



ESCUELA SUPERIOR POLITECNICA DEL LITORAL

Facultad de Ingeniería en Electricidad y Computación

“DISEÑO DE UN CONTROL INTELIGENTE EN BASE A REDES NEURONALES PARA EL CONTROL DE TEMPERATURA Y PRESIÓN EN UN INTERCAMBIADOR DE CALOR DE UN LABORATORIO DIDÁCTICO DE FLUIDOS VISCOSOS”

TRABAJO DE TITULACIÓN

PREVIA A LA OBTENCIÓN DEL TÍTULO DE:

MAGÍSTER EN AUTOMATIZACIÓN Y CONTROL INDUSTRIAL

PRESENTADO POR
ING. LUIS ÁNGEL BUCHELI CARPIO

Guayaquil Ecuador
AÑO: 2016

AGRADECIMIENTOS

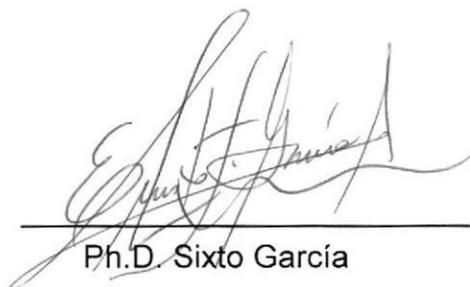
A Dios por su infinita bondad y misericordia, a mis amigos de maestría: Jhonny, Byrone y especialmente a Arístides, Director del proyecto de titulación, que sin ellos no hubiera podido concluir este trabajo.

DEDICATORIA

A Dios, a mi familia, a mis profesores, a mi director del proyecto de titulación personas de gran sabiduría quienes se han esforzado por ayudarme a llegar al punto en el que me encuentro.

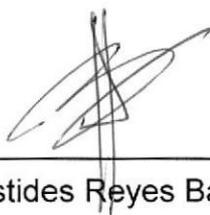
Un difícil trayecto, pero gracias a las ganas de transmitir sus conocimientos y dedicación, he logrado culminar el desarrollo de mi tesis con éxito y obtener una gran titulación profesional.

TRIBUNAL DE SUSTENTACIÓN



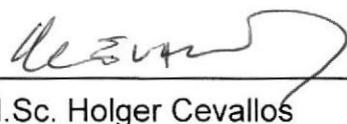
Ph.D. Sixto García

SUBDECANO DE LA FIEC



M.Sc. Arístides Reyes Bacardí

DIRECTOR DEL TRABAJO DE TITULACIÓN



M.Sc. Holger Cevallos

MIEMBRO DEL TRIBUNAL

DECLARACIÓN EXPRESA

“La responsabilidad del contenido de este trabajo de titulación, nos corresponde exclusivamente; y el patrimonio intelectual de la misma, a la ESCUELA SUPERIOR POLITÉCNICA DEL LITORAL”

(Reglamento de Graduación de la ESPOL).



Ing. Luis Ángel Bucheli Carpio

RESUMEN

Uno de los principales tratamientos térmicos dados a los fluidos viscosos (productos) dentro de un intercambiador de calor, es la pasteurización, la misma que debe garantizar la destrucción de microorganismos patógenos.

La pasteurización debe ocurrir a temperaturas mantenidas de forma constante por lo cual se requiere de un sistema de control que logre tal requerimiento.

Por otro lado considerando que la pasteurización se aplica como un método físico de eliminación de microorganismos patógenos en alimentos, se requiere de cierto valor de presión aplicada para mejorar la absorción de ellos por el sistema digestivo.

Si consideramos la aplicación de este tratamiento a fluidos viscosos a una mezcla de glicerina y parafina en forma didáctica, al variar la temperatura del producto varía su viscosidad y por tanto la presión a la salida de la bomba principal, observándose un efecto de influencia mutua o perturbación mutua.

Así las cosas, será necesario considerar un proceso multivariable en el cual están presentes tanto variables manipuladas como variables controladas.

Este Trabajo de Titulación se enfoca en el control de la temperatura y de la presión del intercambiador de calor tipo calefactor de la planta didáctica de la Facultad de Ciencias de la Ingeniería de la Universidad Estatal de Milagro (UNEMI). La solución de la problemática de control multivariable empleando un controlador que se autoajusta se expone en cinco capítulos.

La idea principal del trabajo es mejorar las capacidades del controlador del tipo PID con el empleo de Redes Neuronales Artificiales. Se realiza un análisis comparativo entre el desempeño de los dos tipos de controladores el PID y el neuronal PID.

En el capítulo 1 se realiza el diseño del controlador PID, en general, con el objetivo de realizar un correcto y adecuado diseño del mismo, evitando las falencias que se observan en diferentes trabajos publicados donde se presenta un controlador PID pobremente diseñado y se contrasta su desempeño con un controlador avanzado diseñado con rigurosidad.

Las prestaciones de los controladores diseñados se comprobaron por simulación empleando el modelo de la planta obtenido por experimentación.

El soporte programático para la simulación de las estrategias de control se fundamentó en la programación y las facilidades que brinda el superlenguaje profesional MATLAB y su herramienta de simulación SIMULINK. Los objetivos planteados al inicio del trabajo de investigación fueron cumplidos.

INDICE GENERAL

AGRADECIMIENTOS	i
DEDICATORIA	ii
TRIBUNAL DE SUSTENTACIÓN	iii
DECLARACIÓN EXPRESA	iv
RESUMEN	v
ÍNDICE DE FIGURAS	xiv
ÍNDICE DE TABLAS	xvii
INTRODUCCIÓN	xxiii
CAPÍTULO 1	1
ANTECEDENTES	1
1.1. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA	1
1.2 DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA	4
1.3 SOLUCIÓN PROPUESTA	8
1.4 OBJETIVO GENERAL	9
1.5 OBJETIVOS ESPECÍFICOS	9
1.6 METODOLOGÍA	10
CAPÍTULO II	12
ESTADO DEL ARTE EN EL CONTROL DE LA TEMPERATURA EN LOS INTERCAMBIADORES DE CALOR	12
2.1 INTRODUCCIÓN	12
2.2 CLASIFICACIÓN DE LOS INTERCAMBIADORES DE CALOR	13

2.3 ESTADO DEL ARTE EN EL MODELADO Y CONTROL DE LOS INTERCAMBIADORES DE CALOR	21
CAPÍTULO III.....	66
MODELADO DEL INTERCAMBIADOR DE CALOR.....	66
3.1. DISEÑO DEL EXPERIMENTO DE IDENTIFICACIÓN DE LA PLANTA	66
3.2 IDENTIFICACIÓN DEL MODELO DEL SISTEMA DEL INTERCAMBIADOR DE CALOR DE ESTUDIO	79
3.3 VALIDACIÓN DEL MODELO.....	85
CAPÍTULO IV.....	93
DISEÑO DE LOS CONTROLADORES PARA EL INTERCAMBIADOR DE CALOR TIPO CALEFACTOR	93
4.1. DETERMINACIÓN DE LOS OBJETIVOS DEL CONTROL PARA EL SISTEMA INTERCAMBIADOR DE CALOR.....	93
4.2. DISEÑO DEL CONTROLADOR CLASICO PID PARA EL SISTEMA DE ESTUDIO.....	94
4.3. DISEÑO DEL CONTROLADOR NEURONAL PARA EL SISTEMA INTERCAMBIADOR DE CALOR	108
4.4 DISEÑO DE PRUEBAS	119
CAPÍTULO V.....	126
ANÁLISIS DE RESULTADOS POR SIMULACIÓN.....	126
5.1 PRESENTACION DE LOS RESULTADOS DE LAS PRUEBAS POR SIMULACIÓN.....	126

5.2 COMPARACIÓN DEL DESEMPEÑO DE LOS CONTROLADORES DISEÑADOS EN PRESENCIA DE INTERACCIONES Y PERTURBACIONES EN LA REFERENCIA.....	129
5.3 COMPARACIÓN DEL DESEMPEÑO DE LOS CONTROLADORES DISEÑADOS EN PRESENCIA DE INTERACCIONES Y PERTURBACIONES EN LA REFERENCIA.....	147
CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	151
CONCLUSIONES	151
RECOMENDACIONES	154
BIBLIOGRAFÍA.....	155
ANEXOS	1

ABREVIATURAS Y SIMBOLOGÍA

ADC: –Convertidor analógico-digital.

DEDS (TITO): Dos entradas y dos salidas

G(s): –Función de transferencia de la planta (Método experimental sistema de primer orden).

kd0: valor inicial de la ganancia derivativa

Kd – ganancia derivativa,

ki0 – valor inicial de la ganancia integral

Ki – ganancia integral

Kp – ganancia proporcional,

kp0 – valor inicial de la ganancia proporcional

MEMS (MIMO) - múltiples entradas y múltiples salidas

NNPID – red neuronal del tipo PID

PD – controlador proporcional derivativo

PID – controlador proporcional-integral-derivativo

RNA – red neuronal artificial

t: –Tiempo.

t0:–Tiempo de retardo.

Ts:–Tiempo de muestreo.

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. 1 Diagrama esquemático del laboratorio didáctico, fuente: Autor ...	2
Figura 1. 2 Diagrama P&ID del laboratorio didáctico, fuente: Autor.....	2
Figura 1. 5. Curva de reacción del sistema intercambiador de calor a una frecuencia de bombeo constante de 45 Hz.....	6
Figura 1. 3. Curva de reacción de la presión en la glicerina con respecto a la temperatura y el tiempo de calentamiento a una frecuencia de bombeo constante de 45 Hz.....	7
Figura 1. 4. Curva de reacción del caudal en la glicerina con respecto al tiempo y a la temperatura de calentamiento a una frecuencia de bombeo constante de 45 Hz.....	7
Figura 2. 1. Clasificación de los intercambiadores de calor, [2]	14
Figura 2. 2. Partes principales del Intercambiador de tubo y carcaza, Autor .	15
Figura 2. 3. Intercambiador de placas empacadas (PHE). [2].....	16
Figura 2. 4. Intercambio de calor con flujos en paralelo. [2].....	17
Figura 2. 5. Intercambio de calor con flujos en contracorriente [2].....	18
Figura 2. 6 .Concepto geométrico del regulador heurístico PID.....	35
Figura 2. 7. Diagrama en bloques del lazo de realimentación negativa en estado estacionario.....	36
Figura 2. 8. Plano complejo Nyquist	41
Figura 2. 9.. Criterio integral IAE.....	49
Figura 2. 10. Criterio integral ISE.....	50

Figura 2. 11. Criterio integral ITAE.....	51
Figura 2. 12. Criterio integral ITSE.....	52
Figura 2. 13 Criterio integral ISTAE.	53
Figura 2. 14. Criterio integral ISTSE.	54
Figura 2. 15. Red Neuronal Artificial tipo perceptrón con la capa de entrada, la capa escondida y la capa de salida, fuente: [29].....	57
Figura 2. 16 Controlador estabilizante con red neuronal por el modelo inverso de la planta, fuente: [29].....	58
Figura 2. 17. Sistema de Control Adaptativo con modelo inverso en RNA de la planta., fuente: [30]	59
Figura 2. 18. Control no lineal por el modelo interno neuronal.....	60
Figura 3. 1. Esquema representativo de la secuencia de identificación del proceso, [33]	70
Figura 3. 2 . Respuesta de la presión de la glicerina al escalón de 60Hz y temperatura de 72°C.....	71
Figura 3. 3. Respuesta de la temperatura de la glicerina al escalón de 60Hz y temperatura de 72°C.....	72
Figura 3. 4. Detalle de la respuesta de la presión de la glicerina al escalón de la frecuencia a 60Hz y temperatura de 72°C	72
Figura 3. 5, Rango lineal del aumento de presión vs temperatura.	73
Figura 3. 6. Rango lineal de aumento de temperatura de la glicerina,	73
Figura 3. 7. Frecuencia de la bomba de la Glicerina Constante	75

Figura 3. 8. Frecuencia de la bomba de Ethilenglicol Constante	75
Figura 3. 9. Frecuencia igual de las bombas de Ethilenglicol y Glicerina	76
Figura 3. 10. Variables de estudio y relación entre ellas.....	77
Figura 3. 11. Señales de entrada y salida del sistema, frecuencia de la bomba de glicerina constante 40 Hz.....	77
Figura 3. 12. Señales de entrada y salida del sistema, frecuencia de la bomba de ethilenglicol constante 40 Hz.	78
Figura 3. 12. Respuesta al escalón de las variables del sistema	80
Figura 3. 13. Respuesta al escalón de las variables del sistema	81
Figura 3. 14 Regiones de confianza del sistema	82
Figura 3. 15. Respuesta al escalón para cada una de las funciones de transferencia encontradas.....	85
Figura 3. 16. Detalle de la Respuesta al escalón para la primera función de transferencia en fase no mínima.	85
Figura 3. 17. Validación en Matlab del modelo encontrado	86
Figura 3. 18. Diagrama de Bode para las funciones de transferencia encontradas en la identificación de la Planta didáctica.....	87
Figura 3. 20. Modelo en Simulink de la Planta didáctica.....	90
Figura 3. 21. Respuesta en el tiempo del modelo multivariable identificado ante un paso escalón.....	91

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. 1: Intervalo de cambio de magnitud de la variables temperatura y presión de la glicerina en la planta de intercambiadores de calor	8
Tabla 2. 1.Relaciones entrada-salida en el diagrama de la fig. 2.7.....	39
Tabla 3. 1 Características de la excitación y determinación de variables.....	78
Tabla 5. 1. Puntos de operación de frecuencia y caudal de las bombas	130
Tabla 5. 2. Rango de Operación de las bombas con respecto al punto de operación del sistema.	131
Tabla 5. 3. Relación entre el caudal del Ethilenglicol y el aumento de la temperatura de la Glicerina, en el punto de operación del sistema	131
Tabla 5. 4. Criterios de error para cada controlador y sus variables.....	136
Tabla 5. 5. Tiempo de estabilización y Sobrepico de los controladores para cada una de las variables de salida	137
Tabla 5. 6. Errores encontrados en simulación para diferentes puntos de referencia de la presión y la temperatura.....	137
Tabla 5. 7. Error en estado estacionario, para los controladores NNPID y PID, en las variable Presión y Temperatura.	138
Tabla 5. 8. Error relativo, entre los controladores en la variable Temperatura.	141
Tabla 5. 9. Error relativo, entre los controladores en la variable Presión.	141
Tabla 5. 10. Criterio de selección del mejor controlador.	148

INTRODUCCIÓN

La mayor parte de los procesos industriales en las plantas alimenticias utilizan fluidos líquidos bombeados por tuberías a cierta presión y temperatura. Son utilizados para calentar o enfriar algún producto líquido. En dichos procesos, generalmente se utilizan intercambiadores de calor.

Dichos intercambiadores de calor permiten ceder calor del fluido caliente de trabajo hacia el producto alimenticio en estado líquido. El producto presenta un determinado grado de viscosidad, como por ejemplo los jugos de frutas, los lácteos, aceites alimenticios, el chocolate líquido, entre otros. La mayor parte de estos productos alimenticios son sensibles a la temperatura la cual descompone sus vitaminas y proteínas, disminuyendo su calidad nutricional.

A la vez la presión de bombeo puede provocar cambios en su estructura física lo que influye decisivamente en la asimilación digestiva del organismo humano, produciendo efectos negativos al consumidor.

Ante estos antecedentes la planta didáctica debe permitir controlar automáticamente tanto la temperatura como la presión.

El Tema que se presenta, se dirige al diseño de controladores inteligentes basados en modelos de red neuronal para la temperatura y presión en una planta didáctica con intercambiadores de calor de placas, en el cual la viscosidad de un fluido de glicerina es variable con respecto a la temperatura,

considerando variaciones del punto de trabajo y presencia de perturbaciones entre sí, de las variables a controlar; de tal manera que se aprecie el control de dichas variables en aceites o fluidos viscosos alimenticios.

Desde el punto de vista del diseño del sistema, hay dos categorías principales de perturbaciones en un intercambiador de calor, la transmisión de calor por convección y conducción, y los cambios de los parámetros de trabajo del sistema, presión, caudal y temperatura de los fluidos. Las perturbaciones por transmisión de calor por convección y conducción se relacionan con la temperatura del lugar de trabajo, el área de contacto de las tuberías y tanques con el medio ambiente, la presión atmosférica, humedad relativa y la presión de vapor y del tiempo que esté funcionando la planta ya que puede producirse incrustaciones que pueden afectar la transmisión de calor en el intercambiador.

El diseño del control de temperatura y la presión del intercambiador de calor se enfoca en el empleo de los formalismos teórico-prácticos del control neuronal, de tal manera que mejoren la calidad del producto al restringir la temperatura de pasteurización.

La estructura del trabajo es la siguiente: Introducción, cinco capítulos, anexos y las referencias bibliográficas.

En el capítulo 1, se dan los antecedentes y se describe el problema. Se formulan los objetivos, el alcance y la metodología de solución.

En el capítulo 2, se estudia un número suficiente de publicaciones en revistas científicas indexadas, que permiten ver la evolución de los controladores del tipo PID y las propuestas de autoajuste, sus bondades y las líneas de desarrollo actuales en el diseño de tales controladores. Estos artículos van desde finales del siglo XX hasta el año actual.

En el capítulo 3, se determina el modelo matemático del intercambiador de calor tipo placa para el estudio y diseño de la transferencia de calor desde los puntos de vista del modelado para el control automático. Se discuten los resultados de la identificación para el control.

Sigue el capítulo 4, donde partiendo de los objetivos de control para los intercambiadores de calor tipo placa, se diseñan los controladores del tipo PID multivariable. Se consideran las insuficiencias y limitaciones de éstos para el diseño de nuevos controladores en el área del control neuronal; se diseñan las pruebas a realizar por simulación, teniendo en cuenta aspectos tales como los cambios en el caudal o la presión y la temperatura. Se presentan y discuten los resultados de la simulación de los modelos controlados.

Por último se proporcionan las conclusiones y recomendaciones del trabajo futuro a desarrollar en esta línea de investigación con la planta didáctica construida en la UNEMI.

CAPÍTULO 1

ANTECEDENTES

1.1. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA.

El tratamiento térmico realizado a los alimentos, permite destruir microorganismos patógenos que pueden descomponerlos e introducir bacterias para la fermentación del producto a cierta temperatura.

Para estudiar el tratamiento térmico de alimentos, se ha construido una planta prototipo didáctica. Esta planta se muestra en forma esquemática en la figura 1.1 y consta principalmente de:

- Intercambiadores de calor,
- Tanques de acero inoxidable (10 galones) y
- Bombas centrifugas que recircula el producto a calentarse;

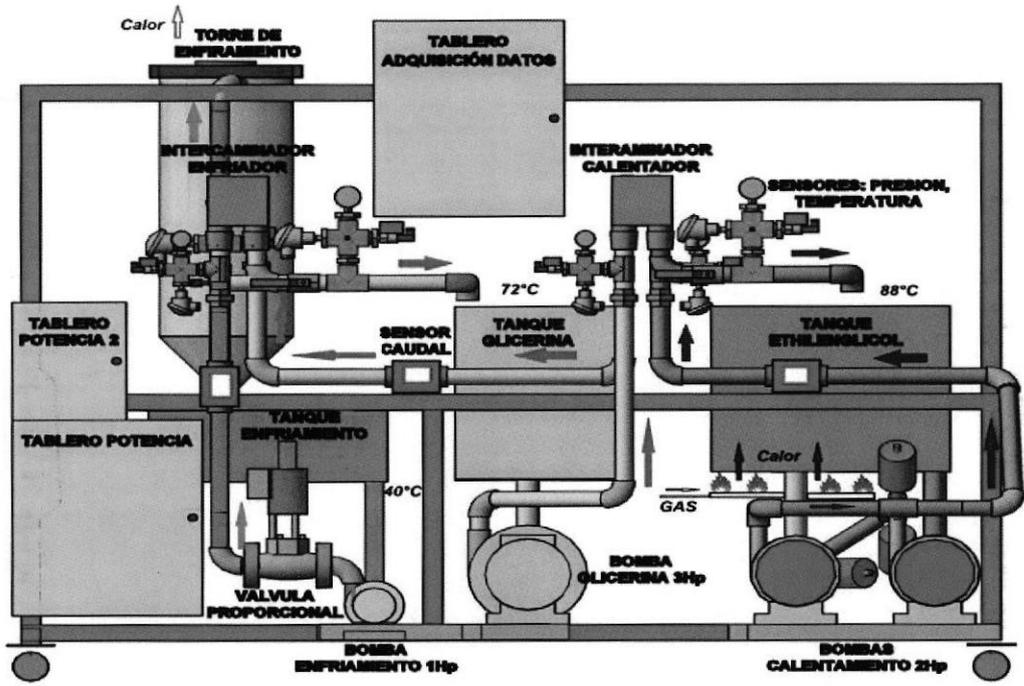


Figura 1. 1 Diagrama esquemático del laboratorio didáctico, fuente: Autor

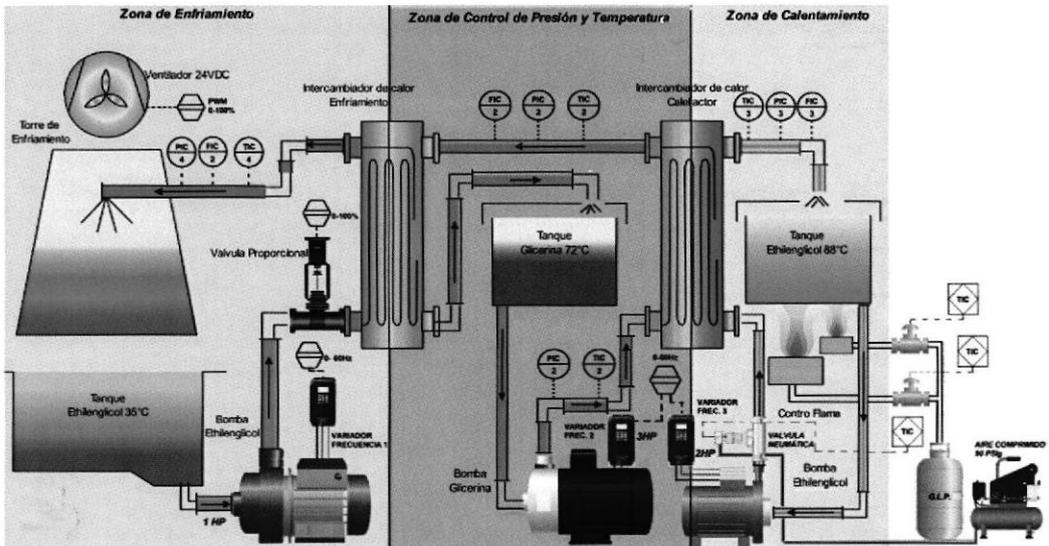


Figura 1. 2 Diagrama P&ID del laboratorio didáctico, fuente: Autor

Para estudiar los procesos térmicos en la planta didáctica se considera que el producto es glicerina con esferas de parafina, que se suavizan en un rango de temperatura definida por el usuario (70°C y 82°C). El proceso debe trabajar en un punto de operación de temperatura controlada.

El aporte de calor se realiza mediante un fluido caliente (etilenglicol) bombeado por la bomba 1, con una temperatura máxima de 88°C .

Para el enfriamiento del producto existe otro intercambiador de calor en serie al final de la línea.

El objetivo principal del control de temperatura en la fase de calentamiento del producto, es que la temperatura se mantenga constante y se evite el riesgo de sobrecalentamiento en el interior del intercambiador de calor 1.

Cualquier aumento de la temperatura por encima de la definida por el usuario, puede producir modificaciones no deseadas. De igual manera se debe considerar la regulación de la presión a un valor constante a la salida del intercambiador de calor 1.

Para controlar la temperatura del producto (variable de control VC1) en el intercambiador 1, se emplea la variable manipulada (VM1) caudal del fluido caliente (etilenglicol), mediante el cambio de velocidad del motor eléctrico

de la bomba centrífuga 1, regulada por un variador de frecuencia (no mostrado en el dibujo) con entrada de voltaje de 0 – 10V.

1.2 DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA

Como la viscosidad del fluido de trabajo es variable con respecto a la temperatura, la presión de la bomba principal no podrá ser constante, será necesario realizar el control de la presión por medio de otro variador de frecuencia (no mostrado en el dibujo) que regule la velocidad angular de esta bomba y por ende la presión del producto.

La cantidad de calor que entrega el fluido caliente (hasta 88°C) y permite tener una temperatura adecuada, (regulada por la velocidad de la bomba 1), es afectada por el cambio en la viscosidad que decrece con respecto a la temperatura; por lo tanto, la temperatura y la presión en la glicerina son afectadas entre sí, comportándose como perturbaciones.

El tema que se presenta, es el diseño de controladores PID neuronales para el control de la temperatura y la presión en una planta didáctica para el tratamiento térmico de alimentos, con intercambiadores de calor de placas, en la cual la viscosidad de un fluido es variable con respecto a la temperatura, considerando variaciones del punto de trabajo y presencia de perturbaciones entre sí de las variables a controlar, de tal manera que se

aprecie el control de dichas variables sustancias tales como aceites o melazas.

Características del fluido de trabajo.

El fluido de trabajo, es una mezcla de glicerina con parafina, el cual tiene propiedades físicas de viscosidad variable con respecto a la temperatura, y que a la vez hace que el caudal del fluido dentro de la tubería aumente con respecto a la temperatura y su presión decaiga en el rango de experimentación; se lo puede describir mediante las siguientes ecuaciones [1]:

$$\dot{V} = K_1 T \quad (1.1)$$

$$\mu = K_2 / T \quad (1.2)$$

$$P = K_3 \mu \quad (1.3)$$

$$P = K_4 / T \quad (1.4)$$

Donde: \dot{V} : es el caudal de la glicerina en el sistema de bombeo
 μ : es la viscosidad de la glicerina en el sistema de bombeo
 T : es la temperatura de la glicerina en el sistema de bombeo
 P : es la presión de la glicerina en el sistema de bombeo
 K_1, K_2, K_3, K_4 : constantes

Mediante experimentación y utilizando el software de LabView con la tarjeta de adquisición de datos NI-USB 6009 (Anexo 2), a un tiempo de muestreo de 0.25s, se encontraron las siguientes curvas de reacción de la Presión y el Caudal de los fluidos de trabajo Ethilenglicol y Glicerina, utilizados en la planta didáctica con respecto al incremento de la temperatura, desde temperatura ambiente, cuando el sistema de bombeo se mantiene a una frecuencia constante:

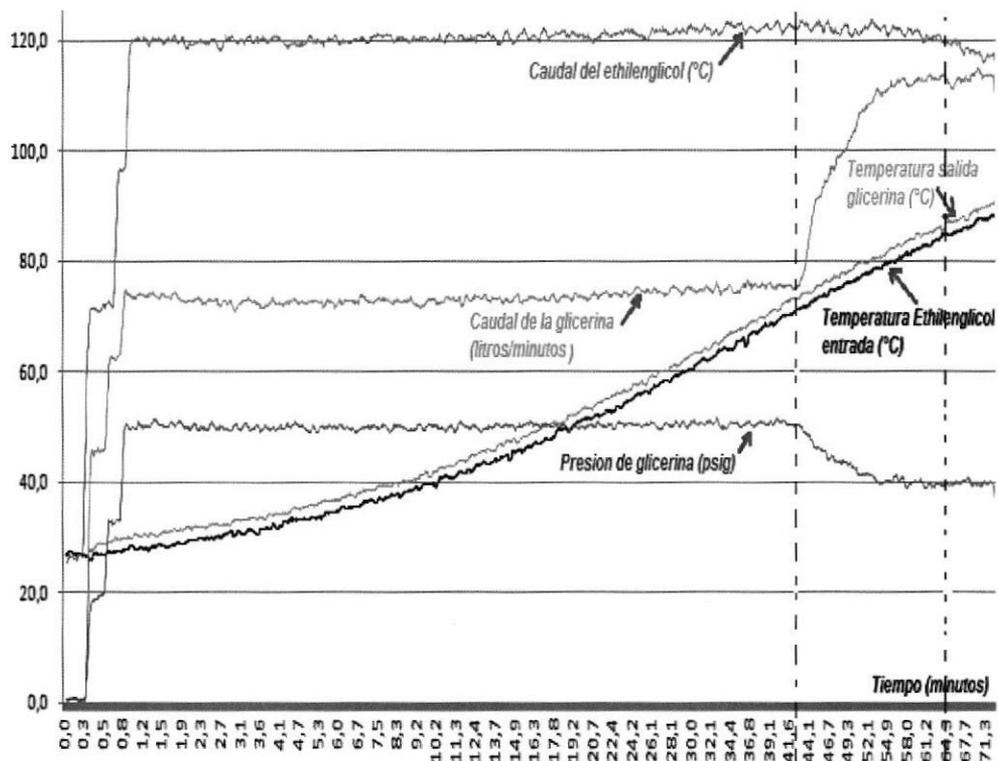


Figura 1. 3. Curva de reacción del sistema intercambiador de calor a una frecuencia de bombeo constante de 45 Hz, calentando el sistema desde temperatura ambiente

El tiempo que se demora la planta en calentar el producto es aproximadamente 65 min, y se nota que en el minuto 42, tanto la presión como el caudal de la glicerina cambian hasta que se establecen al minuto 64, esto se puede resumir en la siguiente tabla:

Variabes	Inicial	Final	Intervalo
Temperatura (°C)	69	83	14
Cada de Presión (psig)	50	39	11
Caudal (l/min)	75	113	38
Tiempo (min)	42.5	64.5	22

Tabla 1. 1: Intervalo de cambio de magnitud de la variables temperatura y presión de la glicerina en la planta de intercambiadores de calor

De tal manera el control de la temperatura y la presión de la glicerina de la planta de intercambiadores de calor, se realizará en el intervalo mostrado en la tabla 1.1

1.3 SOLUCIÓN PROPUESTA

El Trabajo de Titulación se enfoca en resolver sólo el efecto adverso de las interacciones entre las variables durante la regulación de sus valores a los valores de referencia, lo que llamaremos rechazo a las perturbaciones con el empleo de las técnicas del control clásico del tipo PID y del controlador PID neuronal.

