento para el cuarto experimento	52

LISTA DE FIGURAS

1.1. Analizador de gases de planta piloto	7
1.2. Intercambiador de calor de tipo casco y tubos planta piloto	11
1.3. Caldera planta piloto	12
1.4. Red neuronal multicapa	14
2.1. Ajuste segundo punto de operación	15
2.2. Variación en la apertura de la válvula de vapor	17
2.3. Apertura de la válvula de vapor y presión en la caldera experimentos	18
2.4. Comparativa experimentos	19
2.5. Modelo caja gris	20
3.1. Flujo de vapor tercer experimento	23
3.2. Distribución de datos para el arranque	24
3.3. Distribución de datos para condiciones nominales	25
3.4. Resultados eliminación de valores atípicos	26
3.5. Espectro de frecuencia del flujo de vapor en el tercer experimento	28
3.6. Filtro ideal pasa baja	29
3.7. Filtro ideal pasa baja en el dominio del tiempo	29
3.8. Filtro ideal pasa baja seleccionado	31
3.9. Ventana tipo Kaiser	33
3.10. Espectro amplitud y fase del filtro por enventanado Kaiser	34
3.11. Función de magnitud del filtro por enventanado Kaiser	35
3.12. Comparativa flujo de vapor original con flujo de vapor filtrado	36
3.13. Resultados del filtro para el sistema caldera-distribuidor-válvula del tercer experimento	37
3.14. Resultados del filtro para el sistema caldera-distribuidor-válvula del cuarto experimento	37
3.15. Resultados del filtro para el sistema intercambiador del tercer experimento	38
3.16. Resultados del filtro para el sistema intercambiador del cuarto experimento	38
4.1. Sistema total dividido en subsistemas	39
4.2. Gráfico de correlaciones del primer subsistema	40
4.3. Temperatura del agua a la salida del intercambiador experimental vs calculada para el tercer experimento del primer subsistema	42
4.4. Sistema total para el modelo lineal	42
4.5. Respuesta total del sistema para el modelo lineal del tercer experimento	43
4.6. Salida calculada para el primer subsistema	44
4.7. Temperatura del agua a la salida del intercambiador experimental vs calculada para el cuarto experimento del primer subsistema	44
4.8. Respuesta total del sistema para el modelo lineal del cuarto experimento	45

4.9. Red neuronal dos capas	46
4.10. Resultados red neuronal de dos capas para el tercer experimento	46
4.11. Resultados red neuronal de dos capas para el tercer experimento	47
4.12. Resultados red neuronal de dos capas para el tercer experimento entrenada con el tercer y cuarto experimento	48
4.13. Resultados red neuronal de dos capas para el cuarto experimento entrenada con el tercer y cuarto experimento	48
4.14. Modelo caldera-distribuidor-válvula	49
4.15. Resultados red neuronal final para el tercer experimento	50
4.16. Resultados red neuronal final para el cuarto experimento	50
4.17. Calor para el agua y el vapor	55
4.18. Perdidas de calor en el sistema	56
4.19. Temperatura media logarítmica LMTD	57
4.20. Proceso cambio de fase vapor	58
4.21. Temperatura de salida del agua calculada por el modelo del intercambiador para el tercer experimento	59
4.22. Temperatura de salida del agua calculada por el modelo del intercambiador para el cuarto experimento	59
5.1. Modelo implementado en Simulink®	60
5.2. Interior modelo redes neuronales	61
5.3. Modelo Intercambiador de calor de casco y tubos implementado en Simulink®	62
5.4. Propiedades físicas modelo intercambiador de calor	63
5.5. Estado del vapor durante el proceso	64
5.6. Resultados modelo matemático para el tercer experimento	65
5.7. Resultados modelo matemático para el cuarto experimento	65
5.8. Error relativo a la variable experimental	66
5.9. Entradas y salidas del sistema caldera-distribuidor-válvula para la validación .	68
5.10. Entradas y salidas del sistema intercambiador para la validación	69
5.11. Modelo para la validación en Simulink®	69
5.12. Resultados para el flujo de agua de 20 <i>gpm</i>	70
5.13. Resultados para el flujo de agua de 17 <i>gpm</i>	71

RESUMEN

En los procesos industriales, es muy común la búsqueda de modelos o estructuras matemáticas implementadas para la simulación y diseño de equipos industriales, con estos modelos el objetivo es controlar, crear, mejorar y entender de forma precisa procesos complejos, por lo tanto, el objetivo principal es hallar un modelo matemático que describa el comportamiento del sistema caldera-intercambiador de calor de casco y tubos, por medio de una recopilación de datos experimentales, tratamiento de datos para la debida implementación del modelo, el cual es un paso fundamental para evitar crear modelos complejos que no sea viables de implementar, búsqueda de modelos pertinentes al comportamiento del sistema caldera-intercambiador de casco y tubos, los cuales definen en su estructura el comportamiento matemático y físico del proceso; y la debida simulación y validación del modelo matemático que mejor se ajuste al sistema seleccionado de planta piloto.

Palabras clave: Modelos matemáticos, procesamiento de datos, simulación, procesos industriales.

ABSTRACT

In industrial processes, it is very common to search for models or mathematical structures implemented for the simulation and design of industrial equipment, with these models the objective is to control, create, improve and understand precisely complex processes, therefore, the main objective is to find a mathematical model that describes the behavior of the boiler-shell and tube heat exchanger system, through a collection of experimental data, data processing for the proper implementation of the model, which is a fundamental step to avoid creating complex models that are not feasible to implement, search for models relevant to the behavior of the boiler-shell and tube heat exchanger system, which define in its structure the mathematical and physical behavior of the process; and the proper simulation and validation of the mathematical model that best fits the selected pilot plant system.

Keywords: Mathematical models, data processing, simulation, industrial processes.

INTRODUCCIÓN

El desarrollo de modelos matemáticos para procesos industriales es uno de los problemas más investigados actualmente [1], ya que esto da la posibilidad de caracterizar ya sea de forma precisa o aproximada un proceso real en la industria, lo que permite entender y mejorar diferentes procesos y equipos en la industria como las calderas de vapor e intercambiadores de calor, los cuales juegan un papel fundamental en la generación de energía. Los modelos matemáticos además de ofrecer una descripción del problema en general, permiten determinar que variables del proceso tienen un efecto significativo y ayudan a reducir costos de operación, que a su vez trae seguridad a quién opere dicho proceso industrial para el cual está diseñado el modelo [2].

Diferentes modelos matemáticos se han desarrollado para procesos industriales como: el modelado y simulación de una caldera de vapor por medio de las ecuaciones de conservación de Euler para predecir la dinámica del sistema, las cuales traen ventajas en su solución numérica implementada en Matlab®, dicho modelo permite predecir perfiles de temperatura y flujos de vapor [3].

El modelo matemático de una caldera desarrollado para encontrar la eficiencia del sistema, el cual se considera como un sistema termodinámico abierto en el que se intercambia masa y energía con el medio, para esto se realizan balances de energía y pruebas experimentales para validar dicho modelo, donde las pruebas experimentales tomaron un tiempo aproximado de 18 meses en realizarse [4].

El desarrollo de un modelo matemático para una caldera, idealmente diseñado para altas temperaturas y presiones en un rango supercrítico. El tipo de caldera para el cual se desarrolló el modelo es estructuralmente simple ya que no se necesita tambor de caldera; se emplean ecuaciones que modelan cada tubo de paso de gases de la caldera y se identifica la transferencia de energía en cada tubo [5].

El modelo dinámico para un intercambiador de calor de casco y tubos, el cual permite la condensación, es desarrollado a través de simulación y datos experimentales comparando la temperatura del fluido de enfriamiento, el cual es el agua, a la salida del intercambiador, usando el algoritmo GWO para optimizar parámetros [6].

Los modelos matemáticos pueden ser obtenidos por medio de leyes físicas o a través de la identificación de sistemas, los cuales pueden ser lineales o no lineales. El uso de la identificación de sistemas para modelos no lineales suele ser una tarea difícil ya que esto comprende dos etapas: selección de una estructura del modelo que se acople al proceso y un algoritmo que estime los parámetros que definen dicha estructura, además, se hace necesario realizar un procesamiento de los datos cuando se tienen procesos altamente caóticos. El sistema caldera-intercambiador de casco y tubos, se caracteriza por ser un proceso altamente no lineal, para el

cual se hace necesario obtener el modelo por medio de ambos tipos de técnicas, identificación de sistemas y por medio de leyes físicas, ya que en este proceso surgen fenómenos particulares del sistema caldera-intercambiador de calor, para los cuales se deben realizar ajustes a parámetros que definen el proceso de acuerdo a los datos experimentales y a la caracterización física del sistema [7].

El presente proyecto plantea analizar y caracterizar por medio de un modelo matemático el comportamiento del sistema caldera-intercambiador de calor, ante la necesidad de reducir pérdidas en procesos similares, es decir, se propone analizar dicho sistema por medio de una estructura matemática para identificar variables con comportamiento significativo que puedan afectar el desempeño del sistema; todo esto debido a que no se tiene ningún modelo matemático en el laboratorio de planta piloto que describa dicho sistema, esto es, si se quiere conocer un valor determinado de temperatura a partir de entradas particulares, tales como flujo de vapor, flujo de gas, presiones y temperaturas de entrada, entre otras variables pertinentes al proceso, se hace necesario usar dichos equipos cada vez que se tenga este problema lo que generaría costos adicionales e inversión de tiempo, por lo tanto, se propone predecir de forma aproximada dichas temperaturas por medio de un modelo matemático en estado transitorio.

El objetivo de este trabajo es realizar un modelo matemático dinámico junto a una simulación que describa de forma aproximada el comportamiento del sistema caldera-intercambiador de calor de casco y tubos en estado transitorio para cuando hay producción de vapor saturado y como producto condensados, es decir, tener en cuenta el efecto de condensación del vapor en el proceso, luego no se captara el efecto que tiene el vapor en un estado lejano al de saturación, esto es, el efecto que tiene el vapor sobrecalentado en el sistema.

OBJETIVO GENERAL

Modelar y validar matemáticamente el comportamiento del sistema caldera-intercambiador de calor en estado transitorio.

OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Determinar parámetros de comportamiento y variables con efecto significativo en la dinámica del sistema caldera-intercambiador de calor.
- Determinar el modelo matemático del sistema caldera-intercambiador de calor a partir de ecuaciones de balance de masa y energía en estado transitorio.
- Validar el modelo que predice el comportamiento del sistema caldera-intercambiador de calor mediante datos experimentales y su respectiva simulación.

Para dar cumplimiento a los objetivos se implementan 5 capítulos o fases para poder realizar el modelado del sistema caldera-intercambiador de calor. Los capítulos o fases del proyecto se formulan a continuación:

- Almacenamiento de datos: Recopilación de los diferentes datos experimentales y su respectivo almacenamiento en un formato definido en Matlab®.
- Procesamiento de datos: Determinación de valores representativos al proceso y filtrado de datos.
- Modelo matemático: Determinación del modelo representativo al sistema caldera-intercambiador de calor comparando su respuesta con curvas experimentales.
- Resultados: Análisis de los diferentes resultados propuestos por el modelo matemático y validación del modelo verificando tendencias de valores esperadas.

Este trabajo busca aportar bases teóricas para la mejor comprensión del sistema caldera-intercambiador de calor y extrapolar dicho modelo a procesos similares, además se busca reducir costos de operación para fines académicos con la implementación de dicho modelo cuando se quiera conocer valores finales de temperaturas sin tener que hacer uso de equipos como la caldera de vapor y el intercambiador de calor de casco y tubos.

MARCO TEÓRICO

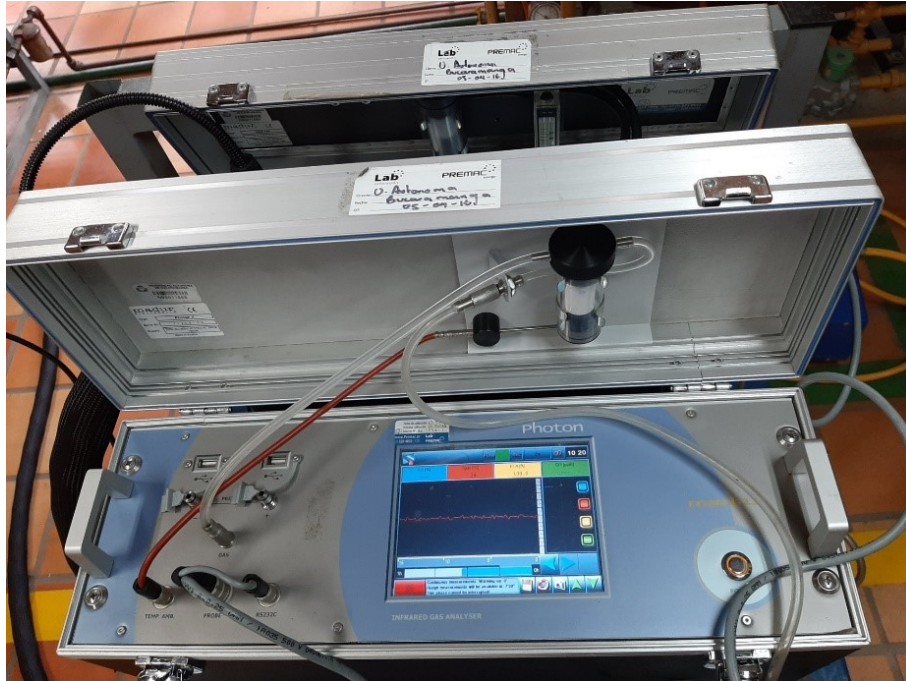
A continuación se presentan los diferentes elementos teóricos, tomados como base para la sustentación del trabajo de grado.

1.1. ANALIZADOR DE GASES

El analizador de gases es un instrumento amplia-mente utilizado en procesos de análisis y optimización de combustión, ya que este mide la cantidad o porcentaje de gases causados por un proceso de combustión. La proporción de gases en una mezcla se calcula por medio de diferentes sensores configurados de tal forma que detecte las características físicas y químicas principales de los gases que componen la mezcla, para así poder identificarlos de forma precisa y para el caso de una caldera saber si se efectúa la combustión de forma óptima, es decir, se busca una relación aire combustible de tal forma que se queme la mayor cantidad de combustible posible para así no desperdiciarlo en su quema; esto se consigue realizando un análisis de combustión con un analizador de gases y así ajustar debidamente la cantidad de aire y combustible que forma la mezcla.

En la Figura (1.1) se presenta el analizador de gases de planta piloto marca **Madur electronics** comercializado por **Premac energy** de tipo Photon caracterizado por la unidad acondicionadora de gas PGD-100, la cual prepara la muestra de gas removiendo polvo, partículas sólidas, y condensados, y así lograr que la muestra este seca y limpia.

Figura 1.1: Analizador de gases de planta piloto



Fuente: Elaboración propia

Para el correcto funcionamiento de este analizador (Figura (1.1)) los canales de medición se ventilan con aire fresco alrededor de 45 min; luego de la ventilación los valores tomados por los sensores se asumen como cero. Cuando se encuentra en funcionamiento cada cierto tiempo, aproximadamente 45 minutos, el analizador da un aviso señalando que se debe llevar a cero de nuevo (lo cual viene debidamente programado) de lo contrario las mediciones no se realizaran de forma optima. El analizador, transcurridos unos minutos después de dicho aviso o advertencia dejara de grabar y la grabación será guardada hasta dicho momento, por lo tanto, las mediciones de los gases de combustión vienen limitadas por estos intervalos de tiempo [8].

1.2. DESVIACIÓN ABSOLUTA DE LA MEDIANA

La desviación absoluta de la mediana es una medida de escala robusta ampliamente utilizada como cuantificador numérico de la dispersión de un conjunto de datos debido a su explicita formula simple y bajo tiempo de cálculo computacional, además su valor no se ve sensiblemente afectado por la presencia de datos atípicos en las bases de cálculos. La formula para calcula la MAD¹ es la siguiente:

¹Median Absolute Deviation (MAD)

$$MAD = b \cdot mediana(|X - mediana(X)|) \quad (1.1)$$

con $X = \{x_1, \dots, x_N\}$, N el numero de datos, $mediana(X)$ se define como el valor central de X para $x_1 \leq \dots \leq x_N$ datos ordenados y el factor constante b^2 se define como:

$$b = \frac{-1}{\sqrt{2} \cdot erfcinv(\frac{3}{2})} \quad (1.2)$$

Donde $erfcinv(x)$ es la función inversa de la función error complementaria [9].

1.3. INTERPOLACIÓN POR EL MÉTODO AKIMA

El método de interpolación Akima es un método de interpolación desarrollado para que dado un conjunto de puntos en el plano, la curva resultante luzca suave y natural al conjunto de datos, es decir, este método produce menos ondulaciones a la hora de interpolar un conjunto de datos. Este método consiste en una función definida por partes compuesta por polinomios a lo sumo de tercer grado y aplicable a intervalos sucesivos de puntos. Este método calcula la pendiente de la curva localmente en cada punto, y cada polinomio representando una porción de la curva, entre una pareja de puntos dados, es calculado por sus puntos de coordenadas y sus respectivas pendientes. El método de interpolación funciona de la siguiente manera:

Se asume que la pendiente en cada punto se calcula localmente por las coordenadas de 5 puntos, con el punto en donde se calcula la pendiente como centro, es decir, dado un punto en el plano en donde se quiere calcular la pendiente se deben disponer de 2 puntos adyacentes a la izquierda y 2 puntos adyacentes a la derecha.

Denote los cinco puntos en el plano como 1,2,3,4 y 5, luego el punto donde se calculará la pendiente será en el punto 3 y denote como m_1, m_2, m_3 y m_4 las pendientes de los segmentos $\overline{12}, \overline{23}, \overline{34}$ y $\overline{45}$ respectivamente, con esto, la pendiente en el punto 3 estará dada como:

$$t_3 = \frac{|m_4 - m_3|m_2 + |m_2 - m_1|m_3}{|m_4 - m_3| + |m_2 - m_1|} \quad (1.3)$$

Esto es, la pendiente del punto 3 depende de las pendientes de 4 segmentos. Por la forma de la ecuación (1.3) se puede observar que:

$$\begin{cases} \text{si } m_1 = m_2 \text{ y } m_3 \neq m_4 \Rightarrow t_3 = m_2 = m_1 \\ \text{si } m_3 = m_4 \text{ y } m_1 \neq m_2 \Rightarrow t_3 = m_3 = m_4 \end{cases}$$

² b es llamado factor escala y depende de la distribución de los datos [9], [10]

Pero si se tiene que $m_1 = m_2 \neq m_3 = m_4$ la ecuación (1.3) se indefine, luego este problema se soluciona estableciendo

$$t_3 = \frac{m_1 + m_2}{2}, \text{ para } m_1 = m_2 \neq m_3 = m_4 \quad (1.4)$$

Para el caso que se tenga que interpolar entre dos pares de coordenadas (x_1, y_1) y (x_2, y_2) , se intenta encontrar la porción de la curva que pase por los dos puntos y tenga las pendientes dadas por la ecuación (1.3) o (1.4) según el caso. Para esto, como se menciono antes, se usaran polinomios a lo sumo de tercer grado, luego una de las formas de calcular dicho polinomio es la siguiente:

sea un polinomio de grado 3 definido por:

$$y = p_0 + p_1(x - x_1) + p_2(x - x_1)^2 + p_3(x - x_1)^3 \quad (1.5)$$

y condicionado por:

$$\begin{cases} y(x_1) = y_1 \\ y(x_2) = y_2 \\ \frac{dy}{dx} \Big|_{x=x_1} = t_1 \\ \frac{dy}{dx} \Big|_{x=x_2} = t_2 \end{cases} \quad (1.6)$$

Luego usando (1.6) los coeficientes de (1.5) p_0, p_1, p_2 y p_3 están dados por:

$$\begin{cases} p_0 = y_1 \\ p_1 = t_1 \\ p_2 = \frac{3(y_2 - y_1) - 2t_1 - t_2}{x_2 - x_1} \\ p_3 = \frac{t_1 + t_2 - \frac{2(y_2 - y_1)}{x_2 - x_1}}{(x_2 - x_1)^2} \end{cases} \quad (1.7)$$

Reemplazando (1.7) en (1.5) se define por completo el polinomio de interpolación [11].

Cabe resaltar que la ecuación (1.3) se puede ver como la suma ponderada de las pendientes m_2 y m_3 con sus respectivos pesos:

$$w_a = |m_4 - m_3| \quad (1.8)$$

$$w_b = |m_2 - m_1| \quad (1.9)$$

Luego la ecuación (1.3) junto con (1.8) y (1.9) queda definida como:

$$t_3 = \frac{w_a \cdot m_2 + w_b \cdot m_3}{w_a + w_b} \quad (1.10)$$

Luego si hacemos el cambio de $w_a = |m_4 - m_3| + \frac{|m_4 + m_3|}{2}$ y $w_b = |m_2 - m_1| + \frac{|m_2 + m_1|}{2}$, se obtiene el método de interpolación Makima³ [12].

1.4. INTERCAMBIADOR DE CASCO Y TUBOS

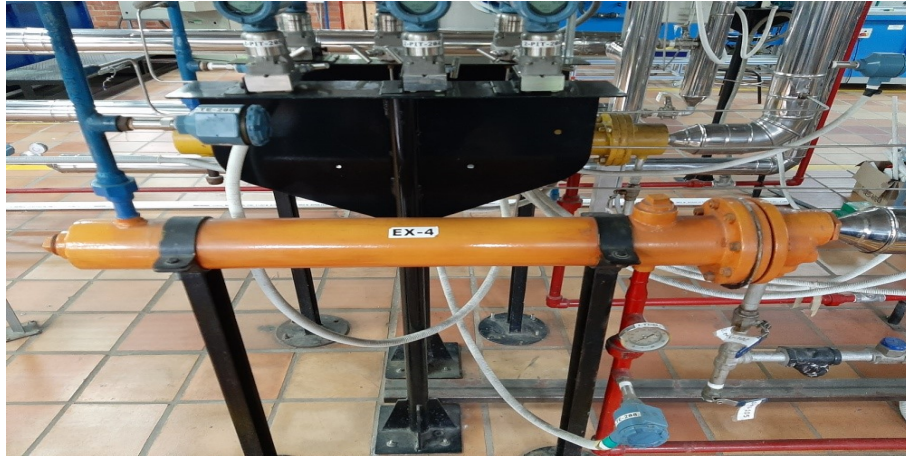
Los intercambiadores de calor son equipos que facilitan el intercambio de calor entre dos fluidos, los cuales, se encuentran a diferentes temperaturas y evitan que se mezclen entre sí, estos aparatos son de uso común en la industria ya que facilitan diferentes tareas termodinámicas, las cuales serían imposibles de realizar sin un intercambiador de calor apropiado para dicho proceso. Los intercambiadores de calor difieren de las cámaras de mezclado ya que no permiten que los fluidos se mezclen entre sí, esto permite que la sea un fenómeno de transferencia de calor y no de masa. En un intercambiador de calor la transferencia de calor suele ser por convección en los fluidos de trabajo y por conducción en las paredes que delimitan dichos fluidos y con el medio exterior.

Según el problema o aplicación que se requiera se diseñara un intercambiador de calor con las características físicas y de funcionamiento para que cumpla dicha tarea. El intercambiador de calor de casco y tubos es uno de los intercambiadores de calor mas usados para aplicaciones industriales, los cuales también se les denomina intercambiadores de tubos y coraza, estos intercambiadores de calor contienen un gran numero de tubos empacados en una carcaza con sus ejes paralelos a esta. El funcionamiento consiste en que uno de los fluidos (lo mas usual el fluido caliente) circule por el haz de tubos y el otro fluido circule por fuera de los tubos, pero por dentro de la coraza, además se pueden implementar desviadores para forzar el flujo del fluido de la coraza en dirección transversal, para asegurar un flujo uniforme y se mantenga una estructura fija en los tubos del intercambiador. Luego de que el fluido circule por el interior de los tubos, este se encuentra con una zona denominada cabezales las cuales permiten que el fluido se acumule antes y después de salir del intercambiador de calor.

Los intercambiadores de calor de casco y tubos se pueden clasificar según el numero de pasos por la coraza y el numero de pasos por los tubos [13], [14, cap. 11]. El intercambiador de casco y tubos de planta piloto tiene una configuración de un paso por el lado de carcaza y 2 por el lado de tubos, es decir, los tubos forman una “u” en el paso por la coraza, además se cuenta con aproximadamente 5 desviadores o deflectores. Este intercambiador de calor es seleccionado para estudiar el funcionamiento de caldera-intercambiador de calor, por lo tanto, a lo largo de este proyecto se hará referencia al intercambiador de casco y tubos de planta piloto simplemente como intercambiador por simple abreviación. Para una mejor referencia del intercambiador de planta piloto se presenta la Figura (1.2):

³Modified Akima Interpolation (Makima)

Figura 1.2: Intercambiador de calor de tipo casco y tubos planta piloto



Fuente: Elaboración Propia

1.5. CALDERA PIROTUBULAR

Las calderas de vapor son aparatos muy importantes para procesos industriales que necesiten la generación de vapor, ya sea para producción de energía, procesos de calentamiento, aplicaciones medicas entre otros; por esto las calderas de vapor se estudian continuamente para obtener procesos mucho mas eficientes en la industria. La caldera funciona como un gran intercambiador de calor en el cual entra un fluido de menor temperatura, en muchos casos simplemente agua, y por medio de la combustión de un material se transfiere calor al fluido de menor temperatura, para que, este cambie de fase y se convierta en vapor, para su posterior uso. Debido a la creciente demanda de estos aparatos, surgen nuevas configuraciones de calderas de vapor que, dependiendo del fluido de trabajo, el material de combustión y la cantidad de vapor que se debe producir estos se diseñan.

La calderas se clasifican según el paso del fluido caloportador a través de los tubos de intercambio de calor. Las calderas pirotubulares se diferencian de las acuotubulares en que los gases de combustión circulan por el interior de los tubos de transferencia de calor y no por fuera de ellos, y el agua o fluido de trabajo se encuentra en un recipiente atravesado por dichos tubos para así lograr un cambio de fase con las temperaturas y presiones esperadas del vapor. Cabe resaltar que, en este tipo de calderas las exigencias de calidad del agua son menores a las requeridas por las calderas acuotubulares. Las calderas pirotubulares se clasifican según la disposición del haz tubular ya sea, calderas horizontales o verticales y también se clasifican en función del numero de haces tubulares y el numero de pasos de los gases de combustión [15], [14]. Para la caldera de planta piloto se puede clasificar como una caldera pirotubular de disposición horizontal y de dos pasos de gases, con un haz de 22 tubos pequeños mas el tubo principal. Para una mejor referencia de la caldera de planta piloto

utilizada en este proyecto se presenta la Figura (1.3):

Figura 1.3: Caldera planta piloto



Fuente: Elaboración Propia

1.6. MODELO CAJA BLANCA, NEGRA Y GRIS

Cuando se quiere caracterizar el comportamiento de un proceso el primer paso es seleccionar entre una familia de estructuras matemáticas, un modelo que sea pertinente a dicho proceso, con lo cual se puede saber o no las propiedades físicas del sistema, es por esto que se puede clasificar la elección de dichas estructuras matemáticas de acuerdo al conocimiento con anterioridad que se tenga del proceso [16], enunciadas a continuación:

- Modelo caja blanca: Este tipo de modelado surge cuando se tiene un conocimiento perfecto del modelo, es decir, ha sido posible construirlo a partir sus propiedades físicas.
- Modelo caja gris: Es el caso cuando algunas propiedades físicas se conocen del sistema, pero algunos parámetros que definen el sistema se encuentran a partir de datos experimentales
- Modelo caja negra: Es el caso cuando no se tiene conocimiento físico del proceso y la estructura del modelo se escoge a partir de una familia de estructuras matemáticas aptas para dicho sistema a modelar, es decir, es mas una cuestión de ajuste de curvas.

1.7. ESPACIO DE ESTADOS

El espacio n-dimensional cuyos ejes de coordenadas están formados por el $eje x_1, \dots, eje x_n$ donde x_1, \dots, x_n son las variables de estado, se denomina espacio de estados, es decir, cualquier estado se puede representar como un punto en el espacio de estados. Las ecuaciones en espacio de estados relacionan la variables estados, entradas y salidas del sistema y diferente fuentes de errores. Las ecuaciones de estado en forma matricial que se trabaja en Matlab®, en estado discreto son las siguientes:

$$x(t + 1) = A \cdot x(t) + B \cdot u(t) + K \cdot e(t) \quad (1.11)$$

$$y(t) = C \cdot x(t) + D \cdot u(t) + e(t) \quad (1.12)$$

Donde:

- $u(t)$ es la entrada en el instante t
- $y(t)$ es la salida en el instante t
- $e(t)$ es la fuente de error al sistema en el instante t
- A, B, C, D y K son matrices que definen el sistema de espacio de estados

Note que $t \in \{0, 1, \dots, N - 1\}$ con N el numero de datos [17].

1.8. REDES NEURONALES

Las redes neuronales fueron originalmente una simulación abstracta de los sistemas nerviosos biológicos constituidos por un conjunto de unidades llamadas neuronas o nodos conectados unos con otros, es por esto que, las redes neuronales artificiales se pueden definir como modelos matemáticos o computacionales inspirados en sistemas biológicos los cuales son adaptados y simulados en computadoras convencionales. Las características principales de las redes neuronales son:

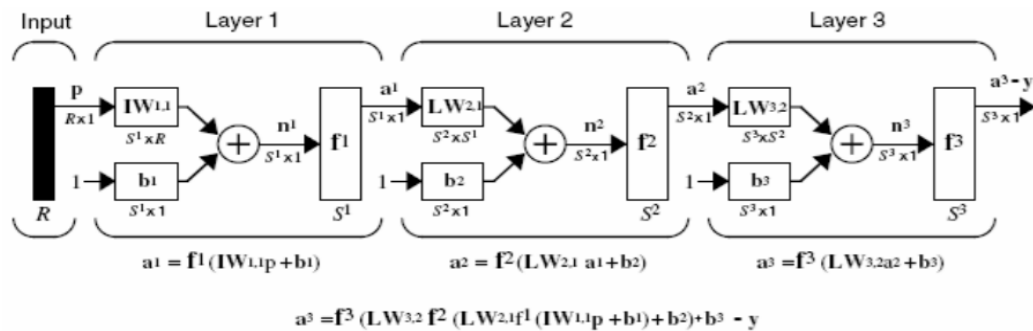
- Auto organización, adaptabilidad y habilidad de aprendizaje ya que estas utilizan algoritmos de aprendizaje que permiten mejores posibilidades de procesado y pueden modificar su comportamiento en respuesta al medio exterior
- Abstracción ya que tienen la capacidad para aproximar funciones, clasificar patrones y aumenta su inmunidad ante el ruido. Las redes neuronales son capaces de abstraer la esencia de una serie de entradas. Se pueden abstraer patrones perfectos de modelos distorsionados.
- Generalización, es decir, una la una red neuronal es entrenada es, hasta cierto grado, insensible ante variaciones pequeñas en sus entradas.