Se diseñan los controladores para el modelo obtenido mediante identificación, la cual se llevó a cabo en reiteradas sesiones de ensayos observando el comportamiento de la planta a lazo abierto para diseñar el experimento de identificación y finalmente ejecutar el experimento diseñado para la recolección de dos juegos de datos, el primero para la identificación del modelo candidato y el segundo para la validación del modelo.

Las bondades de los controladores diseñados se comprobarán in silico¹ empleando el modelo identificado.

1.4 OBJETIVO GENERAL

Controlar la temperatura y la presión en el proceso de pasteurización de fluidos viscosos mediante controladores clásicos y neuronales y su comparación para mejorar la calidad de producción en una planta didáctica.

1.5 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

1. Identificar el modelo de la planta
2. Diseñar un controlador clásico PID para un modelo de planta con interacción para el control de la temperatura y la presión.
3. Diseñar y determinar el desempeño de controladores neuronales ante cambios en la referencia y en presencia de perturbaciones.

¹ **In silico:** expresión que significa "hecho por computador o vía simulación computacional". Los resultados de los ensayos in silico son lo suficientemente aceptables como para jugar un papel importante en la evaluación de resultados.

4. Comparar el desempeño del control clásico PID y el controlador neuronal PID para un modelo de planta con interacción del tipo TITO².

1.6 METODOLOGÍA

La investigación realizada en este Trabajo de Titulación es de tipo aplicada, ya que los controladores, PID y neuronal PID, implementados en MATLAB se utilizan para el estudio del comportamiento del control de la temperatura y la presión en una planta didáctica, la misma que permite el estudio del comportamiento del procesamiento de los productos alimenticios con fluidos calientes y fríos.

Independientemente de la existencia de la planta didáctica es necesario determinar un modelo matemático de los procesos térmicos que ocurren durante el procesamiento de los alimentos. Esto se debe a que para reproducir tales procesos, estudiarlos y ajustar los controladores se requieren dos fluidos, el elemento calefactor y el producto, lo que implica gastos económicos, en materiales tales como ethilenglicol, agua, glicerina y gas para el calentamiento y por supuesto el consumo de energía eléctrica para el gobierno de las bombas hidráulicas, funcionamiento del compresor, del PLC y demás parámetros de maniobras de los accionamientos eléctricos instalados.

² Terminología acuñada en inglés para los procesos con dos entradas y dos salidas (Two Input Two Output)

Estos gastos pueden y deben disminuirse si se tiene un modelo matemático y con el mismo realizar el modelado y la simulación computacional del comportamiento de los procesos a estudiar y controlar; así, la investigación que se desarrolla para darle cumplimiento a los objetivos planteados requiere de un enfoque completamente matemático y se fundamenta en la teoría bien desarrollada de los controladores PID y en la teoría de las Redes Neuronales Artificiales.

En el desarrollo de la investigación se cumplen las siguientes acciones:

- Revisión de la bibliografía sobre el tema,
- Estudio de los modelos matemáticos publicados en la bibliografía referenciada y su programación en MATLAB-Simulink,
- Obtener el desarrollo matemático de los controladores PID y neuronal PID y, con base en los resultados, implementar el sistema de control de la temperatura y presión y su desempeño en MATLAB

Se revisaron y referenciaron varios artículos publicados en revistas científicas, libros y se contó con la asesoría directa del Director del Trabajo de Titulación.

CAPÍTULO II

ESTADO DEL ARTE EN EL CONTROL DE LA TEMPERATURA EN LOS INTERCAMBIADORES DE CALOR

2.1 INTRODUCCIÓN

La mayor parte de los procesos industriales en las plantas alimenticias utilizan fluidos líquidos bombeados por tuberías a cierta presión y temperatura. Son utilizados para calentar o enfriar algún producto líquido. En dichos procesos, generalmente se utilizan intercambiadores de calor.

Dichos intercambiadores de calor permiten ceder calor del fluido caliente de trabajo hacia el producto alimenticio en estado líquido.

El producto presenta un determinado grado de viscosidad, como por ejemplo los jugos de frutas, los lácteos, aceites alimenticios, el chocolate líquido, entre otros.

La mayor parte de estos productos alimenticios son sensibles a la temperatura la cual descompone sus vitaminas y proteínas, disminuyendo su calidad nutricional.

A la vez la presión de bombeo puede provocar cambios en su estructura física lo que influye decisivamente en la asimilación digestiva del organismo humano, produciendo efectos negativos al consumidor.

Ante estos antecedentes la planta didáctica debe permitir controlar automáticamente tanto la temperatura como la presión.

2.2 CLASIFICACIÓN DE LOS INTERCAMBIADORES DE CALOR

Los equipos de intercambio de calor se pueden clasificar de acuerdo a diferentes criterios:

- Por el tipo de contacto entre los fluidos,
- Por la relación entre las áreas de transferencia de calor,
- Por el número de fluidos involucrados,
- Según el servicio,
- Por el tipo de construcción, etc.

Por este último criterio se dividen en dos tipos:

- de tubo-coraza y
- de superficies planas

En la figura 2.1 se muestra la clasificación de los intercambiadores de calor.

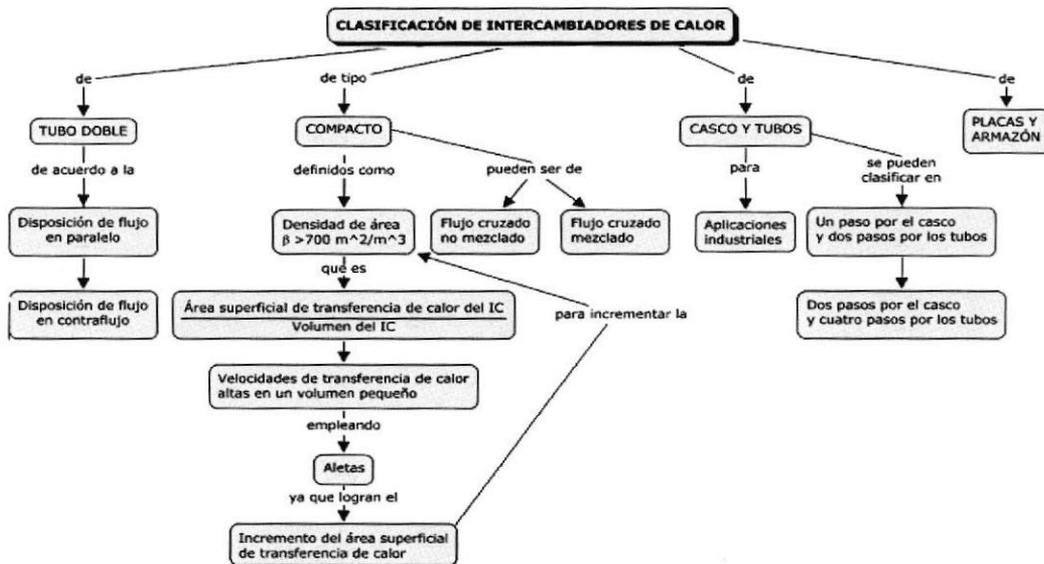


Figura 2. 1. Clasificación de los intercambiadores de calor, [2]

El intercambiador de tubo y coraza (figura 2.2) es el más empleado en las refinerías y plantas químicas debido a que:

- Proporciona flujos de calor elevados en relación con su relación peso/volumen.
- Es relativamente fácil de construir en una gran variedad de tamaños.
- Es bastante fácil de limpiar y de reparar.
- Es versátil y puede ser diseñado para cumplir prácticamente con cualquier aplicación

Este tipo consiste en una carcasa cilíndrica que contiene un arreglo de tubos paralelo al eje longitudinal de la carcasa. Los tubos pueden o no tener aletas y están sujetos en cada extremo por láminas perforadas.

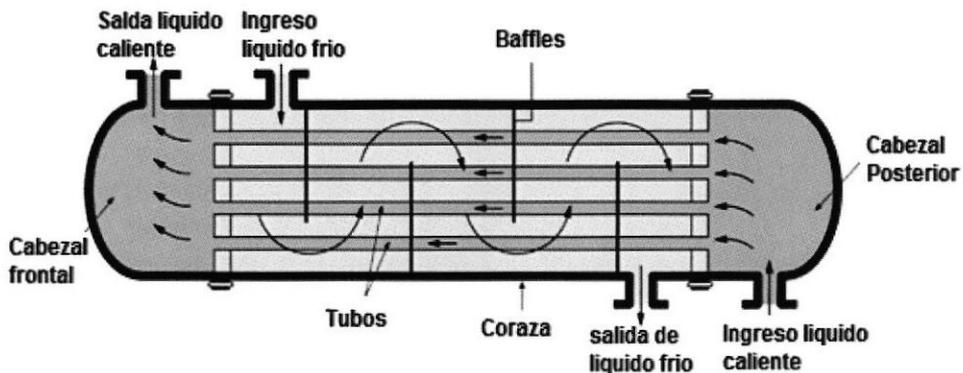


Figura 2. 2. Partes principales del Intercambiador de tubo y carcasa, Autor

Otro tipo de intercambiador de calor empleado con frecuencia es el intercambiador de placas o empacado, el mismo que se emplea en la planta didáctica estudiada en el presente Trabajo de Titulación y se muestra en la figura 2.3. En este tipo de intercambiadores las dos corrientes de fluidos están separadas por placas, que no son más que láminas delgadas, rectangulares, en las que se observa un diseño corrugado, formado por un proceso de prensado de precisión.

Estos equipos son los más apropiados para trabajar con fluidos de alta viscosidad y tienen como ventaja adicional, el ser fácilmente desmontables para labores de mantenimiento.

Otra manera de clasificar los intercambiadores de calor es por la trayectoria de los flujos, la cual puede ser en paralelo o en contracorriente.

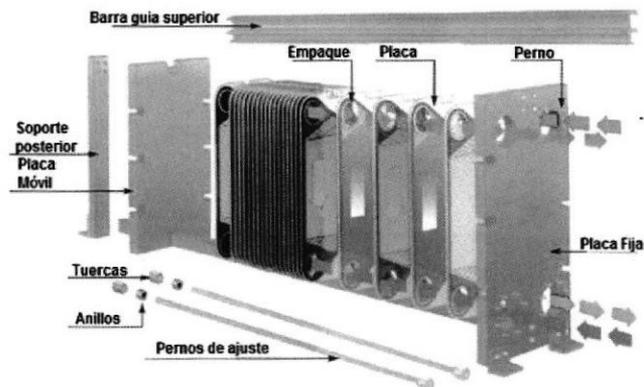


Figura 2. 3. Intercambiador de placas empacadas (PHE). [2]

En los intercambiadores de calor del tipo en paralelo los fluidos, caliente y frío, entran por el mismo extremo del intercambiador, fluyen a través de él en la misma dirección y salen ambos por el otro extremo

El intercambio ocurre de tal manera que la temperatura de un fluido disminuye mientras que la del otro aumenta tratando de alcanzar el equilibrio térmico entre ellos. Debe quedar claro que el fluido con menor temperatura nunca alcanza la temperatura del fluido más caliente. En la figura se muestra un dibujo del funcionamiento de este intercambiador con flujos en paralelo.

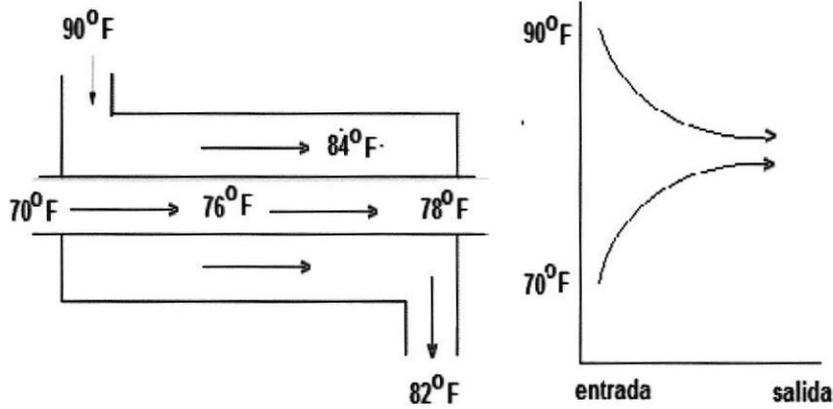


Figura 2. 4. Intercambio de calor con flujos en paralelo. [2]

En los intercambiadores de calor con flujos en contra corriente los fluidos caliente y frío entran por los extremos opuestos del intercambiador y fluyen en direcciones opuestas.

Ya que el fluido con menor temperatura sale en contraflujo del intercambiador de calor en el extremo donde entra el fluido con mayor temperatura, la temperatura del fluido más frío se aproximará a la temperatura del fluido de entrada

En contraste con el intercambiador de calor de flujo paralelo, el intercambiador de contraflujo puede presentar la temperatura más alta en el fluido frío y la más baja temperatura en el fluido caliente una vez realizada la transferencia de calor en el intercambiador.

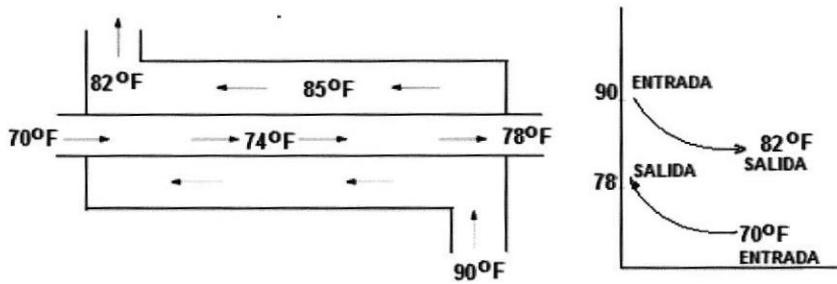


Figura 2. 5. Intercambio de calor con flujos en contracorriente [2]

En la Figura 2.5 se muestra un dibujo representativo del fenómeno de transferencia de calor que ocurre cuando los fluidos están en contracorriente.

Variables del proceso.

Para modelar matemáticamente un intercambiador de calor, es necesario considerar los procesos que intervienen en su operación, estos procesos pueden ser divididos en dos tipos:

- Procesos termodinámicos asociados a la transferencia de calor
- Procesos fluido-dinámicos.

Los primeros se refieren a la transferencia de calor que ocurre dentro del intercambiador de calor y el segundo se refiere a los caudales de la glicerina y del ethilenglicol. El proceso de calentamiento en el intercambiador de calor, depende directamente de las condiciones locales (temperatura, humedad), de la geometría y el tipo de flujo [4].

Para el modelado del sistema, es necesario identificar las variables de la planta.

Variables de interés y medibles experimentalmente.

- Temperatura de salida de la glicerina.
- Presión de salida de la glicerina
- Temperatura de entrada del ethilenglicol
- Caudal de la glicerina
- Caudal del ethilenglicol

Variables controladas.

- Temperatura de salida de la glicerina.
- Presión de salida de la glicerina

Variables manipulables.

- Temperatura de entrada del ethilenglicol
- Caudal de la glicerina
- Caudal del ethilenglicol

Suposiciones de la dinámica del intercambiador de calor.

Para el modelado del intercambiador de calor, se tomaran en consideración las siguientes hipótesis:

- La transferencia de masa y calor ocurre de forma unidireccional.
- La temperatura de los fluidos es uniforme en las tuberías, no hay pérdidas de calor.
- El área es uniforme para cada sección transversal dentro del intercambiador de calor.
- El intercambiador de calor es adiabático, es decir no hay pérdidas de calor al ambiente.
- Los calores específicos del ethilenglicol y glicerina son constantes.
- El coeficiente de transferencia de calor no cambia con respecto al tiempo.

Balance de energía.

El intercambiador de calor de placas consta de dos secciones, para las cuales se obtienen las siguientes ecuaciones de balance de energía:

Sección Ethilenglicol que cede calor

$$V_{Eth} * \rho_{Eth} * c_{pEth} * \frac{dT_{Gl}}{dt} = \dot{m}_{Eth} * c_{pEth} * T_{Eth}^i - \dot{m}_{Eth} * c_{pEth} * T_{Eth}^o + U * A(T_{Gl}^o - T_{Eth}^i) \quad (2.1)$$

Sección Glicerina que absorbe calor

$$V_{Gl} * \rho_{Gl} * c_{pGl} * \frac{dT_{Gl}}{dt} = \dot{m}_{Gl} * c_{pGl} * T_{Gl}^i - \dot{m}_{Gl} * c_{pEth} * T_{Gl}^o + U * A(T_{Gl}^i - T_{Eth}^o) \quad (2.2)$$

Dónde:

\dot{m}_{Eth} : Flujo másico del ethilenglicol [kg/s]

\dot{m}_{Gl} : Flujo másico de la Glicerina [kg/s]

T_{Eth}^i : Temperatura del Ethilenglicol de entrada [°C]

T_{Gl}^i : Temperatura de la Glicerina de entrada [°C]

T_{Eth}^o : Temperatura del Ethilenglicol de salida [°C]

T_{Gl}^o : Temperatura de la Glicerina de salida [°C]

c_{pEth} : Calor específico del Ethilenglicol [Kcal/K°C]

c_{pGl} : Calor específico de la Glicerina [Kcal/K°C]

De tal manera que para controlar las temperaturas de salida, así como la presión en el sistema, es necesario controlar los caudales del ethilenglicol y la glicerina en el rango de control.

2.3 ESTADO DEL ARTE EN EL MODELADO Y CONTROL DE LOS INTERCAMBIADORES DE CALOR

En los últimos años los requisitos de funcionamiento para las plantas de proceso son cada vez más difíciles de satisfacer. La fuerte competencia, la protección del medio ambiente, las normas de seguridad han sido los factores claves en el aumento a las exigencias de la calidad del producto. Una complicación adicional es que las plantas modernas se han convertido en plantas más difíciles de operar a causa de la tendencia hacia procesos complejos, altamente integrados.

Dado el creciente énfasis en la seguridad y en la operación eficiente de las plantas de procesos químicos, es natural que, en los últimos años, el tema del control de procesos se haya convertido en un aspecto cada vez más importante. En el trabajo presentado por Diaz [3] se investiga el uso de redes neuronales artificiales adaptativas (RNA) para controlar la temperatura del aire de salida de un intercambiador de calor compacto.

Los controladores, basados en un esquema de Control por Modelo Interno, se pueden adaptar en línea sobre la base de diferentes criterios de funcionamiento. Por simulación numérica se desarrolló un método por el que los pesos y sesgos de la red neuronal se modifican según estos criterios.

Se lleva a cabo a continuación un controlador ANN para un intercambiador de calor compacto aire-agua en una instalación experimental.

Los parámetros de la red neuronal se modifican utilizando tres criterios:

- Minimización de la función objetivo del error,
- Estabilización del desempeño a lazo cerrado del regulador,
- Minimización del índice de desempeño Consumo de Energía.

Se demuestra que la red neuronal es capaz de controlar la temperatura del aire de salida en el intercambiador de calor. El neuro controlador es capaz de adaptarse a grandes cambios estructurales en el sistema, así como para reducir al mínimo simultáneamente la cantidad de energía utilizada.

Los autores del artículo Khadir y Ringwood [4] investigan el modelado físico de una planta pasteurizadora industrial desde los puntos de vista del control. La pasteurización se lleva a cabo en intercambiadores de calor de placas e intercambiadores de calor de placas soldadas de Alfa Laval.

Los modelos tradicionalmente establecidos para el diseño, el dimensionamiento y con fines de investigación son muy complejos y presentan un exceso de parametrización por lo que no son adecuados para su uso en una estrategia de control en su forma original.

En este trabajo se desarrollan dos modelos de primeros principios (FP) simplificados de primer orden para el intercambiador de placa y para el intercambiador de placas soldadas utilizados en el pasteurizador. Un modelo de todo el pasteurizador se construye combinando después el modelo de primeros principios obtenido para los diferentes componentes pasteurizador.

Desde que se encontró que la tasa promedio de flujo del producto a ser mayor cuando la columna de lote estaba bajo control PID-Fuzzy, el proceso se hizo más rápido y exige menos energía. A pesar del comportamiento no lineal e inestable del proceso por lotes, el controlador difuso también fue capaz de seguir estrategias de consigna variables.

Para los sistemas de ingeniería, la lógica difusa se debe ver como un front-end conveniente y fácil de usar para desarrollar programas de control, lo que ayuda a los diseñadores a concentrarse en los objetivos funcional, no en las

matemáticas. Adaptar los parámetros de control fuzzy no es esencial durante su aplicación práctica.

La aplicación general de controladores difusos requiere estudios detallados sobre las plantas a escala piloto para obtener una buena evaluación de su valor potencial, como se hizo en este trabajo. De los presentes resultados se demostró claramente que el control difuso es una nueva manera prometedora para hacer frente a los problemas de control de procesos complejos y la tendencia es aumentar su rango de aplicabilidad en los procesos industriales.

Si el sistema no es lineal y/o transitoria y hay conocimiento disponible (naturaleza cualitativa o reglas heurísticas) sobre el sistema, vale la pena dar control difuso intentarlo.

En el artículo de Mazinan y Sadati [5] se aborda el problema de controlar la temperatura de salida de un intercambiador de calor de tubo y coraza por medio de la presión del flujo.

En la industria, usualmente se trata de controlar la temperatura de salida mediante la temperatura o el flujo que fluye a través de la carcasa del intercambiador. Pero, en algunas situaciones, esto no es posible, debido al hecho de que las variaciones de la totalidad de los coeficientes del sistema no pueden ser cubiertos del todo por la acción de control.

En este caso, el comportamiento del sistema debe ser modelado con precisión y se necesita obtener una acción apropiada de control sobre la base de nuevas técnicas.

En el artículo de Fu [6] el autor se centra en la construcción de un modelo preciso que describa el comportamiento dinámico del fluido en un intercambiador de calor de placas y la simulación con un software profesional para obtener un perfil de temperatura en el tiempo y en el espacio. Como se plantea en (Muthuraman) [7], los intercambiadores de calor de placas (PHE) se introdujeron en la década de 1930 y se utilizaron casi exclusivamente como intercambiadores de calor líquido/líquido en las industrias alimentarias debido a su facilidad de limpieza.

El principal objetivo del trabajo de Muthuraman [7] fue investigar experimentalmente los coeficientes de transferencia de calor y la caída de presión durante la condensación. Los resultados pueden verificar la validez del esquema de control propuesto. En el artículo de Hanafi [8] se ha modelado el intercambiador de tubo y coraza y se ha controlado mediante un controlador difuso PD.

El modelo fue desarrollado empleando los parámetros físicos del intercambiador de tubo y coraza tiene una respuesta mejor que la respuesta del modelo obtenido empleando la identificación no paramétrica.

Esto significa que el modelo del intercambiador de tubo y coraza determinado con base a sus parámetros físicos puede ser utilizado para el análisis y el diseño del controlador. Se muestra como se emplea un controlador PD difuso para mejorar el desempeño del intercambiador de tubo y coraza en lo que se relaciona con su simulación computacional.

Otro de los artículos analizados es el de Ferhatbegovic y otros [9]. Este presenta el empleo de un algoritmo de control predictivo basado en modelo para control energéticamente eficiente de la temperatura de un sistema de energía solar que consiste en un colector solar y un intercambiador de calor.

El diseño del controlador se basa en un modelo físico que agrupa los componentes del sistema. Con el fin de ilustrar la potencialidad del enfoque del control predictivo con base al modelo para el uso en la automatización del proceso se diseña un controlador por el enfoque PI estándar y comparar el desempeño del sistema con el empleo del enfoque de control predictivo se analiza el consumo de energía para ambos conceptos de control.

En el artículo de Vasickaninová y otros [10] se presenta la aplicación de un controlador basado en el modelo de red neuronal aplicando la estrategia de control predictivo para un intercambiador de calor tubular como un sistema con parámetros distribuidos. Los resultados de la simulación confirman que el control neuronal predictivo (CNP) es una estrategia que no se basa en

modelos lineales y es una buena herramienta para el control exitoso de intercambiadores de calor.

El CNP es capaz de asegurar respuestas de control menos oscilantes con tiempos más cortos de establecimientos en comparación con el control PID clásico. La otra ventaja de este enfoque es que las restricciones al control de entrada y las restricciones de la salida controlada se incluyen directamente en la síntesis.

Debido a la optimización del procedimiento utilizado para los cálculos del control, la CNP es también una herramienta para asegurar un comportamiento casi óptimo del proceso controlado, lo cual conlleva al menor consumo de agua caliente utilizado en el calentamiento del petróleo en comparación con el control PID clásico, y se confirma también por los resultados de la simulación.

Afirman que la comparación con el control PID clásico muestra la superioridad de la CNP en ambos problemas, el problema del seguimiento del punto de ajuste, así como el problema del ahorro de energía. El desempeño de los intercambiadores de calor se deteriora con el tiempo debido al ensuciamiento de la superficie interna de los conductos del intercambiador de calor. Debido a esto es necesario evaluar periódicamente el desempeño del intercambiador de calor para mantener una alta eficiencia en su funcionamiento.

En Ahilan y otros [11], se desarrolla un sistema de monitoreo en línea del funcionamiento del intercambiador de calor de tubo y coraza en base a redes neuronales artificiales.

Se desarrolla un modelo de red neuronal artificial de retropropagación entrenada para determinar el coeficiente de transferencia de calor global con superficies limpias o degradadas (sucias) de un sistema intercambiador de calor.

En Trikha y otros [12] se diseña un controlador PID difuso auto-adaptativo para el sistema intercambiador de calor. El controlador difuso se combina con un controlador PID lo cual conlleva a un sistema de control inteligente que tiene la función que controlar los parámetros con mayor precisión.

Los controladores se simulan en el entorno MATLAB. Los resultados de la simulación del control adaptativo difuso del tipo PID para el sistema intercambiador de calor muestran su factibilidad.