El elemento más básico del cerebro es la neurona, la cual por si sola no desarrolla tareas muy complejas, pero si se juntan millones de estas, entonces se vuelve un sistema complejo y avanzado como lo es el cerebro humano. La estructura de una neurona artificial se compone por:

- Lazos sinápticos, los cuales vienen definidos por una serie de pesos, los cuales ajustan debidamente la importancia de una determinada entrada para así ajustarse de forma precisa al comportamiento del sistema
- Mezclador lineal o simplemente una suma de las diferente estradas proporcionadas por los lazos sinápticos
- Función de activación o función de transferencia, es la parte que mejor define el comportamiento de una neurona, esta se encarga de calcular el nivel de estado o activación de la neurona en función de la entrada proporcionado por el mezclador lineal

Una red neuronal puede tener múltiples neuronas y múltiples conjuntos de neuronas o capas que procesan las señales debido a sus conexiones [18]. En general una red multicapa se puede representar en notación matricial de la siguiente forma:

Figura 1.4: Red neuronal multicapa



Fuente: Juan Carlos Moctezuma Eugenio

Donde R representa el numero de entradas, S el número de neuronas en cada capa y b representa el “bias” o simplemente una constante que ajusta debidamente los valores que entran a la función de activación f de cada capa.

ALMACENAMIENTO DE DATOS

En este capítulo se describirá lo relacionado con la toma de datos y los respectivos programas que se usaron para su almacenamiento.

2.1. TOMA DE DATOS

Para obtener los datos de funcionamiento de la caldera y el intercambiador de calor en planta piloto, se plantearon dos puntos de operación: El primer punto de operación se realizó bajo condiciones nominales de funcionamiento, es decir, la llama en la cámara de combustión estaba en su punto más alto, y para el segundo punto de operación se ajustó manualmente el sistema de modulación de flama con ayuda de varillajes de unión entre la válvula de combustible y la compuerta de aire reduciendo la entrada de aire (ver Figura (2.1)). En estos puntos de operación se tomaron datos como: Flujo de vapor, presión y temperatura con la que se produce el vapor, apertura de la válvula de vapor, presión de la caldera, Flujo de gas, Flujo de agua a la entrada del intercambiador, Presión y temperatura del agua a la entrada del intercambiador, presión y temperatura del vapor a la salida del intercambiador de calor, temperatura de salida del agua y temperatura tanque de condensados.

Figura 2.1: Ajuste segundo punto de operación



Fuente: Elaboración propia

El procedimiento anterior se resume en la siguiente Tabla:

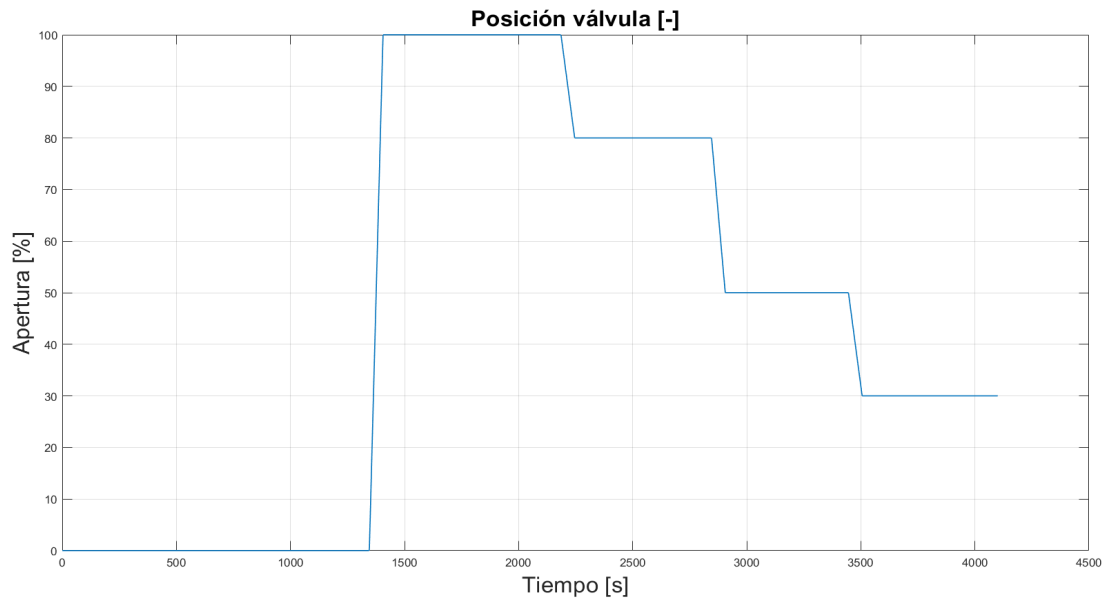
Tabla 2.1: Parámetros de operación

Primer punto de operación condiciones nominales de funcionamiento	Segundo punto de operación reducción entrada aire
Se realiza sin modificaciones en la caldera, es decir, la llama en la cámara de combustión esta en su punto mas alto	Se reduce manualmente la entrada de aire

Fuente: Elaboración propia

El cambio de un punto de operación a otro se hizo para observar el funcionamiento del conjunto caldera-intercambiador de calor cuando se altera su relación aire-combustible, por este motivo se usó el analizador de gases de planta piloto para conocer la composición de los gases a la salida de la caldera en cada punto de operación. Para la toma de datos se pone en funcionamiento la caldera cuando esta se ha dejado de usar por lo menos 2 días antes de haberse encendido, ya que, se quiere observar cómo se comporta está en el arranque, por lo tanto, si la caldera se ha usado en un tiempo menor a este, se corre el riesgo de apreciar un arranque diferente al esperado, esto significa que, la caldera puede arrancar en un menor tiempo, ya que, se encontraba a una temperatura y presión mayor. Para cada punto de operación se varia la apertura de la válvula de vapor, para observar el comportamiento ante estas variaciones en la caldera y en el intercambiador de calor. Las variaciones en la apertura de la válvula se tomaron desde 0 % cuando la válvula está cerrada y la caldera está en arranque, esto dura alrededor de 20 minutos, luego, cuando la presión de la caldera llega alrededor de 120 – 127 *psig* se abre la válvula al 100 %, ya que es a esta presión en que la llama de la caldera se apaga para dejar de producir vapor y empezar a circularlo, en este caso, por el sistema caldera-intercambiador de calor, luego de esto, se espera alrededor de 10 a 11 minutos para cambiar la apertura de la válvula al 80 % y después en el mismo transcurso de tiempo para cerrarla al 50 %, 30 %, hasta el cerrado total de la válvula, es decir, al 0 % como se puede observar en la Figura (2.2).

Figura 2.2: Variación en la apertura de la válvula de vapor



Fuente: Elaboración propia

2.2. BASE DE DATOS

Una vez tomados los datos, estos se almacenan en delta V y en la memoria interna del analizador de gases, luego se exportan y se almacena en Microsoft® Excel®, el cual, para este proyecto se utilizó como base de datos, para después importarla desde Matlab® con la función *Readmatrix* la cual necesita la dirección del archivo de Microsoft® Excel® mencionado anteriormente, la hoja en donde se encuentra la información y el rango de celdas que deseamos importar. Esto se hace con el objetivo de tratar toda la información de cada experimento en Matlab®. Se escoge Matlab® porque es un software de programación con las siguientes características claves [19] :

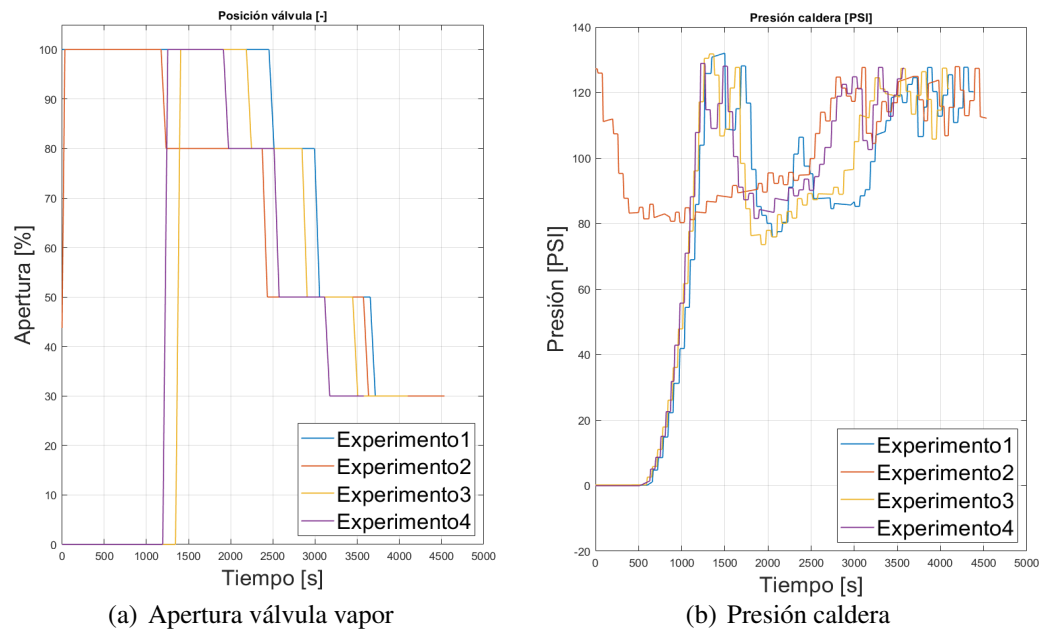
- Lenguaje de alto nivel para la informática científica y de ingeniería.
- Entorno de escritorio optimizado para exploración iterativa, diseño y resolución de problemas.
- Gráficos para visualizar datos y herramientas para crear trazados personalizados.
- Aplicaciones para ajuste de curvas, clasificación de datos, análisis de señales, ajuste del sistema de control y muchas otras tareas.
- Cajas de herramientas adicionales para una amplia gama de aplicaciones científicas y de ingeniería.

- Herramientas para crear aplicaciones con interfaces de usuario personalizadas.
- Interfaces para C / C ++, Java®, .NET, Python, SQL, Hadoop, y Microsoft® Excel®.

Una vez importado los archivos en Matlab® se utiliza la función *iddata* la cual es de gran utilidad a la hora de crear modelos por identificación de sistemas, además de que es compatible con las funciones de la aplicación de Matlab® *System Identification*, la cual será útil para obtener nuestro modelo matemático. La función *iddata* encapsula los experimentos por entradas y salidas, además de que se puede personalizar el objeto¹ con nombre del experimento, nombres de las entradas y salidas del experimento o sistema, las unidades de las diferentes entradas y salidas del experimento, el periodo de muestreo, el tiempo en que se inicia el experimento, el nombre del usuario y notas que se quieran agregar para una mayor claridad de que datos específicos se están trabajando.

Luego de almacenar los datos, se analizan para ver cuales experimentos denotan resultados esperados, es por esto que el experimento uno y el experimento dos se depuraron, ya que presentan variaciones no esperadas, esto ocurrió debido a que la válvula estaba abierta al 100 % en el momento de arranque de la caldera como se puede observar en la Figura (2.3), parte (a):

Figura 2.3: Apertura de la válvula de vapor y presión en la caldera experimentos



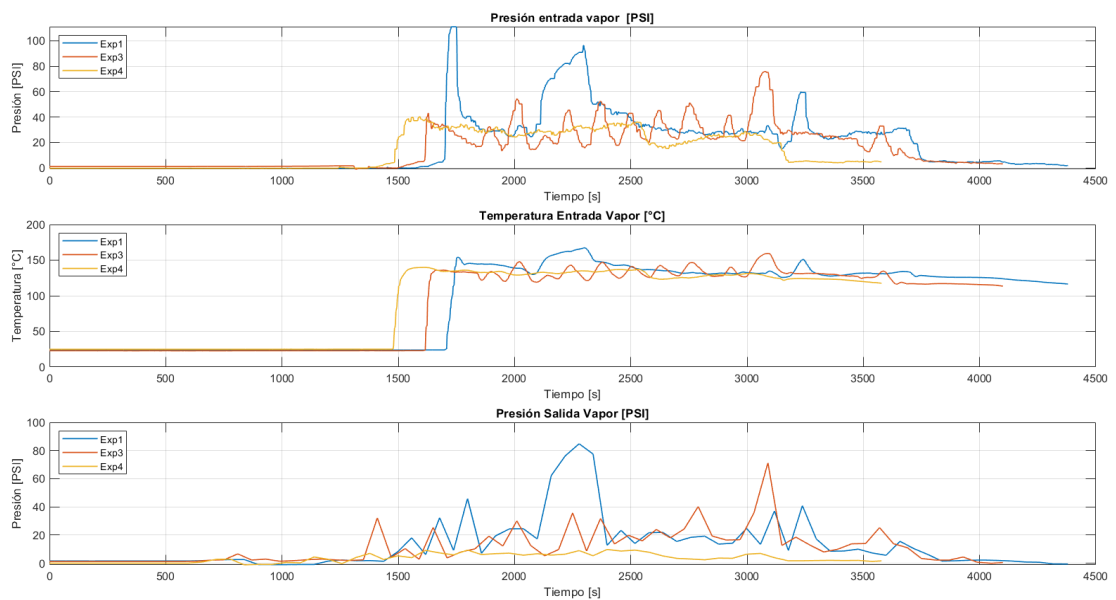
Fuente: Elaboración propia

Esto ocasiono un comportamiento diferente en el proceso, por ejemplo la presión de la caldera en el experimento dos se encontraba en un punto óptimo para abrir la válvula de vapor al

¹Cuando se utiliza la función *iddata* esta por defecto crea un tipo de objeto igualmente denominado *iddata*.

100 % a diferencia de los demás experimentos que iniciaban de una presión igual a cero *psig*, luego, para este experimento no se pudo apreciar la transición de encendido a condiciones nominales de funcionamiento, esto se observa en la Figura (2.3), parte (b). Desde el inicio de toma de datos el primer experimento se encontraba con la válvula abierta al 100 %, se encontró varias fluctuaciones durante el proceso, como se puede observar en la Figura (2.4), en ciertas regiones el primer experimento difiere notablemente con los demás, es por esto, que si no se depura este experimento se tendrán comportamientos no deseados en el modelo caldera-intercambiador de calor desarrollado en el capítulo 4.

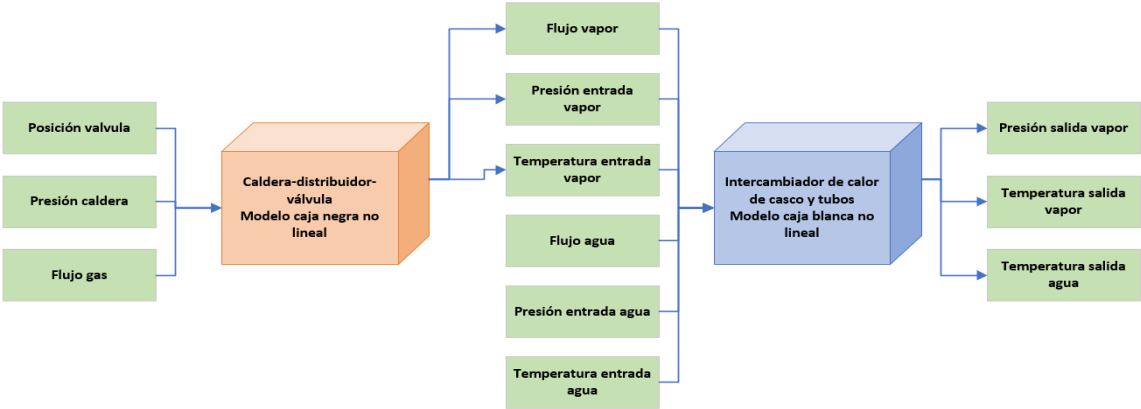
Figura 2.4: Comparativa experimentos



Fuente: Elaboración propia

Una vez depurado los primeros dos experimentos; los experimentos tres y cuatro se distribuyen en dos sistemas, denominados caldera-distribuidor-válvula e intercambiador de calor, cabe resaltar que el tercer experimento es el segundo punto de operación y el cuarto experimento es el primer punto de operación. Estos dos sistemas se plantean para modelar entradas y salidas del sistema caldera-distribuidor-válvula, cuyas salidas forman parte de las entradas del sistema intercambiador de calor como se puede observar en la Figura (2.5):

Figura 2.5: Modelo caja gris



Fuente: Elaboración propia

Y en la Tabla (2.2) se presenta de forma resumida para el sistema intercambiador de calor:

Tabla 2.2: Datos sistema caja gris intercambiador

Sistema Intercambiador de Calor Casco y Tubos	
Numero de Muestras	2051
Periodo de Muestreo	2 [s]
Nombre	Datos Feb 24 Seg Ope
Salidas	
Nombre	Unidad
Presión Salida Vapor	psig
Temperatura Salida Vapor	°C
Temperatura Salida Agua	°C
Entradas	
Nombre	Unidad
Flujo de Vapor	lb/h
Presión Entrada Vapor	psig
Temperatura Entrada Vapor	°C
Flujo de Agua	gpm
Presión Entrada Agua	psig
Temperatura Entrada Agua	°C

Fuente: Elaboración propia

Y para el sistema caldera-distribuidor-válvula se presenta la Tabla (2.3):

Tabla 2.3: Datos sistema caja gris caldera-distribuidor-válvula

Sistema Caldera-Distribuidor-Válvula	
Numero de Muestras	2051
Periodo de Muestreo	2 [s]
Nombre	Datos Feb 24 Seg Ope
Salidas	
Nombre	Unidad
Flujo de Vapor	lb/h
Presión Entrada Vapor	psig
Temperatura Entrada Vapor	°C
Entradas	
Nombre	Unidad
Posición Válvula	-
Presión de la Caldera	psig
Flujo de Gas	m ³ /h

Fuente: Elaboración propia

Cabe aclarar que con esta estructura (Figura (2.5)) se trabajará a lo largo de todo el proyecto, donde el modelo del capítulo 4 se centrará en calcular la temperatura del agua a la salida del intercambiador.

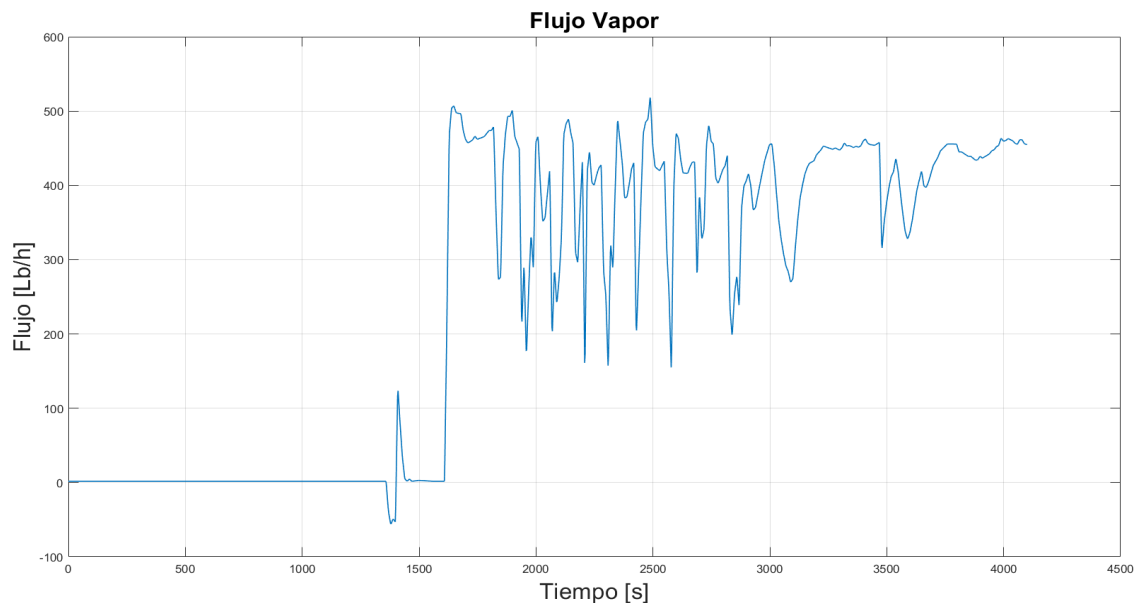
PROCESAMIENTO DE DATOS

En este capítulo se describirá lo relacionado con el procesamiento de datos. Se empezará por detectar valores atípicos en el conjunto de datos, y luego de esto, se filtrarán los datos para una aproximación directa de la entrada-salida del sistema.

3.1. VALORES ATÍPICOS

Para un correcto modelado de los datos se deben depurar valores que son atípicos al proceso, es decir, que por cuestiones ya sean aleatorias o errores en la toma de datos se generan ciertos valores que no son representativos al proceso, por lo tanto, se hace necesario eliminar estos valores. Para este proceso, se toma como criterio la mediana al tener en cuenta que, es normal que la distribución de los datos de este tipo de procesos tenga sesgos positivos o negativos, por esto, la media no debería ser un factor representativo como medida de tendencia central. Para entender de forma precisa la fase que consiste en eliminar valores atípicos, se realizará este proceso al flujo de vapor en forma de ejemplo, y para las demás variables se realiza de forma similar. Considere el flujo de vapor del tercer experimento (Figura (3.1)) a continuación:

Figura 3.1: Flujo de vapor tercer experimento



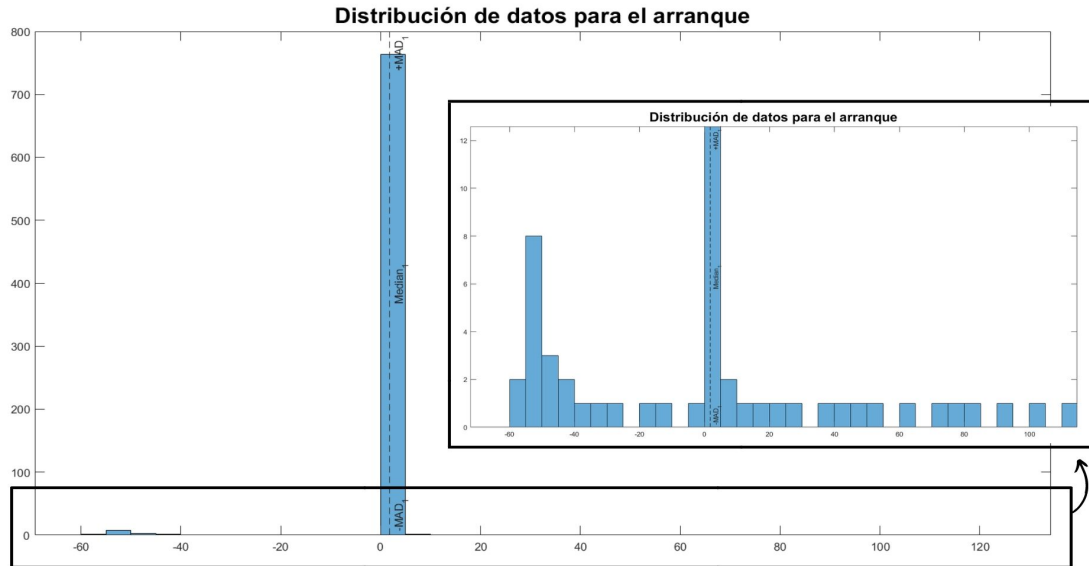
Fuente: Elaboración propia

En la Figura (3.1) se puede observar que en el proceso de arranque se genera una fluctuación,

producto de un error de medida o de aleatoriedad en el proceso, así que, esta fluctuación o intervalo de datos se considera como valores atípicos. En el proceso de condiciones nominales también se puede observar diferentes fluctuaciones, pero a simple vista no se puede determinar cuáles valores son atípicos y cuáles no, es por esto que se usa el criterio de la desviación absoluta de la mediana escalada (MAD). La variación de los datos para el caso del flujo de vapor se observa en las Figuras (3.2) y (3.3); para conocer el cuanto varían los datos simplemente se calcula la desviación estándar y así se compara este valor con los datos, pero para este proyecto solo se hace necesario usar el criterio MAD. Con este criterio los valores que estén dentro del intervalo $[mediana(X) - 3b \cdot MAD, mediana(X) + 3b \cdot MAD]$ no serán eliminados, donde MAD y b están definidos en el capítulo 1, página 7; $X = (x_1, \dots, x_N)$ y N es el número de datos.

Este proceso de selección se puede implementar en Matlab® gracias a la función *isoutlier* la cual, elimina o cambia el valor de todos los datos que estén fuera del intervalo anterior denotándolos como *NaN*. Para este proceso se dividió¹ en dos partes el sistema, las cuales son: Encendido de la caldera y condiciones nominales de funcionamiento, dos partes del sistema con valores diferentes. Para la distribución de los datos en el proceso de arranque se tiene la Figura (3.2):

Figura 3.2: Distribución de datos para el arranque

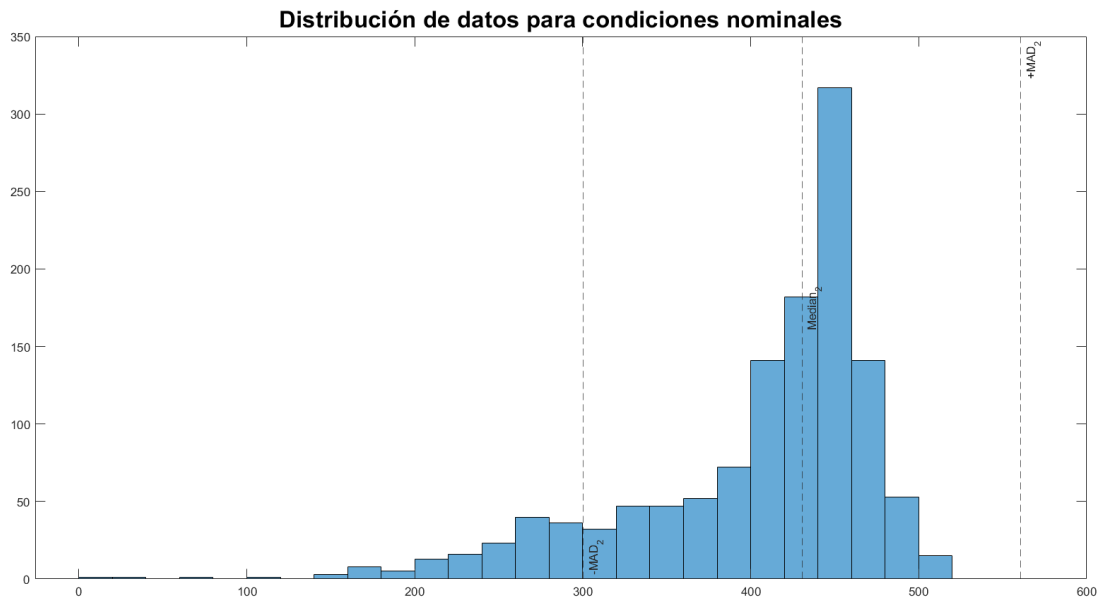


Fuente: Elaboración propia

y para la distribución de datos en condiciones nominales se tiene la Figura (3.3):

¹El sistema se divide a criterio del experimentador, ya que no se puede tener un criterio de rango de valores o valores críticos de la curva debido a la presencia de valores atípicos.

Figura 3.3: Distribución de datos para condiciones nominales



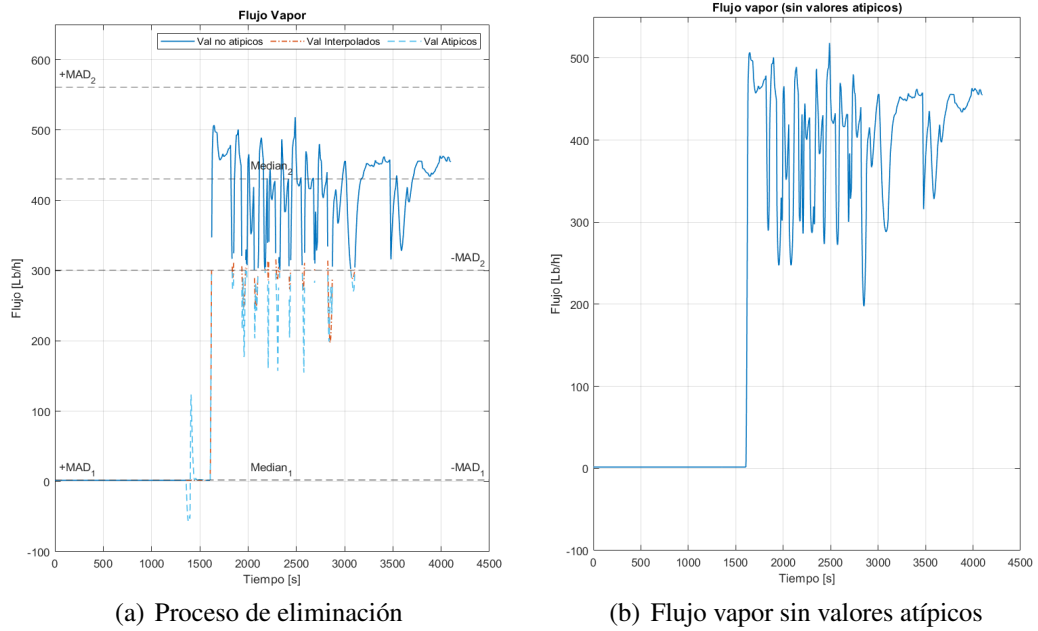
Fuente: Elaboración propia

Una vez eliminado los valores atípicos quedan ciertos “huecos” en el sistema, debido a que los valores atípicos ahora no tienen valor numérico, por lo tanto, se deben interpolar estos datos de tal forma que denoten un comportamiento esperado, es decir, que sigan una tendencia similar a los datos existentes.

Para el proceso de interpolación se usa la función *Fillmissing* la cual interpola los valores tipo *NaN*, de acuerdo con el método de interpolación escogido, entre los cuales se encuentran: **Linear**, **Makima** y **Nearest**². El procedimiento anterior se puede resumir en la Figura (3.4), parte (a):

²El método **Linear**, se basa en la construcción de una recta entre cada dos puntos en el plano a interpolar. El método **Nearest** toma los valores mas cercanos a cada extremo del punto a interpolar en el plano.

Figura 3.4: Resultados eliminación de valores atípicos



Fuente: Elaboración propia

Donde se usó el método de interpolación **Makima** obteniendo la Figura final (3.4), parte (b). Si se compara la Figura (3.4), parte (b) con la Figura (3.1) podemos observar que es una curva cuyos valores se encuentran dentro de un rango esperado, es decir, ya no se consideran como valores atípicos.