En el trabajo presentado por Abdulrahman [13] se proporciona un modelo matemático dinámico utilizando los parámetros reales del intercambiador de calor. El punto de trabajo de temperatura es de 40 °C, pero la salida es de alrededor de 44.5°C. ya que el sistema está a lazo abierto. Se muestra la respuesta. El resultado de la simulación muestra una tendencia casi similar de respuestas simuladas con el resultado experimental, lo que significa que

el modelo puede utilizarse como el modelo del intercambiador de calor complejo incluso con objetivos de diseño de un controlador.

El control de temperatura del intercambiador de calor de tubo y carcasa presenta características no lineales, tiene parámetros variables en el tiempo y retardo de transporte. Dado que el control de la temperatura con un controlador PID convencional no puede satisfacer una amplia gama de requisitos de precisión del control de temperatura en el intercambiador de calor, fue diseñado en Sivakumar y otros [14] el sistema de control de la temperatura del intercambiador de calor combinando las estrategias PID y difusas.

La simulación y los experimentos se llevaron a cabo; haciendo una comparación con el control PID convencional que muestra que la estrategia difusa PID puede mejorar eficazmente el desempeño del intercambiador de calor de tubos y coraza.

El modelo matemático desarrollado en el artículo de Al-Dawery y otros [15] para el intercambiador de calor de placas muestra un fuerte carácter no lineal. Después de aplicar la linealización a las ecuaciones matemáticas iniciales y la transformación en el dominio de Laplace, el modelo desarrollado parece realizarse por una función de transferencia con atraso de primer orden y de segundo orden.

Sin embargo, el análisis de los datos experimentales utilizando la técnica de análisis de la respuesta en frecuencia muestra que el intercambiador de calor de placas es representado por una función de transferencia con inercia de primer orden con tiempo muerto.

Se obtiene un nivel aceptable de ajuste de las respuestas experimental y simulada; tal ajuste justifica la validez del modelo propuesto para el intercambiador de calor de placas.

Una conclusión del artículo es que el controlador difuso muestra mejor desempeño que el controlador convencional.

Por último, sobre la base de los resultados obtenidos a partir del modelo desarrollado para el intercambiador de calor de placas, se concluye que tal modelo puede ser utilizado como una herramienta para mejorar el funcionamiento del intercambiador de calor de placas y, por tanto, puede ser sugerido como una guía general para futuros estudios.

En Rajalakshmi y Mangaiyarkarasi [16] se presenta un trabajo que considera un intercambiador de calor de tubos y carcasa. La temperatura de salida del sistema del intercambiador de calor tiene que ser mantenida en un punto deseado de operación según el requisito del proceso.

Se implementa un controlador PI clásico en un lazo de control por realimentación con el fin de alcanzar los objetivos de control. El controlador

PI exhibe alta sobrerregulación, la cual es indeseable. Para minimizar la alta sobrerregulación se implementa un controlador por modelo interno y un controlador difuso.

El controlador empleando la lógica difusa reduce la sobrerregulación en el proceso transitorio pero no elimina el error en estado estacionario, para lo cual se diseñó el Controlador por Modelo Interno. El controlador basado en Modelo Interno ha ganado amplia aceptación debido a que tiene sólo un único parámetro de ajuste, a saber, la constante de tiempo λ de lazo cerrado.

En este trabajo se diseñaron tres tipos de controladores para lograr el objetivo de control y realizar un estudio comparativo entre los controladores evaluados.

El artículo de Michel y Kugi [17] se ocupa de la obtención de un modelo matemático de pequeñas dimensiones de un intercambiador de calor de placas compactas capturando las no linealidades significativas y lo fundamental del comportamiento dinámico de la forma más precisa posible. De esta manera, el modelo se basa en las leyes fundamentales de la termodinámica y la teoría de la similitud de Nusselt.

Se hacen simplificaciones razonables según el diseño específico y las condiciones típicas de funcionamiento del intercambiador de calor de placas compactas. El método de volumen finito proporciona una aproximación de dimensión finita compacta.

En este contexto, se comparan dos esquemas de interpolación del método de volumen finito, siendo uno de ellos un nuevo concepto basado en una solución estacionaria aproximada de las ecuaciones diferenciales parciales, asegurando una alta precisión incluso para discretizaciones de muy bajo orden. Esto se muestra por medio de la simulación y la medición de los resultados.

Un enfoque alternativo para el control de los intercambiadores de calor compactos se presenta en Michel y Kugi [17], donde se implementa el control sin el conocimiento del comportamiento de la transferencia de calor y es robusto frente a cambios en el sistema de suministro del refrigerante.

Para ello, se presenta una estrategia de control basada en un modelo que se basa en la energía térmica total almacenada en los fluidos del intercambiador de calor como variable de control en lugar de la temperatura de salida. Además, son desarrollados dos métodos con el fin de estimar la energía térmica total, uno basado en un filtro Kalman y el otro en consideraciones cuasi estáticas.

Por último, las estrategias de control y de estimación propuestos son validadas por medio de la simulación y la medición de los resultados en un intercambiador de calor industrial de placas.

Resumiendo el estado del arte en el modelado y control de los intercambiadores de calor en general y de placas en particular se puede

inferir que en el caso concreto de la planta didáctica el modelo matemático debe ser obtenido mediante identificación ya que estamos en presencia de un proceso multivariable con parámetros que varían con la temperatura dada la viscosidad de los fluidos que intervienen en la transferencia de calor.

En segundo lugar debe esperarse que el proceso presente características fuertemente no lineales por la influencia de la viscosidad de los fluidos participantes en el intercambio de calor.

En tercer lugar, deben quedar bien definidos los puntos de operación de la planta donde se espera que la misma opere. Estos puntos deben definir diferentes valores de los parámetros de los modelos candidatos para representar el comportamiento futuro de las variables a controlar.

Por último del análisis de la tendencia actual en la ley de control de los intercambiadores de calor es evidente que la misma busca dar solución a los problemas del control de los intercambiadores de calor en el campo de la inteligencia artificial, ya sea mediante redes neuronal artificiales o empleando la lógica difusa para materializar la estrategia de control.

El Controlador PID

El controlador PID se ha desarrollado a lo largo de un periodo de tiempo de al menos 250 años, los primeros fueron dispositivos mecánicos para

controlar molinos de viento y máquinas de vapor, en el periodo desde 1870 hasta 1920 [18]

En control de procesos, más del 95 por ciento de los lazos de control son del tipo PID; la mayoría de los lazos son realmente control PI.

En [19] se destaca que el microprocesador ha tenido una influencia crucial sobre el controlador PID.

Prácticamente todos los controladores PID fabricados hoy día se basan en microprocesadores. Esto ha creado oportunidades para proporcionar características adicionales tales como autoajuste, ganancia programada, adaptación continua y diagnóstico y se ha convertido en un banco de pruebas para muchas nuevas ideas en control.

Hoy día estamos experimentando otro desplazamiento en la tecnología. Las realizaciones analógicas están volviendo a reaparecer en sistemas eléctricos micro-mecánicos (MEMS), y los controladores digitales se implementan también usando FPGA (field programmable gate arrays), que admiten períodos de muestreo muy cortos [19]. Las FPGA difieren significativamente de los computadores digitales ya que son altamente paralelos. El algoritmo PID se puede ver como un dispositivo que puede operarse con unas pocas reglas heurísticas, pero que también puede estudiarse analíticamente [20].

En la fig. 1.2 se muestra la representación geométrica del algoritmo PID de la cual es evidente el fundamento heurístico de dicho controlador.

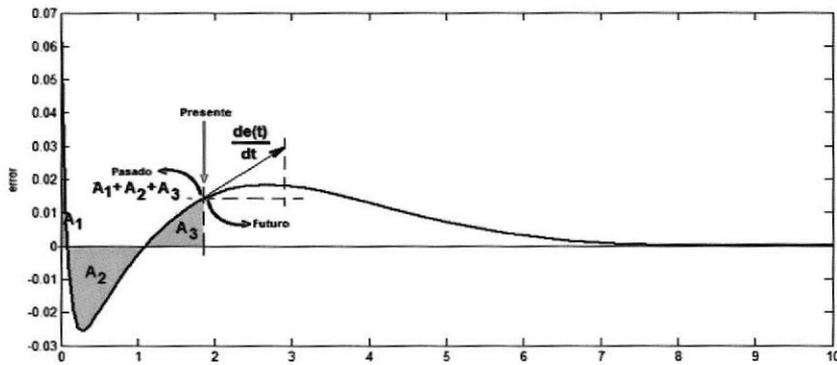


Figura 2. 6 .Concepto geométrico del regulador heurístico PID

La versión de "libro de texto" del algoritmo PID es:

$$u(t) = K \left(e(t) + \frac{1}{T_i} \int_0^t e(\tau) d\tau + T_d \frac{de(t)}{dt} \right) \quad (2.1)$$

Dónde:

$u(t)$ – Señal de control en función del tiempo

$e(t)$ – Señal de error en el sistema a lazo cerrado

Así, la señal de control es una suma de tres términos, a saber: un sumando $u_p(t)$ proporcional a la señal de error designada por el componente P (proporcional);

$$u_p(t) = K e(t) \quad (2.2)$$

El sumando $u_I(t)$ proporcional a la integral de la señal de error o de otra manera cuya velocidad de variación es proporcional a la magnitud del error;

$$u_I(t) = K \frac{1}{T_I} \int_0^t e(\tau) d\tau \quad (2.3)$$

$$\frac{du_I(t)}{dt} = \frac{K}{T_I} e(\tau) \quad (2.4)$$

Y por último el sumando proporcional a la derivada del error;

$$u_D(t) = K T_d \frac{de(t)}{dt} \quad (2.5)$$

Para entender el significado de la acción proporcional se analiza a continuación un diagrama en bloques del lazo de realimentación negativa con consideraciones puramente estáticas (en estado estacionario) mostrado en la fig. 2.6.

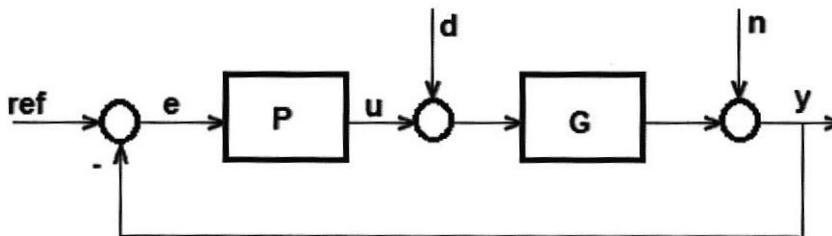


Figura 2. 7. Diagrama en bloques del lazo de realimentación negativa en estado estacionario.

En la fig. 2.7 se tienen:

ref: el valor de referencia para la variable controlada y ,

e : el valor de la señal de error definida como $e = \text{ref} - y$,

P : ganancia proporcional del controlador,

G : ganancia de la planta en estado estacionario,

d : perturbación de carga, considerada como una perturbación aditiva,

n : perturbación de medida, provocada por la inexactitud del sensor, etc.

u : señal de control.

La información de la variable de proceso se tiene en la señal " y ", la misma que está contaminada por el ruido de medición " n ". La señal " d " representa las perturbaciones de carga que mueven al sistema fuera del estado estacionario deseado. Esta perturbación puede entrar al proceso de diferentes formas, pero para el desarrollo que sigue suponemos que es una perturbación aditiva a la entrada del proceso.

Trabajando con el álgebra de bloques, se tiene:

$$e = \text{ref} - y \quad (2.6)$$

$$y = G * (P * e + d) + n \quad (2.7)$$

Sustituyendo (2.6) en (2.7), tendremos:

$$y = G * (P * (\text{ref} - y) + d) + n = G * P * \text{ref} - G * P * y + G * d + n \quad (2.8)$$

Resolviendo para "y" en función de la entrada "ref" y las perturbaciones "d" y "n", tendremos:

$$y(1 + G * P) = G * P * \text{ref} + G * d + n \quad (2.9)$$

$$y = \frac{G * P}{1 + G * P} * \text{ref} + \frac{G}{1 + G * P} * d + \frac{1}{1 + G * P} n \quad (2.10)$$

$G * P$ – Este producto es adimensional y es llamado ganancia del lazo.

De (2.8) obtenemos las siguientes propiedades:

Si sobre el sistema a lazo cerrado no actúan las perturbaciones ($d = n = 0$) la ganancia del lazo debiera ser muy alta ($1 + G * P \cong G * P$) para garantizar que la salida del proceso esté próxima a la referencia,

un valor elevado de la ganancia del controlador P logra ($1 + G * P \cong G * P$) y el sistema a lazo cerrado se insensibiliza vs las perturbaciones de carga,

si $n \neq 0$ el ruido de medida influye sobre la salida del sistema de la misma manera que la referencia.

De la primera propiedad sigue que "con un controlador proporcional habrá un error en el sistema a lazo cerrado". Este error será tanto más pequeño mientras mayor sea la ganancia del lazo, pero, como este análisis se ha realizado para la condición de estado estacionario y no se ha tenido en cuenta la dinámica del lazo directo, como se sabe, un considerable aumento

de la ganancia del lazo conlleva al acercamiento del sistema a lazo cerrado a la región de inestabilidad [21]

Las relaciones fundamentales surgidas al analizar el lazo de realimentación negativa del diagrama en bloques mostrado en la fig. 2.7 están dadas en la Tabla 2.1 y los desarrollos algebraicos para su obtención se proporcionan a continuación y en el Anexo 1. Las mismas se proporcionan sin demostración en [22].

Respuesta	referencia	n	d
Variable de proceso	$\frac{GP}{1 + GP}$	$\frac{1}{1 + GP}$	$\frac{G}{1 + GP}$
Control	$\frac{P}{1 + GP}$	$-\frac{P}{1 + GP}$	$-\frac{GP}{1 + GP}$

Tabla 2. 1.Relaciones entrada-salida en el diagrama de la fig. 2.7

En la tabla se ve que las funciones de transferencia que definen el comportamiento de las variables en el sistema a lazo cerrado respecto de la referencia, el ruido de medición y la perturbación en la carga son cuatro, que según (5) se les llama "la banda de los cuatro": $\frac{GP}{1+GP}$, $\frac{1}{1+GP}$, $\frac{G}{1+GP}$, $\frac{P}{1+GP}$

La segunda de estas funciones transferenciales se denomina de sensibilidad y la primera la complementaria a la anterior y efectivamente, si se suman ambas tendremos:

$$\frac{GP}{1+GP} + \frac{1}{1+GP} = \frac{1+GP}{1+GP} = 1 . \quad (2.11)$$

En una gran cantidad de artículos publicados sólo se trabaja con la función de transferencia complementaria, sin embargo, para capturar las propiedades del lazo de realimentación se requieren las cuatro relaciones, lo que a menudo no se considera en la literatura, en particular en los trabajos donde se diseña un controlador PID.

La mayoría de los trabajos en control solo muestran la respuesta de la variable del proceso frente a cambios en el punto de consigna o referencia, ver por ejemplo [23], [24] y [25]. Tal respuesta proporciona únicamente información parcial acerca de la conducta del sistema.

Para describir el sistema adecuadamente será necesario mostrar las respuestas de todas las cuatro funciones de transferencia.

Las funciones de transferencia se pueden representar de diferentes formas, por su respuesta a un paso escalón o por su respuesta en frecuencia. Los modelos matemáticos usados para diseñar sistemas de control están fuertemente simplificados. Puede haber errores del modelo y las propiedades de un proceso pueden cambiar durante la operación.

Mediante los parámetros del controlador PID se puede garantizar mover la curva de Nyquist hacia diferentes lugares en el plano complejo. Efectivamente en la fig. 1.4, traída de [5] se muestra la posibilidad de cambiar la curva en diferentes sentidos del plano.

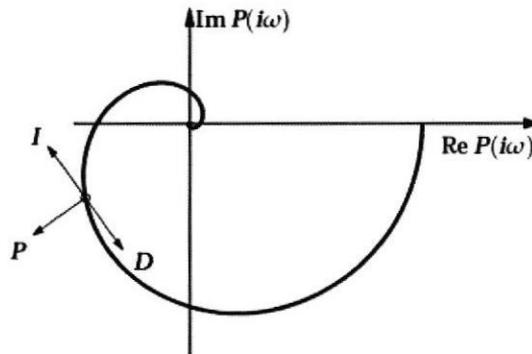


Figura 2. 8. Plano complejo Nyquist

Ella muestra que la acción derivativa, que introduce adelanto de fase, moldea a la curva fuera del punto crítico. La acción integral introduce retardo de fase y mueve a la curva hacia el punto crítico. La idea es modificar el controlador de forma que el diagrama se curve fuera del punto crítico $(-1, 0j)$.

En la práctica no es bastante requerir que el sistema sea estable. Debe de haber también algunos márgenes de estabilidad.

Cuando la banda de los cuatro es estable, se dice que el sistema tiene estabilidad interna.

Un requisito primario para un controlador PID es que los parámetros del controlador se escogen de tal forma que el sistema en lazo cerrado es estable. Un controlador PID de la forma:

$$C(s) = k + \frac{k_i}{s} + sk_d \quad (2.12)$$

Tiene sólo tres parámetros, y la región de estabilidad se puede representar por un volumen en tres dimensiones. Para describir este volumen la función de transferencia de la planta se representa como sigue:

$$P(j\omega) = r(\omega) e^{j\varphi(\omega)} = r(\omega)[\cos\varphi(\omega) + j\text{sen}\varphi(\omega)] \quad (2.13)$$

En el plano complejo el controlador se describe como:

$$C(j\omega) = k + \frac{k_i}{j\omega} + j\omega k_d = k - j\frac{k_i}{\omega} + j\omega k_d \quad (2.14)$$

Entonces, la ganancia del lazo directo de control es:

$$P(j\omega)C(j\omega) = r(\omega)[\cos\varphi(\omega) + j\text{sen}\varphi(\omega)] * \left[k - j\frac{k_i}{\omega} + j\omega k_d \right] \quad (2.15)$$

La cual se puede expresar como sigue:

$$P(j\omega)C(j\omega) = R_e(\omega) + jI_m(\omega) \quad (2.16)$$

El denominador de la función de transferencia a lazo cerrado es:

$$1 + P(j\omega)C(j\omega) = 1 + R_e(\omega) + jI_m(\omega) \quad (2.17)$$

Dónde:

$$R_e(\omega) = kr(\omega)\cos\varphi(\omega) + r(\omega)\frac{k_i}{\omega}\sin\varphi(\omega) - r(\omega)\omega k_d\sin\varphi(\omega) \quad (2.18)$$

$$I_m(\omega) = kr(\omega)\sin\varphi(\omega) + r(\omega)\cos\varphi(\omega) * \left(\omega k_d - \frac{k_i}{\omega}\right) \quad (2.19)$$

El sistema a lazo cerrado se hace inestable si:

$$1 + P(j\omega)C(j\omega) = 0 \quad (2.20)$$

O de otra manera, si:

$$P(j\omega)C(j\omega) = -1 \quad (2.21)$$

Lo que significa que:

$$R_e(\omega) = -1 \quad (2.22)$$

$$I_m(\omega) = 0 \quad (2.23)$$

Considerando (2.17), (2.18), (2.19), (2.20) y (2.21) en [22] se dan, sin demostración³, las expresiones para calcular las fronteras de la región de estabilidad de forma paramétrica (en función de la planta, los valores de ω y las ganancias proporcional, integral y derivativa)

$$k = -\frac{\cos\varphi(\omega)}{r(\omega)} \quad (2.24)$$

³ En el Anexo se da la demostración obtenida por el autor.

$$k_i = k_d \omega^2 - \frac{\text{sen}\varphi(\omega)}{r(\omega)} \quad (2.25)$$

Es directo determinar la región de estabilidad para un valor constante de k_d . Repitiendo los cálculos para un conjunto de k_d -valores se obtiene la región de estabilidad para el controlador PID.

Se dan a continuación algunas relaciones que serán de utilidad para la selección de los valores adecuados de las ganancias del controlador considerando la región de estabilidad cuando la planta es, a saber:

$$P_1(s) = \frac{b_{11}s + b_{01}}{s^2 + a_{11}s + a_{01}} \quad (2.26)$$

$$r_1(\omega) = \sqrt{\frac{b_{01}^2 + (b_{11}\omega)^2}{(a_{01} - \omega^2)^2 + (a_{11}\omega)^2}} \quad (2.27)$$

$$\varphi_1(\omega) = \tan^{-1} \frac{\omega b_{11}}{b_{01}} - \tan^{-1} \frac{\omega a_{11}}{a_{01} - \omega^2} \quad (2.28)$$

Para la segunda planta:

$$P_2(s) = \frac{s^2 + b_{12}s + b_{02}}{s^2 + a_{12}s + a_{02}} \quad (2.29)$$

$$r_2(\omega) = \sqrt{\frac{(b_{02} - \omega^2)^2 + (b_{12}\omega)^2}{(a_{02} - \omega^2)^2 + (a_{12}\omega)^2}} \quad (2.30)$$

$$\varphi_2(\omega) = \tan^{-1} \frac{\omega b_{12}}{b_{02}} - \tan^{-1} \frac{\omega a_{12}}{a_{02} - \omega^2} \quad (2.31)$$

Estas relaciones se demuestran en el Anexo 1.

El diseño de controladores PID difiere del problema general de diseño dado que se restringe la complejidad del controlador. Los métodos de diseño generales dan un controlador con una complejidad que coincide con la complejidad del modelo del proceso. Por otro lado estos métodos de diseño, por ejemplo, los de Ziegler y Nichols para controladores PID, emergen por el deseo de tener métodos sencillos de diseño que puedan ser empleados por personas con pocos conocimientos sobre control.

Según [22], los métodos de Ziegler y Nichols han tenido un gran impacto sobre la práctica del control PID incluso aunque no den como resultado buenas sintonías ya que con frecuencia es necesario complementar estos métodos de diseño con una sintonía fina manual para obtener los objetivos deseados de la dinámica en lazo cerrado.

Al decir de [22], sorprende que los métodos de Ziegler y Nichols “sean tan ampliamente referenciados ya que dan moderadamente buena sintonía sólo en situaciones restringidas, lo cual puede explicarse por la simplicidad de los métodos y el hecho de que se puedan usar como ejercicios sencillos para los estudiantes en cursos básicos de control”.

La desventaja principal con los métodos es que utilizan poca información del proceso y que el criterio de diseño de razón de decaimiento de la amplitud de un cuarto proporciona sistemas en lazo cerrado con pobre robustez.

Existen otros métodos dedicados a la sintonía manual, la cual se realiza típicamente con experimentos sobre el proceso en lazo cerrado. Para llevar a cabo este método se tiene un conjunto simple de reglas:

- Aumentando la ganancia proporcional disminuye la estabilidad,
- El error decae más rápidamente si se disminuye el tiempo de integración,
- Disminuyendo el tiempo de integración disminuye la estabilidad,
- Aumentando el tiempo derivativo mejora la estabilidad.

Finalmente, las reglas de sintonía han sido también formalizadas en diferentes tipos de sistemas basados en reglas tales como sistemas expertos o lógica borrosa [26]

Uno de los primeros pasos en el diseño de los controladores es encontrar qué especificaciones debe satisfacer el sistema a lazo cerrado. En algunas aplicaciones las especificaciones pueden ser vagas, por ejemplo, puede ser que la perturbación de carga tipo escalón deba ser atenuada rápidamente y que el sistema deba ser robusto y poco sensible a las perturbaciones de medida.

Es evidente que se debe especificar cuál es el significado de rápida atenuación de la perturbación y cuál debe ser el compromiso entre la rapidez y la robustez. En la industria de procesos la robustez y la atenuación de la

perturbación son generalmente los objetivos primarios del control y deben reflejarse en la especificación de en qué método de diseño se fundamenta.

La perturbación de carga (o la perturbación a la entrada de la planta) es generalmente una perturbación de baja frecuencia, mientras que la de salida de la planta y la de medida son perturbaciones cuyo contenido energético está principalmente distribuido en el rango de altas frecuencias.

En [26] se plantea que no es deseable tener amplificada la perturbación de alta frecuencia en la señal de control pues esto puede dañar al actuador o proporcionar un alto consumo de energía por lo que la función de transferencia entre estas entradas y el control debe proporcionar suficiente atenuación.

Idealmente la influencia de cualquier perturbación sobre la salida debe ser atenuada, así las funciones de transferencia (1.23) y (1.24) deben, o ser pequeñas o estar limitadas en magnitud en cierto rango de frecuencias de trabajo de la planta.

$$-\frac{P}{1+GP} \quad (2.32)$$

$$-\frac{GP}{1+GP} \quad (2.33)$$

Criterios integrales de desempeño.

El comportamiento del error dinámico en un sistema de control es comúnmente utilizado como criterio de diseño durante la sintonización de controladores PID. Debido a su comportamiento dinámico, este error es evaluado mediante un criterio o índice de comportamiento.

Los índices de comportamiento se definen como un valor que sirve como parámetro para evaluar la calidad de la respuesta de un sistema ante una entrada. Así, la optimización de los parámetros de un sistema de control dependerá del mejor índice de comportamiento que se pueda lograr maximizando o minimizando dicho criterio.

Para que un criterio de desempeño sea útil, debe ser fácilmente computable, es decir, su optimización debe ser factible tanto experimental como analíticamente; debe ser selectivo, ya que debe proporcionar valores exactos que indiquen la optimización real del sistema y debe estar en función de los parámetros del sistema de control.

Los principales criterios de desempeño utilizados para la optimización de sistemas de control son:

- Integral del error absoluto IAE.
- Integral del error cuadrático ISE.
- Integral del tiempo por el error absoluto ITAE.

- Integral del tiempo por el error cuadrático ITSE.
- Integral del tiempo al cuadrado por el error absoluto ISTAE.
- Integral del tiempo al cuadrado por el error cuadrático ISTSE.

Criterio integral del error absoluto IAE

La integral del valor absoluto del error IAE está dada por la ecuación

$$IAE = \int_0^{\alpha} |e(t)| dt \quad (2.35)$$

Se caracteriza por ser de fácil aplicación y por proporcionar un amortiguamiento y una respuesta aceptables a la salida del lazo de control. Sin embargo, este criterio no es capaz de optimizar sistemas altamente sobreamortiguados o altamente subamortiguados. Además, es difícil de evaluar analíticamente y no es muy selectivo. [21]

En la Figura 2.9, se presentan las gráficas de la evolución del error y la salida del sistema ante una entrada tipo escalón en el valor deseado, así como el valor absoluto del error y el valor de la integral IAE.

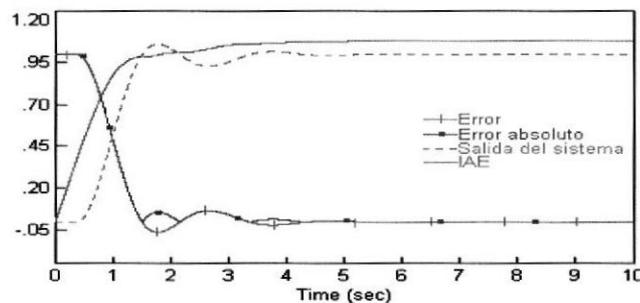


Figura 2. 9. Criterio integral IAE.

Criterio integral del error cuadrático ISE.

La integral del error cuadrático ISE está dada por la ecuación

$$ISE = \int_0^{\alpha} |e^2(t)| dt \quad (2.36)$$

De acuerdo a la Figura 2.10 se observa que se produce una rápida disminución de los errores grandes, a través de la curva del error cuadrático. Esta rápida disminución de los errores grandes producirá una respuesta de pobre estabilidad relativa debido a las oscilaciones de la señal de salida, acorde con la señal de salida del sistema mostrada. [21]

Este criterio da mayor importancia a los errores grandes pero da poco peso a los errores pequeños. Es fácilmente computable tanto analítica como experimentalmente pero no es muy selectivo, ya que variaciones de los parámetros no afectan significativamente el resultado final de la integral.