3.2. FILTRADO DE DATOS

Para un modelado más sencillo y de mejor precisión, es necesario realizar un filtrado del ruido con tal de observar el comportamiento de la interacción directa entre las entradas y las salidas correspondientes del sistema, es decir, una ecuación representada en tiempo discreto tomada a partir de un proceso físico como el de planta piloto, donde influyen aparatos eléctricos, que a su vez, pueden generar ruido, está dada de la forma:

$$y[n] = s[n] + e[n] \tag{3.1}$$

La ecuación (3.1) se compone del término $s[n]$, el cual es la parte “suave” de los datos, es decir, la interacción directa entre la entrada y la salida; y $e[n]$ es el ruido implícito en la toma de datos. En la mayoría de aplicaciones $e[n]$ es considerado como ruido blanco o simplemente cuando se quiere aproximar $y[n]$ por medio de $\tilde{y}[n]$, entonces $e[n] = y[n] - \tilde{y}[n]$.

El objetivo de filtrar los datos es que la señal $e[n]$ se aproxime a cero, es decir, $y[n] \approx s[n]$, para esto se tiene que tener en cuenta como se distribuye la energía de la señal para determinadas frecuencias, por lo general el ruido se caracteriza por tener cambios pronunciados en el sistema, esto es, su energía se distribuye para altas frecuencias. Este proceso puede ser representado gracias a la transformada de Fourier que, para el proceso que se tratara, se usará la transformada de Fourier de tiempo discreto o DTFT³, que está dada como:

$$X(\Omega) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} x[n]e^{-j\Omega n} \quad (3.2)$$

Donde $x[n]$ denota el muestreo de la señal que se registro y j es un numero complejo ($j \in \mathbb{C}$). Los cálculos de la transformadas de Fourier se pueden realizar en Matlab®, el cual usa la función *FFT*⁴, debido a que esta utiliza el algoritmo de la transformada rápida de Fourier para calcular la transformada discreta de Fourier (DFT⁵) que está dada como:

$$X_k = \sum_{n=0}^{N-1} x[n]e^{-j2\pi kn/N} \quad (3.3)$$

Donde $k \in \{0, 1, \dots, N - 1\}$ y N es el numero de datos. Para el proceso de planta piloto $x[n] = 0$ para $n < 0$ y $n \geq N$, por lo tanto las ecuaciones (3.2) y (3.3) se relacionan como $X_k = X(\Omega)|_{\Omega=2\pi k/N}$.

Cabe aclarar que $x[n]$ en muchos casos se denota como $x[n] = x[t_n]$ donde $t_{n+1} - t_n = T_s \forall n \in \{0, 1, \dots, N - 1\}$ con T_s el muestreo de los datos que para este proyecto se establece como $T_s = 2[s]$.

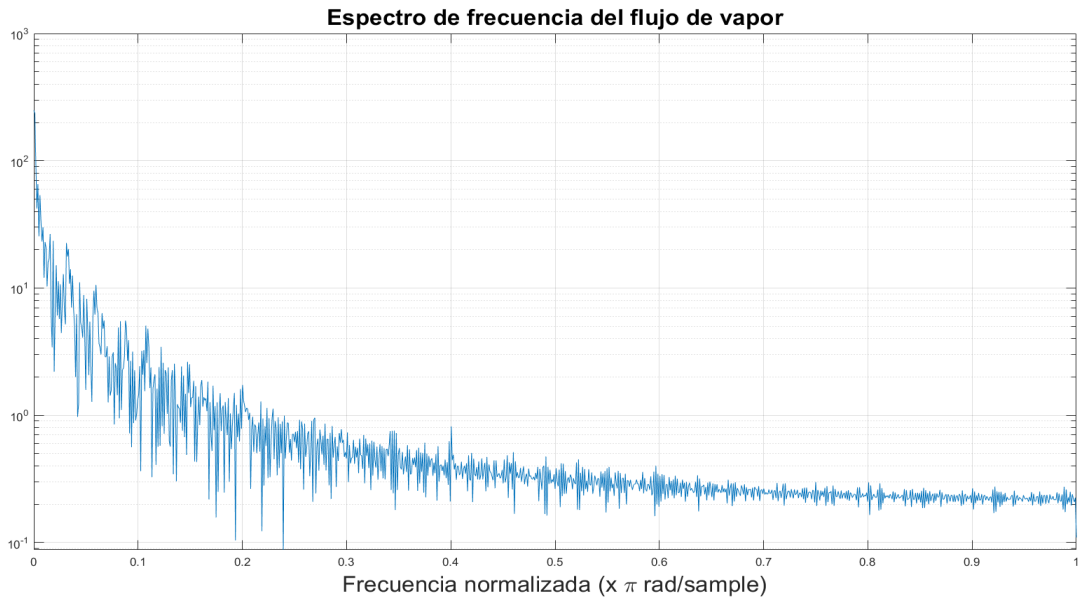
Para entender de forma precisa como se realizó el filtrado, se continuará trabajando con el flujo de vapor del tercer experimento. Se tomará el resultado final de la sección (3.1), Figura (3.4), parte (b), en la cual se puede apreciar un comportamiento aleatorio en algunas partes del sistema debido al error implícito en la toma de datos, lo cual puede deberse a la vida útil y condiciones no óptimas de los instrumentos que, es muy difícil de evitar, ya que se debe hacer un mantenimiento constante y controlado que puede ser costoso en muchas ocasiones. Para obtener las componentes de alta frecuencia, se calcula el espectro de frecuencia del flujo de vapor (Figura (3.4), parte (b)) con la función de Matlab® *FFT* introducida anteriormente, para obtener la Figura (3.5):

³Discrete Time Fourier Transform [20, cap. 4]

⁴Fast Fourier Transform [20, pp. 195-205]

⁵Discrete Fourier Transform [20, cap. 4]

Figura 3.5: Espectro de frecuencia del flujo de vapor en el tercer experimento



Fuente: Elaboración propia

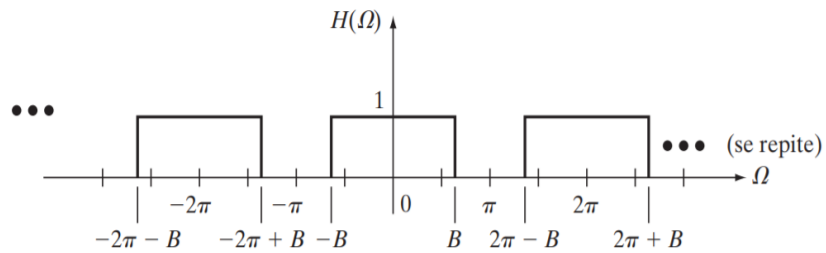
El espectro de frecuencia anterior se representa en frecuencia normalizada y se presenta hasta $1(\pi \text{ rad/s})$ ya que la transformada en tiempo discreto de Fourier DTFT ecuación (3.2) tiene periodo 2π , es decir, se podría representar el espectro de frecuencia en el intervalo $-\pi \leq \Omega \leq \pi$, pero note que la DTFT tiene la forma:

$$X(\Omega) = R(\Omega) + jI(\Omega) \quad (3.4)$$

La ecuación (3.4) es un número complejo, que depende de la variable Ω , entonces se puede obtener la función magnitud y fase de la DTFT basándose en la ecuación (3.4), donde la magnitud o amplitud y la fase están dadas como $|X(\Omega)| = |X(-\Omega)|$ y $\angle X(-\Omega) = -\angle X(\Omega)$, luego la función magnitud de la DTFT es una función par y la función Angulo de la DTFT es una función impar, así solo se necesita representar el espectro de frecuencia de la DTFT en el intervalo $0 \leq \Omega \leq \pi$.

Una vez identificadas las frecuencias que componen el sistema, se procede a diseñar un filtro tal que disminuya el ruido o suavice en gran medida la señal del proceso. Como primera opción, se pensaría en filtros ideales pasa baja con desfase de 0° ya que, en general el ruido se caracteriza por tener altas frecuencias, luego este filtro podría tener la forma de la Figura (3.6):

Figura 3.6: Filtro ideal pasa baja



Fuente: Fundamentos de señales y sistemas

Donde B es el ancho de banda definido por el usuario, es decir, se propone un valor de ancho de banda tal que el filtro acepte las frecuencias en la banda de paso y desprecie las frecuencias de la banda de rechazo. Este filtro se puede representar en la forma de la ecuación (3.2) como:

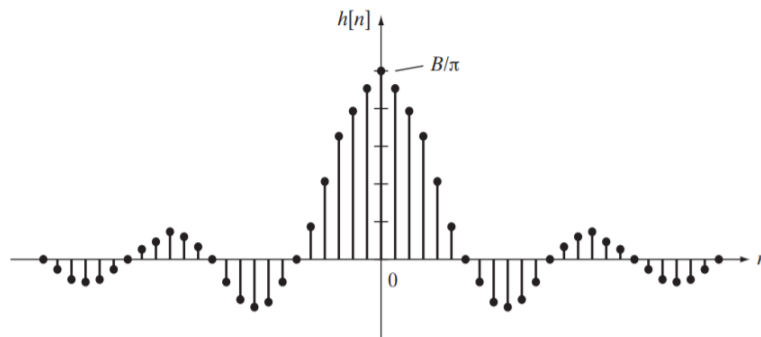
$$H(\Omega) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} P_{2B}(\Omega + 2\pi k) \quad (3.5)$$

Donde

$$P_{2B}(\Omega + 2\pi k) = \begin{cases} 1 & \text{si } -B \leq \Omega + 2\pi k \leq B \\ 0 & \text{Todas las demas} \end{cases} \quad (3.6)$$

El filtro ideal dado por la ecuación (3.5) parece ser una opción prometedora para un correcto filtrado, pero este no es un filtro causal, como se observa la gráfica de su inversa en la Figura (3.7), esto es, su función en el dominio del tiempo:

Figura 3.7: Filtro ideal pasa baja en el dominio del tiempo



Fuente: Fundamentos de señales y sistemas

Donde

$$h[n] = \frac{B}{\pi} \text{senc}\left(\frac{B}{\pi}n\right) = \frac{B}{\pi} \frac{\text{sen}(Bn)}{Bn} = \frac{\text{sen}(Bn)}{n\pi} \quad (3.7)$$

En la Figura (3.7) se puede observar que la señal toma valores diferentes de cero para $n < 0$, por lo tanto el filtro es no causal y no serviría para aplicaciones de filtrado en línea, sin embargo, si se tiene almacenada la señal, si se puede aplicar este filtro. Para este proyecto se intenta diseñar un filtro causal para un modelado más real de la señal y para que se pueda implementar dicho filtro en diferentes procesos similares ya sea en tiempo real o fuera de línea

3.2.1. Diseño Filtro FIR

El filtro FIR es un una clase de filtro no recursivo y su respuesta al impulso es finita, a diferencia de los filtros IIR que su respuesta al impulso es infinita y son filtros recursivos, además una gran ventaja de un filtro FIR es su desfase lineal, lo que no ocurre con otra clase de filtros causales.

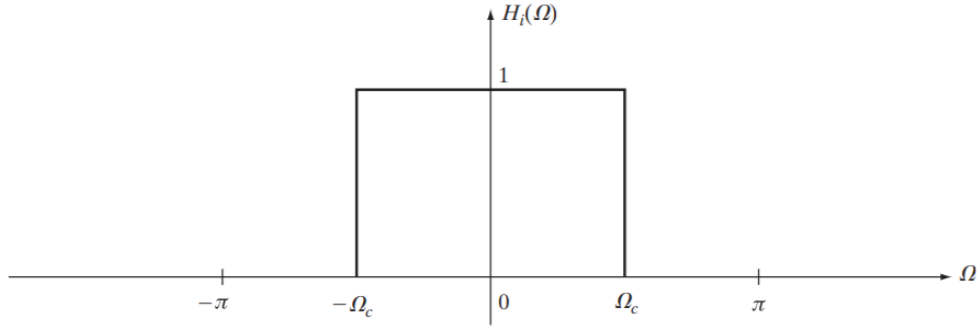
Para este proyecto se diseña el filtro FIR por el método de ventanas o enventanado, este método consiste en seleccionar una función de respuesta en frecuencia $H_i(\Omega)$ para un filtro ideal valuado en los reales, con las características deseadas. Como se menciono antes, esta clase de filtros son no causales, por lo tanto se retrasa la señal un número suficiente de unidades de tiempo tal que las características importantes de $h_i[n]$ (inversa de $H_i(\Omega)$) ocurran para $n \geq 0$, es decir, si el desplazamiento equivale a m muestras esto es lo mismo que multiplicar por $e^{-j\Omega m}$ a la función de frecuencia, así nuestra filtro será de la forma $H_i(\Omega)e^{-j\Omega m}$, luego de esto se calcula su DTFT inversa y se trunca para $n < 0$ y $n > N-1$ con $N = 2m+1$.

En la Figura (3.6) se presento un filtro ideal pasa baja representado por la ecuación (3.5), el cual sera el filtro ideal $H_i(\Omega)$ seleccionado, pero como se menciono antes, se trabajara en el intervalo $[0, \pi]$ con $B < \pi$; la ecuación (3.6) se transforma en (3.8) realizando el cambio de B por Ω_c la cual representa la frecuencia de corte ya que en general el ancho banda B es un valor de frecuencia en el cual la DTFT es cero inmediatamente después de dicho valor, lo cual en muchos casos no se cumple para el termino frecuencia de corte.

$$H_i(\Omega) = \begin{cases} 1 & \text{si } |\Omega| \leq \Omega_c \\ 0 & \text{si } |\Omega| > \Omega_c \end{cases} \quad (3.8)$$

La ecuación (3.8) se puede representar por la Figura (3.8):

Figura 3.8: Filtro ideal pasa baja seleccionado



Fuente: Fundamentos de señales y sistemas

Como se menciona antes, el filtro de la Figura (3.8) no es causal así que, multiplicando el filtro ideal seleccionado $H_i(\Omega)$ por el término $e^{-j\Omega m}$ se tiene el filtro retrasado $H(\Omega)$ dado por:

$$H(\Omega) = H_i(\Omega)e^{-j\Omega m} = \begin{cases} e^{-j\Omega m} & \text{si } |\Omega| \leq \Omega_c \\ 0 & \text{si } |\Omega| > \Omega_c \end{cases} \quad (3.9)$$

Con su respuesta al impulso, es decir, la DTFT inversa de la ecuación (3.9) dada por:

$$h[n] = \frac{\text{sen}(\Omega_c(n-m))}{\pi(n-m)} = \frac{\Omega_c}{\pi} \text{senc} \left(\frac{\Omega_c(n-m)}{\pi} \right) \quad (3.10)$$

Luego truncando la ecuación (3.10) (para que el filtro sea causal), para $n < 0$ y para $n > N - 1 = 2m$, se obtiene la respuesta $h[n]$ como se muestra en la ecuación (3.11):

$$h_d[n] = \begin{cases} \frac{\Omega_c}{\pi} \text{senc} \left(\frac{\Omega_c(n-m)}{\pi} \right) & \text{si } 0 \leq n \leq N - 1 \\ 0 & \text{de otro modo} \end{cases} \quad (3.11)$$

Note que este truncamiento se hizo con la ventana rectangular ya esta produce un corte afilado de $h[n]$. Esta ventana se define como:

$$w[n] = \begin{cases} 1 & \text{si } 0 \leq n \leq N - 1 \\ 0 & \text{de otro modo} \end{cases} \quad (3.12)$$

Pero cabe aclarar que existen muchas otras mas ventanas como las de tipo Kaiser, rectangular, hanning y hamming. Para este proyecto se usa la ventana Kaiser (Ecuación (3.13)⁶) ya que esta es una generalización de las ventanas anteriormente mencionadas. La ventana Kaiser depende de dos factores: El primero es el coeficiente β y el segundo es el orden del filtro N

⁶ I_0 denota la función modificada de Bessel de orden cero de primer tipo.

que se calcula de acuerdo con las especificaciones del filtro.

$$w_k[n] = \frac{I_0 \left(\beta \sqrt{1 - \left(\frac{n-N/2}{N/2} \right)^2} \right)}{I_0(\beta)}, \quad 0 \leq n \leq \mathbf{N} \quad (3.13)$$

El filtro se diseño con las siguientes características:

$$\begin{cases} \delta_p = 0,005 \\ \delta_s = 0,005 \\ \omega_p = 0,005\pi \\ \omega_s = 0,015\pi \\ \omega_c = \frac{\omega_s + \omega_p}{2} \end{cases} \quad (3.14)$$

Donde δ_p , δ_s , ω_p , ω_s y ω_c representan el valor pico del rizo en la banda de paso, valor pico del rizo en la banda de rechazo, frecuencia de corte en la banda de paso, frecuencia de corte en la banda de rechazo y la frecuencia de corte respectivamente.

Para calcular el coeficiente β se tiene la ecuación (3.15):

$$\beta = \begin{cases} 0,1102(\alpha_s - 8,7) & si \quad \alpha_s > 50 \\ 0,5842(\alpha_s - 21)^{0,4} + 0,07886(\alpha_s - 21) & si \quad 21 \leq \alpha_s \leq 50 \\ 0 & si \quad \alpha_s < 21 \end{cases} \quad (3.15)$$

Donde α_s se calcula a partir de (3.14) como $\alpha_s = -20(\min\{\delta_p, \delta_s\})$ y para calcular el orden del filtro \mathbf{N} se tiene la ecuación (3.16):

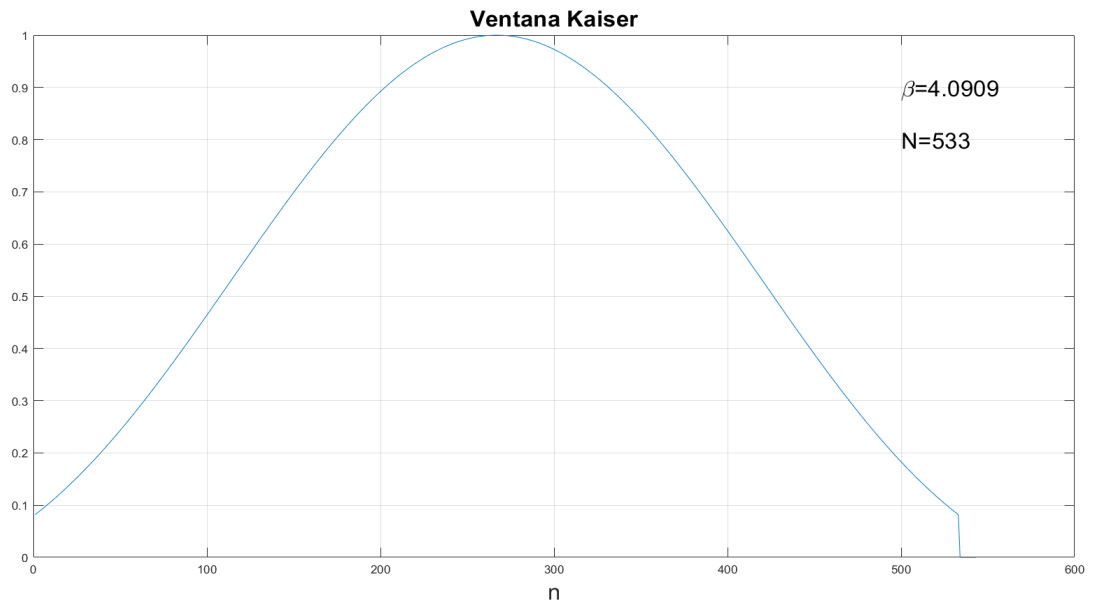
$$\mathbf{N} = \begin{cases} \frac{\alpha_s - 7,95}{2,285\Delta\omega} + 1 & si \quad \alpha_s > 21 \\ \frac{5,79}{\Delta\omega} & si \quad \alpha_s < 21 \end{cases} \quad (3.16)$$

Donde $\Delta\omega = \omega_s - \omega_p$. Note que \mathbf{N} no siempre es un numero entero, es por esto que se aproxima su valor al entero mayor mas cercano y se le suma uno para que cumpla los requisitos establecidos, obteniendo como resultado:

$$\begin{cases} \beta = 4,0909 \\ \mathbf{N} = 533 \end{cases} \quad (3.17)$$

Note que (3.17) define completamente (3.13). Una vez calculados los parámetros que definen la ventana Kaiser se gráfica sus valores como se muestra en la Figura (3.9):

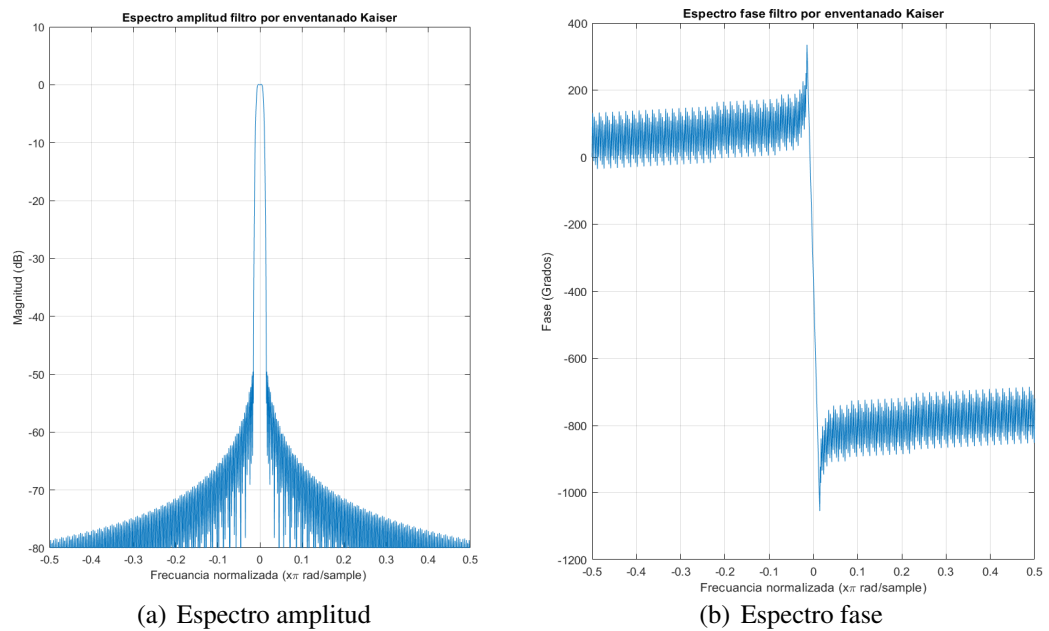
Figura 3.9: Ventana tipo Kaiser



Fuente: Elaboración propia

Como se puede apreciar en la Figura (3.9), la ventana no es rectangular, tiene una forma más próxima a las ventanas hanning y hamming, también se puede observar el corte en aproximadamente 533 ya que este es el orden o longitud del filtro. Calculando la respuesta en frecuencia del filtro diseñado se tiene su magnitud en dB graficada en la Figura (3.10), parte (a):

Figura 3.10: Espectro amplitud y fase del filtro por eventanado Kaiser



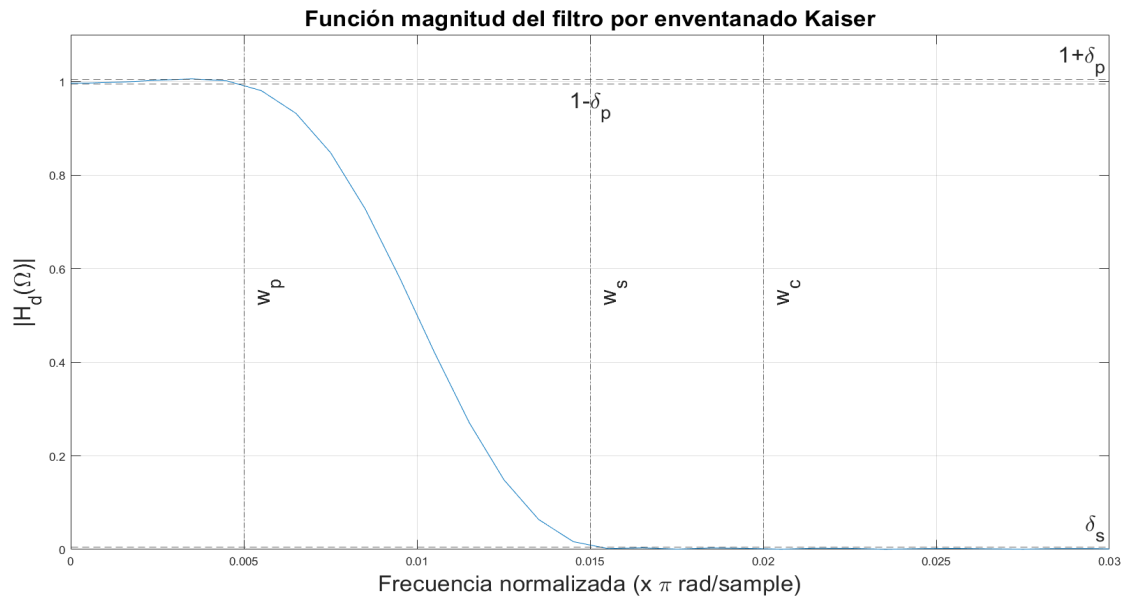
Fuente: Elaboración propia

Donde se puede observar el gran parecido con el filtro ideal de la Figura (3.8), solo que ya no se observa un corte afilado en la frecuencia de corte, debido al desplazamiento y truncamiento con la ventana Kaiser. Note que dB representa la atenuación con la que el filtro aplica a la señal, es decir, si se tienen $0 dB$, esto significa que el filtro no atenúa la señal. En la Figura (3.10), parte (b), se puede observar el espectro de fase del filtro diseñado, el cual dentro de la banda de paso, la función fase del filtro es lineal⁷, la cual es la característica deseada del filtro, por lo tanto el retraso de grupo de fase⁸ es una función constante. Para observar las características del filtro en escala de magnitud y no en dB , se obtiene la Figura (3.11):

⁷Si la función fase del espectro de frecuencias es una función lineal, entonces simplemente se tiene que retrasar la señal filtrada un número de unidades igual a la pendiente de la recta de la fase del filtro

⁸El retraso de grupo de fase simplemente es la derivada de la función fase del espectro de frecuencias

Figura 3.11: Función de magnitud del filtro por enventanado Kaiser

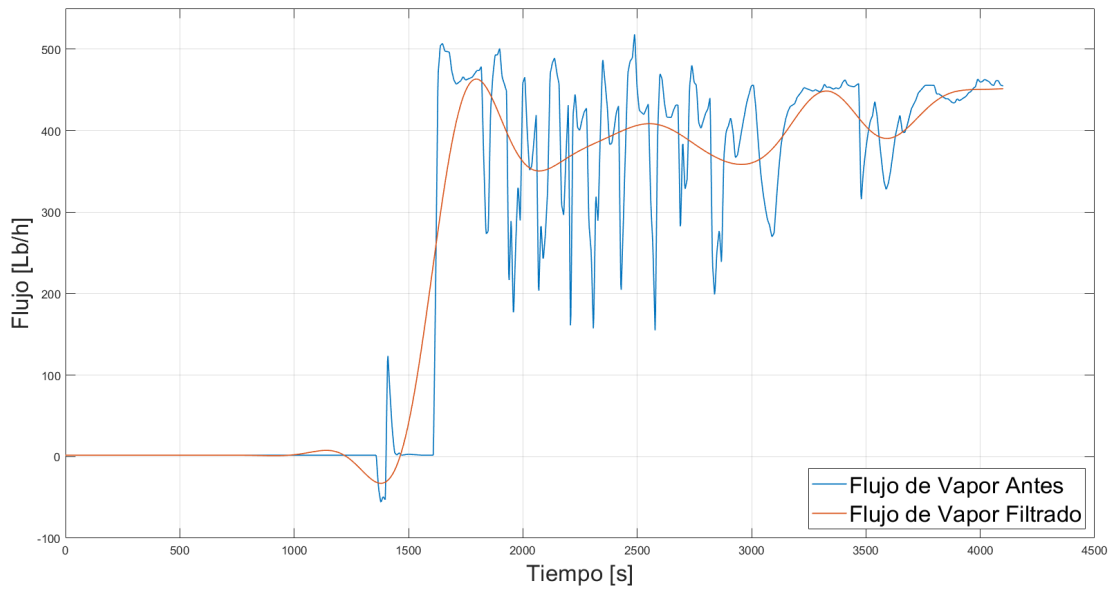


Fuente: Elaboración propia

Donde se muestra las respectivas frecuencias de paso, de corte y de rechazo, además se puede apreciar que se cumplen de forma muy aproximada los requerimientos en los valores picos de la banda de paso y de rechazo [20], [21]. Una vez diseñado el filtro se usa la función *Filtfilt* en Matlab®, la cual elimina el desfase de la señal (ya que el filtro tiene fase lineal) y aplica el filtro a la señal, como se viene trabajando con el flujo de vapor, se mostrará a continuación (Figura (3.12)) el resultado final del filtrado y la gráfica original del flujo de vapor (Figura (3.1))⁹:

⁹Note que el filtrado se realizó a partir de la Figura (3.4) parte (b), pero se hace la comparativa con la Figura (3.1) para ilustrar el motivo de la implementación del capítulo 3.

Figura 3.12: Comparativa flujo de vapor original con flujo de vapor filtrado

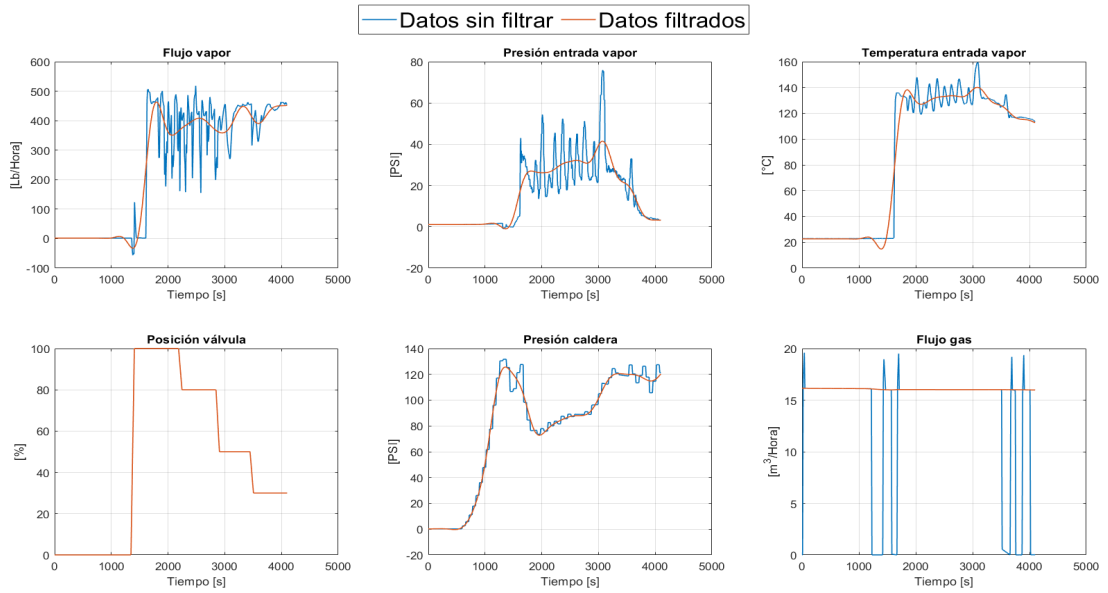


Fuente: Elaboración propia

En la Figura (3.12) se puede apreciar una curva que se ajusta bastante bien a la gráfica original y permite establecer de forma aproximada la relación directa entre la entrada-salida del proceso.