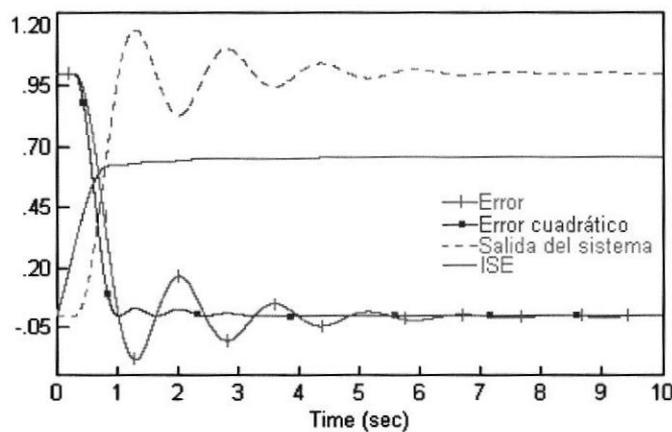


Figura 2. 10. Criterio integral ISE.

Criterio integral del tiempo por el error absoluto ITAE.

La integral del tiempo por el error absoluto está dada por la ecuación

$$ITAE = \int_0^{\alpha} |t * e(t)| dt \quad (2.37)$$

Bajo este criterio se obtienen respuestas transitorias con sobreimpulsos pequeños y oscilaciones bien amortiguadas según se muestra en la Figura 2.11. Al estar el valor absoluto del error multiplicado por el tiempo, errores grandes son multiplicados por tiempos pequeños, brindando poco peso a los errores grandes que se dan al inicio del sobreimpulso y gran peso a los errores pequeños. [21], además, se caracteriza por ser un criterio muy selectivo pero difícil de evaluar analíticamente.

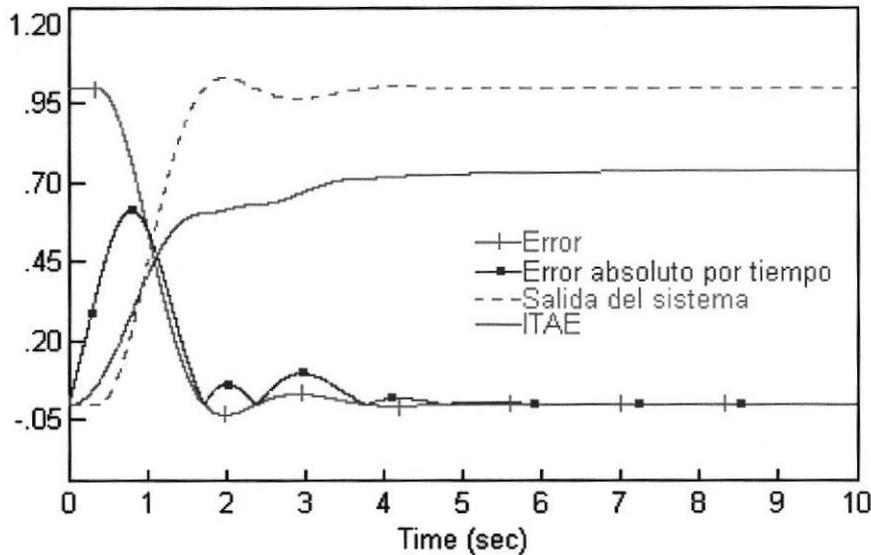


Figura 2. 11. Criterio integral ITAE.

Criterio integral del tiempo por el error cuadrático ITSE.

La integral del tiempo por el error cuadrático está dada por la ecuación

$$ITSE = \int_0^{\alpha} |te^2(t)|dt \quad (2.38)$$

En comparación con el criterio ITAE se caracteriza por dar poco peso a los errores iniciales grandes pero castiga a los errores presentes tiempo después del inicio de la entrada al sistema según se muestra en la Figura 2.12. Al igual que el criterio ISE, al disminuir los errores grandes rápidamente según se observa en la figura, se podría obtener un sistema con una estabilidad relativa pobre, debido al aumento en las oscilaciones [21]

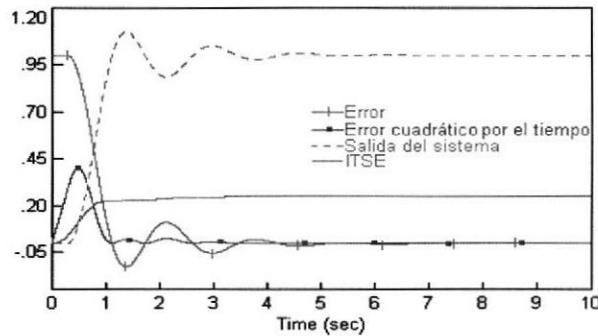


Figura 2. 12. Criterio integral ITSE.

Criterio integral del tiempo al cuadrado por el error absoluto ISTAE.

La integral del tiempo al cuadrado por el error absoluto está dado por:

$$ISTAE = \int_0^{\alpha} |t^2 * e(t)|dt \quad (2.39)$$

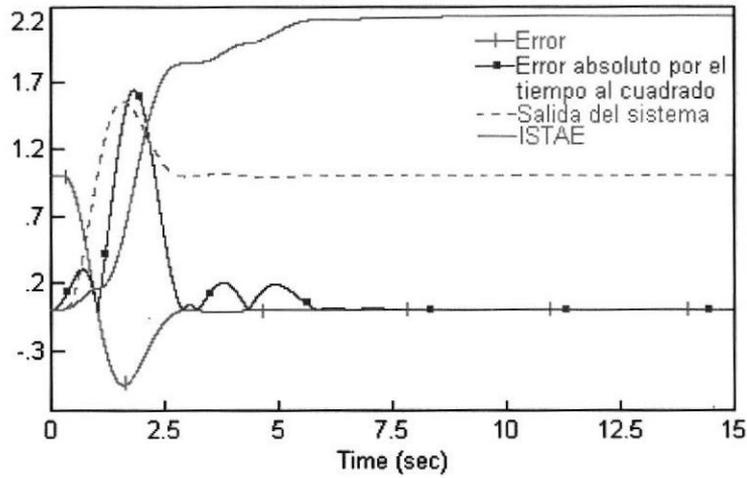


Figura 2. 13 Criterio integral ISTAE.

Según se aprecia en la Figura 2.13, los errores grandes son disminuidos rápidamente por medio de este criterio de desempeño pero sin afectar la estabilidad del sistema, produciendo una señal de salida con poca oscilación.

El ISTAE proporciona un peso pequeño a los errores grandes producidos al aplicar la entrada escalón al sistema, pero un peso grande a los errores ocasionados en un tiempo mucho mayor al tiempo de aplicación del escalón.

Criterio integral del tiempo al cuadrado por el error cuadrático ISTSE.

La integral del tiempo al cuadrado por el error cuadrático está dado por

$$ISTSE = \int_0^{\alpha} |t^2 * e^2(t) dt| \quad (2.36)$$

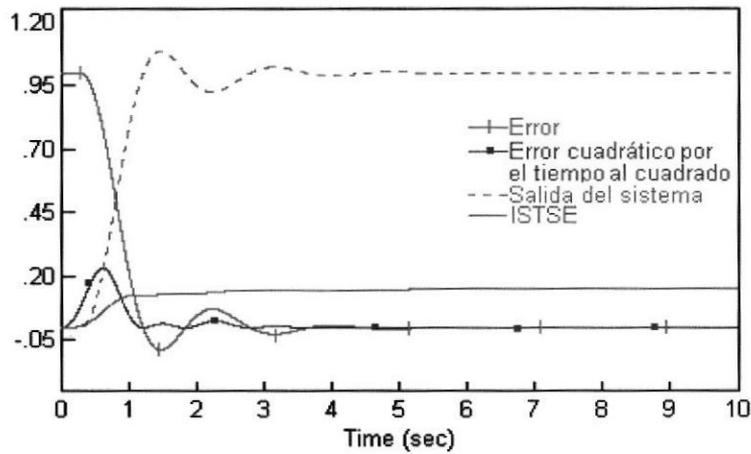


Figura 2. 14. Criterio integral ISTSE.

El criterio ISTSE disminuye rápidamente los errores grandes presentes al inicio del cambio en la entrada del sistema, produciendo una señal de salida oscilatoria como se muestra en la Figura 2.14

En la misma figura se puede observar que el criterio integral ISTSE proporciona factores de peso similares tanto para errores grandes como errores pequeños.

Desarrollar la sensibilidad y la complementaria, describir el proceso de elección de las ganancias del PID poniendo ejemplo de las zonas de estabilidad para plantas de órdenes similares a la de la UNEMI (segundo orden), presentar el gráfico tridimensional y la metodología a seguir mediante los diferentes evaluadores del error (ITAE, ITE, ITCE, etc.).

Red Neuronal Artificial Como Controlador

El método del control difuso es un método matemático para implementar estrategias de control en el lenguaje natural. Sin embargo, el formalismo de redes neuronales empleado para el control es otro método de control, el cual se emplea cuando hay datos disponibles en forma de mediciones (datos observados) del comportamiento de la planta a lazo abierto.

El Control Neuronal se refiere tanto a una metodología en la que el controlador en sí mismo es una red neuronal, como a una metodología donde los controladores están diseñados en base a un modelo de la planta hecho con red neuronal.

Existen dos enfoques diferentes de aplicación de las redes neuronales en el control, ellos se denominan Método de Diseño Directo y Método de Diseño Indirecto.

El modo de realizar el entrenamiento y el tipo de red a utilizar determina la diversidad de los métodos o estrategias de control con redes neuronales artificiales.

En el presente trabajo nos referimos a las redes neuronales empleadas como método de ajuste de los parámetros del controlador del tipo PID para el control de procesos. En el método que se propone para el ajuste de las ganancias del controlador, empleado en Saigua y Vargas [27], no será

necesario disponer de una respuesta deseada para realizar el entrenamiento de la red.

Este método de ajuste de ganancias ha sido probado en plantas que tienen un fundamento mecánico, como son las suspensiones activas de un cuarto y medio carro y de lo que se trata es de verificar, mediante simulación computacional, las bondades del método de auto ajuste en procesos basados en Termofluidos, o sea en procesos químicos industriales.

Los algoritmos de aprendizaje se basan casi siempre en el método de descenso según el gradiente, que implica que los pesos de la red neuronal durante el entrenamiento se ajustan siguiendo la dirección negativa del gradiente de una función de error dada.

Algunos esquemas de control con redes neuronales supervisadas se analizan brevemente en lo adelante.

Las redes neuronales artificiales más empleadas han sido el perceptrón multicapa y las redes parcialmente recurrentes Isasi y Galván [28].

En la Figura 2.15 se muestra un esquema de red neuronal artificial del tipo perceptrón multicapa.

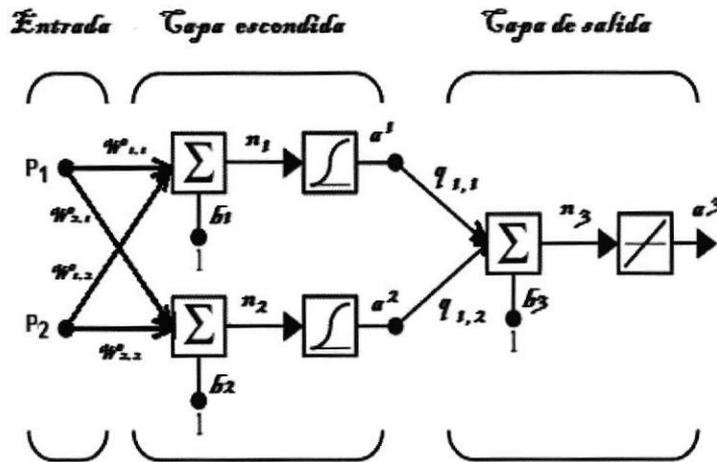


Figura 2. 15. Red Neuronal Artificial tipo perceptrón con la capa de entrada, la capa escondida y la capa de salida, fuente: [29]

Como se observa, esta red tiene dos entradas, dos neuronas en la capa escondida con función sigmoideal y una neurona en la salida con función lineal.

En el control de la trayectoria del brazo de un robot se ha aplicado un controlador proporcional como el controlador de realimentación estabilizante, el esquema utilizado se muestra en la Figura 2.15, (Hagan and Demuth,) [29].

Como se ve de la figura, la entrada total a la planta es la suma de la señal de control por realimentación y la señal de control anticipatorio. Para calcular este control se parte del modelo de dinámica inversa de la planta empleando una red neuronal artificial.

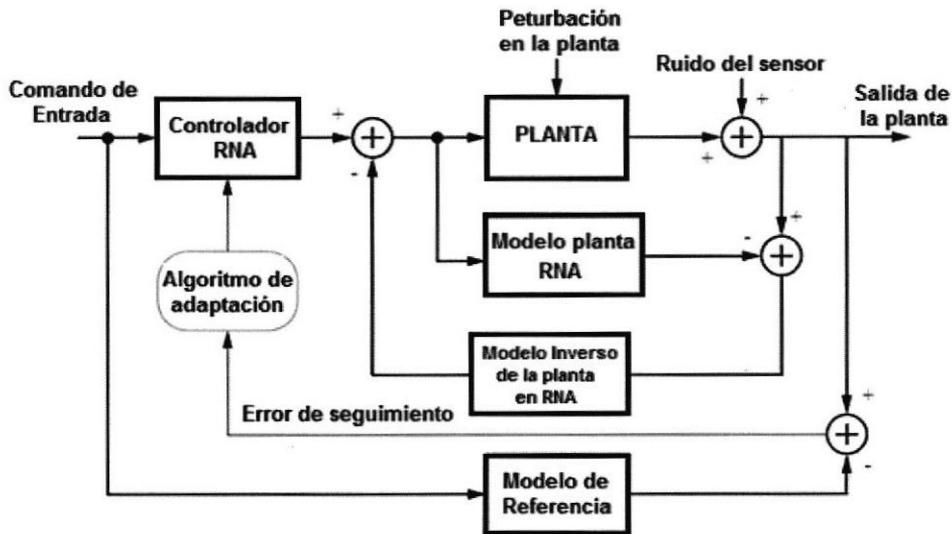


Figura 2. 16. Controlador estabilizante con red neuronal por el modelo inverso de la planta, fuente: [29]

Los autores aseguran que a medida que avanza el entrenamiento de la red neuronal, la entrada del control por realimentación converge a cero y el controlador de red neuronal aprende a relevar al controlador por retroalimentación.

La Figura 2.17 muestra una estructura propuesta en Widrow and Walach [30] como Sistema de Control Adaptativo con modelo inverso en RNA de la planta.

El algoritmo adaptativo recibe el error entre la salida de la planta y la salida del modelo de referencia. Los parámetros del controlador en RNA se actualizan para minimizar el error de seguimiento.

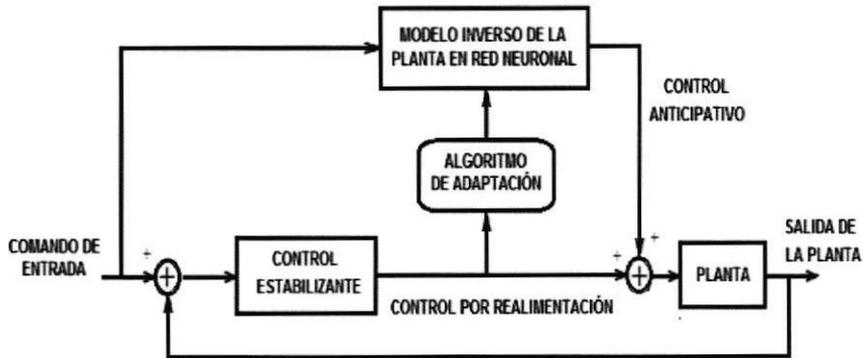


Figura 2. 17. Sistema de Control Adaptativo con modelo inverso en RNA de la planta., fuente: [30]

El enfoque básico de control adaptativo de referencia al modelo puede verse afectado por el ruido de medida y las perturbaciones de carga.

Una alternativa que permite la cancelación del ruido y las perturbaciones incluye el modelo de planta con una red neuronal en paralelo con la misma; éste modelo deberá ser entrenado de tal manera que reciba las mismas entradas que recibe la planta y producir la misma salida.

Si se emplea la idea de cancelar la perturbación y el ruido presentes en la planta debe usarse la diferencia entre las salidas, real y del modelo, la cual será interpretada como el efecto del ruido y de las perturbaciones en la salida de la planta.

Esa señal se aplica a un modelo inverso de la planta el cual genera una señal de control compensadora del ruido y de la perturbación a la salida de la planta real.

Control No Lineal Por El Modelo Interno

El Control No lineal Neuronal por el Modelo Interno (NIMC en inglés), se muestra en la Figura 2.18.

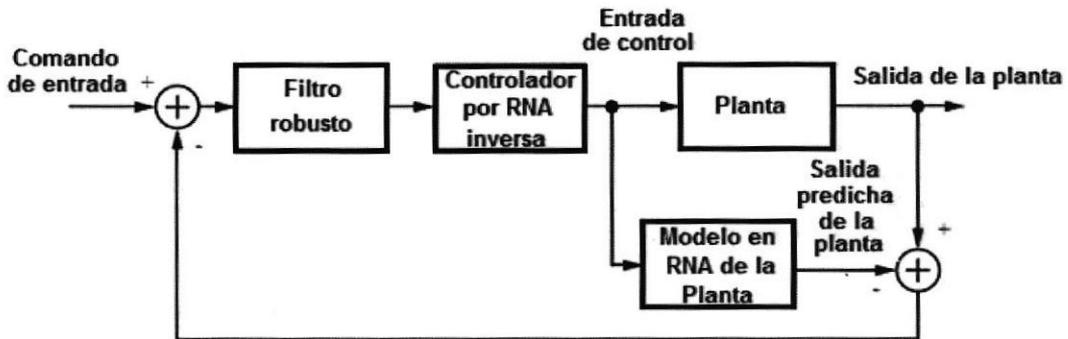


Figura 2. 18. Control no lineal por el modelo interno neuronal

Este control se diseña en una red neuronal, en otra red neuronal se tiene un modelo de la planta y finalmente un filtro de robustez con un único parámetro de ajuste según Nahas and Henso and Seborg [31]. Para representar la inversa de la planta, si ella existe se entrena generalmente el controlador neuronal.

El error entre la salida del modelo de red neuronal de la planta y la medición de la salida de la planta se utiliza como la entrada de retroalimentación al filtro de robustez, cuya salida se alimenta al controlador de red neuronal.

Se pueden entrenar fuera de línea el modelo de la planta y el controlador partiendo de datos recolectados durante el funcionamiento de la planta. El filtro de robustez es un filtro de primer orden cuya constante de tiempo se selecciona para asegurar la estabilidad de lazo cerrado.

Funcionamiento De La Red Neuronal Como Control

La función objetivo es:

$$E(t) = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^t e^2(t) \quad (4.17)$$

$$e(t) = y_r(t) - y(t) \quad (4.18)$$

La expresión (4.18) es el error de regulación, $y_r(t)$ es la referencia en el instante de tiempo t . El tiempo discreto está representado por t y k y toman los valores $T, 2T, 3T$, etc., donde T es el período de muestreo, el cual se omite por simplificación de la exposición.

El vector de entrada a las dos redes neuronales se define, para el instante de tiempo t , en la forma siguiente:

$$x(t) = [e(t) \ \Delta e(t)]^T \quad (4.19)$$

Cada red neuronal tiene tres capas: la de entrada, la escondida y la capa de salida. La capa de entrada tiene dos entradas dadas por (4.). La capa escondida consta de una sola neurona y sus entradas son:

$$s = w_{11}e(t) + w_{12}\Delta e(t) \quad (4.20)$$

En (4.20) w_{ij} representa los coeficientes de peso de las conexiones entre la capa de entrada y la única neurona de la capa escondida. Para la otra red neuronal se tiene: w_{21}, w_{22}

Se escoge la función sigmoide como función de activación de la neurona de la capa escondida. La salida, $neto1$, de la capa escondida es:

$$neto1 = \frac{1}{1+\exp(-s)} = \frac{1}{1+\exp(-(w_{11}e(t)+w_{12}\Delta e(t)))} \quad (4.21)$$

$$K_{pn} = v\beta = v \frac{1}{1+\exp(-s)} \quad (4.22)$$

La parte del control que depende de la ganancia proporcional se declara como sigue:

$$u_p = K_p(t)e(t) \quad (4.23)$$

Para la parte del control que depende de la ganancia derivativa se tiene:

$$u_d = K_d(t)e(t) \quad (4.24)$$

Obsérvese que las ganancias $K_p(t)$ y $K_d(t)$ dependen del tiempo. Finalmente el control es la suma:

$$u = u_p + u_d \quad (4.25)$$

$$K_p(t) = K_{p0} + K_{pn}(t), \text{ con } K_d(t) = K_{d0} + K_{dn}(t) \quad (4.26)$$

El algoritmo de retropropagación del error en el sistema de control para la actualización de los pesos requiere el cálculo del gradiente de la función objetivo:

$$\nabla E(t) = \begin{bmatrix} \frac{\partial E}{\partial v} \\ \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} \end{bmatrix} \quad (4.27)$$

Las derivadas parciales se expresan mediante la regla de la cadena:

$$\frac{\partial E(t)}{\partial v} = \frac{\partial E(t)}{\partial e(t)} \frac{\partial e(t)}{\partial y(t)} \frac{\partial y(t)}{\partial u(t)} \frac{\partial u(t)}{\partial e_p(t)} \frac{\partial e_p(t)}{\partial K_p(t)} \frac{\partial K_p(t)}{\partial K_{pn}(t)} \frac{\partial K_{pn}(t)}{\partial v} \quad (4.28)$$

Que proporciona la forma final del término de actualización por el descenso por el gradiente:

$$\frac{\partial E(t)}{\partial v} = -e^2(t) \beta \frac{\partial y(t)}{\partial u(t)} \quad (4.29)$$

De igual forma se obtiene:

$$\frac{\partial E(t)}{\partial w_{ij}} = \frac{\partial E(t)}{\partial e(t)} \frac{\partial e(t)}{\partial y(t)} \frac{\partial y(t)}{\partial u(t)} \frac{\partial u(t)}{\partial e_p(t)} \frac{\partial e_p(t)}{\partial K_p(t)} \frac{\partial K_p(t)}{\partial K_{pn}(t)} \frac{\partial K_{pn}(t)}{\partial \eta} \frac{\partial \eta}{\partial S} \frac{\partial S}{\partial w_{ij}} \quad (4.30)$$

Considerando que:

$$\frac{\partial \beta}{\partial S} = \frac{\exp(-S)}{[1 + \exp(-S)]^2} = \beta(1 - \beta) \quad (4.31)$$

Se tiene:

$$\frac{\partial E(t)}{\partial w_{ij}} = -e^2(t)v\beta(1-\beta)x_j \frac{\partial v(t)}{\partial u(t)} \quad (4.32)$$

Considerando que:

$$X = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} e(t) \\ \Delta e(t) \end{bmatrix} \quad (4.33)$$

Los pesos w y v se actualizan por el método de la retro-propagación del error que consiste en moverse en la dirección contraria del gradiente de la función objetivo $E(t)$. Así:

$$v = v(t-1) + \gamma e^2(t)\beta \frac{\partial v(t)}{\partial u(t)} \quad (4.34)$$

$$w_{1j} = w_{1j}(t-1) + \gamma e^2(t)v\beta(1-\beta)x_j \frac{\partial v(t)}{\partial u(t)} \quad (4.35)$$

Con $j=1,2$

γ es un número positivo denominado coeficiente de aprendizaje.

La derivada $\frac{\partial v(t)}{\partial u(t)}$ generalmente es desconocida o su cálculo es muy complejo según el proceso a controlar. En Cui y Shin [42] se plantea al respecto:

"El valor exacto de $\left| \frac{\partial v(t)}{\partial u(t)} \right|$ no es importante, debido a que el tamaño del paso se puede ajustar.

Ciertamente, esto requiere

$$\left| \frac{\partial y(t)}{\partial u(t)} \right| < \infty \quad \forall t \quad (4.36)$$

Por lo tanto, si el signo de $\frac{\partial y(t)}{\partial u(t)}$ se conoce en cada instante de tiempo, entonces tenemos un algoritmo simple para entrenar la red neuronal utilizando el error de la salida del sistema en lugar del error de la salida de la red".

Las ecuaciones de actualización de los coeficientes de peso v_1 y w_{21} , w_{22} de la red neuronal que sirve para ajustar al coeficiente K_d , pueden deducirse siguiendo un procedimiento semejante.

$$v_1 = v_1(t-1) + \gamma_1 e(t) \Delta e(t) \beta \frac{\partial y(t)}{\partial u(t)} \quad (4.37)$$

$$w_{2j} = w_{2j}(t-1) + \gamma_1 e(t) \Delta e(t) \beta (1 - \eta) x_j \frac{\partial y(t)}{\partial u(t)} \quad (4.38)$$

La elección de la función de transferencia de la capa de salida se fundamenta en que durante el funcionamiento de la planta el valor de las ganancias puede aumentar o disminuir y por eso las variaciones de las ganancias K_p y K_d (K_{pn} , K_{dn}) pueden ser positivas o negativas.

Por otro lado estas variaciones pueden tener cualquier valor absoluto y no están restringidas a valores entre cero y uno.

CAPÍTULO III.

MODELADO DEL INTERCAMBIADOR DE CALOR

3.1. DISEÑO DEL EXPERIMENTO DE IDENTIFICACIÓN DE LA PLANTA

La función más importante de un modelo para el propósito del control es servir de base para el diseño del sistema de control, el cual cumplirá con las especificaciones dadas a pesar de las limitaciones inherentes del modelo. Es en estos términos que se debe juzgar la suficiencia de un modelo matemático. El modelo matemático del desempeño de un proceso que se encuentra bajo la influencia de perturbaciones degradantes de las variables de control puede determinarse por tres vías correspondientes a tres enfoques, a saber Bissell [32]:

- Teórica, el comportamiento del sistema se da por un sistema de ecuaciones, generalmente diferenciales, obtenidas a partir de las

leyes que rigen el proceso. Este sistema de ecuaciones es el modelo matemático buscado,

- Experimental, el comportamiento del sistema es estimado y formulado a partir de los datos recopilados en un experimento diseñado con ese objetivo. La formulación que resulte válida es el modelo buscado,
- La combinación de ambas.

La vía del análisis del sistema involucra la deducción de una ecuación diferencial o sistema de ecuaciones diferenciales como modelo aplicando las leyes físicas y(o) químicas a los componentes internos del sistema, así como formulando los supuestos apropiados de modelación.

Una vez que el modelo ha quedado definido se calculan o estiman sus parámetros. En general algunos de éstos pueden ser definidos con exactitud y otros estimados de forma menos exacta. La inexactitud de esta estimación se reflejará en los índices de comportamiento del sistema de forma desfavorable. Las circunstancias y el tipo de proceso determinan qué enfoque emplear. Si los procesos físicos involucrados son muy complicados la mejor vía es la experimental.

Si se obtiene un modelo bien ajustado entonces los datos experimentales podrán emplearse para la estimación de los valores de los parámetros. Este

enfoque experimental es precisamente la Identificación de Sistema. A partir de la identificación se obtiene un modelo como instrumento metodológico.

En Ljung [33] se señalan los objetivos concretos que se persiguen mediante la identificación del proceso. Según los intereses del investigador el objetivo que debe plantearse es emplear el modelo como parte del algoritmo de control, haciendo las veces de predictor de salidas futuras.

Se puede exigir que el modelo deseado pertenezca a la clase de modelos lineales. Esta exigencia puede deberse a cierto interés en evitar las dificultades asociadas a la teoría de control de procesos no lineales, en primer lugar y en segundo lugar a que la práctica demuestra que es posible la linealización de este proceso en los entornos del punto de operación siempre que el proceso no sea fuertemente perturbado o que la referencia no presente variaciones de consideración.

Según los recursos, las informaciones disponibles y los objetivos planteados a la identificación, se emplean diferentes métodos Ljung [33], ellos son Identificación Analítica, Identificación Experimental mediante Señales Especiales e Identificación Recursiva. El primer método tiene como inconveniente principal el requerimiento de un conocimiento muy especializado sobre la tecnología del proceso, el cual no siempre está disponible.

El segundo es el más directo y produce resultados a corto plazo. En él se emplean señales del tipo escalón y las secuencias binarias pseudo-aleatorias. En la práctica se realizan observaciones periódicas de las variables y el procesamiento de los datos se realiza fuera de línea. El tercer método se basa en alguna modificación del método de los mínimos cuadrados.

Generalmente se supone una estructura fija para el modelo, reflejado en una ecuación en diferencias lineales. Por razones de conveniencia práctica se emplea para estudios de simulación del comportamiento del proceso. Los modelos que se identifican son modelos discretos.

Según Ljung [33] existen diferentes métodos de Identificación Paramétrica. En dependencia del criterio de identificación y del algoritmo de cálculo empleado los métodos reciben diferente denominación. Una breve relación de ellos y la información a priori que necesitan se ofrece en la tabla. Las razones para ello son, sobre todo, que proporciona una forma recursiva muy simple. Ellos han alcanzado gran popularidad con el desarrollo de los sistemas de control digital.

Para determinar el modelo (estructura y sus parámetros) se realizan los pasos siguientes:

- Diseño del experimento, que involucra el plan del experimento,
- Recogida de los datos de entrada y salida del proceso

- Identificación no Paramétrica, que involucra su procesamiento primario para determinar el orden y la estructura del modelo,
- Identificación Paramétrica, que involucra el cálculo de los parámetros del modelo definido por orden y estructura,
- Validación del modelo obtenido, que involucra la verificación del grado de coincidencia del modelo (de su comportamiento) con el proceso a modelar (el comportamiento del proceso real).

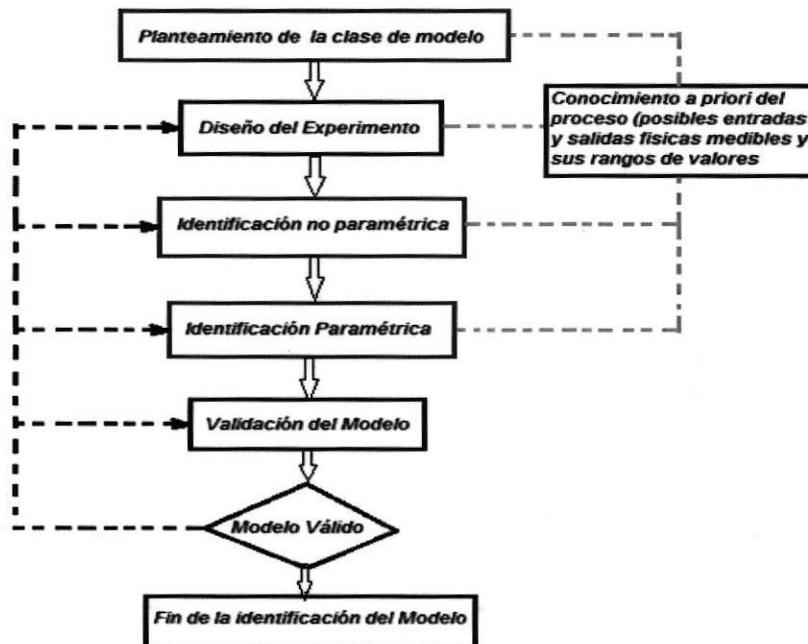


Figura 3. 1. Esquema representativo de la secuencia de identificación del proceso, [33]

En la figura 3.1 se expone un esquema representativo de la secuencia de identificación del proceso.

El diseño del experimento en la planta se lleva a cabo partiendo de las pruebas iniciales con un paso escalón, el cual se ejecutó considerando un aumento brusco de la velocidad de la bomba de alimentación del etilenglicol al intercambiador de calor de placas mediante el potenciómetro instalado para tales usos en el variador de velocidad que controla la bomba.

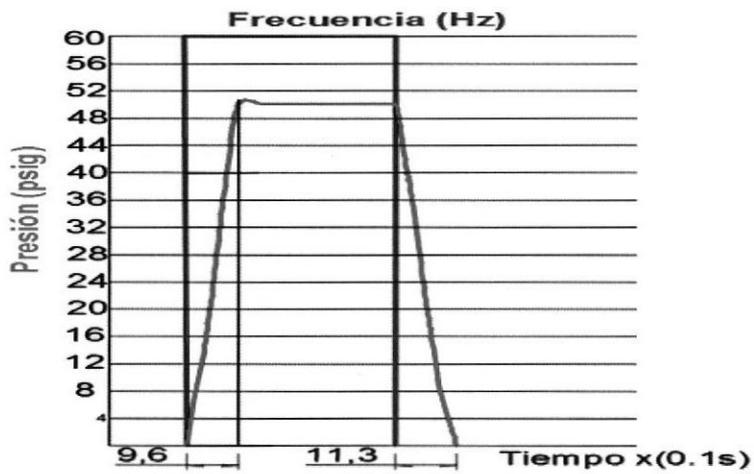


Figura 3. 2 . Respuesta de la presión de la glicerina al escalón de 60Hz y temperatura de 72°C

Un modelo válido según [34] como función de transferencia de segundo orden para la figura 3.2, es la siguiente:

$$Tf_{presión} = \frac{1520}{s^2 + 9s + 30} \quad (3.1)$$

De tal manera que: $K=50.67$,

$$\omega=5.477$$

$$\xi=0.8216$$

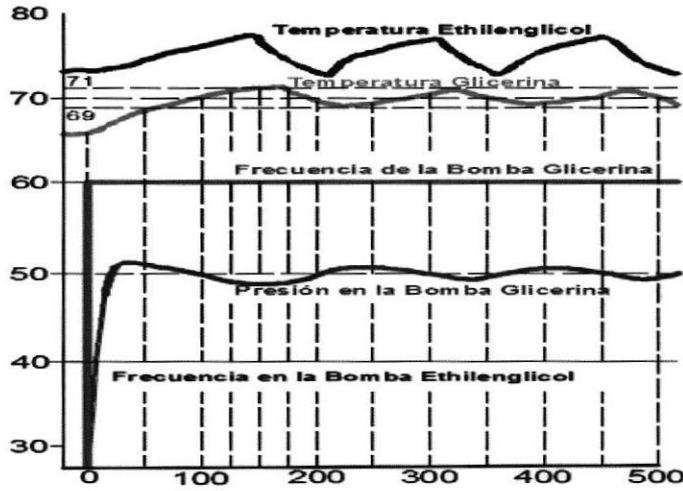


Figura 3. 3. Respuesta de la temperatura de la glicerina al escalón de 60Hz y temperatura de 72°C

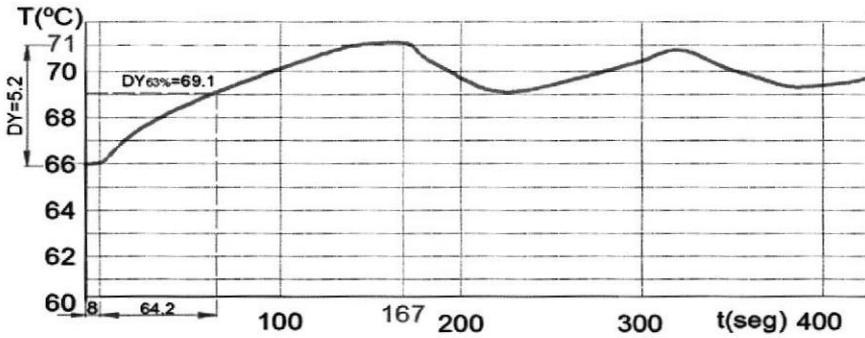


Figura 3. 4. Detalle de la respuesta de la temperatura de la glicerina al escalón de la frecuencia a 60Hz y temperatura de 72°C

Un modelo según [34] como función de transferencia de primer orden para la figura 3.4, con retardo de 8 segundos, es la siguiente:

$$Tf_{Temperatura} = \frac{71e^{-8s}}{64.25s+1} \quad (3.2)$$

De tal manera que: $K=71$,
 $\zeta=64.25$ s

Rango de linealidad del proceso.

Utilizando los datos de la figura 1.1 y 1.3, las variables a controlar son la temperatura y la presión, de tal manera que se puede notar en la figura 3.5, que la presión es lineal en forma aproximada en el rango de temperatura de 69°C a 77.1°C; mientras que la temperatura es lineal en el calentamiento entre 65°C y 82°C



Figura 3. 5, Rango lineal del aumento de presión vs temperatura.

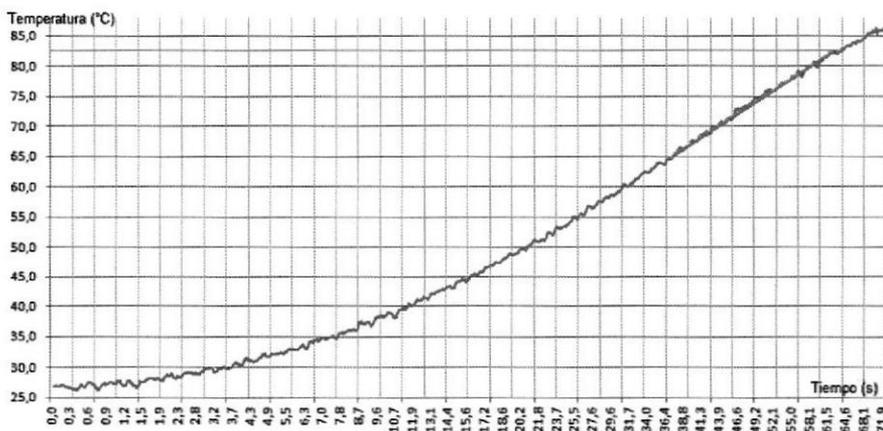


Figura 3. 6. Rango lineal de aumento de temperatura de la glicerina,

Adquisición De Datos

La identificación de la planta y el diseño de los controladores se realizarán en Simulink de Matlab, mediante un diagrama de bloques (anexo 2) para la adquisición de datos usando la Tarjeta NI-USB-6009. Además se crean bloques de funciones para escalar las variables, filtrar las señales de entrada y guardar los datos en el Workspace (anexos 3-6). El tiempo de muestreo que se selecciona es de 0.25 segundos para la medición de las variables. En los parámetros de configuración del modelo de Simulink se selecciona Fixed-step y ode45 (Runge Kutta).

Para la adquisición se tomará en cuenta la respuesta al escalón tanto de la presión como la temperatura. Se realizaron dos experimentos, el primero con la frecuencia de la bomba del ethilenglicol constante a 40 Hz y variando la frecuencia de la bomba de la glicerina como se muestra en la figura 3.8 y luego manteniendo constante la frecuencia de la bomba de la glicerina y variando la frecuencia de la bomba del ethilenglicol figura 3.7. El segundo experimento se realizó variando las dos frecuencias de las bombas a la vez figura 3.9. Para realizar dichos experimentos, la torre de enfriamiento se dejó que expulse calor, de tal manera que mantenga constante la temperatura de la glicerina al punto de operación de 72°C y presión de 25 psig, con una apertura del 10% de la válvula, el ventilador de la torre de enfriamiento

apagado y la temperatura del ethilenglicol variando entre 80 y 84°C, con una función $0.0143 \cdot \cos(0.05 t)$, por el encendido y apagado de la llama de gas

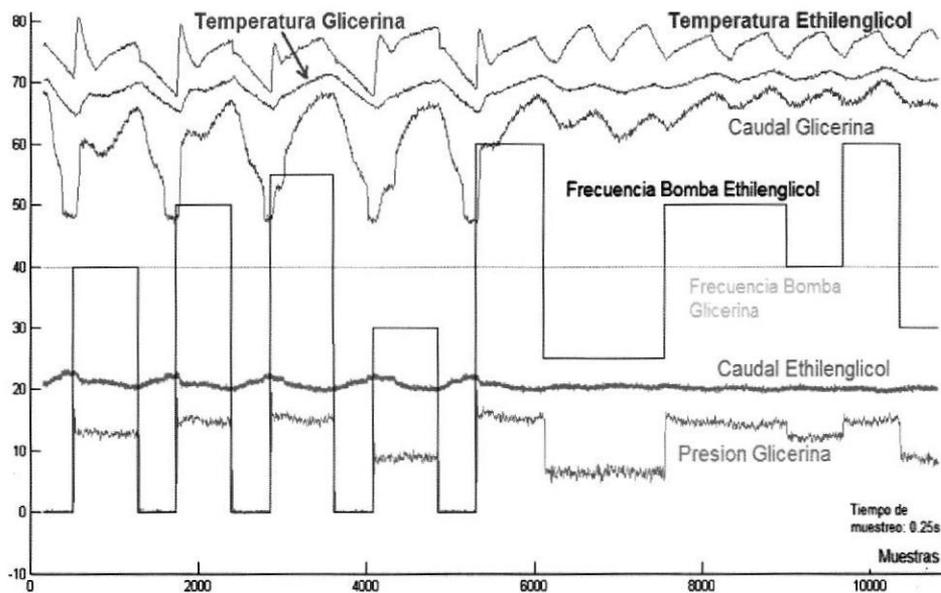


Figura 3. 7. Frecuencia de la bomba de la Glicerina Constante

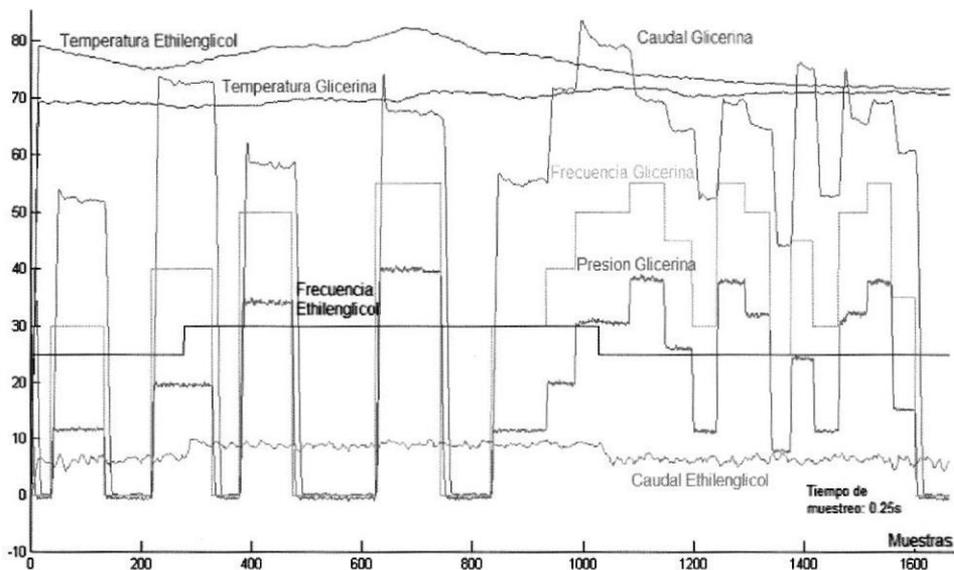


Figura 3. 8. Frecuencia de la bomba de Ethilenglicol Constante

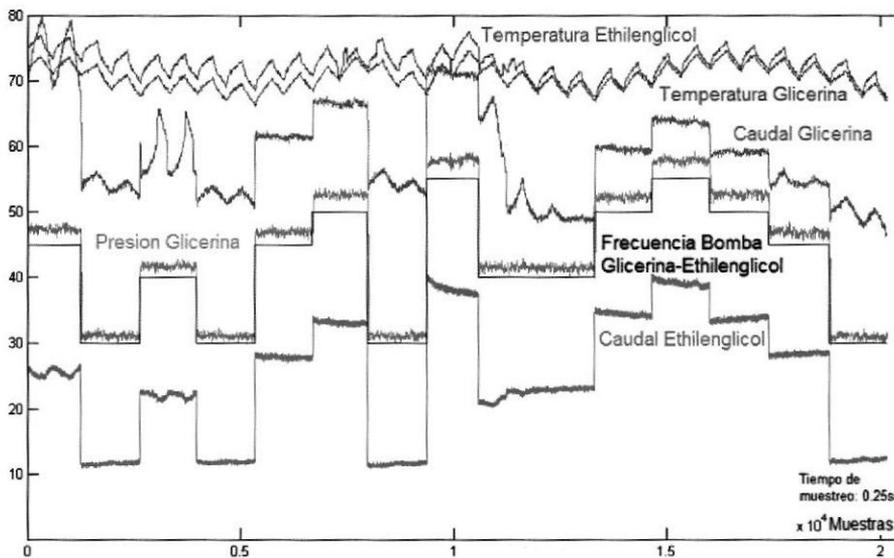


Figura 3. 9. Frecuencia igual de las bombas de Ethilenglicol y Glicerina

Para realizar la identificación de la planta se tomará en cuenta el experimento 1 con la información de las figuras 3.7 y 3.8. La identificación con los datos del experimento 2, no da buenos resultados, obteniéndose valores que tienden al infinito en el sistema de control y por lo tanto incontrolable, por exceso de datos. La forma de las señales de experimentación se muestra en la figura 3.9.

Este resultado proporcionó la información requerida para dar respuesta a las preguntas: ¿qué señales deben ser empleadas como variables manipuladas y que señales deben ser empleadas como variables de salidas en el experimento?, ¿cuál debe ser el punto de operación del proceso de calentamiento del producto?, ¿cuál debe ser la amplitud de la señal de prueba o de excitación?, ¿qué señales deben ser consideradas como

perturbaciones al proceso?, ¿qué forma debe tener la señal de excitación?, ¿cuál debe ser el periodo de muestreo?, ¿cuál debe ser su densidad espectral de potencia y la cantidad de muestras para formar la base de datos para la identificación y validación del modelo?. Los experimentos preliminares permitieron hacer la elección mostrada en la Tabla 3.1.

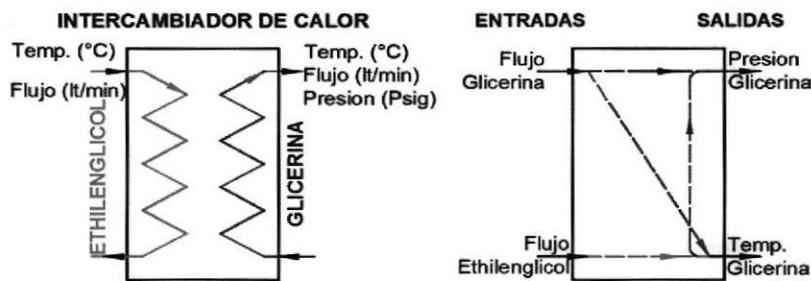


Figura 3. 10. Variables de estudio y relación entre ellas

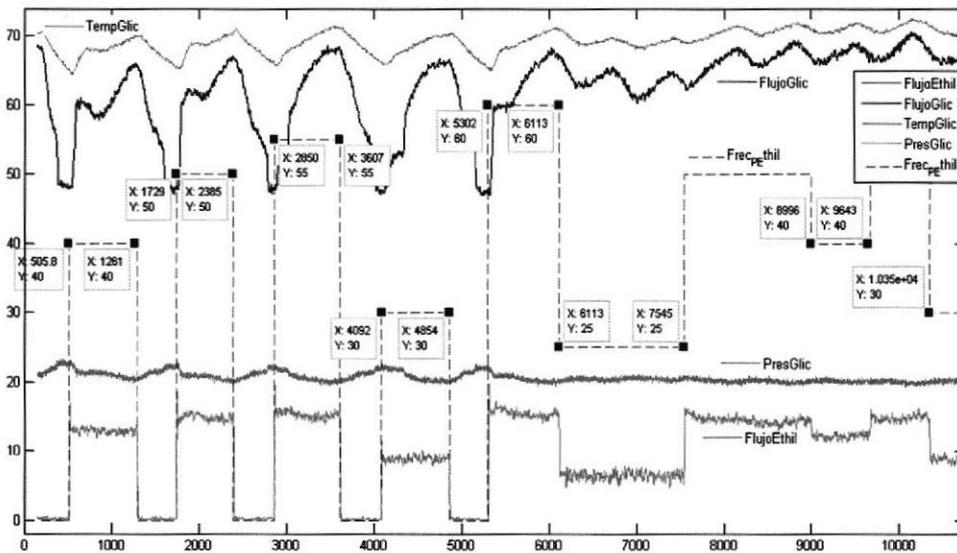


Figura 3. 11. Señales de entrada y salida del sistema, frecuencia de la bomba de glicerina constante 40 Hz.

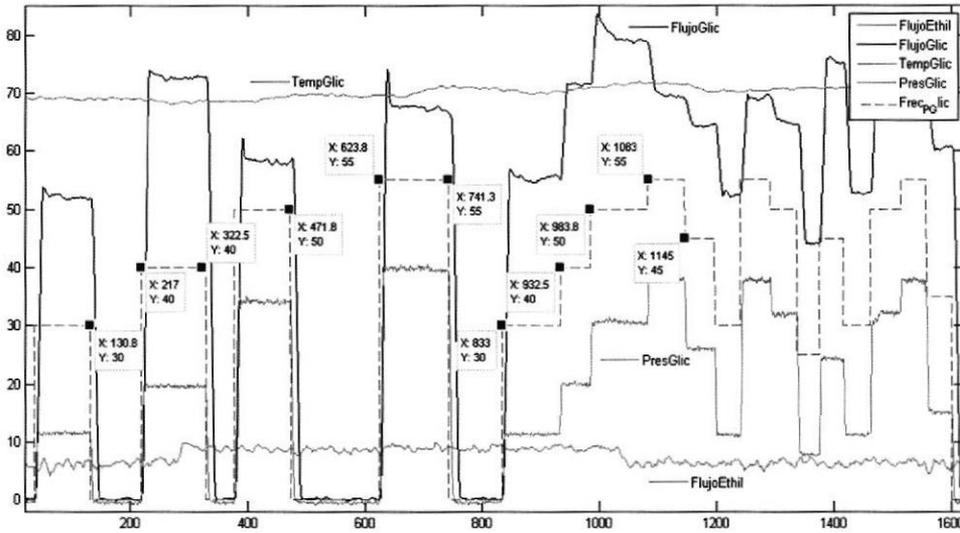


Figura 3. 12. Señales de entrada y salida del sistema, frecuencia de la bomba de ethilenglicol constante 40 Hz

Características	Ethilenglicol	Glicerina
Variables de entrada	Caudal	Caudal
Variables de salida	Caudal, Temp.	Presión, Temperatura
Perturbaciones	Temperatura, Temp. Ambiente, presión gas	Temperatura ambiente, incrustaciones, concentración
Punto de operación	78°C	72°C y 25 psig
Válvula de enfriamiento		10%
Ventilador de la Torre		0%
Temp. del ethilenglicol	Variable: 80 - 84°C, $y=0.0143*\text{Cos}(0.05*t)$	
Forma señal de prueba	Señal escalonada	
Duración en alto, Temp.	656s (10.9 min)	constante
Duración en bajo, Temp.	450s(7.5 min)	constante
Duración alto, Presión	constante	100s (1.67 min)
Duración bajo, Presión	constante	80s (1.33 min)
Tiempo de estabilización	Temp: 167 s	Presión:1.1s;Temp:167 s
Periodo de muestreo	0.25 s	0.25 s
Densidad espectral	0.1 Hz	0.1 Hz
Cantidad de muestras	11000	11000

Tabla 3. 1 Características de la excitación y determinación de variables

Se desestimó el empleo de las señales típicas de identificación (Prbs, suma de sinusoides, ruido blanco, etc.) considerando que el proceso a identificar involucra dos escalas de tiempo, una escala viene determinada por variación lenta de la temperatura y la otra escala de tiempo por la variación más rápida de la presión, por lo que se decidió formar una señal escalonada, de valores de amplitud binarios que se correspondieran con el rango de variación requerido para el tipo de producto, el tipo de elemento calefactor y los actuadores instalados en la planta didáctica. La forma de las señales de experimentación se muestra en la figura 3.12.

El tiempo de permanencia del valor binario "alto" se estimó considerando la apreciación de la constante de tiempo por la curva de reacción obtenida en los experimentos preliminares con un paso escalón de la figura 3.2 y 3.4.

3.2 IDENTIFICACIÓN DEL MODELO DEL SISTEMA DEL INTERCAMBIADOR DE CALOR DE ESTUDIO

La identificación del sistema, se realizó empleando el sistema de adquisición de datos descrito en el Anexo 2 y el procesamiento de los mismos empleando el programa en código MATLAB dado en el Anexo 3, según [35]; el cual emplea el sistema de espacios de estado en el dominio del tiempo mediante las ecuaciones siguientes:

$$\dot{x}(t)=Ax(t)+Bu(t)+Ke(t) \quad (3.3)$$

$$y(t)=Cx(t)+Du(t)+e(t) \quad (3.4)$$

A, B, C, D, and K son matrices en espacios de estados, $u(t)$ es el vector de variables de ingreso, $y(t)$ es el vector de las variables de salida, $e(t)$ es las perturbaciones y $x(t)$ es el vector de estados.

Después de haber ingresado los datos en Matlab, se crea una matriz de dos entradas y dos salidas (TITO) y la respuesta al escalón:

```
PHE.InputName = {'Fluj_Glic';'Fluj_Ethil'}; %           Dos entradas del sistema
PHE.OutputName = {'Pres_Glic';'Temp_Glic'}; %         Dos salidas del sistema
figure(1) plot(PHE(:,1,1)) figure(2) plot(PHE(:,1,2))
figure(3) plot(PHE(:,2,1)) figure(4) plot(PHE(:,2,2))
```

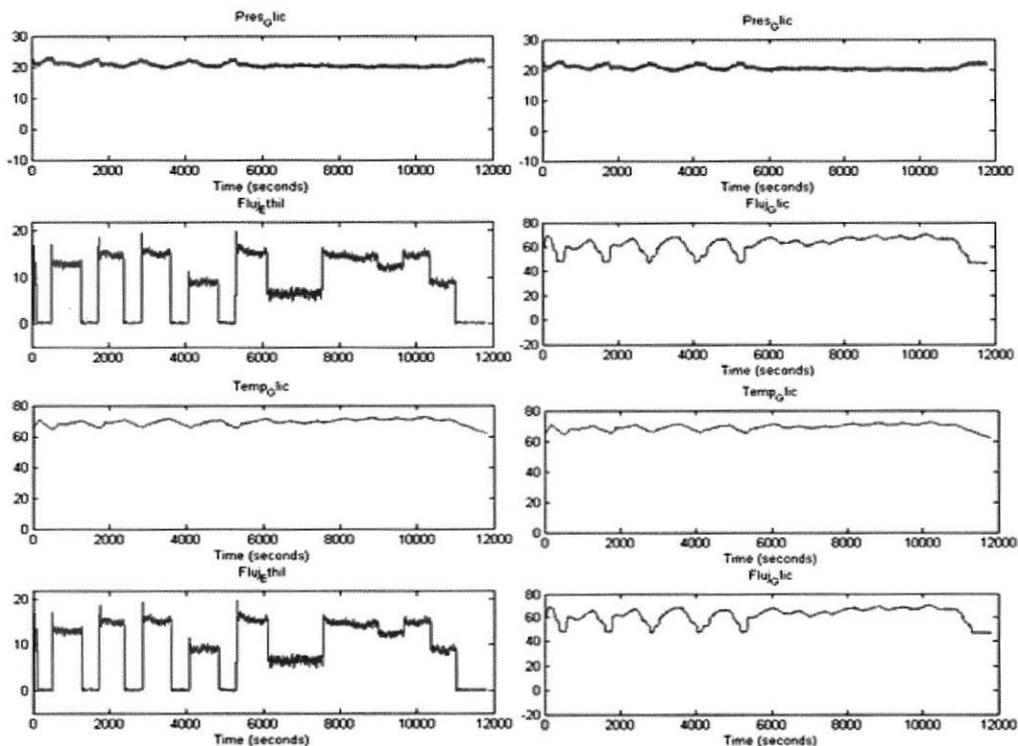


Figura 3. 13. Respuesta al escalón de las variables del sistema

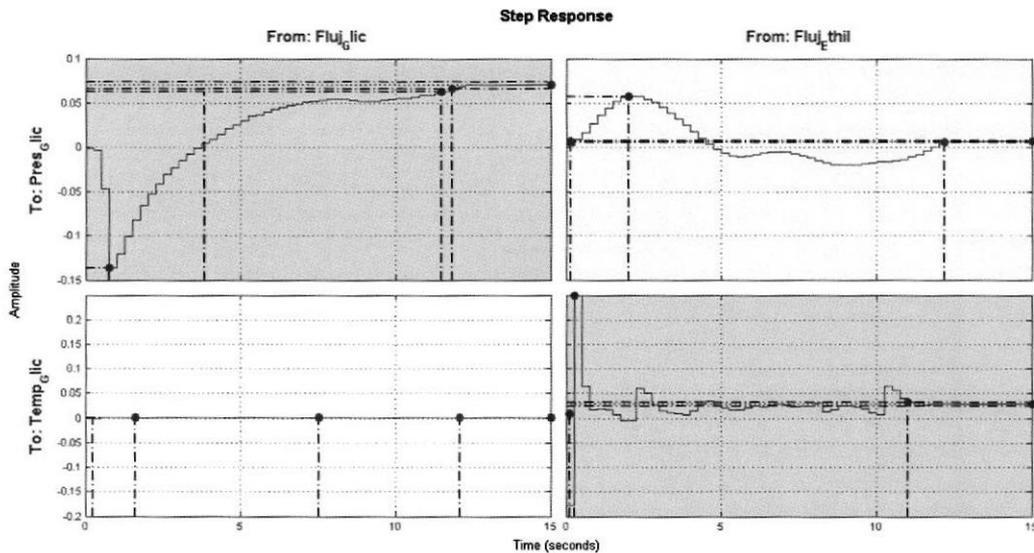


Figura 3. 14. Respuesta al escalón de las variables del sistema

Un primer paso para tener una idea de la dinámica del sistema, es buscar en las respuestas a un escalón entre los diferentes canales estimados directamente de los datos, como se ve en la figura 3.14, las variables que más se afectan entre sí, teniendo una gran dinámica son: primero, el flujo del ethilenglicol en la temperatura de la glicerina; segundo, el flujo de la glicerina en la presión de la glicerina, también el flujo del ethilenglicol en la presión de la glicerina, y sin dinámica prácticamente, la relación entre el flujo de la glicerina en la temperatura de la glicerina.