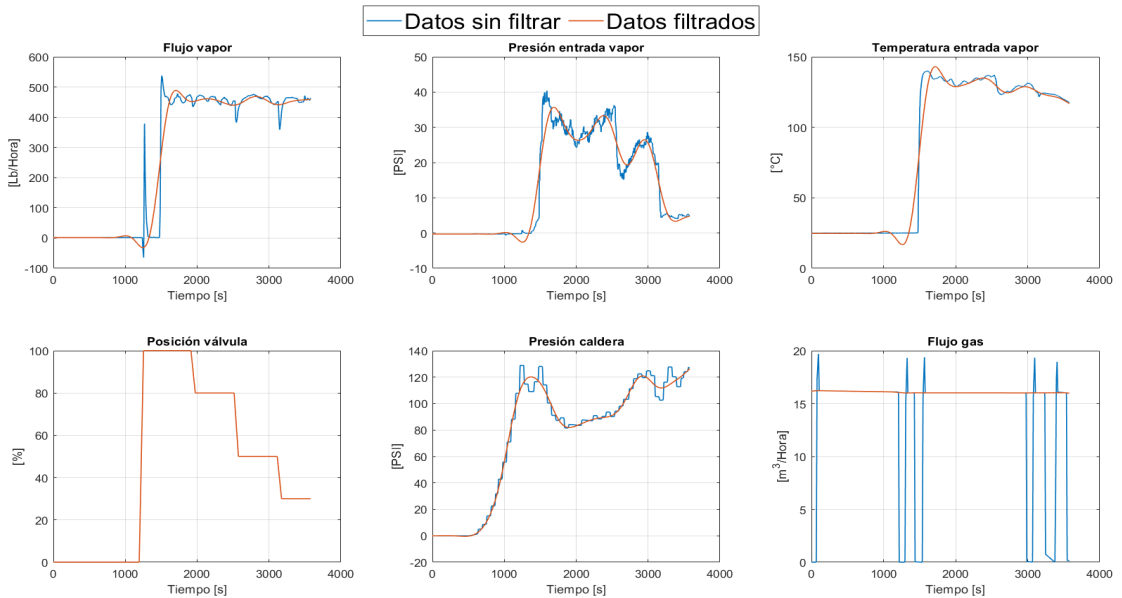
En la Figuras (3.13), (3.14), (3.15) y (3.16) se presentan los resultados del filtrado para el sistema caldera-distribuidor-válvula y para el sistema intercambiador, donde se observan curvas mucho más sencillas para establecer un modelo que se ajuste al proceso, las cuales denotan un comportamiento muy similar al de las curvas originales. Muchas de las componentes de las curvas originales se deben a efectos aleatorios que caracterizan el sistema caótico de planta piloto, es por esto que la implementación de el filtro trae muchas ventajas a la hora de predecir sistemas complejos y no lineales como se vera en posteriores capítulos.

Figura 3.13: Resultados del filtro para el sistema caldera-distribuidor-válvula del tercer experimento



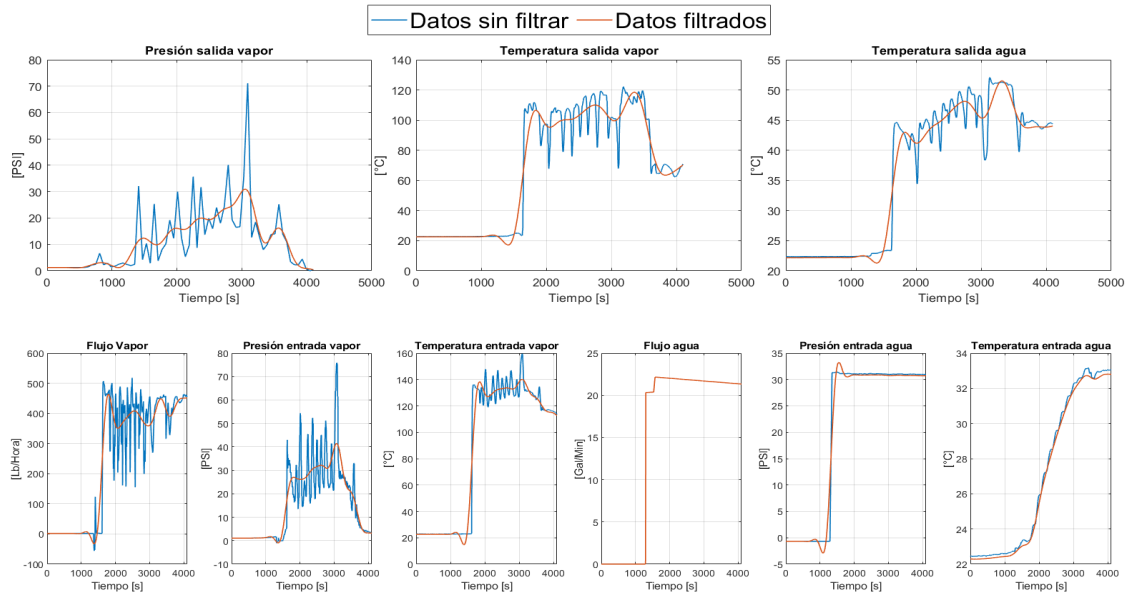
Fuente: Elaboración propia

Figura 3.14: Resultados del filtro para el sistema caldera-distribuidor-válvula del cuarto experimento



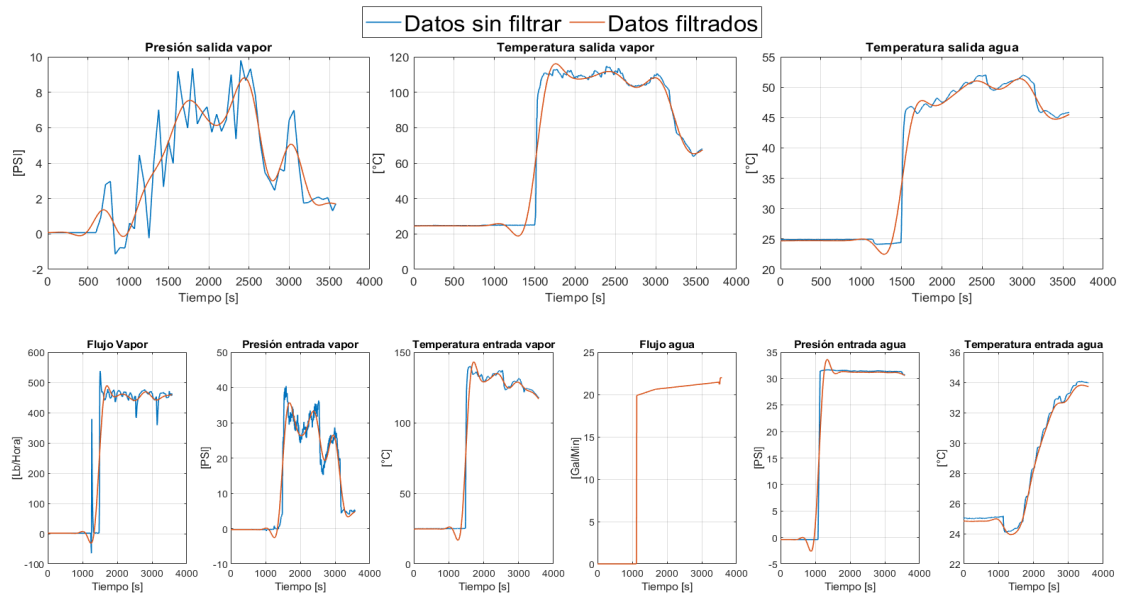
Fuente: Elaboración propia

Figura 3.15: Resultados del filtro para el sistema intercambiador del tercer experimento



Fuente: Elaboración propia

Figura 3.16: Resultados del filtro para el sistema intercambiador del cuarto experimento



Fuente: Elaboración propia

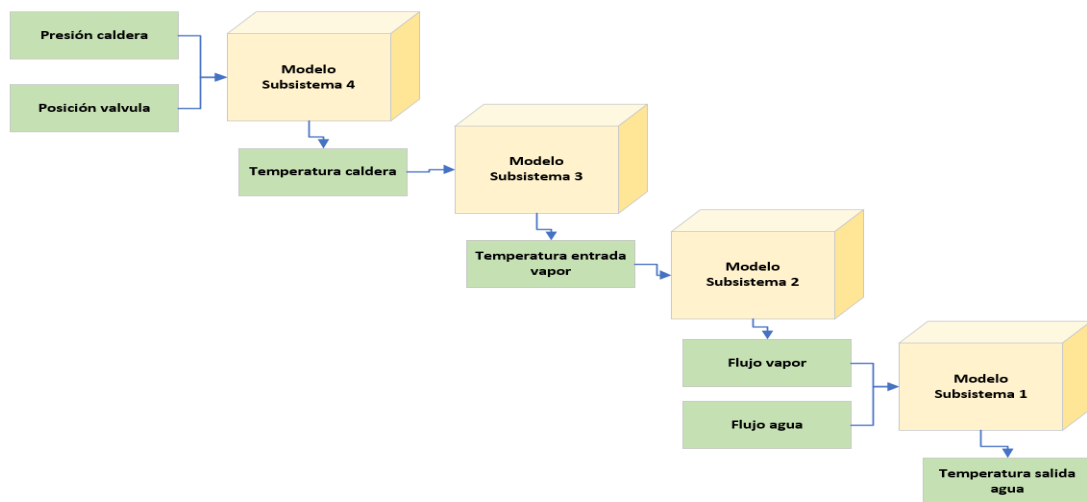
MODELO MATEMÁTICO

En este capítulo se describirá lo relacionado con la obtención del modelo que describa el comportamiento del sistema caldera-intercambiador de calor y su debida justificación. Para el modelado del sistema caldera-intercambiador de calor se usó un modelo caja negra no lineal para el sistema caldera-distribuidor-válvula y caja blanca no lineal para el sistema intercambiador de calor.

4.1. MODELO CAJA NEGRA LINEAL

Como primer intento en la obtención de un modelo para el sistema caldera-intercambiador de calor se planteó obtenerlo por medio de identificación de sistemas, con lo cual Matlab® ofrece una aplicación llamada *System Identification*, en la cual se introducen las diferentes entradas y salidas de los datos experimentales y está por medio de una estructura específica definida por el usuario calcula los coeficientes que definen por completo dicha estructura. Así que, el sistema total de caldera-intercambiador de calor se dividió en subsistemas basándose en la dependencia teórica de las diferentes entradas y salidas de cada subsistema y luego verificándolo con gráficos de correlaciones para verificar dicha dependencia¹. En general el sistema total se dividió como en la Figura (4.1):

Figura 4.1: Sistema total dividido en subsistemas

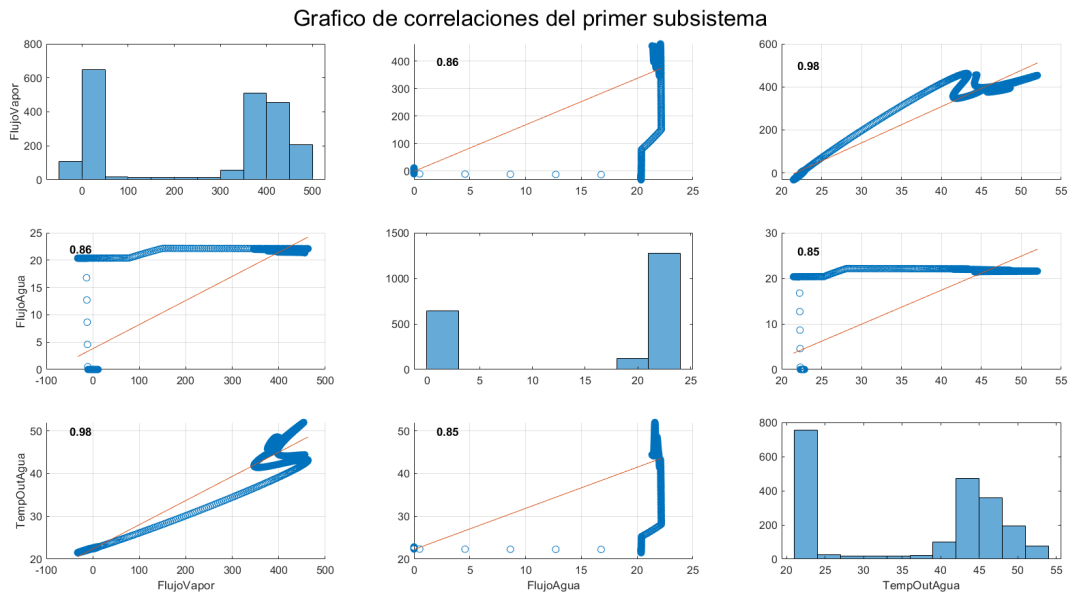


Fuente: Elaboración propia

¹Se verifica solo dependencia lineal.

Si se verifica la correlación de entradas y salidas para el primer subsistema del tercer experimento por medio de una matriz de correlaciones, obtenida con la función *Corrplot*², se obtiene la Figura (4.2):

Figura 4.2: Gráfico de correlaciones del primer subsistema



Fuente: Elaboración propia

Y sus respectivos coeficientes de Pearson y P-valores en la Tabla (4.1):

Tabla 4.1: Coeficientes de Pearson y P-valor

	Flujo Vapor		Flujo Agua		TempOutAgua	
	Pvalor	R	Pvalor	R	Pvalor	R
Flujo Vapor	1	1	0	0,86	0	0,98
Flujo Agua	0	0,86	1	1	0	0,85
TempOutAgua	0	0,98	0	0,85	1	1

Fuente: Elaboración propia

Como se puede observar en la Figura (4.2) y Tabla (4.1) se aceptan estas variables respectiva-

²Con la función *Corrplot* se calculan los coeficientes de Pearson y sus respectivos valores P, esta función también puede crear gráficos pero no se pueden editar, por esto la Figura (4.2) se tiene que diseñar.

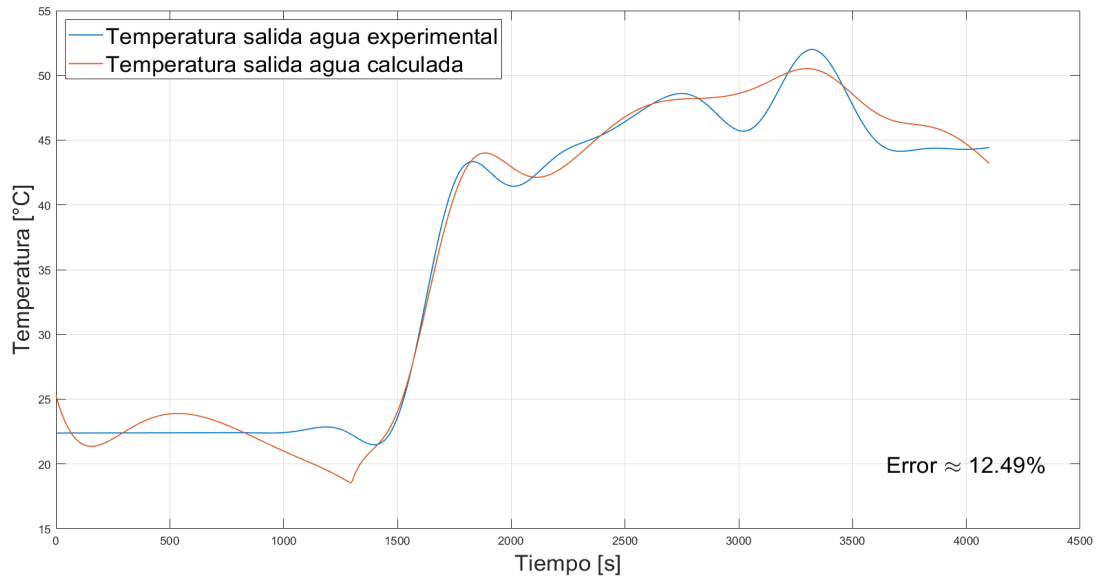
mente como entradas y salidas para el primer subsistema, ya que el coeficiente de correlación de Pearson más bajo es aproximadamente 0.85, lo cual indica una relación lineal fuerte para este proyecto, es decir, se tomó un nivel de significancia del 0.05 para dos colas y se concluye que las variables tienen una correlación significativamente diferente de cero, o lo que es lo mismo a rechazar la hipótesis nula (correlación igual a cero) y aceptar la hipótesis alternativa que se refiere a que en general (si se realizan un gran número de experimentos con características similares al propuesto) estas variables tengan un coeficiente de correlación de Pearson o producto-momento diferente de cero. Cabe resaltar que los valores p respectivos se aproximan a cero (calculados con la distribución t) ya que son del orden de magnitud de diez elevado a la -12 ; para el cálculo de los demás subsistemas se pueden encontrar en Anexos. Luego de haber definido cada subsistema se procede a encontrar un modelo que mejor se ajuste a los datos proporcionados. Para este proyecto se trabajó con el modelo de espacio de estados discreto, por medio de la función *ssest*, en la cual se le proporciona los datos que se van a modelar, periodo de muestreo y el orden. Para encontrar el mejor orden del sistema de espacio de estados, es decir, el número de variables de estado que se necesitan para encontrar la mejor aproximación, se itera el orden desde 1 hasta 10 para así encontrar el mejor resultado³. Se trabajara como ejemplo el primer subsistema del tercer y cuarto experimento y para los demás subsistemas se pueden encontrar en Anexos. Para el primer subsistema del tercer experimento se obtienen las matrices que definen el modelo de espacio de estados como:

$$\left\{ \begin{array}{l} A = \begin{pmatrix} 0,996 & -0,038 & 0,004 \\ 0,002 & 0,990 & -0,001 \\ 0,006 & -0,002 & 0,994 \end{pmatrix} \\ B = \begin{pmatrix} 0,0001 & 0,0006 \\ -1,7 \cdot 10^{-6} & 0,0012 \\ -7,21 \cdot 10^{-5} & 0,0028 \end{pmatrix} \\ C = (23,87 \quad -89,56 \quad 37,31) \\ D = (0 \quad 0) \\ K = \begin{pmatrix} -107,6 \\ 64,94 \\ 224,8 \end{pmatrix} \end{array} \right. \quad (4.1)$$

Donde las matrices (4.1) definen las ecuaciones (1.11) y (1.12) del capítulo 1 en la página 13. Una vez se obtienen las matrices que definen el subsistema, se grafica su respuesta y se compara con los datos experimentales, como se puede observar en la Figura (4.3):

³Se escoge 10 como el orden máximo para evitar complejidad en la representación del sistema.

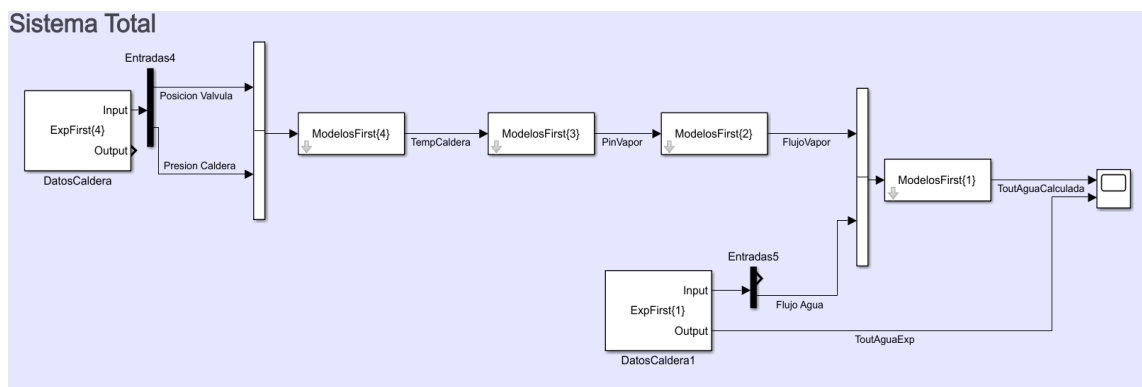
Figura 4.3: Temperatura del agua a la salida del intercambiador experimental vs calculada para el tercer experimento del primer subsistema



Fuente: Elaboración propia

Luego de hallar un modelo para cada subsistema de cada experimento se realiza la simulación en Simulink® como se puede observar a continuación:

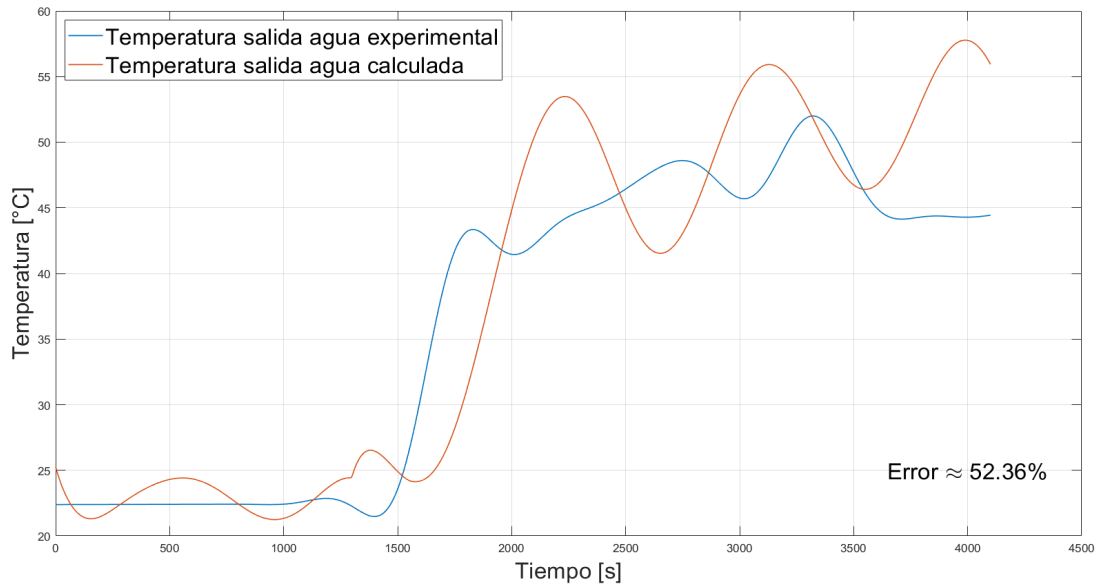
Figura 4.4: Sistema total para el modelo lineal



Fuente: Elaboración propia

Se puede observar en la Figura (4.4), la unión de cada subsistema por medio de la respuesta del subsistema inmediatamente anterior, la cual se toma como una entrada para dicho subsistema, obteniendo una respuesta final de la temperatura del agua a la salida del intercambiador de calor como se muestra en la Figura (4.5):

Figura 4.5: Respuesta total del sistema para el modelo lineal del tercer experimento



Fuente: Elaboración propia

Como se puede observar en la Figura (4.5), la temperatura calculada (Línea Azul) difiere significativamente de la temperatura experimental (Línea Roja) esto se debe a que como se aprecia en la Figura (4.4), podemos observar que la curva de espacio de estados se ajusta aproximadamente 87,51 % con lo cual hay un error de 12,49 % en el modelado del primer subsistema, para el segundo subsistema se obtuvo un error de aproximadamente de 13,42 % , para el tercer subsistema un error de 17,07 % , y para el cuarto subsistema un error de 23,28 % (ver Anexos), luego es de esperar que el error incremente, para este caso, a un total de 52,36 % como de observa en la Figura (4.5).

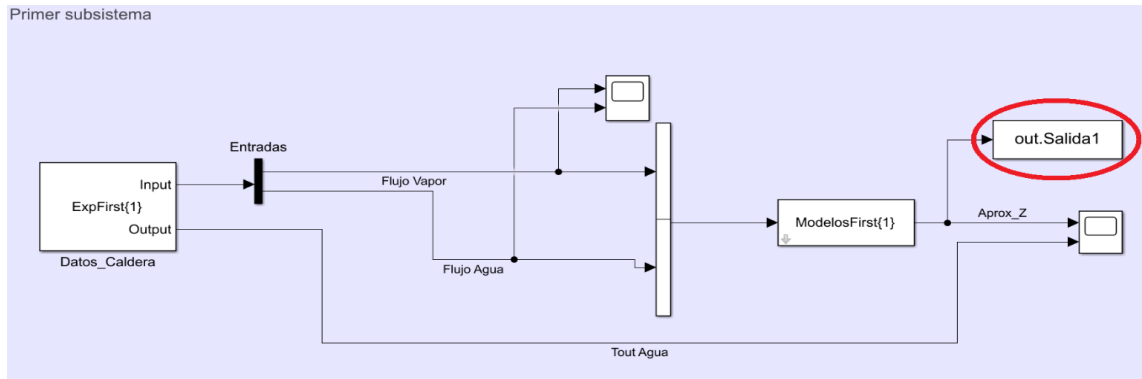
El error en cada subsistema se calculo usando el método de la raíz normalizada de la desviación media cuadrática⁴, dado como:

$$\%Error = 100 \cdot \left(\frac{\|y - \hat{y}\|}{\|y - media(y)\|} \right) \quad (4.2)$$

Donde y es la variable experimental (variable que se obtuvo en la toma de datos), $\cdot\|$ es la norma vectorial y \hat{y} es la variable calculada como el modelo de espacio de estados, la cual se obtiene, para el caso del primer subsistema, como se muestra a continuación :

⁴Normalized Root Mean Square Error (NRMSE) el cual consiste en normalizar el erro tipo (RMSE) con la desviación estándar

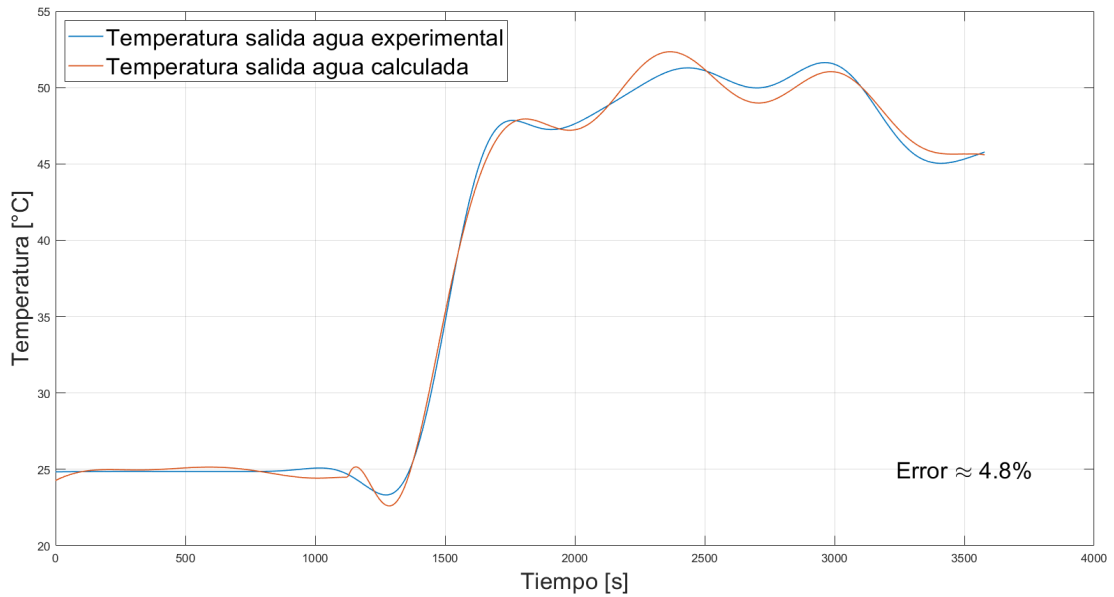
Figura 4.6: Salida calculada para el primer subsistema



Fuente: Elaboración propia

Como se puede observar en la Figura (4.6), se exporta la variable *out.Salida1* (calculada en Simulink®) al *Workspace* de Matlab® y se asigna como la variable \hat{y} . Cabe resaltar que este procedimiento también se puede llevar a cabo realizando el calculo directo con las ecuaciones (1.11), (1.12) y (4.1) de espacio de estados como se puede encontrar en Anexos. Para el cuarto experimento se realiza de igual forma, obteniendo el siguiente resultado para el primer subsistema:

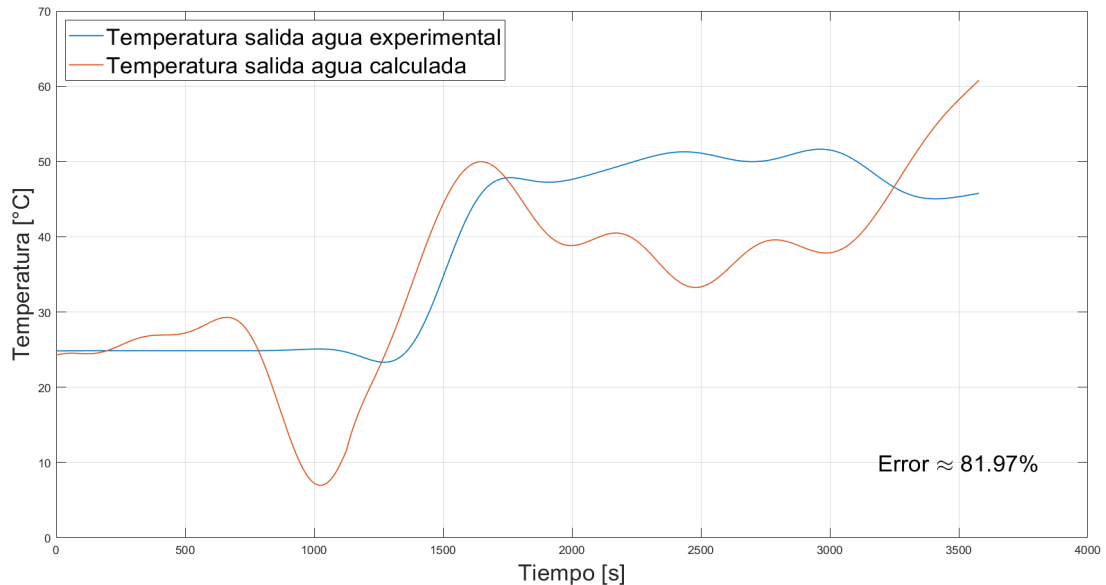
Figura 4.7: Temperatura del agua a la salida del intercambiador experimental vs calculada para el cuarto experimento del primer subsistema



Fuente: Elaboración propia

En la Figura (4.7) se puede apreciar un resultado bastante aceptable ya que la curva se ajusta aproximadamente un 95,2 %, para el segundo subsistema se obtuvo un error de 6,01 %, para el tercer subsistema un error de 33,69 % y para el cuarto subsistema con un error de 9,7 %, obteniendo un error total de aproximadamente 81,97 % como se puede observar en la Figura (4.8):

Figura 4.8: Respuesta total del sistema para el modelo lineal del cuarto experimento



Fuente: Elaboración propia

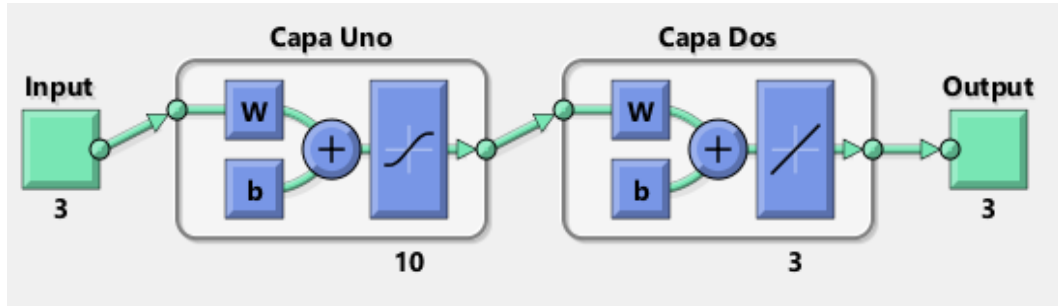
Es por esto, como se ve reflejado en los resultados finales para cada experimento (Figuras (4.5) y (4.8)) que no se tiene un modelo “confiable” que modele de forma precisa (según el experimentador) el sistema total, esto es debido a que se usó modelos lineales, los cuales por su estructura matemática no captan de forma precisa el comportamiento total del sistema caldera-intercambiador de calor, en el cual se presentan no linealidades, por lo tanto, no se usara como modelo de estimación de valores para este proyecto.

4.2. MODELO DE REDES NEURONALES

Para modelar el sistema caldera-distribuidor-válvula de 3 entradas y 3 salidas como se observa en la Figura (2.5) y Tabla (2.3) del capítulo 2, se usó un modelo de redes neuronales ya que este tipo de modelos matemáticos captan no linealidades como se discute en el capítulo 1. Como primer intento se crea una red neuronal de dos capas, con 10 neuronas para la primera capa y 3 para la segunda, entrenada únicamente con el tercer experimento, en la cual se le proporcionan las entradas del sistema y los *Targets*, los cuales son las salidas que la

red neuronal intenta modelar, es decir, según estas variables *Targets* se ajustan los diferentes pesos en la red para que cuando se le proporcionen entradas similares, esta modele de forma precisa el sistema. El tipo de entrenamiento de la red neuronal fue *trainlm*⁵ y su estructura se presenta en la Figura (4.9):

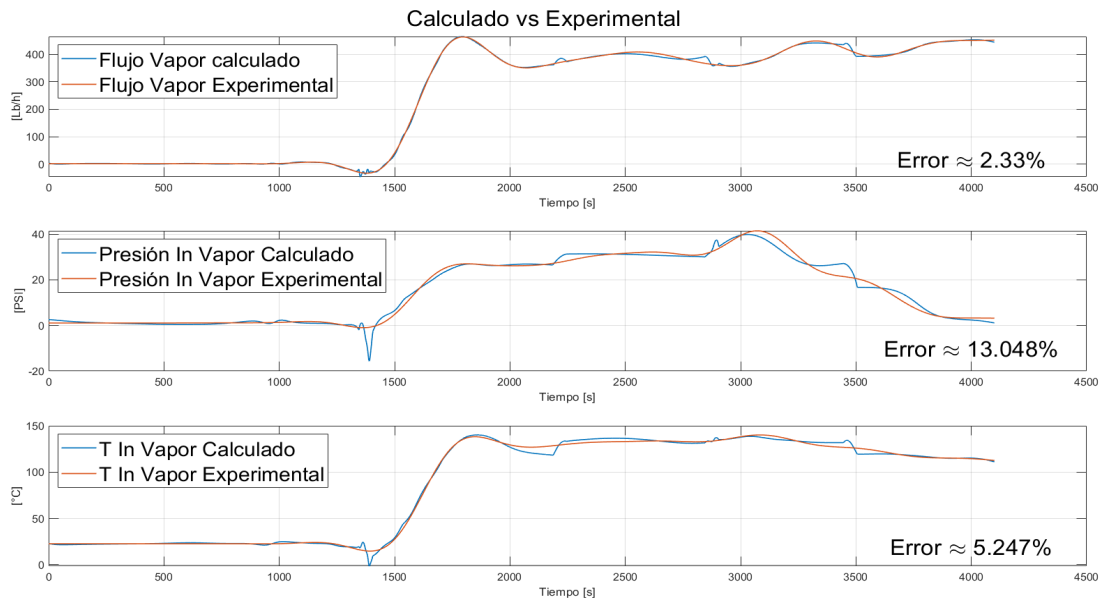
Figura 4.9: Red neuronal dos capas



Fuente: Elaboración propia

En la Figura (4.9) se presenta la red neuronal por defecto que ofrece la aplicación *nftool*, en la cual solo permite incrementar el número de neuronas y no de capas. Los resultados obtenidos para esta red neuronal se presenta a continuación para el caso del tercer experimento:

Figura 4.10: Resultados red neuronal de dos capas para el tercer experimento

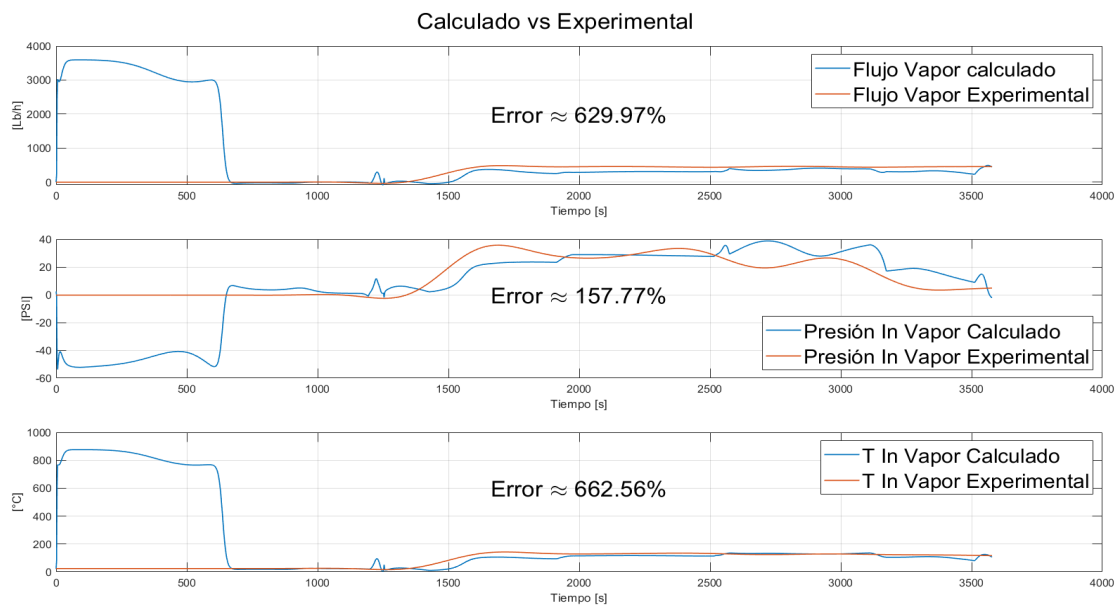


Fuente: Elaboración propia

⁵Entrenamiento *trainlm* o Levenberg-Marquardt [22].

En la Figura (4.10) en general se observan errores bajos, ya que el mas bajos es del 13.04 % para la salida de la presión del vapor a la entrada del intercambiador. Si se quiere calcular las salidas de la caldera-distribuidor-válvula del cuarto experimento con la red de la Figura (4.9), se obtienen los siguientes resultados:

Figura 4.11: Resultados red neuronal de dos capas para el tercer experimento

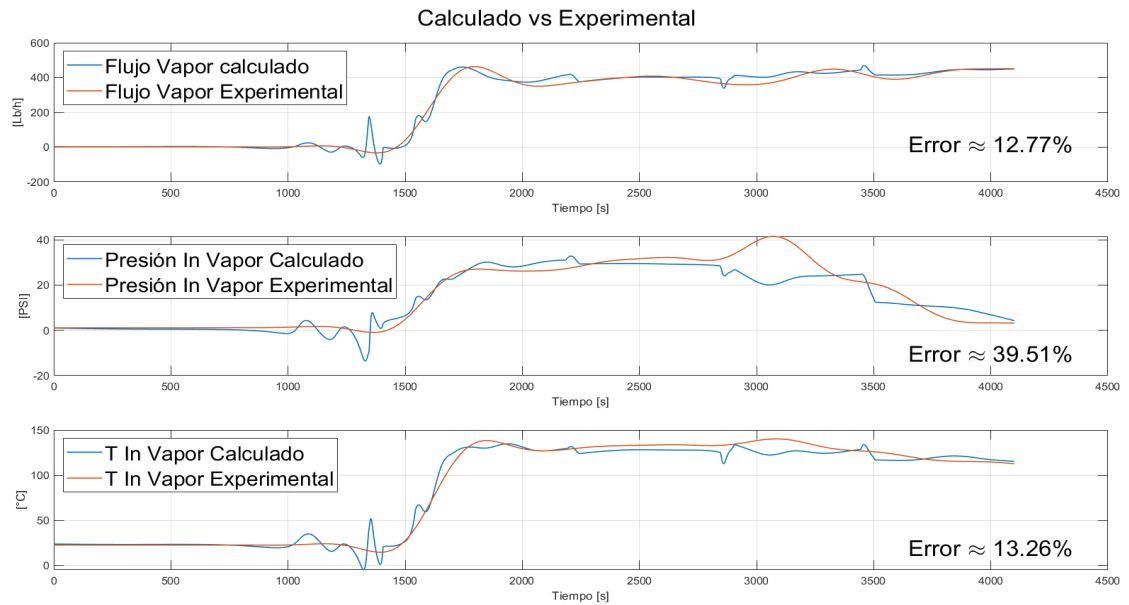


Fuente: Elaboración propia

Se puede observar en la Figura (4.11) el gran error que tiene la red neuronal a la hora de calcular las salidas para el cuarto experimento y esto es debido a que como se dijo anteriormente, esta red neuronal solo fue entrenada con el tercer experimento, luego si se quieren observar resultados aceptables, se tiene que entrenar la red con todos los experimentos disponibles, es decir, con el cuarto y tercer experimento. Para entrenar la red neuronal con ambos experimentos, se tienen que concatenar⁶ las entradas y los *Targets* de los experimentos, obteniendo los siguientes resultados, para el tercer y cuarto experimento:

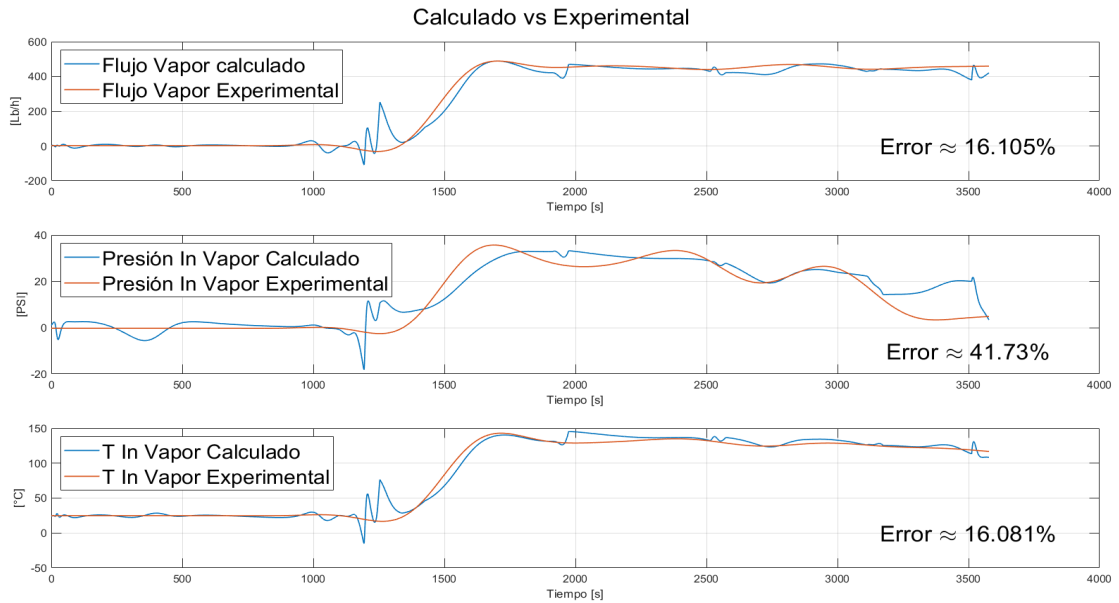
⁶Para este proyecto se concatenaron las entradas y *Tragets* usando la función *catsamples*, pero cabe resaltar que Matlab® dispone de muchas mas funciones para realizar estas tareas.

Figura 4.12: Resultados red neuronal de dos capas para el tercer experimento entrenada con el tercer y cuarto experimento



Fuente: Elaboración propia

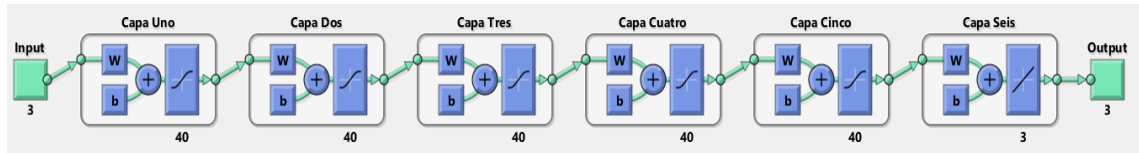
Figura 4.13: Resultados red neuronal de dos capas para el cuarto experimento entrenada con el tercer y cuarto experimento



Fuente: Elaboración propia

En la Figura (4.12) se puede observar que el error aumento respecto a la Figura (4.10), esto es debido a que los pesos y “bias” que definen la nueva red neuronal, se ajustaron para ambos experimentos y no solo para el tercero como en la Figura (4.10); y para la Figura (4.13) se observa que el error disminuyo notablemente respecto a la Figura (4.11), lo que es de esperarse ya que la nueva red neuronal capta el comportamiento de ambos experimentos, cabe resaltar que la red neuronal divide el conjunto total de datos en tres partes: 70 % de datos para el entrenamiento, 15 % para la validación y 15 % para el Test. Los resultados anteriores sugieren que por una parte, la red neuronal debe ser entrenada con los experimentos 3 y 4; y por otra parte, se debe aumentar la complejidad de la red neuronal, y esto se logra aumentando el numero de neuronas y el numero de capas que dispone la red, es por que se escoge una red neuronal tal que su error sea el mínimo, obteniendo una red neuronal final de 5 capas, cada una de 40 neuronas y una ultima capa de salida de 3 neuronas, como se muestra en la Figura (4.14):

Figura 4.14: Modelo caldera-distribuidor-válvula

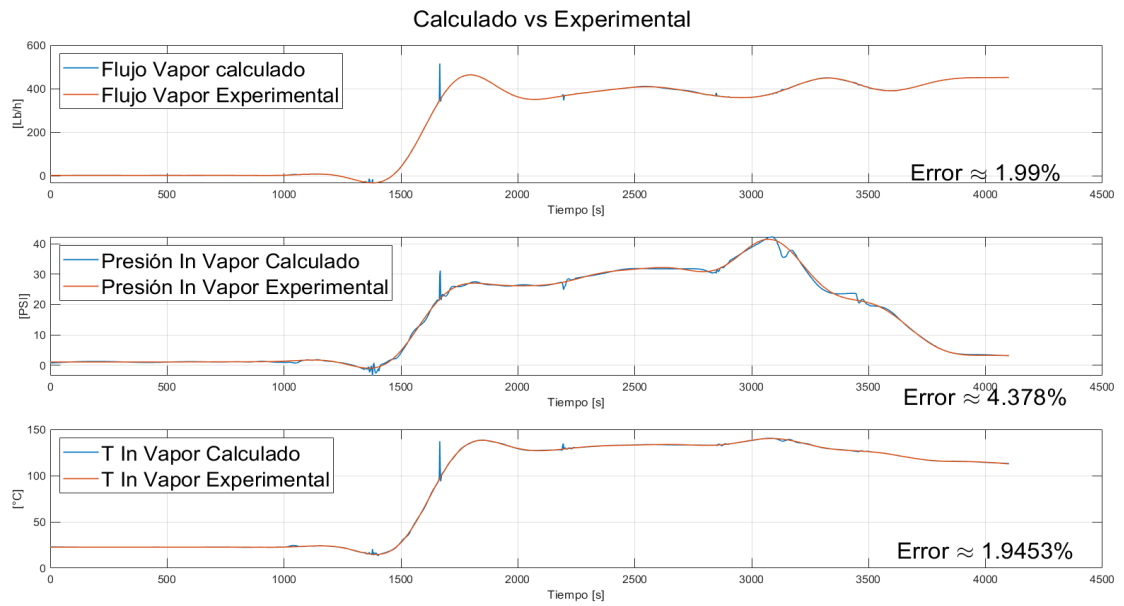


Fuente: Elaboración propia

La cual es diseñada⁷ por medio del comando *Fitnet* proporcionado por Matlab® y entrenada por medio de la función *Train*, proporcionándole las entradas y *Targets* discutidos anteriormente. A continuación se presentan los resultados calculados por medio de la red neuronal final (Figura (4.14)):

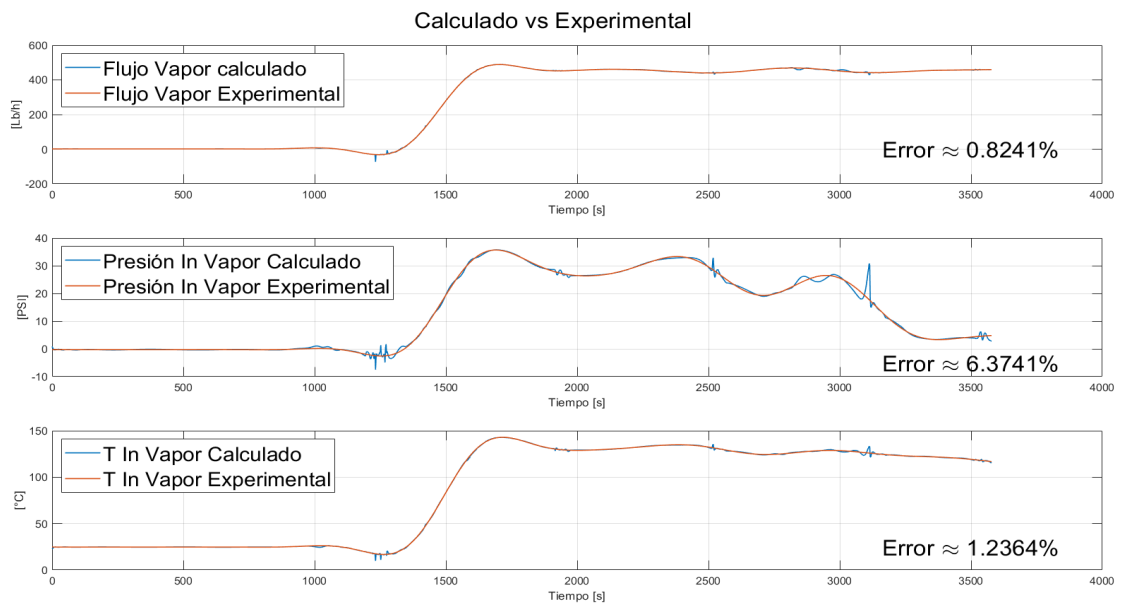
⁷Para el diseño de la red neuronal final, ya no se usa directamente la aplicación *nftool* ya que en su interfaz no permite personalizar la red neuronal además del número de neuronas y el tipo de entrenamiento, es por esto que se deben realizar una serie de códigos para su debida implementación, los cuales se presentan en Anexos.

Figura 4.15: Resultados red neuronal final para el tercer experimento



Fuente: Elaboración propia

Figura 4.16: Resultados red neuronal final para el cuarto experimento



Fuente: Elaboración propia

En las Figuras (4.15) y (4.16) se observan resultados aceptables debido a la complejidad de

la red neuronal final ⁸, donde el error mas grande es de 4,378 % y 6,3741 % para el tercer y cuarto experimento respectivamente. Cabe aclarar que el tipo de entrenamiento *trainlm* se escogió ya que con este entrenamiento se obtienen los mejores resultados. En las Tablas (4.2) y (4.3) se presentan los errores para cada salida del sistema caldera-distribuidor-válvula de cada experimento y su tipo de entrenamiento:

Tabla 4.2: Comparativa tipos de entrenamiento para el tercer experimento

Tipo entrenamiento	Flujo de vapor	Presión entrada vapor	Temperatura entrada vapor
Levenberg-Marquardt	1,9910 %	4,3780 %	1,9450 %
BFGS Quasi-Newton	15,9200 %	69,2300 %	24,6700 %
Resilient Backpropagation	12,5600 %	41,1300 %	10,5000 %
Scaled Conjugate Gradient	10,2900 %	37,0400 %	13,6400 %
Conjugate Gradient with Powell/Beale Restarts	12,5500 %	38,0600 %	13,3700 %
Fletcher-Powell Conjugate Gradient	13,9800 %	45,6600 %	12,6600 %
Polak-Ribière Conjugate Gradient	9,6030 %	31,7400 %	10,5300 %
One Step Secant	21,1200 %	54,8500 %	21,9300 %
Variable Learning Rate Backpropagation	17,8900 %	112,1000 %	25,0800 %

Fuente: Elaboración propia

⁸Una vez entrenada la red neuronal, esta a pesar de su complejidad calcula de forma “rápida” los diferentes modelos, es decir, el gasto computacional se ve reflejado exclusivamente en el entrenamiento de la red.

Tabla 4.3: Comparativa tipos de entrenamiento para el cuarto experimento

Tipo entrenamiento	Flujo de vapor	Presión entrada vapor	Temperatura entrada vapor
Levenberg-Marquardt	0,8241 %	6,3740 %	1,2360 %
BFGS Quasi-Newton	22,7500 %	67,6200 %	34,1900 %
Resilient Backpropagation	16,6600 %	32,5400 %	15,5800 %
Scaled Conjugate Gradient	14,4400 %	37,8200 %	16,0100 %
Conjugate Gradient with Powell/Beale Restarts	14,3100 %	44,8200 %	22,8600 %
Fletcher-Powell Conjugate Gradient	15,7200 %	52,6400 %	19,4400 %
Polak-Ribière Conjugate Gradient	13,5700 %	38,1800 %	16,1400 %
One Step Secant	23,0500 %	52,9000 %	29,6200 %
Variable Learning Rate Backpropagation	23,7900 %	123,5000 %	33,7500 %

Fuente: Elaboración propia

4.3. CARACTERÍSTICAS RED NEURONAL

A continuación se presentaran algunas características de la red neuronal tales como su estructura interna y algunas anotaciones sobre sus pesos y “bias”. De acuerdo a la Figura (1.4) en el capítulo 1, si se establecen 3 entradas, 3 salidas, 5 capas cada una de 40 neuronas y una ultima capa de 3 neuronas; el sistema de redes neuronales se puede ver de la siguiente forma para la salida de la primera capa:

$$a_1 = F \left(\begin{bmatrix} w_{1,1,1} & w_{1,2,1} & w_{1,3,1} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ w_{40,1,1} & w_{1,2,1} & w_{40,3,1} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} u_1 \\ u_2 \\ u_3 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_{1,1} \\ \vdots \\ b_{40,1} \end{bmatrix} \right) \quad (4.3)$$

Donde $w_{i,j,k}$ son los pesos respectivos de las neuronas para $k \in \{1, \dots, 6\}$, u_j son las respectivas entradas del modelo, $b_{i,k}$ son los “bias”, a_1 es la salida de la primera capa, la cual tiene dimension 40 y F es la función de activación dada como:

$$F((x_1, \dots, x_i)^T) = (f(x_1), \dots, f(x_i))^T$$

con $f(x)$ denominada función tangente hiperbólica, la cual esta definida como:

$$f(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (4.4)$$

La salida para la segunda capa esta dada por:

$$a_2 = F \left(\begin{bmatrix} w_{1,1,2} & \cdots & w_{1,40,2} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{40,1,2} & \cdots & w_{40,40,2} \end{bmatrix} \cdot a_1 + \begin{bmatrix} b_{1,2} \\ \vdots \\ b_{40,2} \end{bmatrix} \right) \quad (4.5)$$

Este procedimiento se realiza hasta la quinta capa igualmente usando la función de activación F . Para la sexta capa se tiene la siguiente ecuación:

$$a_6 = G \left(\begin{bmatrix} w_{1,1,6} & \cdots & w_{1,40,6} \\ w_{2,1,6} & \cdots & w_{2,40,6} \\ w_{3,1,6} & \cdots & w_{3,40,6} \end{bmatrix} \cdot a_5 + \begin{bmatrix} b_{1,6} \\ b_{2,6} \\ b_{3,6} \end{bmatrix} \right) \quad (4.6)$$

Donde $G((x_1, \dots, x_i)^T) = (x_1, \dots, x_i)^T$ es la función lineal y $a_6 \in \mathbb{R}^3$ es la salida final de la red neuronal, la cual predice las tres salidas del sistema caldera-distribuidor-válvula como: flujo de vapor, presión y temperatura del vapor a la entrada del intercambiador. Con lo comentado anteriormente y en base a la Figura (4.14), los vectores a_1 y a_6 son las salidas de las capas de entrada y salida respectivamente y a_2 , a_3 , a_4 y a_5 son las salidas de las capas ocultas.

Note que el numero de elementos que se deben calcular para definir la red neuronal son $(40 \times 3 + 40) + 4 \times (40 \times 40 + 40) + (3 \times 40 + 3) = 6843$ elementos.

4.4. MODELO INTERCAMBIADOR

Para el modelo del intercambiador se uso un modelo para intercambiadores de calor de casco y tubos [23], [24], en el cual se necesitan cálculos del coeficiente global de transferencia de calor, densidades, calores específicos entre otras propiedades físicas del sistema.

En el modelo [23] se asume que el intercambiador de calor esta bien asilado, es decir, el intercambiador de calor tiene el material térmico necesario para que se puedan despreciar las perdidas al exterior y así el calor entregado por el fluido caliente sea igual a calor recibido por el fluido frío.

Luego con estas consideraciones, las ecuaciones que definen el modelo son las siguientes:

$$\dot{T}_{ho}(t) = \frac{\dot{m}_h}{\rho_h V_h} (T_{hi}(t) - T_{ho}(t)) + \frac{U_h A_h}{\rho_h V_h C_{ph}} (T_{co}(t) - T_{ho}(t)) \quad (4.7)$$

$$\dot{T}_{co}(t) = \frac{\dot{m}_c}{\rho_c V_c} (T_{ci}(t) - T_{co}(t)) + \frac{U_c A_c}{\rho_c V_c C_{pc}} (T_{ho}(t) - T_{co}(t)) \quad (4.8)$$

Donde \dot{m}_c y \dot{m}_h denotan los flujos másicos del fluido frío y del fluido caliente respectivamente; C_{pc} y C_{ph} denotan los calores específicos del fluido frío y del fluido caliente respectivamente; T_{hi} , T_{ho} , T_{ci} y T_{co} denotan las temperaturas del fluido caliente a la entrada y salida, temperatura del fluido frío a la entrada y salida respectivamente; ρ_h y ρ_c denotan las densidades del fluido caliente y del fluido frío respectivamente; V_h y V_c denotan los volúmenes del lado de tubos y carcaza respectivamente; y finalmente $U_h A_h$ y $U_c A_c$ denotan el producto del coeficiente global de transferencia de calor por su respectiva área del lado de tubos y carcaza respectivamente. Cabe aclarar que las dimensiones del intercambiador especificado en el capítulo 1, Figura (1.2) se tomaron de [25, pp. 31-32].

Para el calculo de los coeficientes globales de transferencia de calor se debe calcular el calor que libera el vapor y el calor que se transfiere al agua, para el calculo del calor liberado del vapor se usa la formula:

$$\dot{Q}_h = \dot{m}_h C_{ph} (T_{hi} - T_{ho}) = \dot{m}_h (H_{hi} - H_{ho}) \quad (4.9)$$

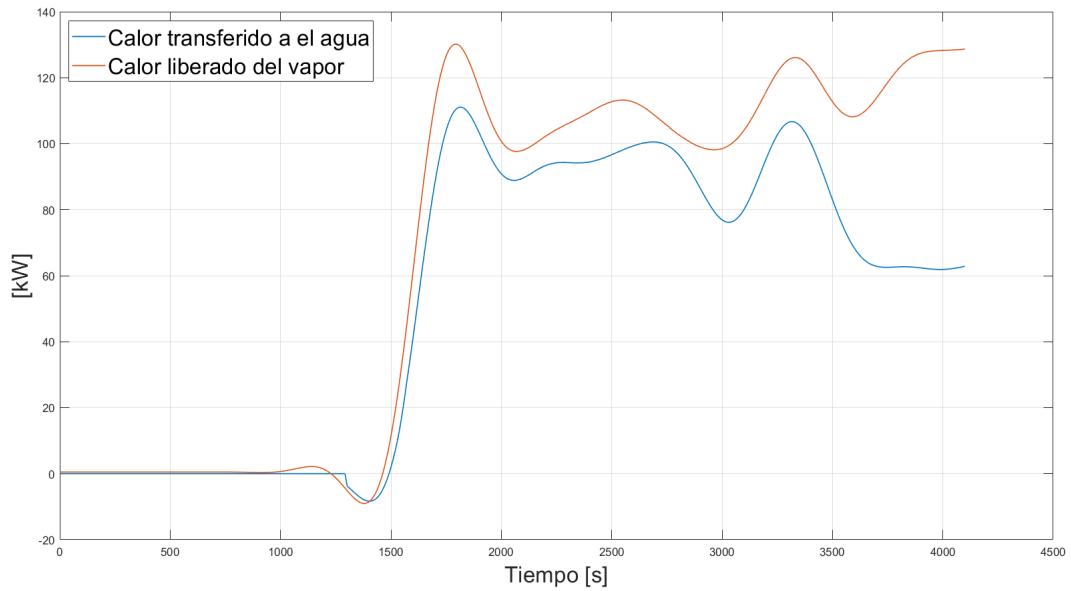
Donde H_{hi} y H_{ho} son la entalpías del fluido caliente a la entrada y salida respectivamente; cabe aclarar que estas entalpías se calculan en EES® para cada punto registrado, usando una calidad del vapor como $x = 1$ (vapor seco) a una temperatura de entrada para la entalpía H_{hi} y una calidad de $x = 0$ (vapor saturado) a una temperatura de salida para la entalpía H_{ho} . Note que las entalpías del vapor para la entrada y la salida también se pueden calcular dadas sus presiones y temperaturas pero con estos valores EES® no identifica el cambio de fase, por lo tanto, se usa la ecuación (4.9), calculada por medio de la temperatura y calidad para la entrada y salida del vapor. Para el caso del agua, el calculo del calor se presenta a continuación:

$$\dot{Q}_c = \dot{m}_c C_{pc} (T_{co} - T_{ci}) \quad (4.10)$$

El calculo del C_{pc} se realiza a temperatura de entrada del agua a una presión constante (presión a la entrada del agua), note que el calculo de la ecuación (4.10) es ligeramente diferente al de la ecuación (4.9), debido a que el C_{pc} no varia notablemente y además la ecuación (4.10) es una formula mucho mas simple.