Las funciones de transferencia encontradas en tiempo discreto con orden 50 son:

From input "Fluj_Glic" to output

Pres_Glic:

$-0.0007299 - 0.002732 z^{-1} - 0.04352 z^{-2} - 0.08901 z^{-3} + 0.01497 z^{-4} + \dots + 0.0005252 z^{-44} + 0.002292 z^{-45} + 0.002215 z^{-46} + 0.002035 z^{-47} + 0.002682 z^{-48} + 0.002184 z^{-49}$

Temp_Glic:

$$6.163e-05 + 0.0001291 z^{-1} + 0.0001605 z^{-2} + 0.0001771 z^{-3} + 0.0001733 z^{-4} + \dots - 5.357e-05 z^{-44} - 6.288e-05 z^{-45} - 7.81e-05 z^{-46} - 7.91e-05 z^{-47} - 3.379e-05 z^{-48} - 3.073e-05 z^{-49}$$
From input "Fluj_Ethil" to output**Pres_Glic:**

$$0.003005 + 0.005977 z^{-1} + 0.008263 z^{-2} + 0.009479 z^{-3} + 0.009583 z^{-4} + \dots + 0.002274 z^{-44} + 0.003115 z^{-45} + 0.003804 z^{-46} + 0.00413 z^{-47} + 0.003938 z^{-48} + 0.003194 z^{-49}$$
Temp_Glic:

$$-0.1777 + 0.4275 z^{-1} - 0.1857 z^{-2} - 0.04714 z^{-3} + 0.001579 z^{-4} + \dots - 0.0065 z^{-44} - 0.003073 z^{-45} - 0.003339 z^{-46} + 0.001413 z^{-47} + 0.0006273 z^{-48} + 9.424e-05 z^{-49}$$

Sample time: 0.25 seconds

Discrete-time identified transfer function.

Parameterization:

Number of poles: [0 0;0 0] Number of zeros: [49 49;49 49]

Number of free coefficients: 200

Use "tfdata", "getpvec", "getcov" for parameters and their uncertainties.

Status:

Estimated using IMPULSEEST on time domain data "PHE".

Fit to estimation data: [-206;-4193]%

FPE: 1.243e+05, MSE: 2525

Para mirar la importancia de las respuestas, la trama de impulsos se puede utilizar en su lugar, con la confianza de las regiones correspondientes a 3 desviaciones estándar:

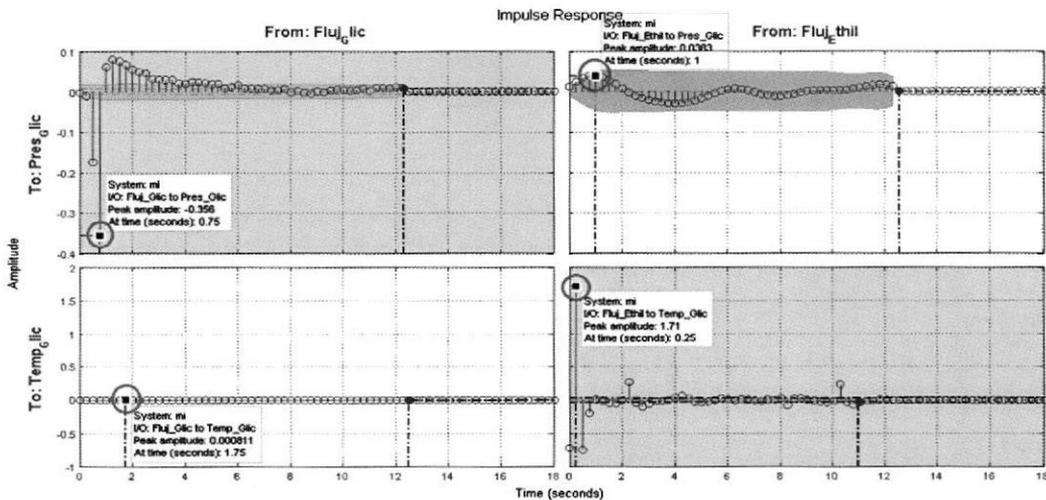


Figura 3. 15. Regiones de confianza del sistema

Es evidente que las influencias principales están en la diagonal dominante, figura 3.15; es decir, la Presión de la Glicerina se ve afectada en mayor medida por el caudal de la Glicerina ($Presión_{Gluc}$ vs $Caudal_{Gluc}$) y la Temperatura de Glicerina se ve afectada principalmente por el Caudal del Ethilenglicol ($Temperatura_{Gluc}$ vs $Caudal_{Ethil}$) y en menor medida la Presión de la Glicerina afectada por el Caudal del Ethilenglicol ($Presión_{Gluc}$ vs $Caudal_{Ethil}$) y por último la Temperatura de la Glicerina con el caudal de si mismo ($Temperatura_{Gluc}$ vs $Caudal_{Gluc}$). El modelo en espacios de estados de dos entradas y dos salidas es:

```
mp=ssest(PHE(500:8600))
mp =
Continuous-time identified state-space model:
dx/dt = A x(t) + B u(t) + K e(t)
y(t) = C x(t) + D u(t) + e(t)

A =      x1      x2
x1 -0.0005997  -0.001004
x2 -3.918e-06  -0.08559
B =      Flujo_Glic Flujo_Ethil
x1 -7.472e-06  -2.653e-06
x2 -0.0005213  1.521e-05

C =      x1      x2
Pres_Glic -201.5  39.31
Temp_Glic -389.2  0.02814

D =      Flujo_Glic Flujo_Ethil
Pres_Glic      0      0
Temp_Glic      0      0

K =      Pres_Glic Temp_Glic
x1  1.05e-05  -0.0189
x2  0.1034  -0.01211
```

El resto de la información que proporciona el Toolbox de Identificación sobre el modelo identificado se da a continuación.

```
Parameterization:
FREE form (all coefficients in A, B, C free).
```

Feedthrough: none
 Disturbance component: estimate
 Number of free coefficients: 16
 Use "idssdata", "getpvec", "getcov" for parameters and their uncertainties.

Status:
 Estimated using SSEST on time domain data.
 Fit to estimation data: [87.79;99.66]% (prediction focus)
 FPE: 1.72e-07, MSE: 0.003592

Los resultados obtenidos en el formalismo de espacio de estados y su posterior transformación a función de transferencia se muestran a continuación.

```
A= mp.a;   B= mp.b;   C= mp.c;   D= mp.d;
[num1,den1]=ss2tf(A,B,C,D,1);   [num2,den2]=ss2tf(A,B,C,D,2)
sys111=tf(num1(1,:),den1(1,:));   sys121=tf(num1(2,:),den1(1,:))
sys211=tf(num2(1,:),den2(1,:));   sys221=tf(num2(2,:),den2(1,:))
num1 = 0 -0.0190 0.0000
      0 0.0029 0.0000
den1 = 1.0000 0.0862 0.0001

num2 = 0 0.0011 0.0000
      0 0.0010 0.0001
den2 = 1.0000 0.0862 0.0001
```

Las funciones de transferencia encontradas para el sistema son:

$$\frac{y1(s)}{u1(s)} = \frac{-0.01899s + 1.116e - 05}{s^2 + 0.08619s + 5.1326e - 05}$$

$$\frac{y2(s)}{u1(s)} = \frac{0.002893 s + 4.527e - 05}{s^2 + 0.08619s + 5.1326e - 05}$$

$$\frac{y1(s)}{u2(s)} = \frac{0.001133 s + 4.92e - 05}{s^2 + 0.08619s + 5.1326e - 05}$$

$$\frac{y2(s)}{u2(s)} = \frac{0.001033 s + 9.431e - 05}{s^2 + 0.08619s + 5.1326e - 05}$$

La respuesta al escalón de cada una de las funciones de transferencia encontradas se puede ver en la figura 3.16:

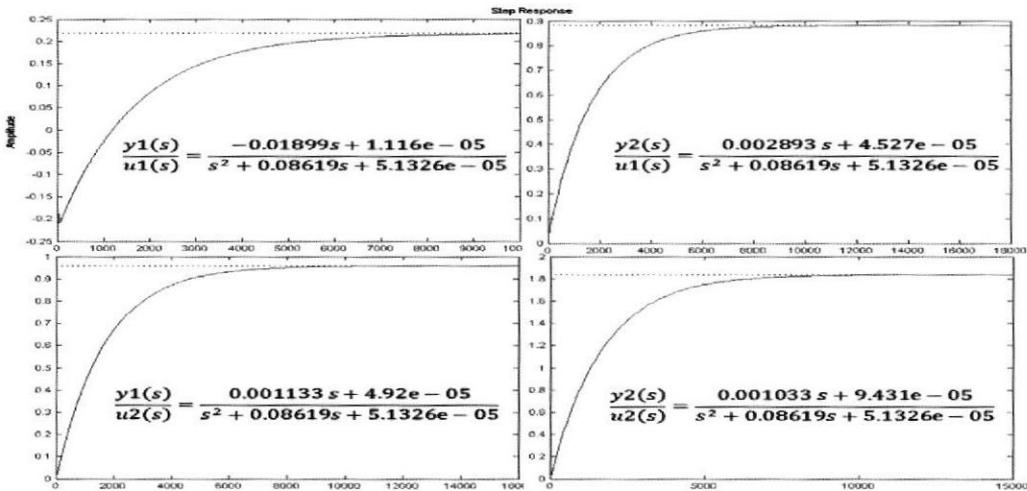


Figura 3. 16. Respuesta al escalón para cada una de las funciones de transferencia encontradas

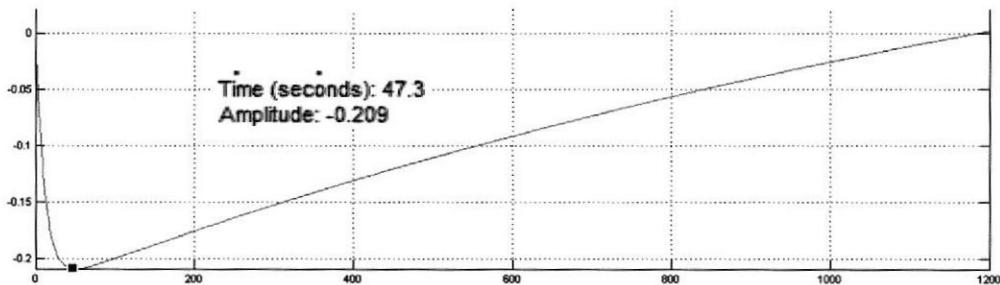


Figura 3. 17. Detalle de la Respuesta al escalón para la primera función de transferencia $\frac{y1(s)}{u1(s)}$ en fase no mínima.

3.3 VALIDACIÓN DEL MODELO

La validación del modelo identificado se realiza también mediante el programa del Anexo 3. La misma comienza después del comentario: `%validación del modelo`. Los gráficos que resultan de la validación se

muestran en la figura 3.18. Para esto se utilizaron los datos desde las muestras del 500 al 8600 (8100 muestras) para la identificación y la validación desde la muestra 8601 al 11000 (2400 muestras)

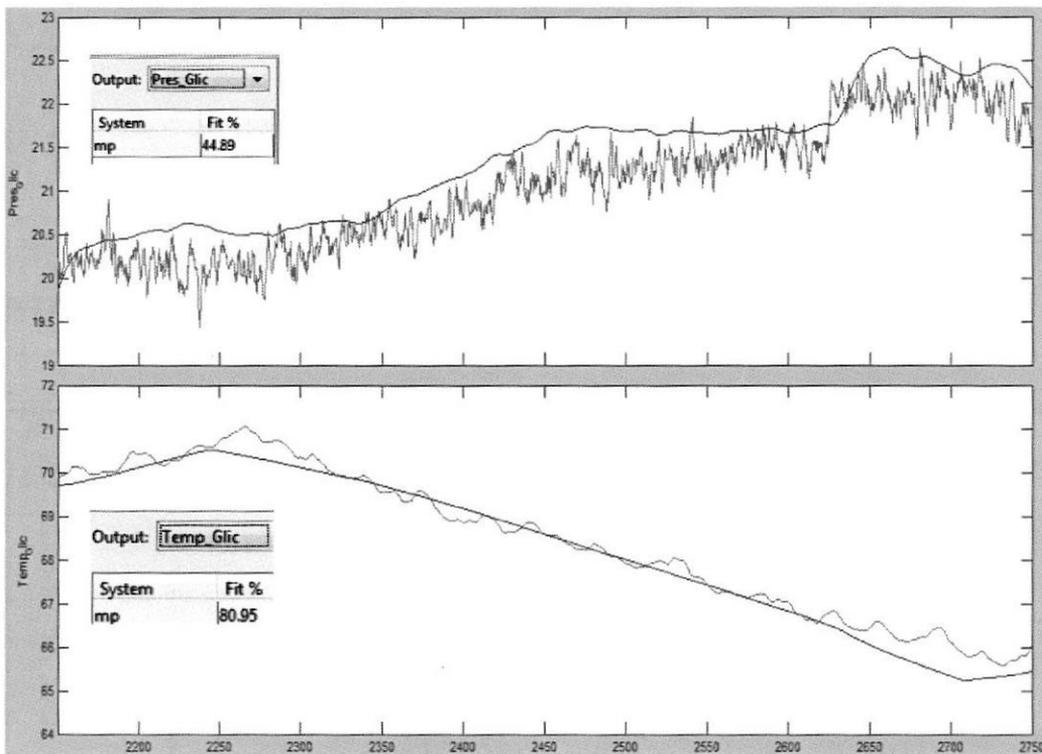


Figura 3. 18. Validación en Matlab del modelo encontrado

Como se observa de la figura 3.18, el modelo tiene un 81% de confianza de similitud a los datos encontrados en la experimentación, lo cual es una buena identificación del sistema por el lado de la temperatura, mientras que se tiene un 45% de similitud por el lado de la presión.

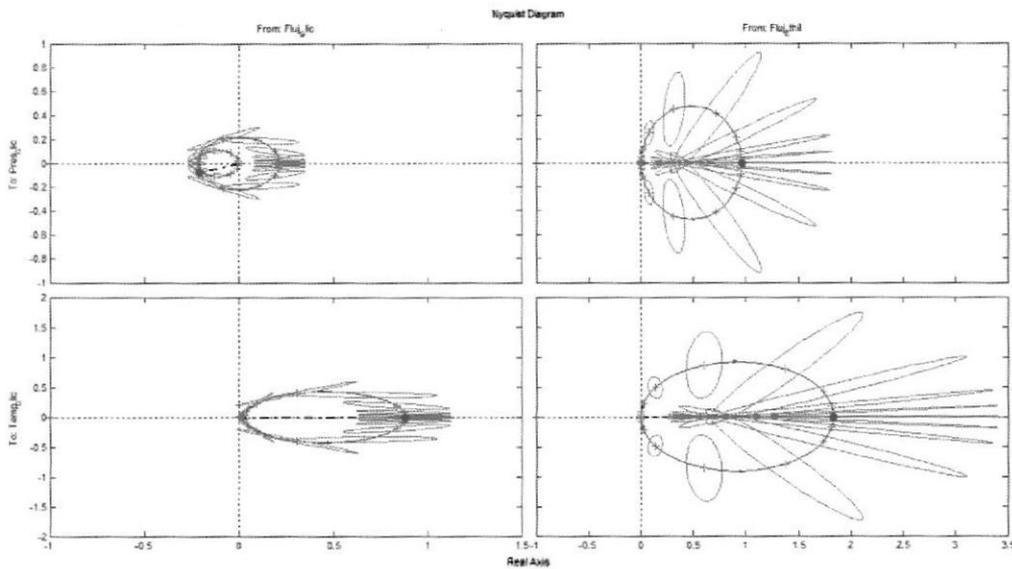


Figura 3. 19. Diagrama de Nyquist para las funciones de transferencia encontradas en la identificación de la Planta didáctica

De acuerdo a la figura 3.19, muestra el diagrama de Nyquist de cada función de transferencia, el cual indica que son inestables a excepción de la primera función de transferencia que está en fase no mínima.

Análisis en el espectro de la frecuencia

Realizando un análisis del espectro de la frecuencia a los datos utilizados para la identificación en Matlab, se encuentra en la figura 3.20, de acuerdo al diagrama de Bode, la magnitud de salida de la presión y temperatura de la glicerina contra la entrada caudal de la glicerina, son muy pequeños y por lo tanto atenuados en el sistema; su fase está a 0 grados. la magnitud de salida de la presión y temperatura de la glicerina contra la entrada caudal del

ethylenglicol, son mucho más pequeños e imperceptibles en el sistema, con esporádicos picos de gran magnitud, relacionados con la fluctuación del encendido y apagado de la flama; y su fase está en 180 grados, lo que indica una relación de desfase entre variables.

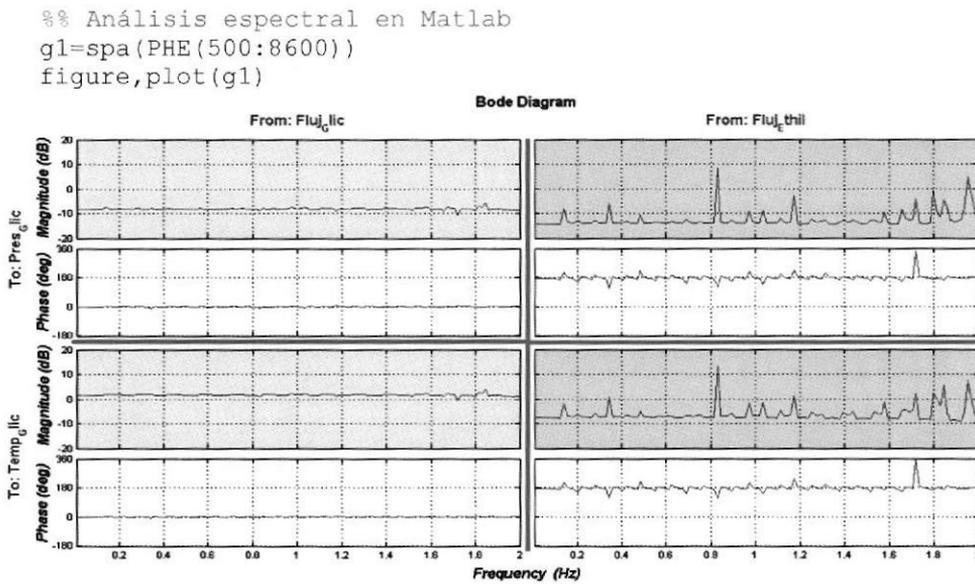


Figura 3. 20. Análisis espectral de la frecuencia del sistema TITO

Utilizando la función de Autocorrelación en Matlab en las variables de salida (figura 3.21), se encuentra que existe un ruido coloreado, en el sistema, el cual es intrínseco y derivado del encendido y apagado de la llama; verificando en el eje las abscisas de correlación, los valores sobrepasan a la constante de tiempo del intervalo de correlación en cada variable de salida $\tau = 0.9s$ para la presión y $\tau = 165s$ para la temperatura. [36]

```

u3= Temp_Glic(500:8600)
F= 1/0.25 %1/tiempo de muestreo

```

```

rxx3=xcorr(u3)      %Autocorrelación
plot(rxx3)
[c_ww,lags] = xcorr(rxx3,'coeff'); %Autocorrelación normalizada
plot(lags,c_ww)

```

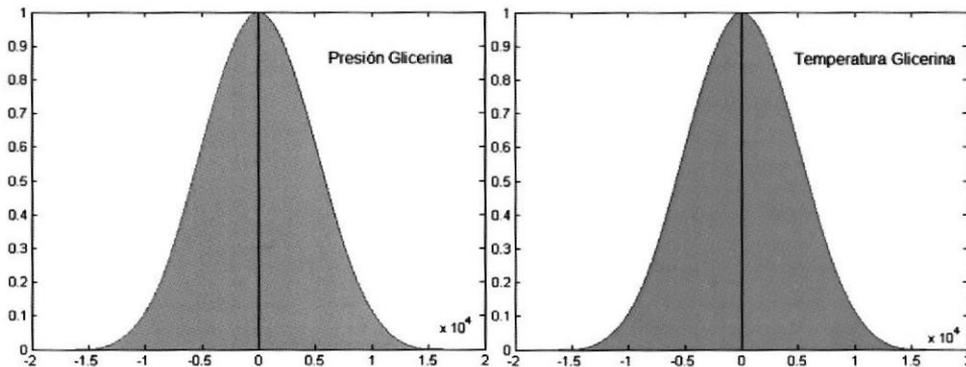


Figura 3. 21. Autocorrelación para la Presión y Temperatura de la Glicerina

Utilizando la densidad espectral de potencia, para cada variable de salida, (figuras 3.20 y 3.21) como una función de Matlab, indican que las señales de las variables de salida están a baja frecuencia (región de 0.5 Hz), y por lo tanto el ruido que exista dentro de estas señales son muy pequeños en magnitud y no gobiernan a la planta didáctica.

Los valores negativos de la densidad espectral de la potencia en el eje “y”, (áreas de color naranja), indican que son magnitudes muy pequeñas, con respecto a los valores positivos (áreas de color verde), ya que la escala es de tipo logarítmica.

```

u3= Temp_Glic(500:8600) % correlacion
h3 = spectrum.welch; % crea un objeto welch
psd(h3,u3, 'Fs',Fs);

```

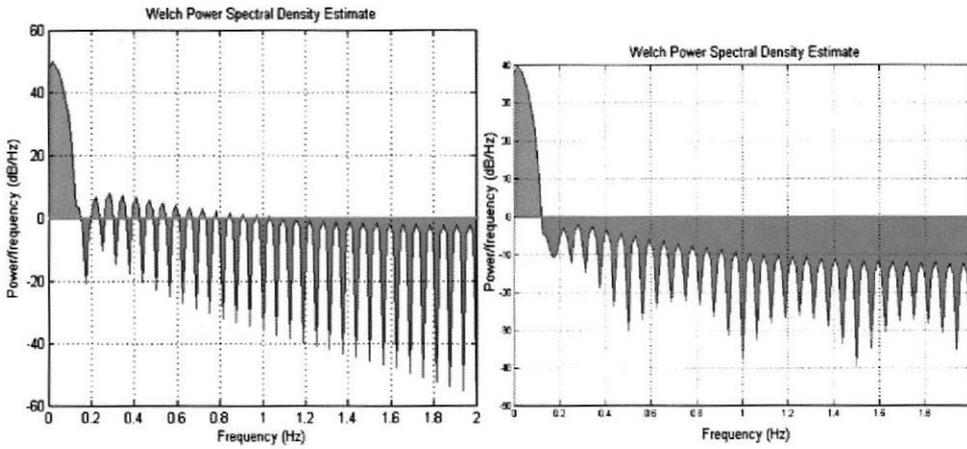


Figura 3. 22. Densidad espectral de Potencia para la variable Presión y Temperatura en la Glicerina

El modelo Simulink que permite estudiar el comportamiento del proceso de calentamiento del producto en la instalación didáctica se muestra en la figura 3.20.

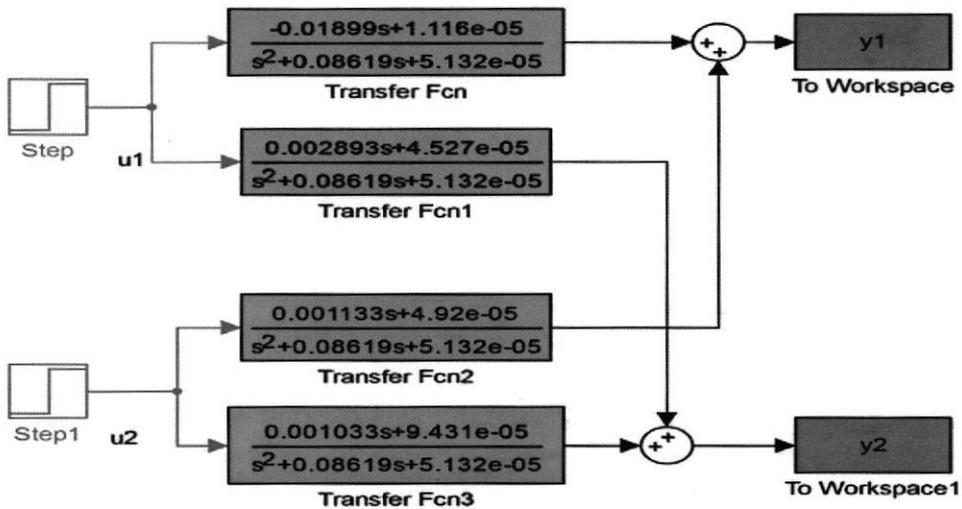


Figura 3. 23. Modelo en Simulink de la Planta didáctica

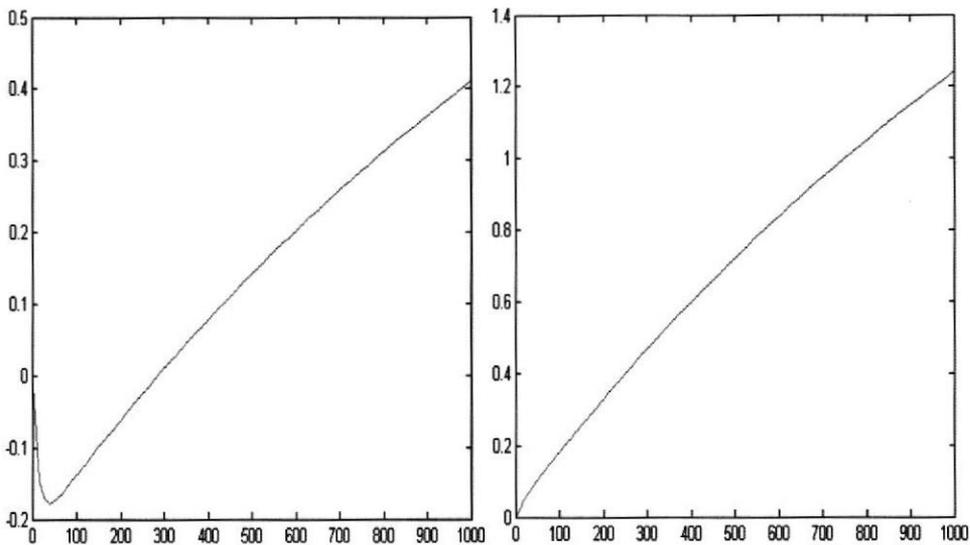


Figura 3. 24. Respuesta en el tiempo del modelo multivariable identificado ante un paso escalón.