Una vez hecho los cálculos para el calor con las ecuaciones (4.10) y (4.9) se obtiene la Figura (4.17):

Figura 4.17: Calor para el agua y el vapor



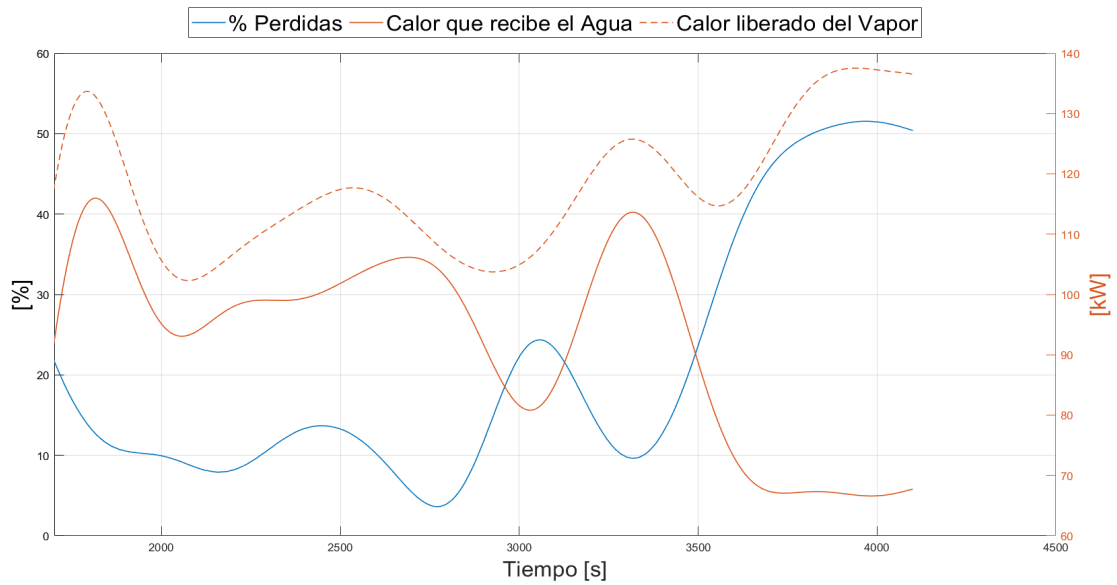
Fuente: Elaboración propia

En la Figura (4.17) se puede apreciar que el calor liberado del vapor no es totalmente transferido al agua, por lo tanto, se presentan pérdidas en el proceso, las cuales se pueden calcular como:

$$Error_{relativo} = \frac{\dot{Q}_h - \dot{Q}_c}{\dot{Q}_h} \quad (4.11)$$

Obteniendo el siguiente resultado:

Figura 4.18: Perdidas de calor en el sistema



Fuente: Elaboración propia

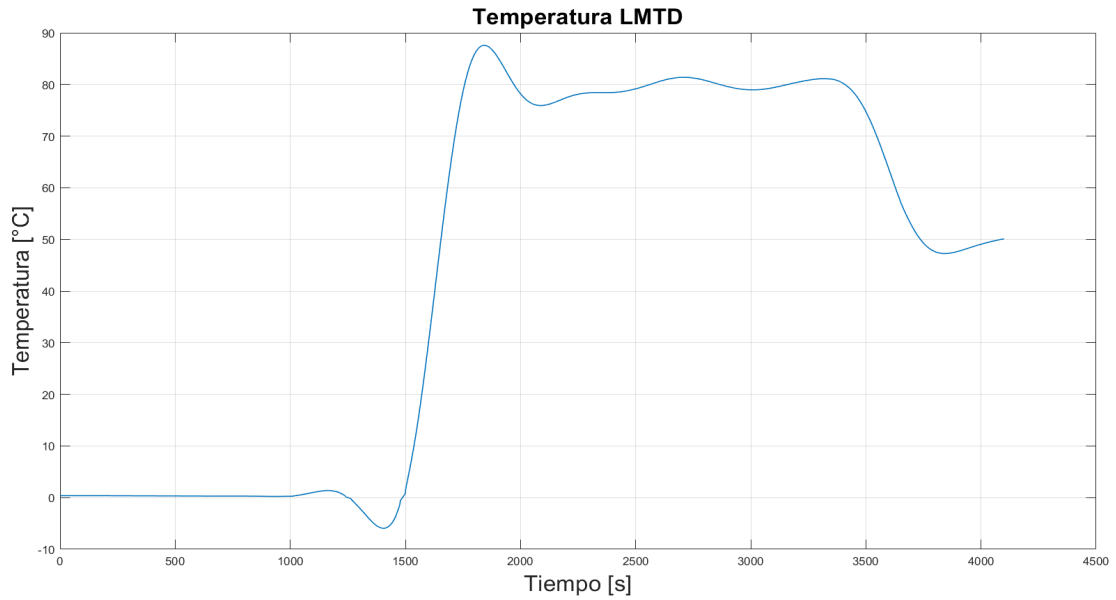
Note que en la Figura (4.18) el error relativo se presenta aproximadamente desde el inicio de condiciones nominales, ya que en el proceso de arranque se presentan valores que indefinen el error presentado en la ecuación (4.11).

Para el calculo de la temperatura media logarítmica se usa la siguiente ecuación:

$$\begin{cases} \Delta T_{ml} = \frac{\Delta T_1 - \Delta T_2}{\ln(\Delta T_1 / \Delta T_2)} \\ \Delta T_1 = T_{hi} - T_{co} \\ \Delta T_2 = T_{ho} - T_{ci} \end{cases} \quad (4.12)$$

La ecuación (4.12) se escoge debido a que, para los intercambiadores de casco y tubos, la temperatura media logarítmica se toma como un intercambiador de flujo cruzado o a contra-flujo, el factor de corrección se calcula para cada punto del sistema implementando EES®. Usando la ecuación (4.12) se obtiene la Figura (4.19):

Figura 4.19: Temperatura media logarítmica LMTD



Fuente: Elaboración propia

Con el resultado presentado en la Figura (4.19) se calcula el coeficiente global de transferencia de calor para el agua dado como:

$$U_c A_c = \frac{\dot{m}_c C_{pc} (T_{co} - T_{ci})}{\Delta T_{ml}} = \frac{\dot{Q}_c}{\Delta T_{ml}} \quad (4.13)$$

Y para el caso del vapor tenemos:

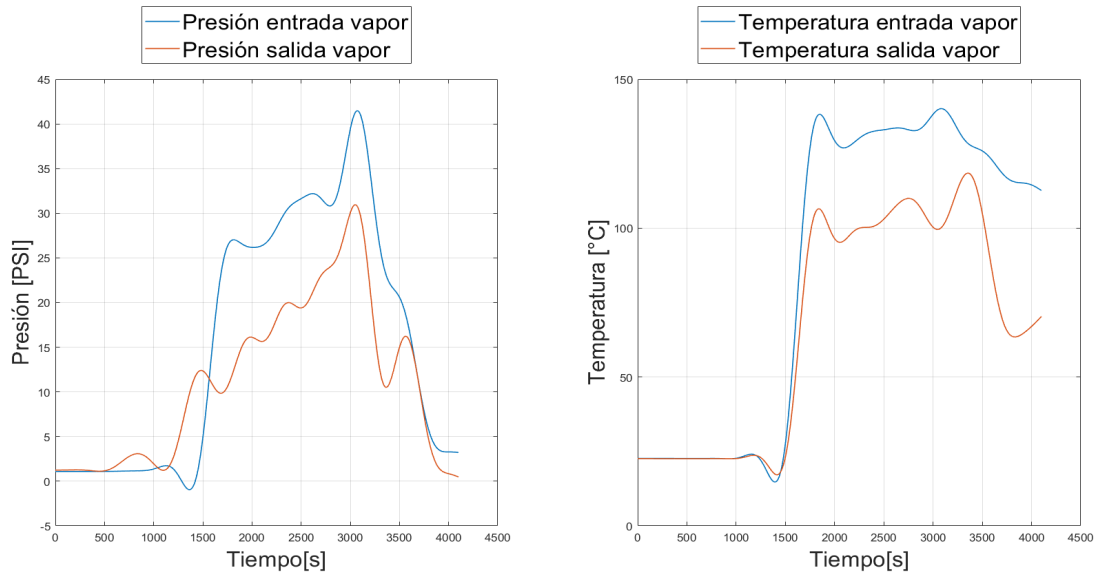
$$U_h A_h = \frac{\dot{m}_h (H_{hi} - H_{ho})}{\Delta T_{ml}} = \frac{\dot{Q}_h}{\Delta T_{ml}} \quad (4.14)$$

Realizando los cálculos anteriores se importan las densidades y calores específicos de EES®, y se calculan las temperaturas de salida para el vapor y el agua usando las ecuaciones (4.7) y (4.8). El cálculo de los coeficientes globales de transferencia presentados en las ecuaciones (4.13) y (4.14) se usan como referencia para obtener valores representativos del proceso como se explica en el capítulo 5.

Comparando los resultados finales con los experimentales (datos reales), se observa que no se tiene un modelo aceptable, ya que las curvas calculadas difieren notablemente de las experimentales, esto se debe a que no tiene en cuenta el cambio de fase que ocurre en el sistema intercambiador, por lo tanto, se debe modificar el modelo del intercambiador. Antes de continuar con la búsqueda del modelo caja blanca para el intercambiador de calor vale la pena caracterizar el proceso de cambio de fase que se lleva a cabo en el intercambiador. A con-

tinuación se presentan las temperaturas y presiones del vapor para la entrada y salida del intercambiador:

Figura 4.20: Proceso cambio de fase vapor



En la Figura (4.20) se puede apreciar que, a pesar de que se tiene un cambio de fase, ya que el vapor entra como vapor seco (calidad $x = 1$) y sale como liquido saturado (calidad $x = 0$), no se lleva a cabo a una misma temperatura, esto se debe a como se observa en Figura (4.20) la presión de entrada y salida del vapor cambia o se aprecia una caída de presión debido a factores tales como la fricción que se produce entre los fluidos con las superficies del intercambiador o de los ductos, las cuales generan una caída de presión; el intercambiador no es 100 % adiabático (Figura (4.18)) y generación de turbulencias las cuales se presentan en los ductos o tuberías y en el interior del intercambiador, esto genera perdidas de energía, que se pueden representar en perdidas de caída de presión y energía cinética del fluido. Debido a todos los factores antes mencionados que, producen caída de presión generan un cambio en la temperatura a medida que se lleva cabo el cambio de fase, es decir, por ejemplo en el diagrama $T-v$, dentro de la región de cambio de fase no se debería presentar una línea recta horizontal sino una curva que viene representada por las diferentes caídas de presión. Con lo comentado anteriormente el nuevo modelo que se debe buscar para el intercambiador debe ser un modelo que incluya el fenómeno de condensación. Continuando con el modelo [23] se debe modificar el termino del calor transferido por el vapor de la ecuación (4.7), es decir, el termino señalado a continuación:

$$\dot{T}_{ho}(t) = \underbrace{\frac{\dot{m}_h}{\rho_h V_h} (T_{hi}(t) - T_{ho}(t))}_{\text{Calor del vapor}} + \frac{U_h A_h}{\rho_h V_h C_{ph}} (T_{co}(t) - T_{ho}(t))$$

Reemplazándolo por $\frac{\dot{m}_h}{\rho_h V_h} (T_{hi}(t) - T_{ho}(t)) = \frac{\dot{m}_h}{\rho_h V_h C_{ph}} (H_{hi}(t) - H_{ho}(t))$, obteniendo los siguientes resultados, los cuales se discutirán en el capítulo 5:

Figura 4.21: Temperatura de salida del agua calculada por el modelo del intercambiador para el tercer experimento

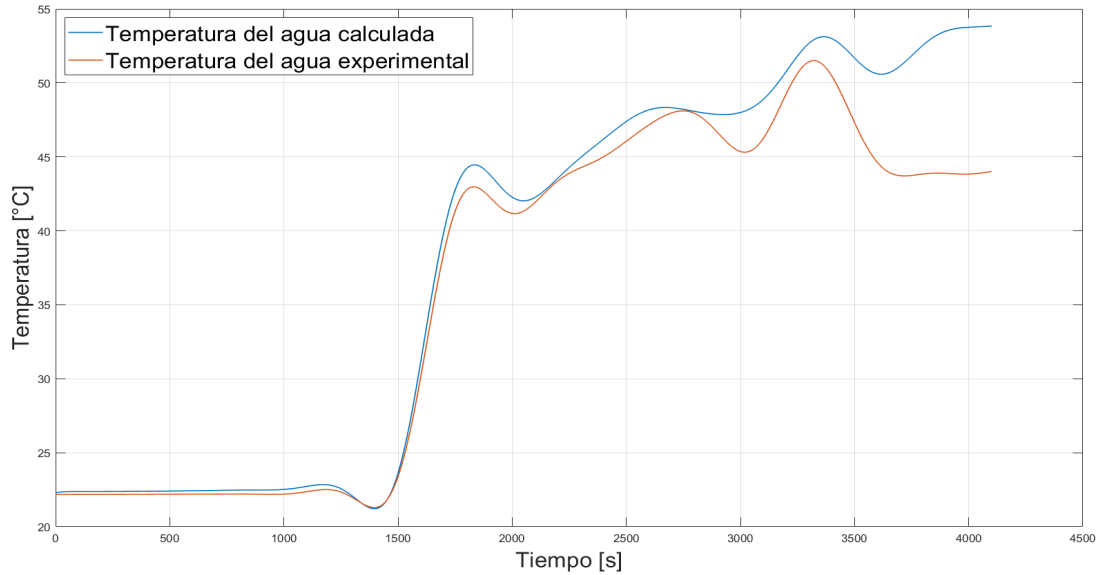
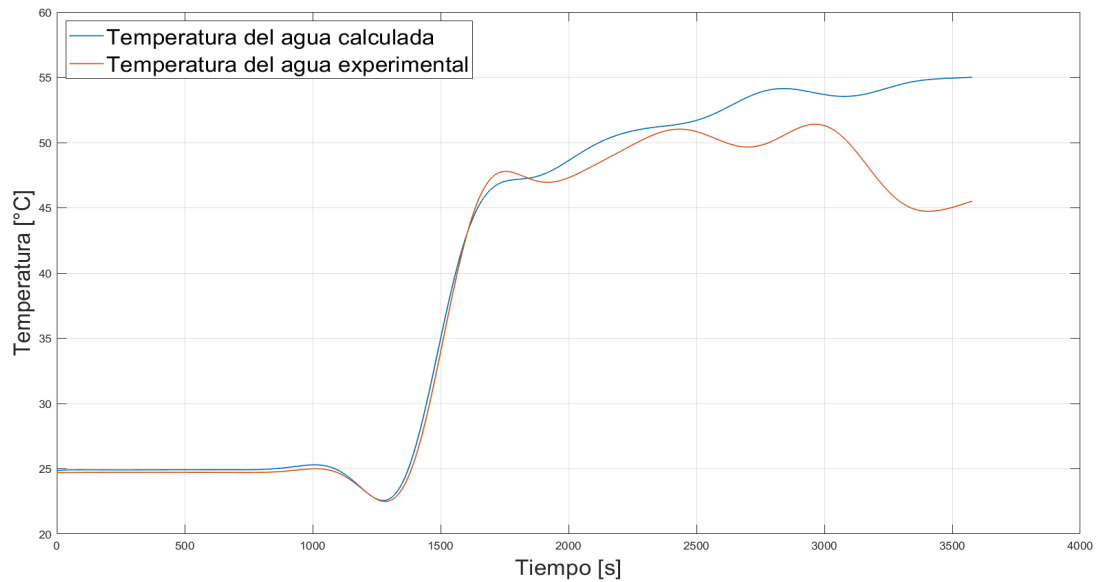


Figura 4.22: Temperatura de salida del agua calculada por el modelo del intercambiador para el cuarto experimento



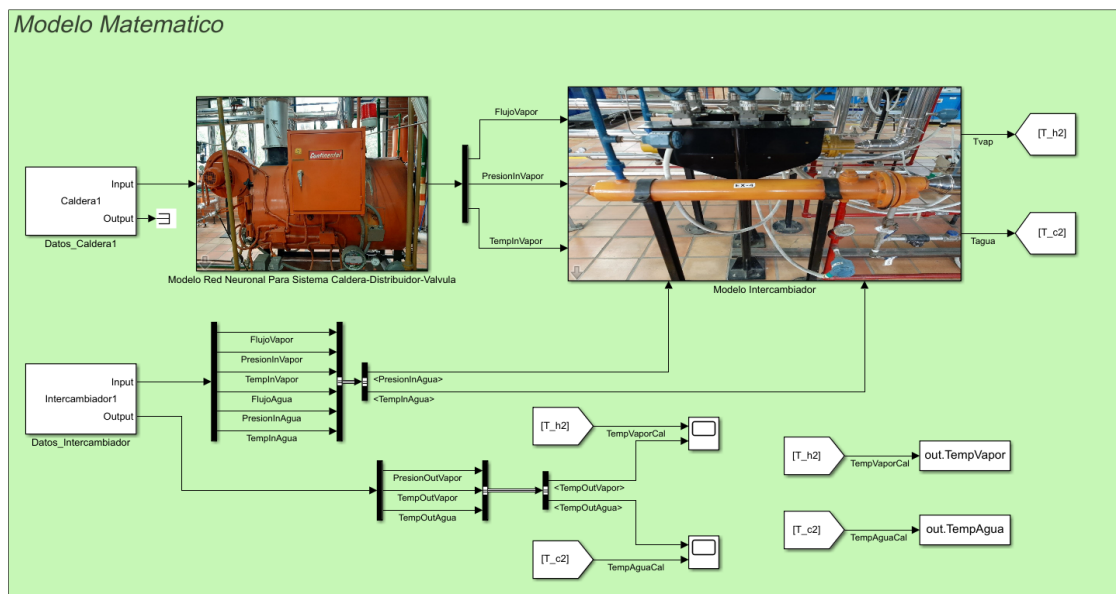
RESULTADOS

En este capítulo se describen los resultados de simulación y validación del modelo matemático obtenido en el capítulo 4.

5.1. SIMULACIÓN DEL MODELO

Para la simulación del modelo matemático, se creó un modelo en Simulink®, en donde se divide el sistema caja gris en un modelo caja negra no lineal, es decir, el modelo de redes neuronales artificiales y en un modelo caja blanca no lineal para el intercambiador de calor presentado en las páginas 45 y 53 respectivamente del capítulo 4, obteniendo el siguiente resultado:

Figura 5.1: Modelo implementado en Simulink®



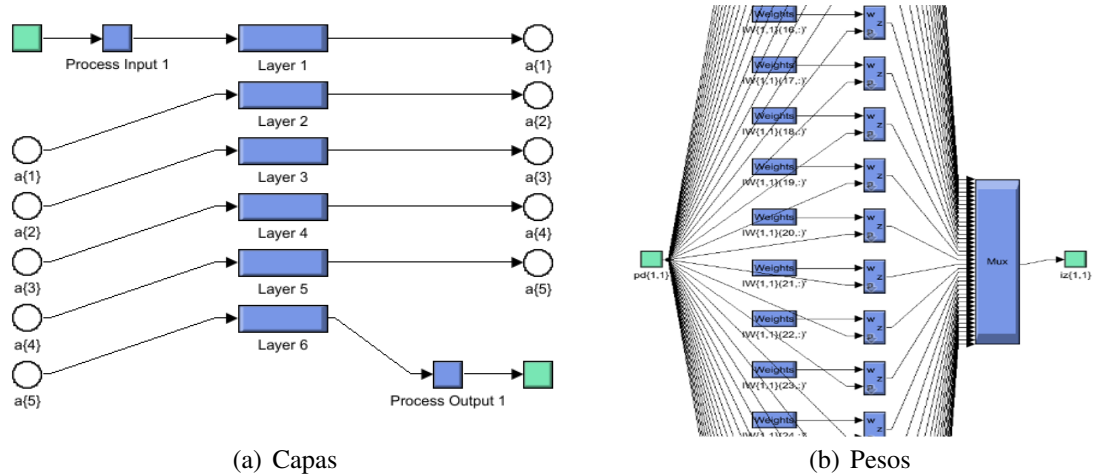
Fuente: Elaboración propia

En la Figura (5.1) se pueden observar las diferentes entradas a cada modelo y su respectiva salida, la cual es la temperatura del agua a la salida del intercambiador, pero debido a que el modelo representado en las ecuaciones (4.7) y (4.8) permite calcular también la temperatura de salida del vapor, es por esto que se incluye en el modelo final.

En la Figura (5.1) se presentan los modelos caja negra y blanca para la caldera y el inter-

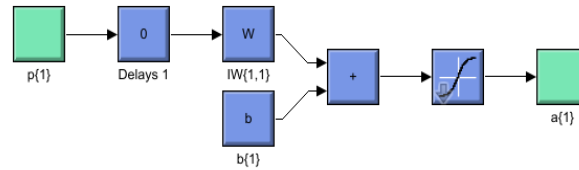
cambiador de calor respectivamente como subsistemas. Para el interior del modelo de redes neuronales simulado en Simulink® se presenta a continuación:

Figura 5.2: Interior modelo redes neuronales



(a) Capas

(b) Pesos



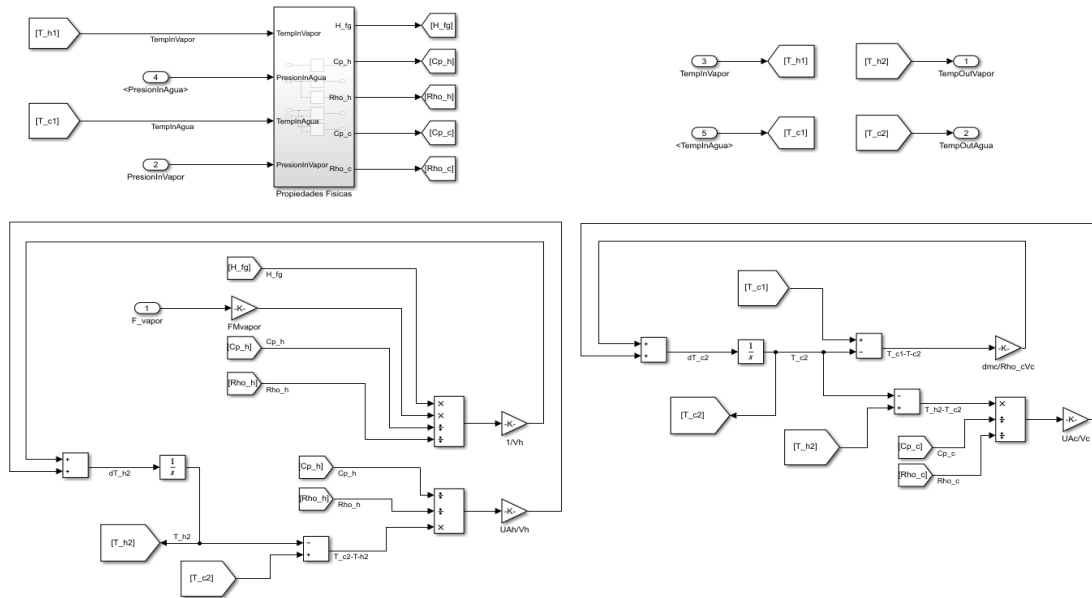
(c) Modelo interior capa

Fuente: Elaboración propia

En la Figura (5.2) se puede observar el modelo general de la red neuronal (parte (a)), el modelo de cada capa con sus respectivos pesos y funciones de activación (parte (c)), y las conexiones de las neuronas en cada capa (parte (b)). Cabe aclarar que el modelo de redes neuronales se genera en Simulink® con la función *gensim*.

Para el interior del modelo de caja blanca del intercambiador de calor de casco y tubos se presenta a continuación en la Figura (5.3):

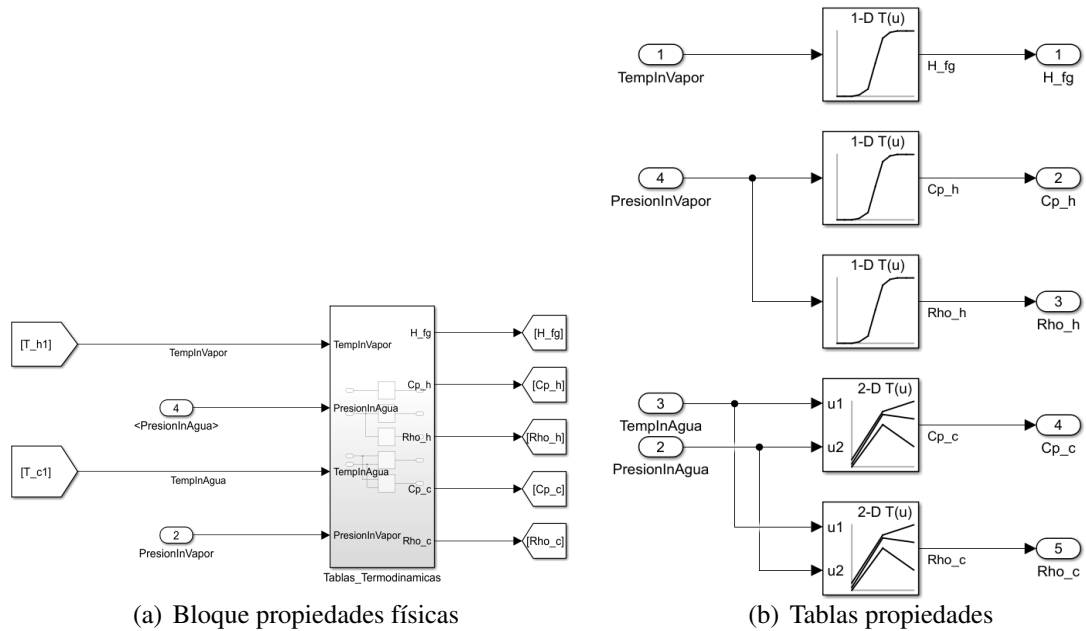
Figura 5.3: Modelo Intercambiador de calor de casco y tubos implementado en Simulink®



Fuente: Elaboración propia

Donde se aprecia las solución de cada ecuación diferencial propuestas en las ecuaciones (4.7) y (4.8) con el cambio realizado en la pagina 58; y el bloque o subsistema denominado “Propiedades físicas” contiene información de la propiedades físicas importadas de EES® para calcular propiedades como el calor específico, densidades y entalpías para el agua y el vapor como se presenta de forma detallada a continuación:

Figura 5.4: Propiedades físicas modelo intercambiador de calor

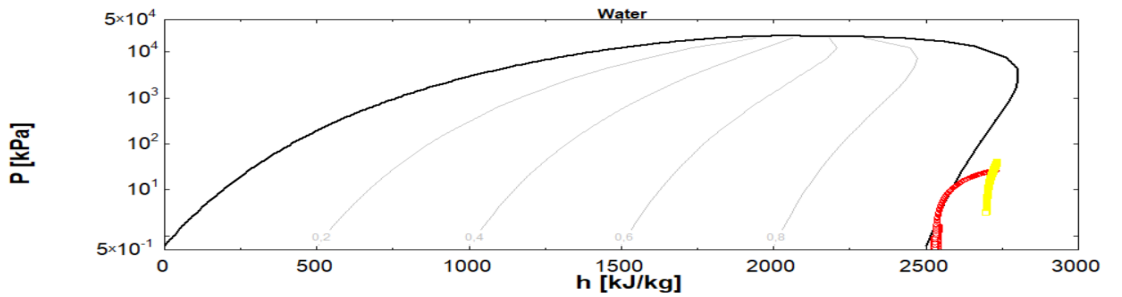


Fuente: Elaboración propia

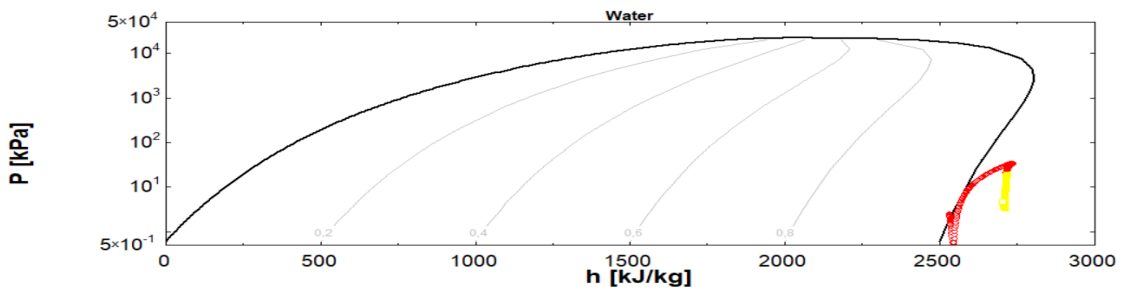
En la Figura (5.4) se puede observar el interior del subsistema o bloque “Propiedades físicas” en donde se puede encontrar las diferentes “Lookup Tables” ya sea 1 – D o 2 – D , las cuales interpolan para cada temperatura y presión la propiedad física requerida del problema. Note que la dinámica del sistema caldera-intercambiador de calor la define el intercambiador de calor, ya que en la compleja dinámica de la caldera se presentan comportamientos inestables debido a la rápida velocidad de cambio de algunas variables respecto de otras [26], luego no se aplican retardos a la red neuronal para evitar perturbaciones en el sistema no deseadas.