En la figura 3.24 se muestra la respuesta en el tiempo del modelo multivariable identificado ante un paso escalón. Como se puede observar, la reacción del modelo con entrada u_1 y salida y_2 se corresponde con un modelo de fase no mínima, el cual es un proceso con dinámica difícil de controlar

Perturbaciones en el intercambiador de calor.

El sistema didáctico consta principalmente de un intercambiador de calor, el cual tiene cuatro variables de estudio, con las siguientes perturbaciones en el sistema (figura 3.25).

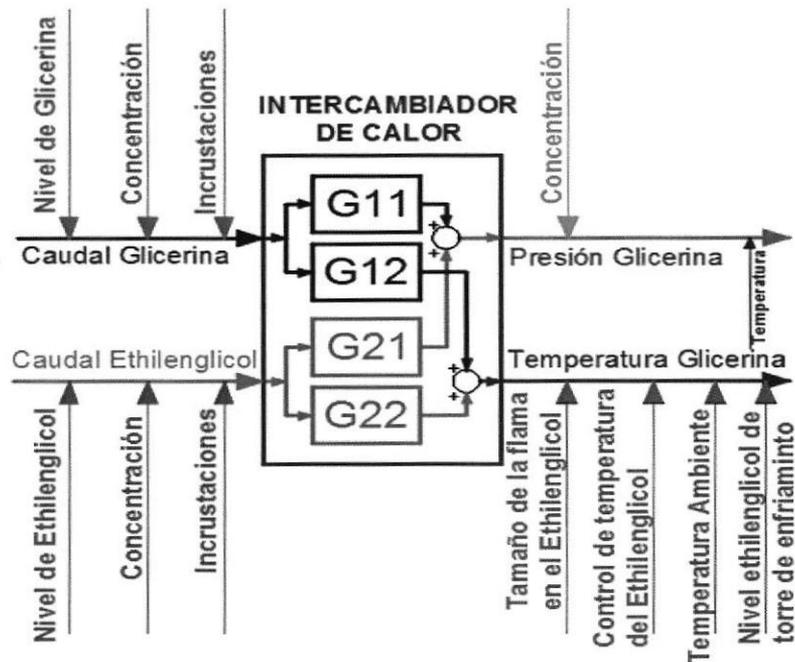


Figura 3. 25. Perturbaciones principales en el intercambiador de calor de placas.

La planta didáctica, tiene como principales perturbaciones externas por el lado del etilenglicol, a la disminución de la potencia de calor entregada por la flama, ya que esta proviene de un tanque de gas licuado de petróleo, que con el paso del tiempo de trabajo su presión disminuye, además la vaporización del agua del etilenglicol, hace disminuir la cantidad de masa al bajar el nivel en el tanque de aporte de calor. Por el lado de la glicerina, la vaporización del agua hace que los parámetros de la planta cambien también, por disminución del nivel en el tanque. .

CAPÍTULO IV.

DISEÑO DE LOS CONTROLADORES PARA EL INTERCAMBIADOR DE CALOR TIPO CALEFACTOR

4.1. DETERMINACIÓN DE LOS OBJETIVOS DEL CONTROL PARA EL SISTEMA INTERCAMBIADOR DE CALOR

En un intercambiador de calor generalmente se desea mantener constante la temperatura del fluido de salida mediante la variación de la temperatura entrada o la cantidad de caudal del fluido caliente, otras maneras de lograr los mismos objetivos son variando el coeficiente total de transferencia de calor o el área de transferencia de calor.

En el intercambiador de calor de placas de la instalación didáctica del laboratorio de Termofluidos de la UNEMI, es posible poner en práctica la estrategia de controlar la temperatura de la glicerina variando la razón de

flujo del fluido calefactor o ethilenglicol; en este caso se mide la temperatura de la glicerina y se actúa sobre la razón de flujo (caudal) del ethilenglicol.

Como se plantea en la introducción del presente Trabajo de Titulación la viscosidad de la glicerina, varía con respecto a la temperatura en forma inversamente proporcional. Debido a esto la presión de la bomba principal no podrá ser constante. Esto requiere realizar el control de la presión mediante otro variador de frecuencia el cual regulará la velocidad angular de la bomba y la presión de la glicerina.

4.2. DISEÑO DEL CONTROLADOR CLASICO PID PARA EL SISTEMA DE ESTUDIO

El sistema que se estudia es un sistema de dos entradas y dos salidas, o sea es un sistema TITO (Two Inputs Two Outputs). El control de los sistemas TITO se diseña a partir de los requerimientos de diseño de los sistemas MIMO, según Skogestad and Postlethwaite [36].

En el anexo 4, se muestra en detalle el Sistema de intercambiador de calor para flujos viscosos para el calentamiento, con el sistema de control PID por computador, el sistema de acondicionamiento y filtrado de las señales de las variables de estudio, los actuadores y el modelo de la planta en sistema multivariable TITO

Cálculo De La Matriz De Ganancias Relativas (Rga Relative Gain Array)

Dado que se tiene ahora un sistema de dos entradas y dos salidas se requiere determinar el mejor apareamiento de variables manipuladas y variables a controlar. Para ello se determina la Matriz de Ganancias Relativas, en lo adelante MGR.

$$g = \lim_{s \rightarrow 0} G(s) = \begin{bmatrix} \frac{1.116}{5.113} & \frac{4.527}{5.113} \\ \frac{4.920}{5.113} & \frac{9.431}{5.113} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.218 & 0.885 \\ 0.962 & 1.844 \end{bmatrix} \quad (4.1)$$

Para algoritmizar los resultados supóngase que

$$K_{11} = 0.218, K_{12} = 0.885, K_{21} = 0.962, K_{22} = 1.844 \quad (4.2)$$

Entonces, la ganancia relativa λ_{11} es dada como la relación:

$$\lambda_{11} = \frac{\left. \frac{\partial y_1}{\partial u_1} \right|_{u_2}}{\left. \frac{\partial y_1}{\partial u_1} \right|_{y_2}} \quad (4.3)$$

Para encontrarla se procede como sigue:

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} K_{11} & K_{12} \\ K_{21} & K_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_1 \\ u_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} K_{11}u_1 + K_{12}u_2 \\ K_{21}u_1 + K_{22}u_2 \end{bmatrix} \quad (4.4)$$

$$y_1 = K_{11}u_1 + K_{12}u_2 \quad (4.5)$$

$$y_2 = K_{21}u_1 + K_{22}u_2 \quad (4.6)$$

$$\left. \frac{\partial y_1}{\partial u_1} \right|_{u_2} = K_{11} \quad (4.7)$$

Para determinar la derivada parcial del denominador de (), se elimina la variable de control u_2 del sistema de ecuaciones (), así:

$$y_1 = \left(K_{11} - \frac{K_{12}K_{21}}{K_{22}} \right) u_1 + \frac{K_{12}}{K_{22}} y_2 \quad (4.8)$$

De donde:

$$\left. \frac{\partial y_1}{\partial u_1} \right|_{y_2} = K_{11} - \frac{K_{12}K_{21}}{K_{22}} \quad (4.9)$$

Finalmente el valor de esta ganancia relativa es:

$$\lambda_{11} = \frac{\left. \frac{\partial y_1}{\partial u_1} \right|_{u_2}}{\left. \frac{\partial y_1}{\partial u_1} \right|_{y_2}} = \frac{K_{11}}{K_{11} - \frac{K_{12}K_{21}}{K_{22}}} = \frac{1}{1 - \frac{K_{12}K_{21}}{K_{11}K_{22}}} \quad (4.10)$$

Sustituyendo los valores:

$$\lambda_{11} = \frac{\left. \frac{\partial y_1}{\partial u_1} \right|_{u_2}}{\left. \frac{\partial y_1}{\partial u_1} \right|_{y_2}} = \frac{1}{1 - \frac{0.885 * 0.962}{0.218 * 1.844}} = 0.8946$$

Este cálculo puede realizarse con el siguiente conjunto de instrucciones en código MATLAB:

$$g=[0.218 \ 0.885;0.962 \ 1.844]; \quad (4.11)$$

$$IN = \text{inv}(g); \quad (4.12)$$

$$\text{lamda} = (IN)' \cdot g \quad (4.13)$$

$$\text{lamda} = \begin{bmatrix} 0.8946 & -1.8946 \\ -1.8946 & 0.8946 \end{bmatrix}$$

Finalmente, la matriz GR es:

$$\lambda = \begin{bmatrix} 0.8946 & -1.8946 \\ -1.8946 & 0.8946 \end{bmatrix}$$

Se observa que la suma de los elementos de la matriz por fila y por columna es igual a la unidad.

Las reglas de selección se resumen de la siguiente manera (Liu and Gao) [37]:

- 1- Tratar de hacer los lazos con aquellos pares de variables para las cuales el valor de la ganancia relativa es cercano a la unidad.
- 2- Evitar hacer los lazos de control con aquellos pares que tienen valores negativos de ganancia relativa en estado estable.

Construida la Matriz de Ganancias Relativas se analizan los resultados para seleccionar los pares de variable manipulada/variable controlada.

Con estas recomendaciones se determina hacer los lazos de control como sigue:

$$u_1 \rightarrow y_1 \quad (4.14)$$

$$u_2 \rightarrow y_2 \quad (4.15)$$

Para el control de los sistemas multivariables pueden emplearse los desacopladores. Sin embargo, el uso de los desacopladores está restringido a la planta lineal, esto se debe a que se utiliza un mecanismo de cancelación. Un cambio del punto de operación en una planta lineal causará que la cancelación no sea eficaz.

Por otro lado según Albertos y Salas [38] el diseño del desacoplador puede no ser deseado para plantas con comportamiento de fase no mínima cuando se incrementan los ceros del semiplano derecho (RHP zeros). La acción de desacoplamiento por realimentación no trabaja en este caso. Por otro lado, el desacoplamiento es muy sensible a los errores de modelado.

El hecho de ser un mecanismo de cancelación restringe la aplicabilidad del método ya que no podrá ser aplicado con plantas que tienen ceros de fase no mínima ya que la cancelación generará polos inestables. Errores en el modelo también pueden causar problemas.

El objetivo de diseñar el controlador para lograr un comportamiento satisfactorio en los sistemas de control multivariantes con interacciones plantea, por tanto, un gran desafío en materia de diseño del control.

En el diseño de controladores para sistemas multivariantes, un punto de partida típico es el uso de varios controladores simples, independientes, usando cada controlador una variable de entrada para controlar una variable de salida asignada previamente.

Los controladores PI son empleados en los lazos múltiples para muchos procesos multivariantes. El mismo es incuestionablemente el algoritmo de control de mayor uso en el control de procesos industriales según Åström. [22]

Considerando lo expresado anteriormente se diseña un controlador del tipo PID de manera tal que elimine los errores de establecimientos mostrados en la figura 4.2

Dado que, por las razones antes expuestas, no emplearemos una técnica de diseño del desacoplador, se pasa a diseñar el controlador PID para un sistema multilazo con lazos de control individuales.

El principal obstáculo para el buen ajuste del controlador son las interacciones que existen entre los lazos de control de un sistema de múltiples lazos. Esto es lo que hace riesgoso adoptar la estrategia de ajuste

de los controladores individualmente, de manera aislada de los otros, con la esperanza de que cuando todos los lazos estén finalmente cerrados, el desempeño global del sistema seguirá siendo adecuado.

Aunque se han propuesto varios procedimientos de ajuste (cf. Niederlinski [39] y MacAvoy [40]) el procedimiento que normalmente se sigue en la práctica es el siguiente (Babatunde & Ogunnaike) [41]:

1. Con los otros lazos en control en régimen manual, ajustar cada lazo de control independientemente hasta que se obtenga un desempeño de lazo cerrado satisfactorio.
2. Restaurar todos los controladores a la operación conjunta bajo control automático y reajustar los parámetros de ajuste hasta que el desempeño general a lazo cerrado sea satisfactorio en todos los lazos.

En la figura 4.1, se muestra el esquema Simulink que logra controlar las variables de salida a las referencias especificadas en este caso de la unidad genérica.

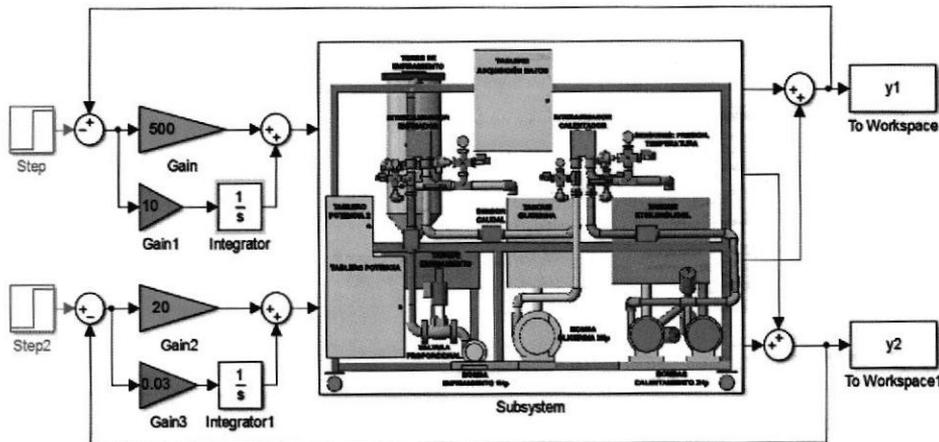


Figura 4. 1. Control PI en Simulink para la planta de procesos

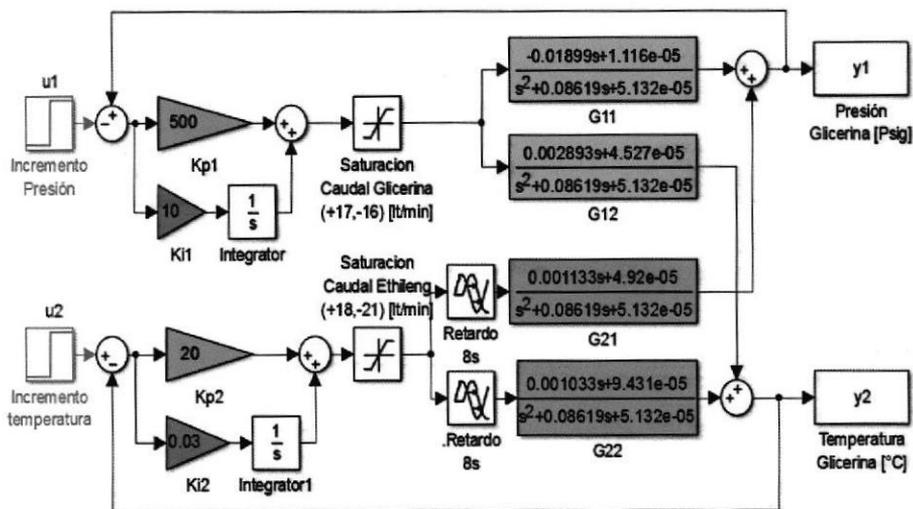


Figura 4. 2. Control PI en Simulink con sus funciones de transferencia para la planta de procesos

En la figura 4.3, se proporcionan las respuestas en el tiempo del sistema multivariable a la variación en la referencia, durante el ajuste de las ganancias proporcional e integral de ambos controladores PI.

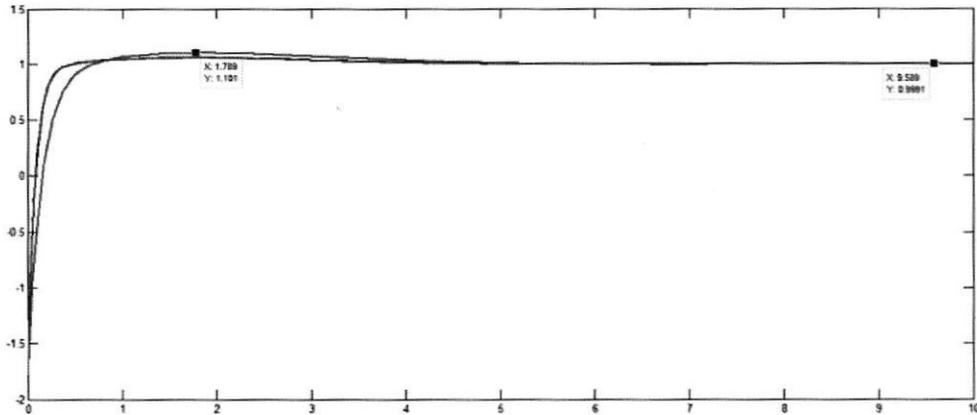


Figura 4. 3. Ajustes iniciales de las ganancias del sistema PI de la planta

El ajuste se realizó variando las ganancias una por corrida. Las mejores respuestas se obtuvieron variando la ganancia proporcional del primer controlador desde 10 hasta 100. Como se observa, la respuesta de la variable y_1 se hace más plana a medida que aumenta la ganancia proporcional. La variación de la ganancia integral no tiene igual influencia que la proporcional sobre las variables controladas.

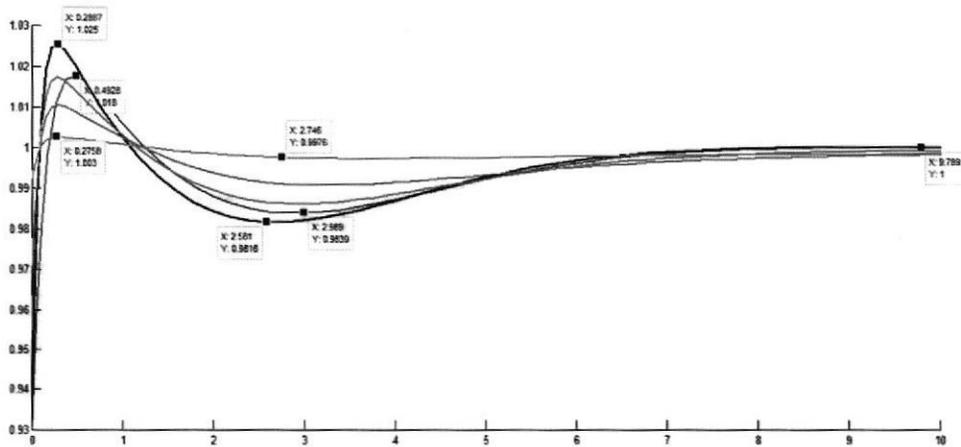


Figura 4. 4. Ajustes final de las ganancias del sistema PI de la planta

El mejor valor (mínima diferencia entre el máximo y el mínimo de la respuesta) se observa para la curva de color celeste de la figura 4.4, donde:

$$\Delta Y = y_{max} - y_{min} = 1.003 - 0.9976 = 0.0054 \quad (4.16)$$

Con ganancia proporcional de 200 para y_1 y 0.001 para y_2 . La ganancia integral quedó ajustada a 10.

Técnica de ajuste de los Controladores Multivariables Independientes

En el caso cuando un sistema multivariable puede ser controlado como lazos independientes de control determinados por el pareo de variables manipuladas y variables controladas, empleando la MGR el ajuste de los controladores del tipo PID se realiza de manera independiente. En lo que sigue se explica el ajuste de controladores PID para un sistema TITO:

- 1) Se independizan los lazos de control de manera que sobre uno de los lazos no influya el otro lazo de control. En el diagrama Simulink de la figura 4.4 esto se logra multiplicando por cero la influencia entre los lazos de control con un bloque Gain con una ganancia igual a cero en la interacción.
- 2) Se aplican las mismas reglas de sintonía empleadas para el ajuste de las ganancias de los controladores del tipo PID, tales como de "Ziegler and Nichols test" para lazo cerrado (de oscilaciones mantenidas) o abierto (por la Curva de Respuesta), "Cohen and Coon test" a lazo abierto, etc.

- 3) En nuestro caso y considerando que las reglas de sintonía no proporcionan valores exactos de tales ganancias ya que el modelo matemático que se empleó por los autores de tales métodos no coincide, en lo absoluto, con los modelos de las plantas a controlar en el laboratorio de Termofluidos de la UNEMI se procede por el Método de Prueba y Error iniciando el ajuste para un controlador PI en ambos lazos de control.
- 4) La ganancia integral inicial se iguala a cero y la ganancia proporcional inicial se escoge igual a la unidad (en los métodos mencionados se escoge de valor pequeño).
- 5) La ganancia proporcional se aumenta sistemáticamente hasta lograr disminuir lo más posible el valor del error a la entrada del controlador proporcional, cuando la disminución de este error no sea significativa, se mantiene el último valor de la ganancia proporcional y se procede a conectar la parte integradora del controlador paralelo PI.
- 6) La ganancia de la parte integradora se establece de tal manera que el error del sistema a lazo cerrado disminuya considerablemente. En este caso ha terminado la sintonía o ajuste del controlador PI.
- 7) En el caso cuando se tienen oscilaciones alrededor del punto de operación se conecta la parte derivativa mediante la cual ajustando su ganancia se disminuye el carácter oscilante de la respuesta en el dominio del tiempo.

El sistema multivariable muestra dos escalas de control, la una es mucho más rápida que la segunda, esta afirmación se fundamenta en la rapidez con que la variable presión alcanza el valor final o de establecimiento mientras que la variable temperatura demora muchísimo más en alcanzar su valor de establecimiento. La respuesta final del sistema TITO ajustado se muestra en las figuras 4.6 y 4.7.

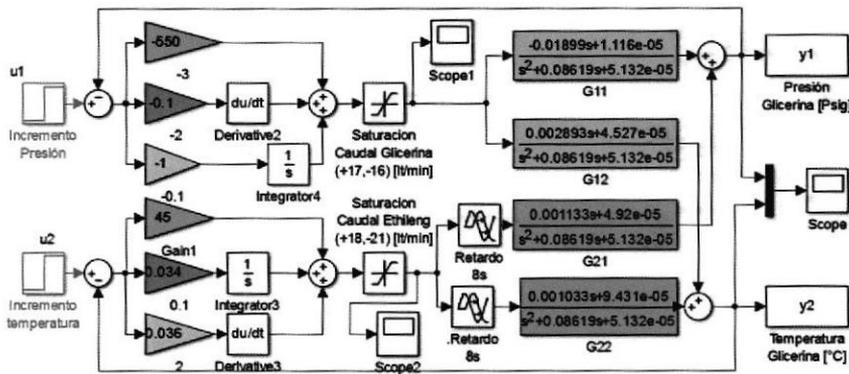


Figura 4. 5. Sistema multivariable de control ajustado PID en cada lazo

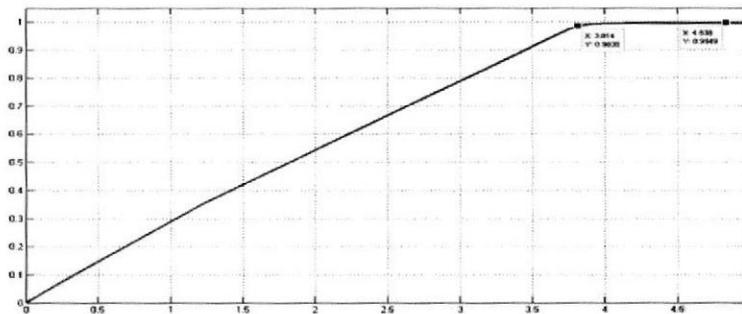


Figura 4. 6. Respuesta controlada de la presión con dos lazos PID

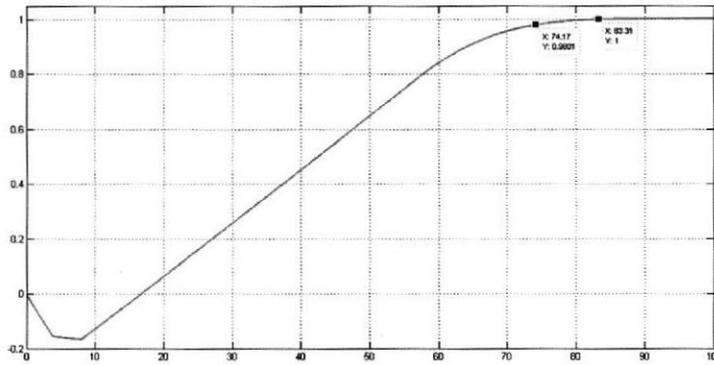


Figura 4. 7. Respuesta controlada de la temperatura del sistema en el sistema de control con dos lazos PID

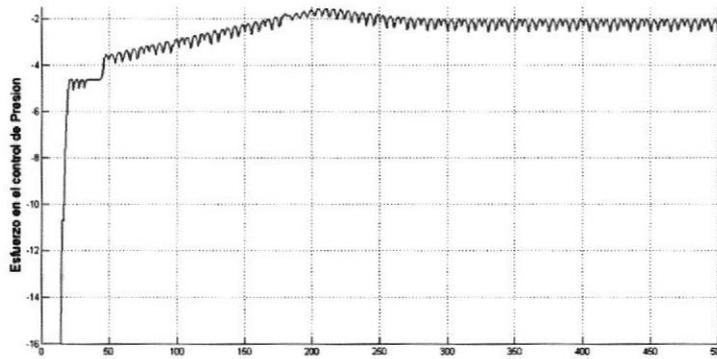


Figura 4. 8. Esfuerzo en el control de la presión del sistema con dos lazos PID para cada variable controlada

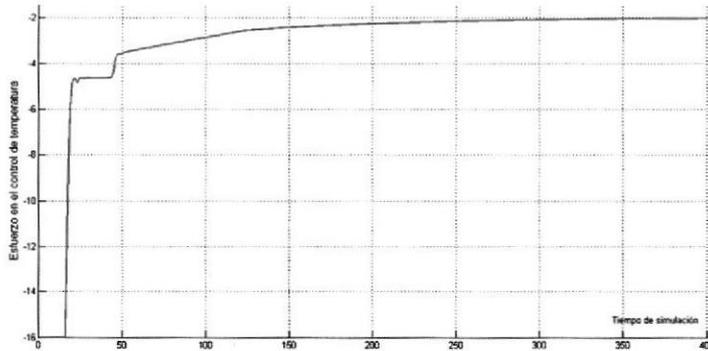


Figura 4. 9. Esfuerzo en el control de la temperatura del sistema con dos lazos PID para cada variable controlada

Para corroborar las ganancias del sistema PID, se puede utilizar en Simulink el bloque del mismo nombre "PID" y utilizar la opción "Tuning", como se muestra la figura 4.7.