En el capítulo 4 se presentaron los resultados del modelo del intercambiador en las Figuras (4.21) y (4.22) en donde se puede observar un ajuste de la curva calculada a la experimental aceptable, excepto en la región final del proceso que, es donde la apertura de la válvula se cierra al 30 % lo que ocasiona grandes pérdidas en el proceso como se puede observar en la Figura (4.18). Esto se debe a que las curvas calculadas por el modelo del intercambiador se asume que el calor total liberado por el vapor es transferido al agua y esto, en la región final del proceso difiere considerablemente. Este aumento en las pérdidas se le puede atribuir a la apertura de la válvula, ya que esto ocasiona que el vapor saturado se aleje de la línea de saturación y pase a ser vapor sobrecalentado como se observa a continuación (Figura (5.5)):

Figura 5.5: Estado del vapor durante el proceso



(a) Tercer experimento



(b) Cuarto experimento

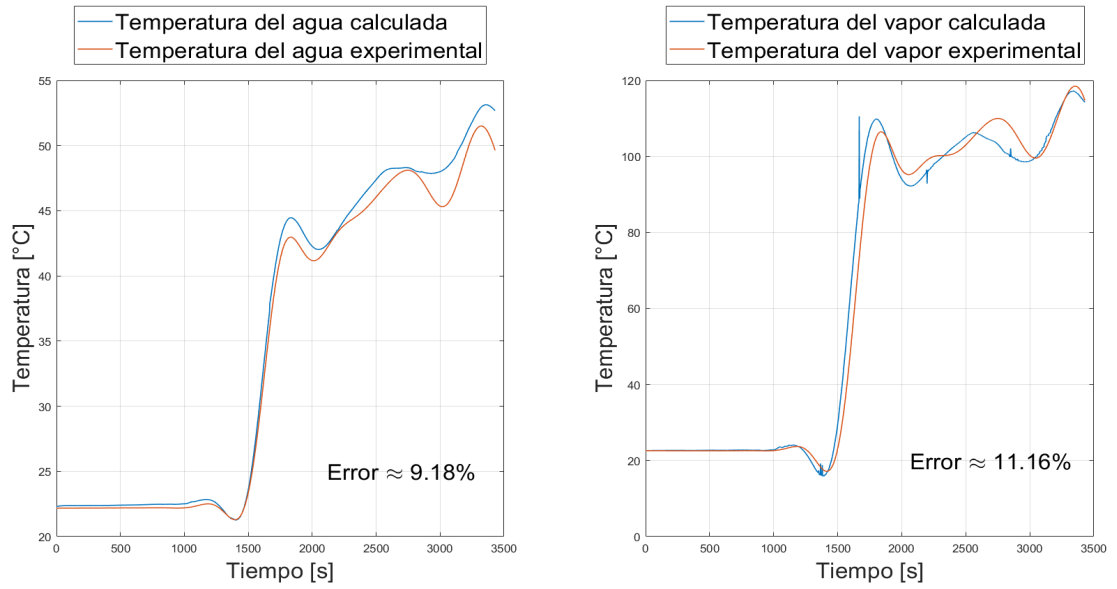
Fuente: Elaboración propia

En donde las líneas amarillas representan la parte final del proceso, es decir, inmediatamente al reducir la apertura de la válvula al 30 %, y la unión de la línea roja con la amarilla representa el proceso total, luego para predecir este comportamiento del vapor en función de la apertura de la válvula en la región de vapor sobrecalentado se necesita un modelo propio de la válvula de vapor, lo cual, no está dentro de los alcances del presente trabajo de grado; es por esto que los resultados se presentaran hasta el inicio de la apertura de la válvula al 30 %.

Note que los coeficientes globales de transferencia de calor no se calculan de la misma forma que en las ecuaciones (4.13) y (4.14) ya que, para su cálculo se requiere conocer la temperatura de salida del vapor y del agua, y es justamente las incógnitas que se quieren resolver; para solucionar este problema se calculan los coeficientes globales de transferencia de calor representativos al proceso y que estén en un rango de valores propuestos por las ecuaciones (4.13) y (4.14), es decir, con ayuda de la función *sim* se cambia el valor de dicho parámetro para que produzca una curva que mejor se ajuste al proceso.

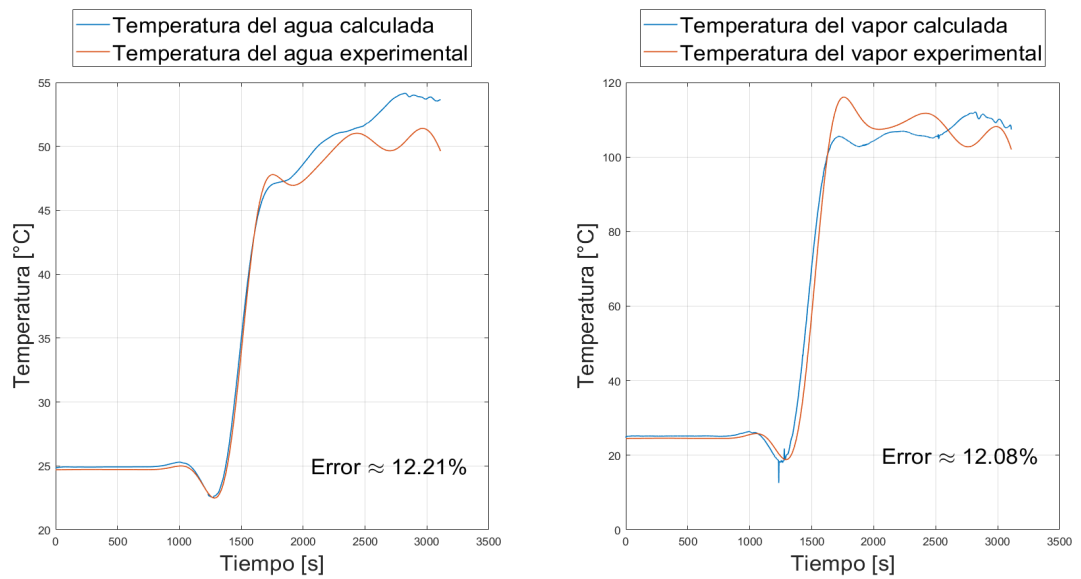
La unión del modelo caja negra con el modelo caja blanca, esto es, el modelo matemático presentado en la Figura (5.1) produce los siguientes resultados para el tercer y cuarto experimento:

Figura 5.6: Resultados modelo matemático para el tercer experimento



Fuente: Elaboración propia

Figura 5.7: Resultados modelo matemático para el cuarto experimento



Fuente: Elaboración propia

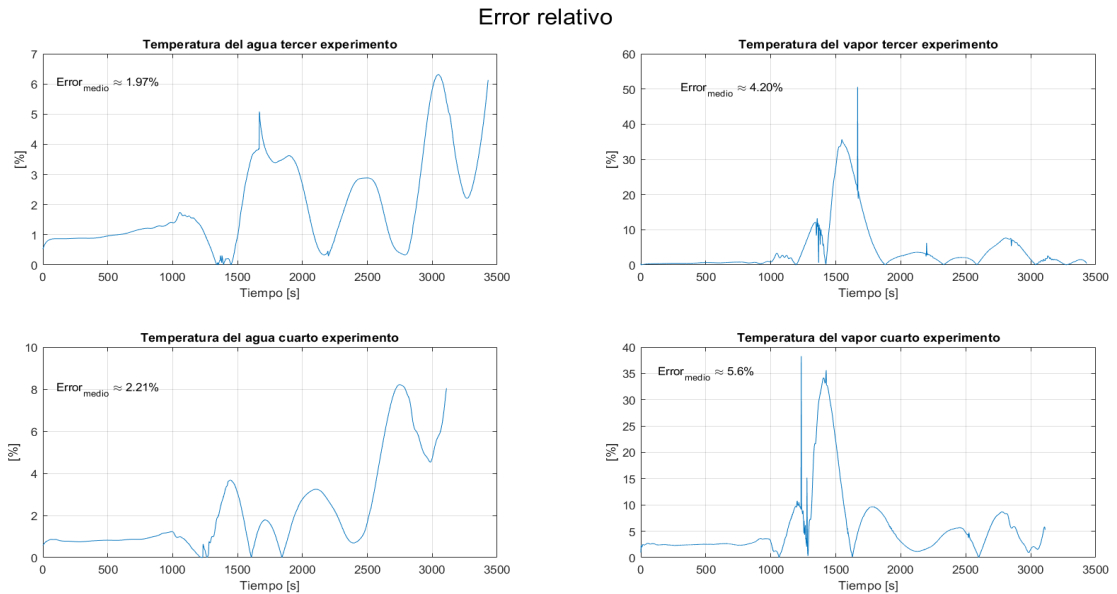
En las Figuras (5.6) y (5.7) se observan resultados aceptables debido a los bajos errores

presentados, para coeficientes globales de transferencia UA de $1.92105[\frac{kW}{\circ C}]$ y $2.236842[\frac{kW}{\circ C}]$ para el tercer y cuarto experimento respectivamente. Se debe tener en cuenta que este error es acumulado a lo largo del proceso de acuerdo a la ecuación (4.2), la cual, se puede ver de la siguiente forma:

$$\%Error = 100 \cdot \left(\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (Y_i - \hat{Y}_i)^2}{\sum_{i=1}^N (Y_i - \mu)^2}} \right) \quad (5.1)$$

En donde μ es la media de los datos $\{Y_1, \dots, Y_N\}$, de la ecuación (5.1) se puede apreciar que cada diferencia puntual se acumula a lo largo del proceso, gracias a las sumatorias implícitas en el calculo de la misma ecuación. Note que si se calcula el error punto a punto y se genera un valor medio, se obtienen los siguientes resultados:

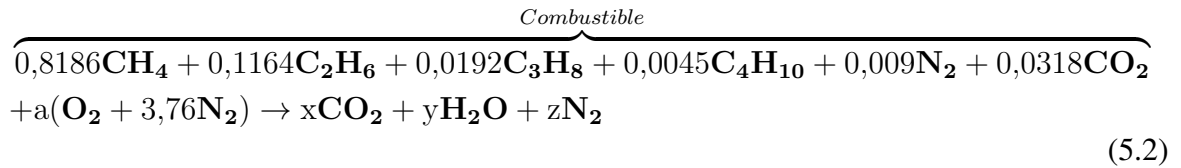
Figura 5.8: Error relativo a la variable experimental



Fuente: Elaboración propia

En la Figura (5.8) se aprecia el error punto a punto a lo largo del proceso en donde los errores medios relativos son menores al 6 %, es decir, en promedio se tiene una buena relación entre la curva calculada y la experimental, y esto se refleja en la tendencia que siguen las curvas calculadas presentadas en las Figuras (5.6) y (5.7).

Para el análisis básico de la combustión se plantean la ecuaciones de reacción, como se muestra a continuación para la combustión teórica de $X = 1 \text{ kmol}$ de combustible:

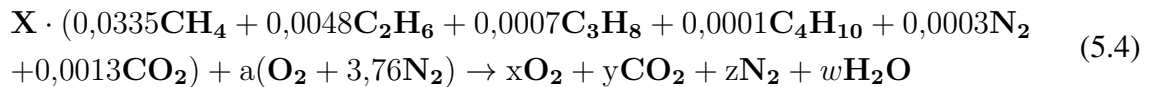


Donde la composición de dicho combustible se obtiene de [27] y la solución de la ecuación (5.2) se define como:

$$\begin{cases} a = 2,169 \\ x = 1,158 \\ y = 2,085 \\ z = 8,164 \end{cases} \quad (5.3)$$

A partir de (5.2), (5.3) y usando EES®, se obtiene una relación aire combustible de $AC = 14,44$.

Para el balance de combustión real se plantea la siguiente ecuación:



Donde \mathbf{X} es el flujo de combustible en m^3/h y las cantidades x , y y z se determinan a partir del análisis de gases para cada punto del sistema, medidas gracias al analizador de gases de planta piloto presentado en el capítulo 1, sección (1.1), además note que la composición planteada en (5.4) parece diferir de la planteada en (5.2), pero esto sucede debido a que el combustible \mathbf{X} se introduce en las unidades de m^3/h , luego se debe hacer un ajuste de unidades para que la ecuación se pueda plantear en $kmol$. La solución de la ecuación (5.4) se realiza en EES® para cada punto del sistema, como se puede encontrar en Anexos, obteniendo un valor representativo¹ de la relación-aire combustible dado como, 19,83 y 20,2 para el tercer y cuarto experimento; en base a los anteriores resultados se obtienen excesos de aire del 37,3% y 39,9% para el tercer y cuarto experimento, luego estos valores son aceptables, debido a que para el segundo punto de operación se redujo la cantidad de aire, esto es, el exceso de aire para el primer punto de operación debe ser mayor que el del segundo punto de operación.

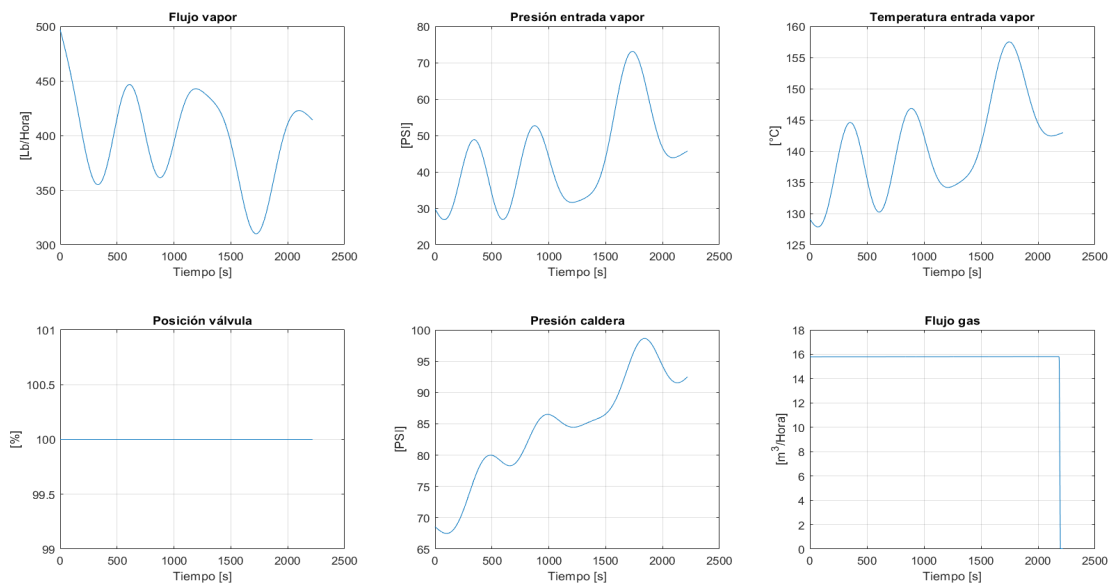
Comparando la Figura (3.13) con la Figura (3.14) y además la Figura (3.15) con la Figura (3.16), se observa que siguen una tendencia muy similar, esto es debido a la poca diferencia de los excesos de aireación representativos de ambos experimentos y a las no linealidades implícitas del proceso, las cuales “disipan” el efecto de aireación en el proceso. La diferencia de excesos de aireación en ambos experimentos, difícilmente se puede hacer más grande, ya que si se reduce notablemente la entrada de aire a la combustión se corre el riesgo de que la caldera no encienda debido a la mezcla insuficiente de aire con combustible.

¹Este valor representativo se calcula con la mediana, ya que se obtienen valores atípicos en determinadas partes del sistema.

5.2. VALIDACIÓN

Para la validación del modelo, se varía el flujo del agua para obtener su respuesta y verificar que dicho modelo tiene un comportamiento esperado, primero se realiza una toma de datos de forma similar a la descrita en el capítulo 2 sección (2.1), pero con la diferencia de que la apertura de la válvula de vapor se mantiene abierta al 100 % y se varía el flujo del agua; para el procesamiento de los datos de nuevo se realiza de forma similar² a la descrita en el capítulo 3, obteniendo los siguientes resultados para el sistema caldera-distribuidor-válvula e intercambiador:

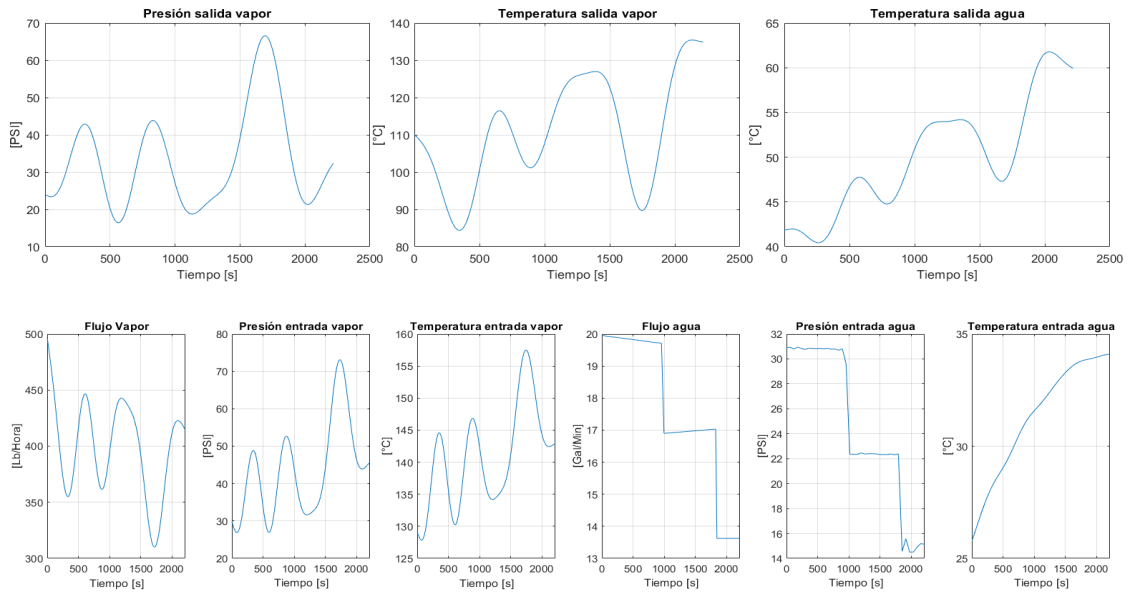
Figura 5.9: Entradas y salidas del sistema caldera-distribuidor-válvula para la validación



Fuente: Elaboración propia

²Cabe aclarar que la función *Filtfilt* necesita un número mínimo de datos para filtrar la señal, por lo tanto, se le añade el número de datos necesarios igual al último valor de la variable para que cumpla con el número mínimo de datos necesarios para la función *Filtfilt*

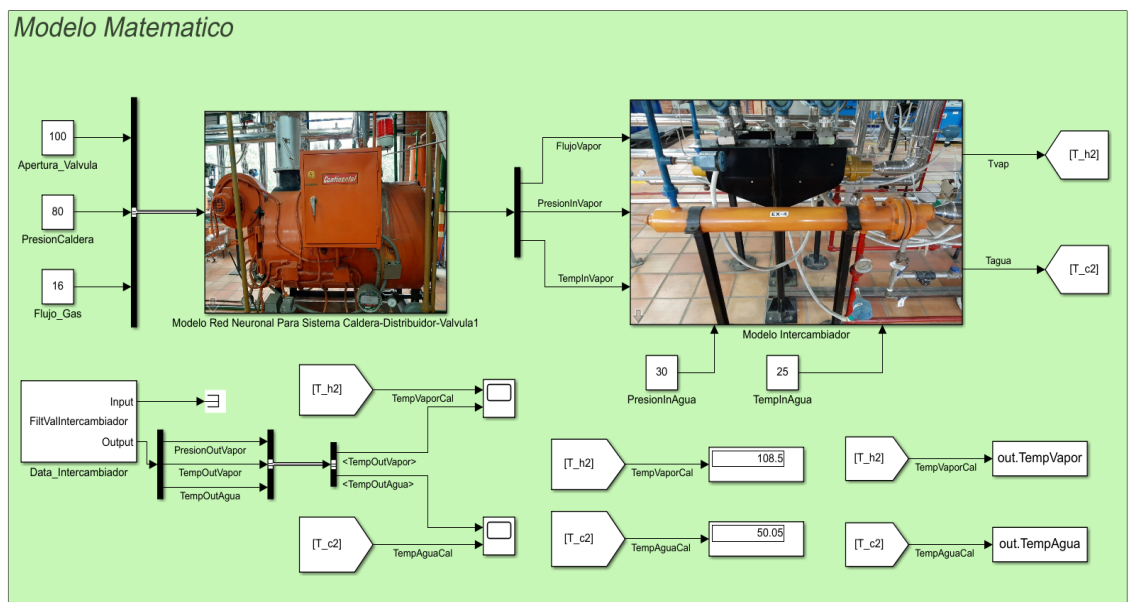
Figura 5.10: Entradas y salidas del sistema intercambiador para la validación



Fuente: Elaboración propia

En base a los datos presentados en las Figuras (5.9) y (5.10) se toman valores representativos para validar el modelo como se presenta a continuación:

Figura 5.11: Modelo para la validación en Simulink®



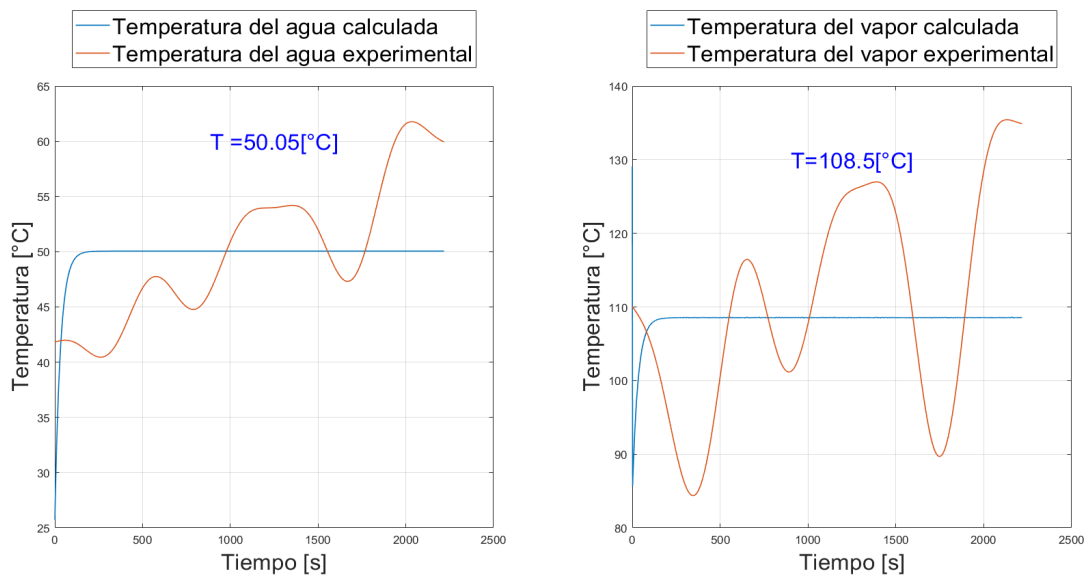
Fuente: Elaboración propia

En la Figura (5.10) se puede observar que el flujo varia de 20 *gpm* a 17 *gmp*, luego si se toman valores constantes como los presentados en la Figura (5.11), con un flujo de 20 *gpm*, una presión de entrada del agua de 30 *psig*, usando el coeficiente global de transferencia de calor igual al del primer punto de operación y con los volúmenes de carcasa y tubos tomados de [25, pp. 31-32] se tienen los siguientes parámetros para la validación:

$$\left\{ \begin{array}{l} V_c = 0,040248[m^3] \\ V_h = 0,049252[m^3] \\ \dot{m}_c = 20[gmp] \\ UA_c = 2,236842[kW/^\circ C] \\ UA_h = 2,236842[kW/^\circ C] \end{array} \right. \quad (5.5)$$

Con los valores presentados en (5.5)³ se obtienen los siguientes resultados para el agua y el vapor como se presenta a continuación:

Figura 5.12: Resultados para el flujo de agua de 20 *gpm*



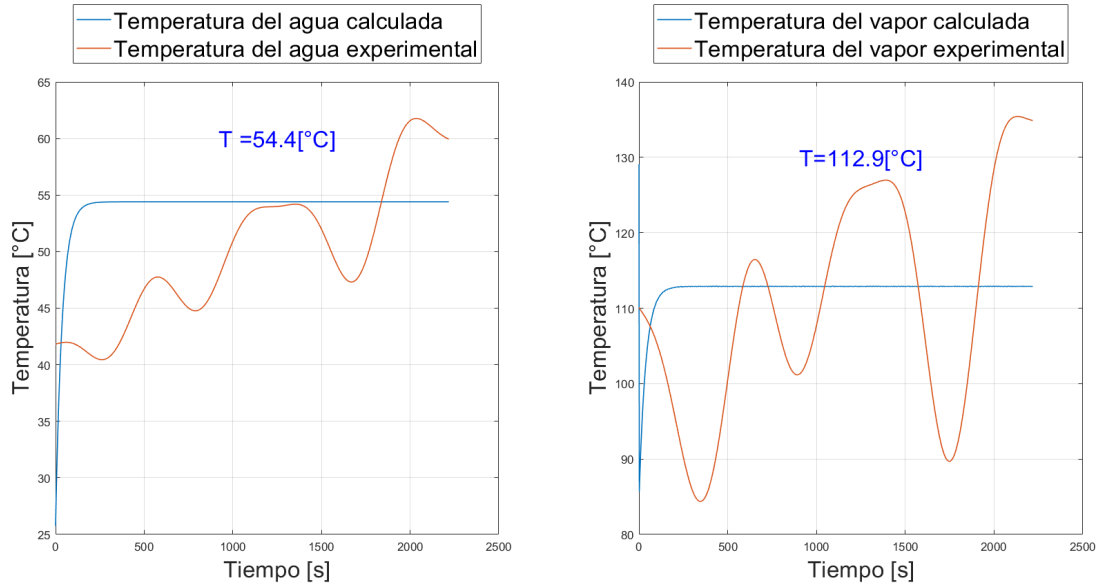
Fuente: Elaboración propia

Y usando los valores en (5.5), pero con un flujo del agua de 17 *gpm* con una presión de

³Los parámetros del intercambiador se insertan en una “mascara” diseñada para el modelo del intercambiador.

entrada del agua de 22 *psig*, se obtienen los siguientes resultados:

Figura 5.13: Resultados para el flujo de agua de 17 *gpm*



Fuente: Elaboración propia

En las Figuras (5.12) y (5.13) se observa que dichos resultados siguen una tendencia similar a la del proceso, además se puede apreciar que si se reduce el flujo de agua entonces aumentan las temperaturas de salida del agua y vapor; y esto es de esperarse ya que la función del agua es reducir la temperatura de la salida del vapor por medio de un intercambio de energía, luego el modelo ofrece resultados satisfactorios y acordes al proceso.

CONCLUSIONES

- Se logro modelar el sistema caldera-intercambiador de calor de casco y tubos mediante un modelo de redes neuronales y un modelo de ecuaciones diferenciales no lineales, los cuales captan de forma aproximada las no linealidades del sistema, con errores NRMSE por debajo del 13 % y errores medios puntuales por debajo del 6 %; junto con la validación matemática que verifica la tendencia correcta y propiedades físicas del sistema.
- Se determinaron las variables mas importantes del sistema que afectan el modelado, las cuales se presentan en las tablas (2.3) y (2.2), donde la variabilidad para el sistema caldera, es decir, para el modelo de redes neuronales lo da la presión de la caldera ya que el flujo de gas es aproximadamente constante y la apertura de la válvula solo cambia en los puntos de cierre; se descarta la temperatura de tanque de condensados y la temperatura de la caldera, las cuales, no tienen un efecto significativo en el comportamiento dinámico del sistema caldera-intercambiador de calor.
- Se ha desarrollado un modelo matemático de caja gris, el cual se compone de un modelo caja negra no lineal de redes neuronales y un modelo caja blanca de ecuaciones diferenciales no lineales, debido a que el uso de modelos lineales no captan de forma precisa las no linealidades presentadas en el sistema caldera-intercambiador de calor de casco y tubos, donde la dinámica del sistema se ve representada en el modelo del intercambiador de calor.
- Se ha simulado y validado el modelo matemático por medio de la variación del flujo del agua y se obtienen tendencias similares a las temperaturas de salidas del modelo tomadas en las pruebas experimentales de validación.
- El procesamiento de los datos es fundamental para el correcto modelado del sistema, ya que esto permite predecir la influencia directa entre las respectivas entradas y salidas del sistema, y esto evita que el modelo produzca valores no pertinentes al proceso, además no es viable comparar señales con comportamientos aleatorios mediante un error, ya que no sería un valor representativo del ajuste al comportamiento real del sistema caldera-intercambiador de calor de casco y tubos, el cual, es altamente caótico, por lo tanto se hace necesario realizar un procesamiento de datos.
- El efecto de la combustión en los experimentos es muy leve, debido a la pequeña diferencia entre los valores de exceso de aireación del 39,9 % y 37,3 % para el primer y segundo punto de operación y a el efecto de las no linealidades que caracterizan sistema caldera-intercambiador de calor de casco y tubos.

RECOMENDACIONES

- Se recomienda realizar un mayor número de experimentos para caracterizar de forma precisa el efecto de la combustión y para entrenar aún más la red neuronal con dichos datos, y así se acople a un mayor número de experimentos, a su vez incrementar su complejidad si es necesario para que se tenga en términos generales un modelo que se ajuste al sistema caldera-distribuidor-válvula.
- Se recomienda realizar un estudio detallado a la válvula de vapor sobre su influencia en las condiciones del flujo de vapor, ya que esta genera una condición de vapor sobrecalentado a medida que se cierra la válvula, lo que hace que se generen pérdidas notables en el sistema, es decir, el porcentaje del calor transferido al agua disminuye en dichas condiciones.

BIBLIOGRAFÍA

- [1] S. Moral, “Modelos de computación i,” *Granada, España: Guías de asignatura. Universidad de Granada*, 2006.
- [2] E. ul Haq, T. U. Rahman, A. Ahad, F. Ali, and M. Ijaz, “Modeling and simulation of an industrial steam boiler,” *International Journal of Computer Engineering and Information Technology*, vol. 8, no. 1, p. 7, 2016.
- [3] J. Makovicka, V. Havlena, and M. Beneš, “Mathematical modelling of steam and flue gas flow in a heat exchanger of a steam boiler,” in *Proceedings of ALGORITMY-2002: Conference of Scientific Computing*, pp. 171–178, Citeseer, 2002.
- [4] J. Bujak, “Mathematical modelling of a steam boiler room to research thermal efficiency,” *Energy*, vol. 33, no. 12, pp. 1779–1787, 2008.
- [5] M.-N. Dumont and G. Heyen, “Mathematical modelling and design of an advanced once-through heat recovery steam generator,” *Computers & chemical engineering*, vol. 28, no. 5, pp. 651–660, 2004.
- [6] S.-X. Li and J.-S. Wang, “Dynamic modeling of steam condenser and design of pi controller based on grey wolf optimizer,” *Mathematical Problems in Engineering*, vol. 2015, 2015.
- [7] S. Chen and S. Billings, “Neural networks for nonlinear dynamic system modelling and identification,” *International journal of control*, vol. 56, no. 2, pp. 319–346, 1992.
- [8] M. Electronics, “Skelprom.com,” 2008.
- [9] C. Leys, C. Ley, O. Klein, P. Bernard, and L. Licata, “Detecting outliers: Do not use standard deviation around the mean, use absolute deviation around the median,” *Journal of Experimental Social Psychology*, vol. 49, no. 4, pp. 764–766, 2013.
- [10] P. J. Rousseeuw and C. Croux, “Alternatives to the median absolute deviation,” *Journal of the American Statistical association*, vol. 88, no. 424, pp. 1273–1283, 1993.
- [11] H. Akima, “A new method of interpolation and smooth curve fitting based on local procedures,” *Journal of the ACM (JACM)*, vol. 17, no. 4, pp. 589–602, 1970.
- [12] “Modified akima piecewise cubic hermite interpolation - matlab makima.”
- [13] D. González-Mendizabal, “Guía de intercambiadores de calor: tipos generales y aplicaciones,” *Universidad Simón Bolívar*, 2002.
- [14] Y. A. Çengel, *Transferencia de calor y masa: un enfoque práctico*. McGraw-Hill, 2007.
- [15] F. G. Ortiz, “Modeling of fire-tube boilers,” *Applied Thermal Engineering*, vol. 31, no. 16, pp. 3463–3478, 2011.

- [16] L. Ljung, “Black-box models from input-output measurements,” in *Imtc 2001. proceedings of the 18th ieee instrumentation and measurement technology conference. rediscovering measurement in the age of informatics (cat. no. 01ch 37188)*, vol. 1, pp. 138–146, IEEE, 2001.
- [17] E. B. Alberto Herreros, “Curso de programación en matlab y simulink,” tech. rep., Universidad de Valladolid, 2013.
- [18] J. C. M. Eugenio, “Neural network toolbox de matlab,” tech. rep., Ciencias Computacionales - INAOE, 2006.
- [19] Mathworks, “Matlab product description,” 2020.
- [20] E. W. Kamen and B. S. Heck, *Fundamentos de señales y sistemas usando la web y Matlab*. Pearson Educación, 2008.
- [21] “Filtrado digital lectura 3: Diseño de filtros fir.”
- [22] “Choose a multilayer neural network training function - matlab and simulink.”
- [23] H. Bastida, C. E. Ugalde-Loo, M. Abeysekera, and M. Qadrdan, “Dynamic modeling and control of a plate heat exchanger,” in *2017 IEEE Conference on Energy Internet and Energy System Integration (EI2)*, pp. 1–6, IEEE, 2017.
- [24] A. A. Emhemed, R. B. Mamat, and D. Hanafi, “Mathematical modeling of industrial heat exchanger system,” in *Applied Mechanics and Materials*, vol. 229, pp. 2122–2124, Trans Tech Publ, 2012.
- [25] S. Y. Gandur Adarme, “Diseño de control óptimo y control robusto para regular la temperatura de un intercambiador de calor,” 2016.
- [26] D. N. López and R. M. Martínez, “Memoria: Control de una caldera de vapor,” 2012.
- [27] G. Vanti, “¿qué es? - grupo vanti,” 2020.

ANEXOS

A. CÓDIGOS IMPLEMENTADOS

A continuación se presentan los códigos que se llevaron a cabo durante la realización del proyecto, cabe aclarar que dichos códigos son de elaboración propia, implementando funciones de Matlab® y EES®.

A1. BASE DE DATOS

Se presenta a continuación como se importaron los datos de Microsoft® Excel® a Matlab® y su debida personalización para el experimento tres, para los demás experimentos se realiza de forma análoga.

Experimento 3

```
Addr='D:\COPIA\DOCUMENTOS\DANIEL FIGUEROA\PROYECTO DE GRADO\RESULTADOS\BASE_DE_DATOS\Lunes_24_feb_Seg_Ope.xlsx';
time=readmatrix(Addr,"Sheet","Tiempo");
%Range=[r1 c1 r2 c2]
PosicionValvula=readmatrix(Addr,"Sheet","DeltaV","Range",[5,3,size(time,1)+4,3]);
TempTanqueCondensados=readmatrix(Addr,"Sheet","DeltaV","range",[5,4,size(time,1)+4,4]);
PresionCaldera=readmatrix(Addr,"Sheet","DeltaV","range",[5,5,size(time,1)+4,5]);
TempCaldera=readmatrix(Addr,"Sheet","DeltaV","range",[5,6,size(time,1)+4,6]);
FlujoVapor=readmatrix(Addr,"Sheet","DeltaV","range",[5,8,size(time,1)+4,8]);
FlujoAgua=readmatrix(Addr,"Sheet","DeltaV","range",[5,9,size(time,1)+4,9]);
PresionInVapor=readmatrix(Addr,"Sheet","DeltaV","range",[5,10,size(time,1)+4,10]);
TempInVapor=readmatrix(Addr,"Sheet","DeltaV","range",[5,11,size(time,1)+4,11]);
PresionOutVapor=readmatrix(Addr,"Sheet","DeltaV","range",[5,12,size(time,1)+4,12]);
TempOutVapor=readmatrix(Addr,"Sheet","DeltaV","range",[5,13,size(time,1)+4,13]);
PresionInAgua=readmatrix(Addr,"Sheet","DeltaV","range",[5,14,size(time,1)+4,14]);
TempInAgua=readmatrix(Addr,"Sheet","DeltaV","range",[5,15,size(time,1)+4,15]);
CoefAire=zeros(size(time));

TempOutAgua=readmatrix(Addr,"Sheet","DeltaV","range",[5,16,size(time,1)+4,16]); %Salida del sistema

FlujoGas=readmatrix(Addr,"Sheet","DeltaV","Range",[5,7,size(time,1)+4,7]);
N_CO2=readmatrix(Addr,"Sheet","AnalizadorG","range",[5,8,size(time,1)+4,8])/100;
N_O2=readmatrix(Addr,"Sheet","AnalizadorG","range",[5,6,size(time,1)+4,6])/100;
```

Pesonalizar 3

Creamos iddata object

```
U_entradas=[PosicionValvula,TempTanqueCondensados,PresionCaldera,TempCaldera,FlujoVapor,FlujoAgua,...
    PresionInVapor,TempInVapor,PresionOutVapor,TempOutVapor,PresionInAgua,TempInAgua,CoefAire];
Y_salida=TempOutAgua;
```

Se personaliza experimento

```
Experimento3=iddata(Y_salida,U_entradas,2);
NamesU=["PosicionValvula";"TempTanqueCondensados";"PresionCaldera";"TempCaldera";"FlujoVapor";"FlujoAgua";...
    "PresionInVapor";"TempInVapor";"PresionOutVapor";"TempOutVapor";"PresionInAgua";"TempInAgua";"CoefAire"];
UnitsU=["-";"°C";"PSI";"°C";"Lb/Hora";"Gal/Min";"PSI";"°C";"PSI";"°C";"PSI";"°C";"-"];
NameY="TempOutAgua"; UnitY="°C" ;Tstr=0;

Experimento3.InputName=NamesU; Experimento3.OutputName=NameY; Experimento3.InputUnit=UnitsU;
Experimento3.OutputUnit=UnitY;
Experimento3.Tstart=Tstr; Experimento3.Name="Datos Feb 24_Seg_Ope"; Experimento3.UserData="Daniel Figueroa";
Experimento3.Notes="Datos Para Filtrar";
Experimento3

U_fuel=[FlujoGas,N_CO2,N_O2];
Data_Fuel3=iddata([],U_fuel,2);
Names_fuel=["FlujoGas";"NCO2";"NO2"]; Units_fuel=["m^3/hora","-","-"]; Tstr=0;

Data_Fuel3.InputName=Names_fuel;
Data_Fuel3.InputUnit=Units_fuel; Data_Fuel3.Tstart=Tstr; Data_Fuel3.Name="Lunes 24 Feb Fuel";
Data_Fuel3.UserData="Daniel Figueroa"; Data_Fuel3.Notes="Datos Coef Aire";
Data_Fuel3
```

A2. SISTEMA CALDERA E INTERCAMBIADOR

Luego de importar los datos a Matlab® estos se organizan dependiendo del modelo que se escoja. Note que el experimento 3 se distribuye en *Caldera1* e *Intercambiador1*, ya que los primeros experimentos se descartaron. Para el caso del modelo caja gris se presenta a continuación (solo experimento 3, los demás son análogos):

Exp 3

```
UCaldera1=[Experimento3(:,,[1 3]).u,Data_Fuel3(:,[1],1).u];
YCaldera1=[Experimento3(:,,[5,7,8]).u];
Caldera1=iddata(YCaldera1,UCaldera1,Ts);

Caldera1.InputName([1 2])=Experimento3.InputName([1 3]); Caldera1.InputName(3)=Data_Fuel3.InputName(1);
Caldera1.InputUnit([1 2])=Experimento3.InputUnit([1 3]); Caldera1.InputUnit(3)=Data_Fuel3.InputUnit(1);
Caldera1.OutputName=Experimento3.InputName([5,7,8]);
Caldera1.OutputUnit=Experimento3.InputUnit([5 7 8]);
Caldera1.Tstart=Experimento3.Tstart; Caldera1.Name=Experimento3.Name; Caldera1.UserData=Experimento3.UserData;
Caldera1.Notes=Experimento3;

UIntercambiador1=[Caldera1.y,Experimento3(:,,[6,11,12]).u];
YIntercambiador1=[Experimento3(:,,[9,10]).u,Experimento3.y];
Intercambiador1=iddata(YIntercambiador1,UIntercambiador1,Ts);

Intercambiador1.InputName([1 2 3])=Caldera1.OutputName; Intercambiador1.InputName([4 5 6])=Experimento3.InputName([6 11 12]);
Intercambiador1.InputUnit([1 2 3])=Caldera1.OutputUnit; Intercambiador1.InputUnit([4 5 6])=Experimento3.InputUnit([6 11 12]);
Intercambiador1.OutputName([1 2])=Experimento3.InputName([9 10]); Intercambiador1.OutputName(3)=Experimento3.OutputName;
Intercambiador1.OutputUnit([1 2])=Experimento3.InputUnit([9 10]); Intercambiador1.OutputUnit(3)=Experimento3.OutputUnit;
Intercambiador1.Tstart=Experimento3.Tstart; Intercambiador1.Name=Experimento3.Name;
Intercambiador1.UserData=Experimento3.UserData; Intercambiador1.Notes=Experimento3;
```

A3. VALORES ATÍPICOS

Se presentan los pasos para la eliminación de valores atípicos, la función llamada *OutLier* implementa estos pasos con solo proporcionar los datos, los intervalos con estos valores, el método robusto y el método de interpolación.

Valores anomalos (outliers)

```
load SistemaCajaGris
FlujoV=Caldera1.y(:,1); Antes=FlujoV;
time=0:2:2*(size(FlujoV,1)-1);
clf, plot(time',FlujoV,'Linewidth',1), hold on, title('Flujo Vapor','FontSize',20)
xlabel('Tiempo [s]','FontSize',20), ylabel('Flujo [Lb/h]','FontSize',20), grid on, hold off;
```

Dividimos el sistema en Arranque y Condiciones nominales

```
b=1608/2;
FlujoV1=FlujoV(1:b);
FlujoV2=FlujoV(b+1:end);
```

Limites para la Mediana (MAD escalado)

```
Median1=median(FlujoV1);
MAD1=mad(FlujoV1,1);
c=-1/(sqrt(2)*erfcinv(3/2));
Median2=median(FlujoV2);
MAD2=mad(FlujoV2,1);
```

Detectar Valores anomalos (outliers)

```
TF1 = isoutlier(FlujoV1,'median');
TF2 = isoutlier(FlujoV2,'median');
```

Se guardan Valores outliers

```
Trash=zeros(size(FlujoV,1),1);
NewTF2=logical([zeros(1,size(FlujoV1,1)),TF2]');
Trash(TF1)=FlujoV(TF1);
Trash(NewTF2)=FlujoV(NewTF2);
Trash(Trash==0)=NaN;
```

Se interpolan Datos sin Valor

```
FlujoV1(TF1)=NaN; FlujoV2(TF2)=NaN;
Total=fillmissing([FlujoV1',FlujoV2'],'makima');
```

Se guardan NueVos Valores interpolados

```
Inter=zeros(size(FlujoV,1),1);
Inter(TF1)=Total(TF1);
Inter(NewTF2)=Total(NewTF2);
Inter(Inter==0)=NaN;
```

A4. FILTRADO DE DATOS CON VENTANA KAISER

Se presenta el calculo que define el filtro FIR y su ventana tipo Kaiser:

Diseño Filtro FIR Ventana Kaiser

```
load SistemaCajaGris
Antes=Caldera1.y(:,1);
load SinOutlierCajaGris
AntesFilt=Caldera1(:,1,[]).y;
FlujoVapor=Caldera1(:,1,[]).y;
time=0:2:2*(size(FlujoVapor,1)-1);
clf, plot(time,FlujoVapor), hold on
axis([0 4500 -100 550])
title('Flujo Vapor'), xlabel('Tiempo [s]'), ylabel('Flujo [Lb/h]'), grid on
hold off
```

Espectro Variable Antes

```
L = length(FlujoVapor);
f = linspace(0,1,(L-1)/2);
Y1 = fft(FlujoVapor)/L;
Tranf=abs(Y1(1:(L-1)/2));
Tranf(2:end-1)=2*Tranf(2:end-1);
clf, semilogy(f,Tranf)
hold on, title('Espectro de frecuencia del flujo de vapor','FontSize',20),
xlabel('Frecuencia normalizada (x \pi rad/sample)','FontSize',20), grid on, hold off;
```

Características deseadas para el filtro

```
Deltap=0.005; %Valor pico del rizo en la banda de paso
Deltas=0.005; %Valor pico del rizo en la banda de rechazo
Alpha_s=-20*log10(min(Deltas,Deltap))
w_p=0.005;
w_s=0.015;
Deltaw=(w_s-w_p)*pi;
```

Coefficiente β

```
if Alpha_s>50
    Beta=0.1102*(Alpha_s-8.7);
elseif Alpha_s<21
    Beta=0;
else
    Beta=0.5842*(Alpha_s-21)^0.4+0.07886*(Alpha_s-21);
end
Beta
```

Orden del Filtro

```
if Alpha_s>21
    Nor=(Alpha_s-7.95)/(2.285*Deltaw)+1;
else
    Nor=5.79/Deltaw;
end
Nor=ceil(Nor)+1 %orden del filtro
```

```
m=(Nor-1)/2; %Desfase del filtro ideal
n=0:2*m+10;
Wc=(w_s+w_p)*pi/2
W=[kaiser(Nor,Beta)' zeros(1,length(n)-Nor)]; %Ventana kaiser
h=W/pi*sinc(Wc*(n-m)/pi); %Respuesta Impulso
hd=h.*W; %Truncamiento Filtro ideal retrasado
```

A5. SISTEMA CAJA NEGRA LINEAL

Note que en este caso los experimentos 3 y 4 se denominan *First* y *Second* ya que los demás experimentos de descartaron.

Exp 3

Primer Subsistema

```
SubsisFirst_1=Experimento3(:,:[5,6]);  
SubsisFirst_1.Name="Experimento 3-Primer Subsistema";
```

Segundo Subsistema

```
SubsisFirst_2=iddata(SubsisFirst_1.u(:,1),Experimento3(:,[1,8]).u,Ts);  
SubsisFirst_2.InputName=Experimento3.InputName(8); SubsisFirst_2.OutputName=Experimento3.InputName(5);  
SubsisFirst_2.InputUnit=Experimento3.InputUnit(8); SubsisFirst_2.OutputUnit=Experimento3.InputUnit(5);  
SubsisFirst_2.Tstart=Experimento3.Tstart; SubsisFirst_2.Name="Experimento 3-Segundo Subsistema";  
SubsisFirst_2.UserData="Daniel Figueroa"; SubsisFirst_2.Notes="Datos Para Filtrar";
```

Tercer Subsistema

```
SubsisFirst_3=iddata(SubsisFirst_2.u,Experimento3(:,[1,4]).u,Ts);  
SubsisFirst_3.InputName=Experimento3.InputName(4); SubsisFirst_3.OutputName=Experimento3.InputName(8);  
SubsisFirst_3.InputUnit=Experimento3.InputUnit(4); SubsisFirst_3.OutputUnit=Experimento3.InputUnit(8);  
SubsisFirst_3.Tstart=Experimento3.Tstart; SubsisFirst_3.Name="Experimento 3-Tercer subsistema";  
SubsisFirst_3.UserData="Daniel Figueroa"; SubsisFirst_3.Notes="Datos Para Filtrar";
```

Cuarto Subsistema

```
SubsisFirst_4=iddata(SubsisFirst_3.u,Experimento3(:,[1,3]).u,Ts);  
SubsisFirst_4.InputName=Experimento3.InputName([1 3]); SubsisFirst_4.OutputName=Experimento3.InputName(4);  
SubsisFirst_4.InputUnit=Experimento3.InputUnit([1 3]); SubsisFirst_4.OutputUnit=Experimento3.InputUnit(4);  
SubsisFirst_4.Tstart=Experimento3.Tstart; SubsisFirst_4.Name="Experimento 3-Cuarto subsistema";  
SubsisFirst_4.UserData="Daniel Figueroa"; SubsisFirst_4.Notes="Datos Para Filtrar";
```

A6. CORRELACIONES

Se presenta el uso de la función *Corrplot*, con la cual se pueden obtener los coeficientes de correlación Pearson y sus respectivos P valores

```
Name=vertcat(ExpFirst{1}.uName,ExpFirst{1}.yName);  
[R1,PValue1]=corrplot([ExpFirst{1}.u,ExpFirst{1}.y], 'type', 'Pearson', 'varNames', Name, 'alpha', 0.05);
```

```
Name=vertcat(ExpFirst{2}.uName,ExpFirst{2}.yName);  
[R2,PValue2]=corrplot([ExpFirst{2}.u,ExpFirst{2}.y], 'type', 'Pearson', 'varNames', Name, 'alpha', 0.05)
```

```
Name=vertcat(ExpFirst{3}.uName,ExpFirst{3}.yName);  
[R3,PValue3]=corrplot([ExpFirst{3}.u,ExpFirst{3}.y], 'type', 'Pearson', 'varNames', Name, 'alpha', 0.05)
```

```
Name=vertcat(ExpFirst{4}.uName,ExpFirst{4}.yName);  
[R4,PValue4]=corrplot([ExpFirst{4}.u,ExpFirst{4}.y], 'type', 'Pearson', 'varNames', Name, 'alpha', 0.05)
```

A7. MODELOS ESPACIO DE ESTADOS

Exp 3

```
Order=1:10;
opt = ssestOptions('InitialState','estimate','focus','simulation',...
    'EnforceStability',true);
ModFirst_1=ssest(ExpFirst{1},Order,'Ts',ExpFirst{1}.Ts,opt);
ModFirst_1=pem(ExpFirst{1},ModFirst_1,opt)
InitialFirst_1=findstates(ModFirst_1,ExpFirst{1});
[~,~,XFirst_1]=compare(ModFirst_1,ExpFirst{1});
```

```
ModFirst_2=ssest(ExpFirst{2},Order,'Ts',ExpFirst{2}.Ts,opt);
ModFirst_2=pem(ExpFirst{2},ModFirst_2,opt)
InitialFirst_2=findstates(ModFirst_2,ExpFirst{2});
[~,~,XFirst_2]=compare(ModFirst_2,ExpFirst{2});
```

```
ModFirst_3=ssest(ExpFirst{3},Order,'Ts',ExpFirst{3}.Ts,opt);
ModFirst_3=pem(ExpFirst{3},ModFirst_3,opt)
InitialFirst_3=findstates(ModFirst_3,ExpFirst{3});
[~,~,XFirst_3]=compare(ModFirst_3,ExpFirst{3});
```

```
ModFirst_4=ssest(ExpFirst{4},Order,'Ts',ExpFirst{4}.Ts,opt);
ModFirst_4=pem(ExpFirst{4},ModFirst_4,opt)
InitialFirst_4=findstates(ModFirst_4,ExpFirst{4});
[~,~,XFirst_4]=compare(ModFirst_4,ExpFirst{4});
```

A8. USO MODELO ESPACIO DE ESTADOS

Calculos Compare

```
load Filtrado.mat
load Modelos.mat
time=0:2:2*(size(ExpFirst{1},1)-1);
X0=OtroInitial1{1};
simOpt = simOptions('InitialCondition',X0);
sim(ExpFirst{1},ModelosFirst{1},simOpt)
Ysal=sim(ExpFirst{1},ModelosFirst{1},simOpt);
clf, plot(time',[Ysal.y,ExpFirst{1}.y])
```

Calculo

```
N=size(ExpFirst{1},1);
X=OtroInitial1{1};

A=ModelosFirst{1}.A;
B=ModelosFirst{1}.B;
C=ModelosFirst{1}.C;
D=ModelosFirst{1}.D;
K=ModelosFirst{1}.K;
U=ExpFirst{1}.u;
e=0;
Y=zeros(N,1);

for i=1:N
    Y(i)=C*X+D*U(i,:)+e;
    X=A*X+B*U(i,:)+K*e;
end
```


A9. ERROR MODELO ESPACIO DE ESTADOS

Tercer Exp

```
Y1=OutExp1.Salida1.Data; Y2=OutExp1.Salida2.Data; Y3=OutExp1.Salida3.Data;  
Y4=OutExp1.Salida4.Data; Y5=OutExp1.SalidaFinal.Data;
```

Cuarto Exp

```
Y21=OutExp2.Salida21.Data; Y22=OutExp2.Salida22.Data; Y23=OutExp2.Salida23.Data;  
Y24=OutExp2.Salida24.Data; Y25=OutExp2.Salida2Final.Data;
```

Formula Error

$\%Fit = 100 \cdot \left(1 - \frac{\|y - \hat{y}\|}{\|y - \text{mean}(y)\|}\right)$ luego el error sera

$\%Error = 100 \cdot \left(\frac{\|y - \hat{y}\|}{\|y - \text{mean}(y)\|}\right)$

```
E1=norm(ExpFirst{1}.y-Y1)./norm(ExpFirst{1}.y-mean(ExpFirst{1}.y))  
E2=norm(ExpFirst{2}.y-Y2)./norm(ExpFirst{2}.y-mean(ExpFirst{2}.y))  
E3=norm(ExpFirst{3}.y-Y3)./norm(ExpFirst{3}.y-mean(ExpFirst{3}.y))  
E4=norm(ExpFirst{4}.y-Y4)./norm(ExpFirst{4}.y-mean(ExpFirst{4}.y))  
  
E21=norm(ExpSecond{1}.y-Y21)./norm(ExpSecond{1}.y-mean(ExpSecond{1}.y))  
E22=norm(ExpSecond{2}.y-Y22)./norm(ExpSecond{2}.y-mean(ExpSecond{2}.y))  
E23=norm(ExpSecond{3}.y-Y23)./norm(ExpSecond{3}.y-mean(ExpSecond{3}.y))  
E24=norm(ExpSecond{4}.y-Y24)./norm(ExpSecond{4}.y-mean(ExpSecond{4}.y))  
S1=E1+E2+E3+E4, S2=E21+E22+E23+E24  
E5=norm(ExpFirst{1}.y-Y5)./norm(ExpFirst{1}.y-mean(ExpFirst{1}.y))  
E25=norm(ExpSecond{1}.y-Y25)./norm(ExpSecond{1}.y-mean(ExpSecond{1}.y))
```

A10. DISEÑO RED NEURONAL

Definir capas Red

```
Unet=Caldera1.u';  
Ynet=Caldera1.y';  
Unet2=Caldera2.u';  
Ynet2=Caldera2.y';  
  
time=0:2:2*(size(Caldera1,1)-1);  
time2=0:2:2*(size(Caldera2,1)-1);  
  
Uuni=catsamples(Unet,Unet2);  
Yuni=catsamples(Ynet,Ynet2);  
  
hiddenLayer1Size = 40;  
hiddenLayer2Size = 40;  
hiddenLayer3Size = 40;  
hiddenLayer4Size = 40;  
hiddenLayer5Size = 40;
```

Personalizacion

```
NeuralNet1.layers{1}.name='Capa Uno';  
NeuralNet1.layers{2}.name='Capa Dos';  
NeuralNet1.layers{3}.name='Capa Tres';  
NeuralNet1.layers{4}.name='Capa Cuatro';  
NeuralNet1.layers{5}.name='Capa Cinco';  
NeuralNet1.layers{6}.name='Capa Seis';  
NeuralNet1.userdata='Daniel Figueroa';  
  
NeuralNet1.name='Modelo Red Neuronal Para Sistema Caldera-Distribuidor-Valvula';  
view(NeuralNet1)
```

A11. TIPOS DE ENTRENAMIENTO RED NEURONAL

A continuación se presentan cuatro de los nueve tipos de entrenamiento, para los demás entrenamientos se calcula de forma análoga.

Entrenamiento

Levenberg-Marquardt

```
trainFcn = 'trainlm';
NeuralNet1 = fitnet([hiddenLayer1Size hiddenLayer2Size hiddenLayer3Size...
    hiddenLayer4Size hiddenLayer5Size], trainFcn);
NeuralNet1 = train(NeuralNet1,Uuni,Yuni);
```

Entrenamiento

BFGS Quasi-Newton

```
trainFcn = 'trainbfg';
NeuralNet2 = fitnet([hiddenLayer1Size hiddenLayer2Size hiddenLayer3Size...
    hiddenLayer4Size hiddenLayer5Size], trainFcn);
NeuralNet2 = train(NeuralNet2,Uuni,Yuni);
```

Entrenamiento

Resilient Backpropagation

```
trainFcn = 'trainrp';
NeuralNet3 = fitnet([hiddenLayer1Size hiddenLayer2Size hiddenLayer3Size...
    hiddenLayer4Size hiddenLayer5Size], trainFcn);
NeuralNet3 = train(NeuralNet3,Uuni,Yuni);
```

Entrenamiento

Scaled Conjugate Gradient

```
trainFcn = 'trainscg';
NeuralNet4 = fitnet([hiddenLayer1Size hiddenLayer2Size hiddenLayer3Size...
    hiddenLayer4Size hiddenLayer5Size], trainFcn);
NeuralNet4 = train(NeuralNet4,Uuni,Yuni);
```

A12. COMBUSTIÓN TEÓRICA

```
X=1[kmol];

V_CH4=0.8186
V_C2H6=0.1161
V_C3H8=0.0192
V_C4H10=0.0045
V_N2=0.009
V_CO2=0.0318

MWCH4=MolarMass(Methane)
MWC2H6=MolarMass(Propane)
MWC3H8=MolarMass(Ethane)
MWC4H10=MolarMass(butene)
MWN2=MolarMass(Nitrogen)
MWCO2=MolarMass(CarbonDioxide)

M_CH4=X*V_CH4*MWCH4
M_C2H6=X*V_C2H6*MWC2H6
M_C3H8=X*V_C3H8*MWC3H8
M_C4H10=X*V_C4H10*MWC4H10
M_N2=X*V_N2*MWN2
M_CO2=X*V_CO2*MWCO2
M_Fuel=M_CH4+M_C2H6+M_C3H8+M_C4H10+M_N2+M_CO2

NCH4=X*V_CH4
NC2H6=X*V_C2H6
NC3H8=X*V_C3H8
NC4H10=X*V_C4H10
NN2=X*V_N2
NCO2=X*V_CO2

{Ecuaciones}
{Balance H}
4*NCH4+6*NC2H6+8*NC3H8+10*NC4H10=2*Y_H2O
{Balance O}
2*NCO2+2*A=2*Y_CO2+Y_H2O
{Balance C}
NCH4+2*NC2H6+3*NC3H8+4*NC4H10+NCO2=Y_CO2
{Balance N}
2*NN2+2*A*3.76=2*Y_N2
Ratio=4.76*29[kg]*A/M_Fuel
```

A13. COMBUSTIÓN REAL

```
T=25[C]
P=101,325[kPa]

V_CH4=0,8186
V_C2H6=0,1161
V_C3H8=0,0192
V_C4H10=0,0045
V_N2=0,009
V_CO2=0,0318

[X=16[m^3/h]
Y_CO2=0,21
Y_O2=0,006]

[NmolGases=0,5[kmol/h]]

RhoCH4=Density(Methane,T=T,P=P)
RhoC2H6=Density(Propane,T=T,P=P)
RhoC3H8=Density(Ethane,T=T,P=P)
RhoC4H10=Density(butene,T=T,P=P)
RhoN2=Density(Nitrogen,T=T,P=P)
RhoCO2=Density(CarbonDioxide,T=T,P=P)

MWCH4=MolarMass(Methane)
MWC2H6=MolarMass(Propane)
MWC3H8=MolarMass(Ethane)
MWC4H10=MolarMass(butene)
MWN2=MolarMass(Nitrogen)
MWCO2=MolarMass(CarbonDioxide)

NCH4=X*V_CH4*RhoCH4/MWCH4
NC2H6=X*V_C2H6*RhoC2H6/MWC2H6
NC3H8=X*V_C3H8*RhoC3H8/MWC3H8
NC4H10=X*V_C4H10*RhoC4H10/MWC4H10
NN2=X*V_N2*RhoN2/MWN2
NCO2=X*V_CO2*RhoCO2/MWCO2
M_Fuel=X*(V_CH4*RhoCH4+V_C2H6*RhoC2H6+V_C3H8*RhoC3H8+ V_C4H10*RhoC4H10+ V_N2*RhoN2+V_CO2*RhoCO2)
```

{Ecuaciones}

{Balance H}

$$4*NCH4+6*NC2H6+8*NC3H8+10*NC4H10=2*Y_H2O$$

{Balance O}

$$2*NCO2+2*A=(2*Y_O2+2*Y_CO2)*NmolGases+Y_H2O$$

{Suma Flujo Gases}

$$Y_CO2+Y_N2+Y_O2=1$$

{Balance C}

$$NCH4+2*NC2H6+3*NC3H8+4*NC4H10+NCO2=Y_CO2*NmolGases$$

$$\{2*NN2+2*A*3,76=2*Y_N2*NmolGases\}$$

$$\text{Ratio}=4,76*29[\text{kg}]*A/M_Fuel$$

$$\text{Exceso}=\text{Ratio}/14,44$$

$$K1=V_CH4*RhoCH4/MWCH4$$

$$K2=V_C2H6*RhoC2H6/MWC2H6$$

$$K3=V_C3H8*RhoC3H8/MWC3H8$$

$$K4=V_C4H10*RhoC4H10/MWC4H10$$

$$K5=V_N2*RhoN2/MWN2$$

$$K6=V_CO2*RhoCO2/MWCO2$$