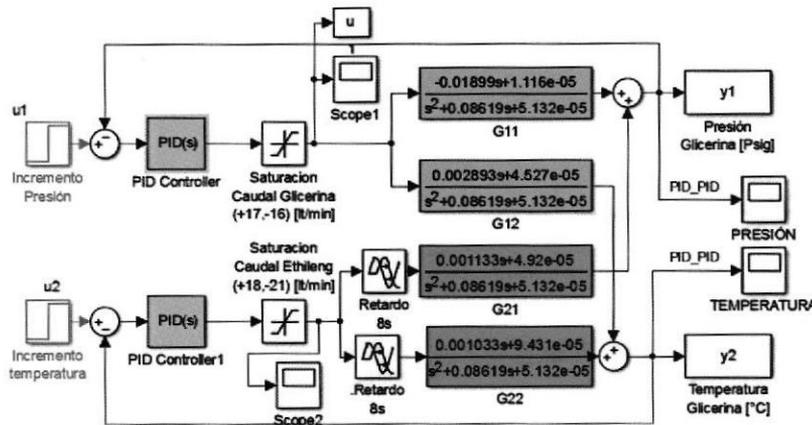


Figura 4. 10. , Control con bloque PID en Simulink de la planta

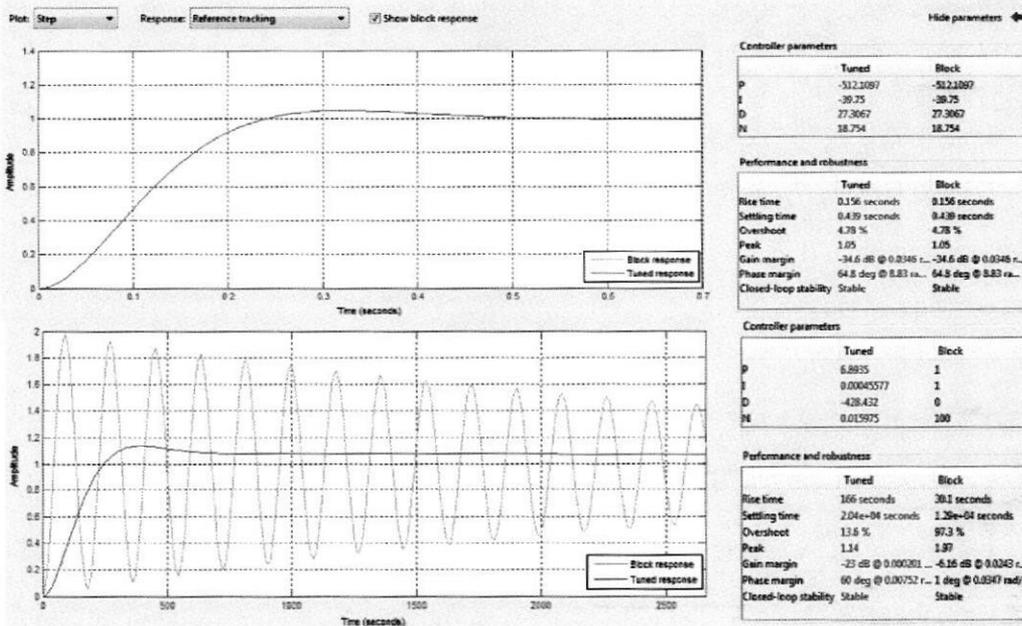


Figura 4. 11. Ganancias del control PID Tuning en Simulink de la planta

De acuerdo a las figura 4.8, las ganancias del sistema PID, anteriormente encontradas en la figura 4.5, se corroboran con el procedimiento en PID Tuning de Simulink.

4.3. DISEÑO DEL CONTROLADOR NEURONAL PARA EL SISTEMA INTERCAMBIADOR DE CALOR

Se encontró que el sistema PID, es eficiente en el seguimiento de las variables de control: presión y temperatura. Sin embargo los parámetro de la planta pueden variar con respecto al tiempo o aumentar las magnitudes de las perturbaciones; por lo tanto es importante contrarrestar los efectos de dichas variaciones.

En este capítulo analizaremos el control PID Neuronal para mejorar el sistema de control de la planta de intercambiadores de calor . El control PID neuronal, está conformado por el controlador PID sumado a una red neuronal. Es precisamente esta red neuronal quien se encarga e compensar los efectos de los cambios en los parámetros de la planta

Metodología de ajuste del Controlador PID Neuronal

De manera similar a como se procedió a sintonizar los controladores del tipo PID en la planta del Laboratorio de Termofluidos se prueba el ajuste de los controladores PID con redes neuronales (NNPID) ajustando los valores de las ganancias proporcional, derivativa e integral.

El primer paso es aislar los lazos de control de manera que se ajusten de forma independiente, uno a uno.

En la Figura 4.9 se muestra el lazo de control de la variable presión en el intercambiador de placas para el calentamiento del producto de la planta sin interacción con el caudal del ethilenglicol.

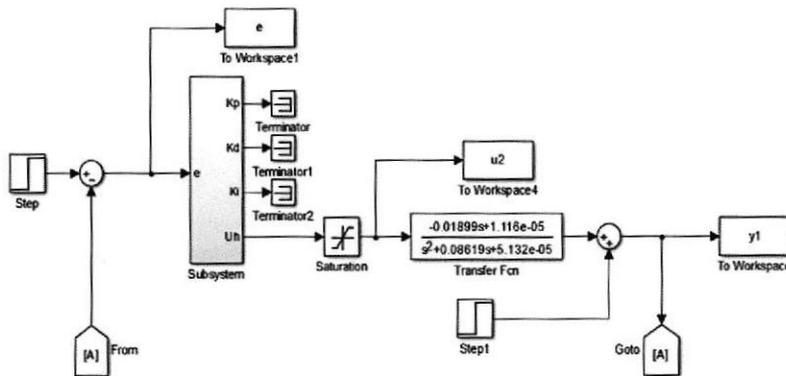


Figura 4. 12. Lazo de regulación de la presión

En la figura 4.17 se muestra el cuadro de diálogo del bloque "constant" ubicado dentro del subsistema (Subsystem) Controlador NN_PID. El ajuste de los parámetros se lleva a cabo variando los tres últimos valores del vector mostrado en el campo "Constant value". Inicialmente tendremos un valor de -50 para la ganancia proporcional, y nulas las ganancias derivativa e integral.

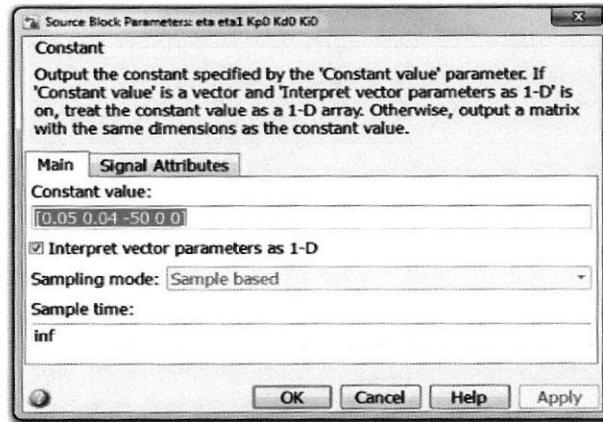


Figura 4. 13. Cuadro de dialogo del subsistema NNPID de la planta

La respuesta del lazo cerrado y el esfuerzo en el control se muestran en la figura 4.11 y figura 4.12 respectivamente. Como se observa para un esfuerzo en el control de poca magnitud (no supera los valores absolutos de 10) se obtiene un buen desempeño, valorado este por la rapidez de crecimiento y el establecimiento. Es de destacar que el valor de establecimiento no se corresponde con la unidad.

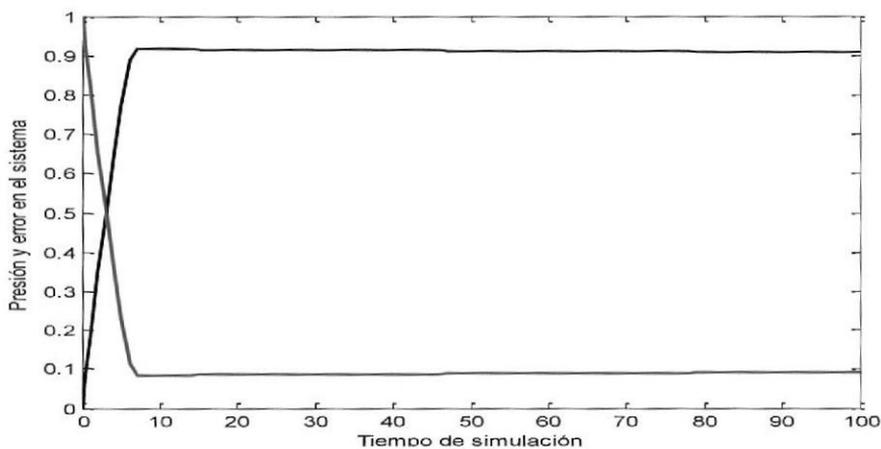


Figura 4. 14. Respuesta a lazo cerrado de la planta

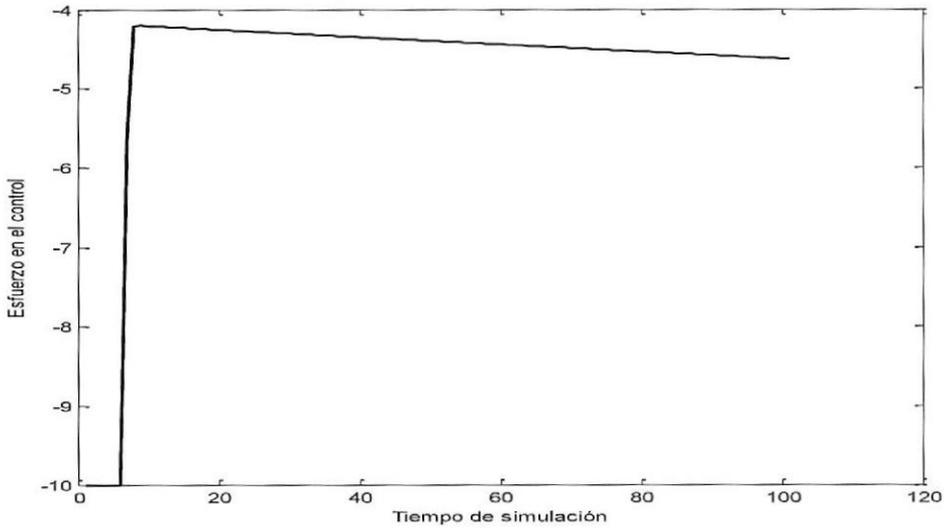


Figura 4. 15. Diagrama del Esfuerzo en el control de la planta

Mediante sucesivos ajustes de los valores mencionados se puede lograr una disminución del error en el estado estacionario. Así, para el valor de la ganancia proporcional igual a -100 el comportamiento del sistema a lazo cerrado se muestra en las figuras 4.13 y 4.14.

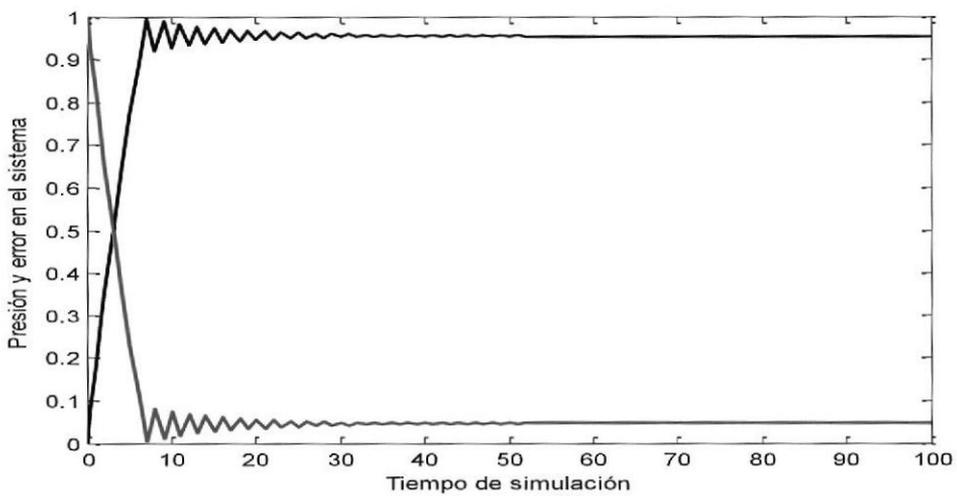


Figura 4. 16. Control de la presión y el error de la planta

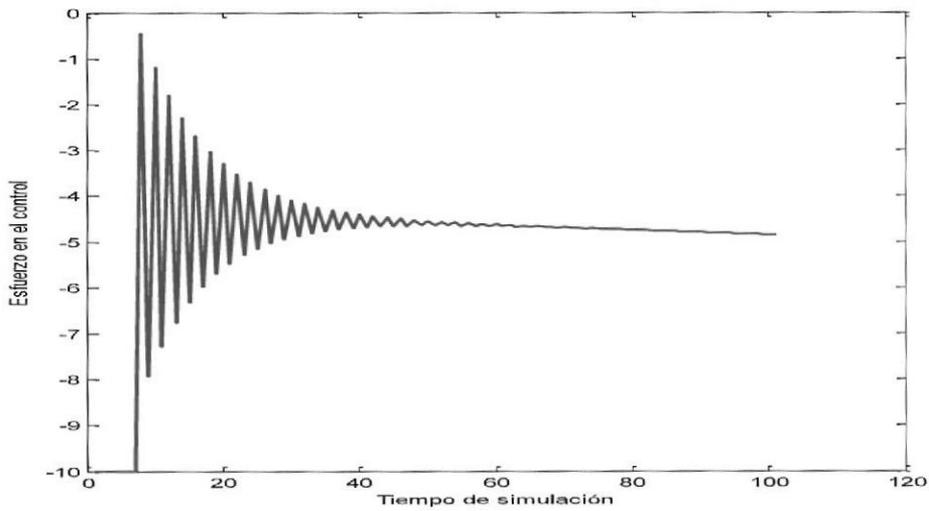


Figura 4. 17. Esfuerzo de control en el sistema en estado crítico oscilatorio

La tendencia a la inestabilidad del sistema a lazo cerrado es evidente. Un nuevo ajuste de las ganancias a $K_p=-50$, $K_d=-0.01$ y $K_i=-5$ proporciona el comportamiento señalado por las figuras ee y rr.

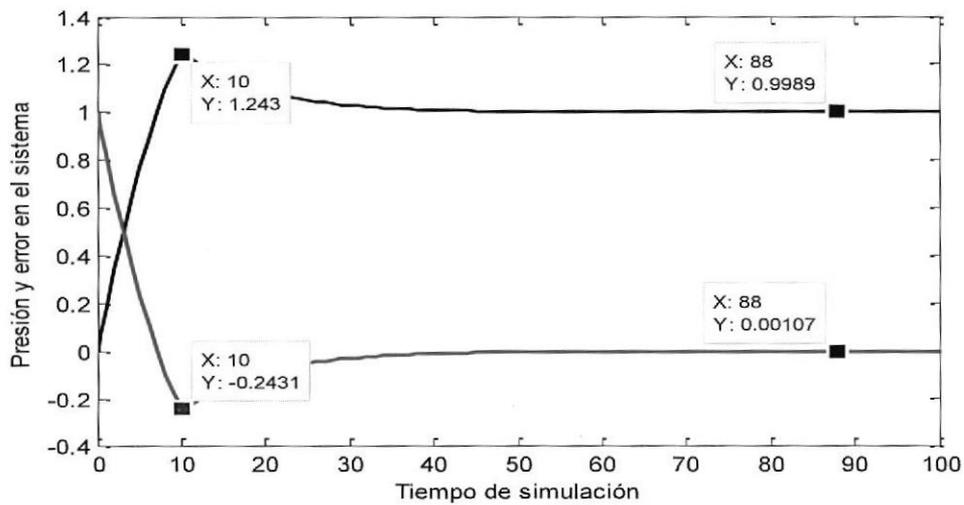


Figura 4. 18. Control de la presión y el valor del error con $K_p=50$

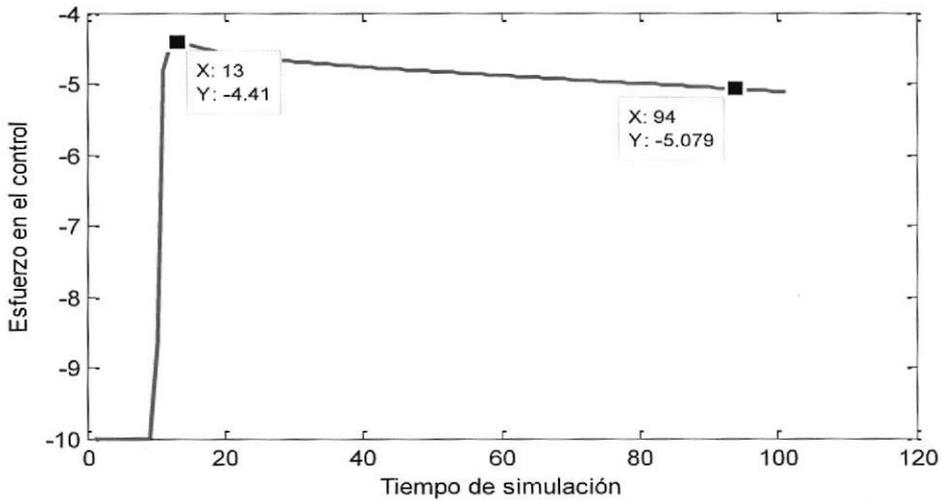


Figura 4. 19. Esfuerzo de control en el sistema en forma estable

Finalmente se ajustan los valores de las ganancias a $K_p=-45$ $K_d=-0.01$ y $K_i=-3$ y el comportamiento en el dominio del tiempo es como se muestra en las figuras 4.16 y 4.17.

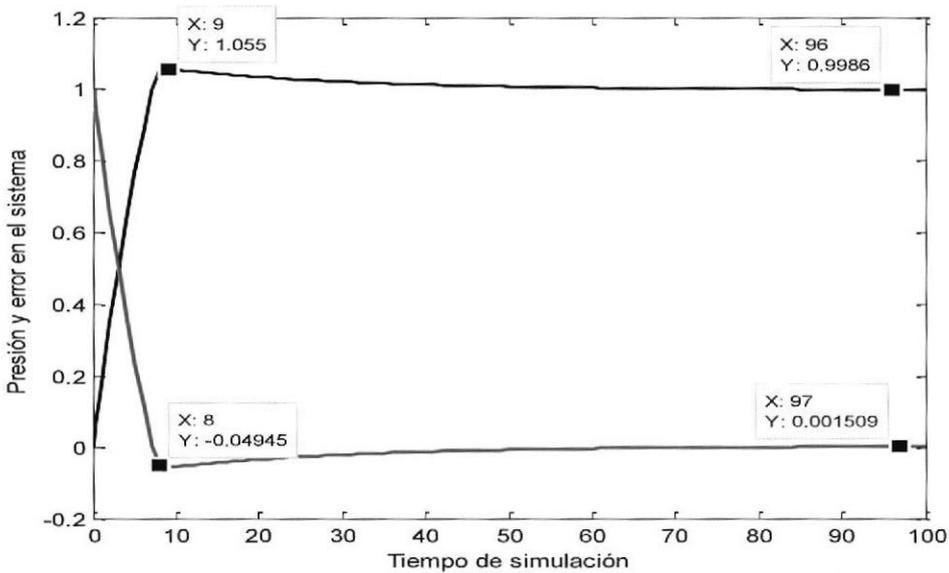


Figura 4. 20. Control de la presión y el error de la planta con $K_p=45$

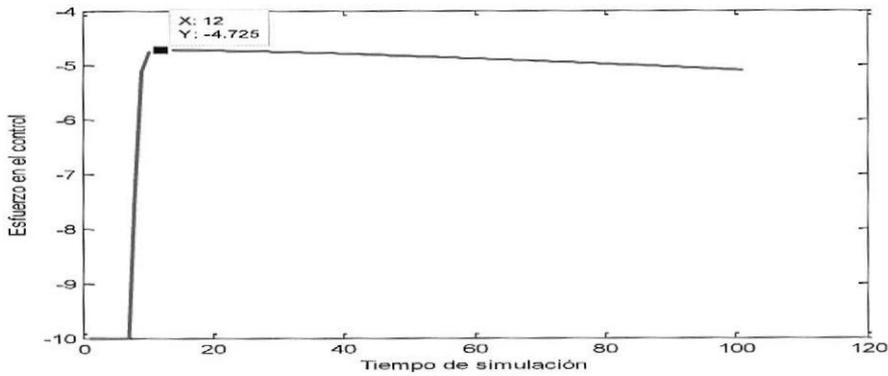


Figura 4. 21. Esfuerzo de control para $K_p=45$

Este comportamiento logrado es un comportamiento aceptable considerando que en el lazo de control está presente un elemento de saturación el mismo que considera los límites en la señal de entrada al actuador.

Para el ajuste del segundo lazo de control de la planta se procede de igual manera. Se comenzó con los valores $K_p=20$ $K_d=0.05$ y $K_i=50$. Lo cual proporcionó el desempeño dado en la figura 4.22.

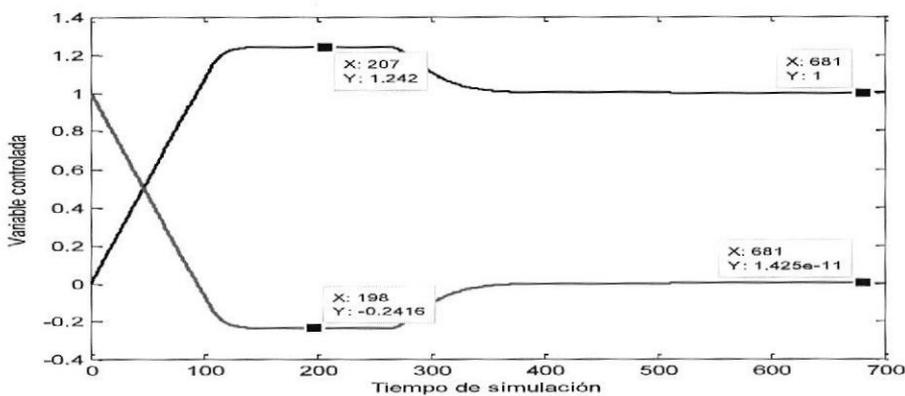


Figura 4. 22. Control de la temperatura y error de la planta con $K_p=20$

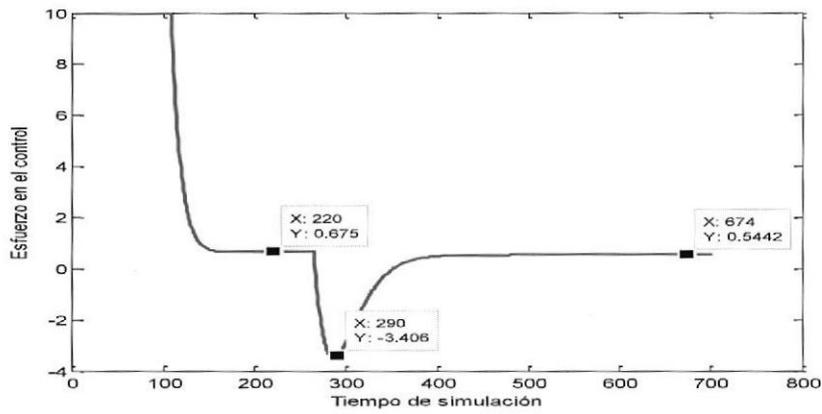


Figura 4. 23. Esfuerzo de control para $K_p=20$

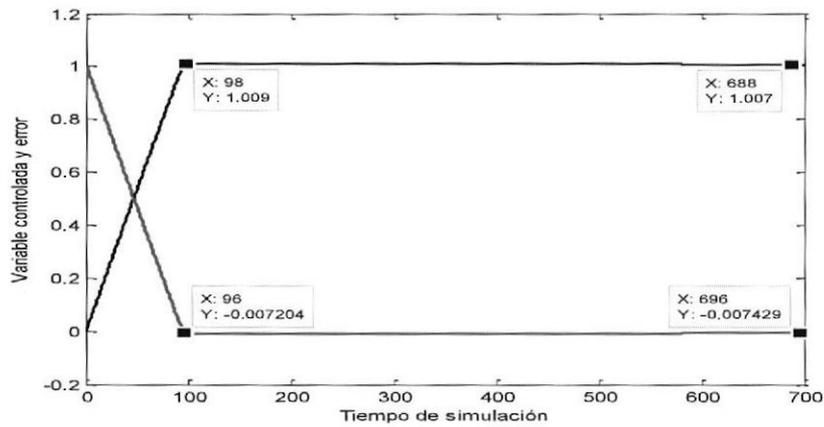


Figura 4. 24. Control de la temperatura de la planta con $K_p=500$

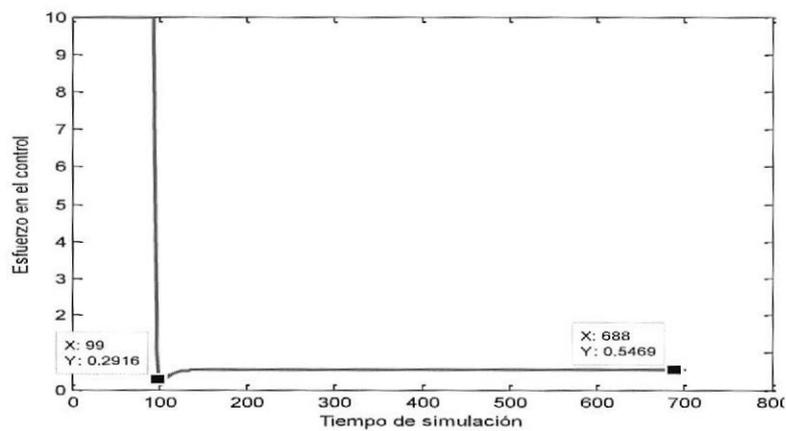


Figura 4. 25. Esfuerzo de control para $K_p=500$

Ajustes sucesivos por prueba y error dan mejores comportamientos lográndose el menor error cuando las ganancias fueron de $K_p=500$ $K_d=0.0001$ y $K_i=0.1$. Los resultados para la variable controlada, para el esfuerzo en el control y para el error se proporcionan a continuación.

Comparando las figuras obtenidas es evidente que la última terna de ajuste proporciona no solo mayor exactitud sino que además aumenta la rapidez con que la variable controlada alcanza su valor final a pesar de que la acción de control está acotada a valores absolutos no mayores de 10.

La segunda fase de ajuste de los controladores PID neuronales comienza con restablecer la interacción de los lazos de control. En la figura 4.22 se muestran ambos lazos con interacción.

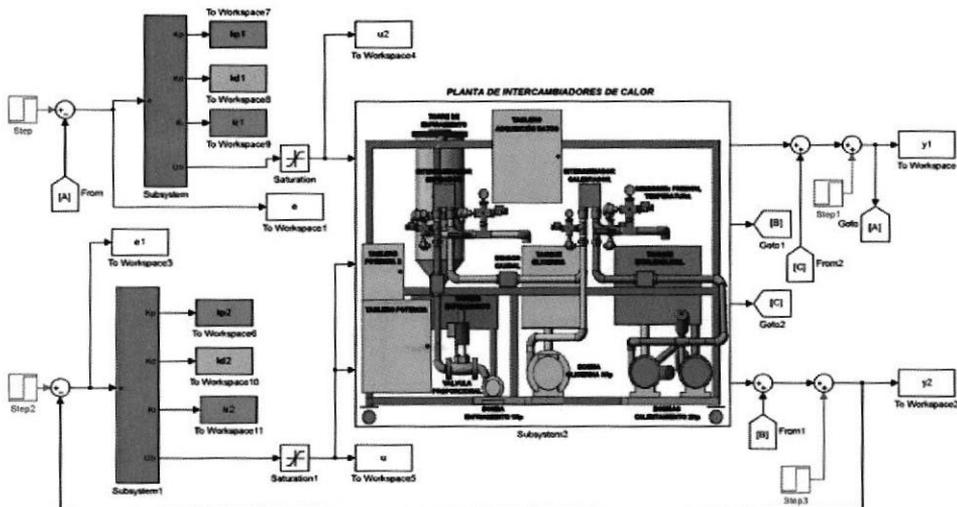


Figura 4. 26. Planta general del laboratorio de Termofluidos controlada con controladores PID con autoajuste neuronal.

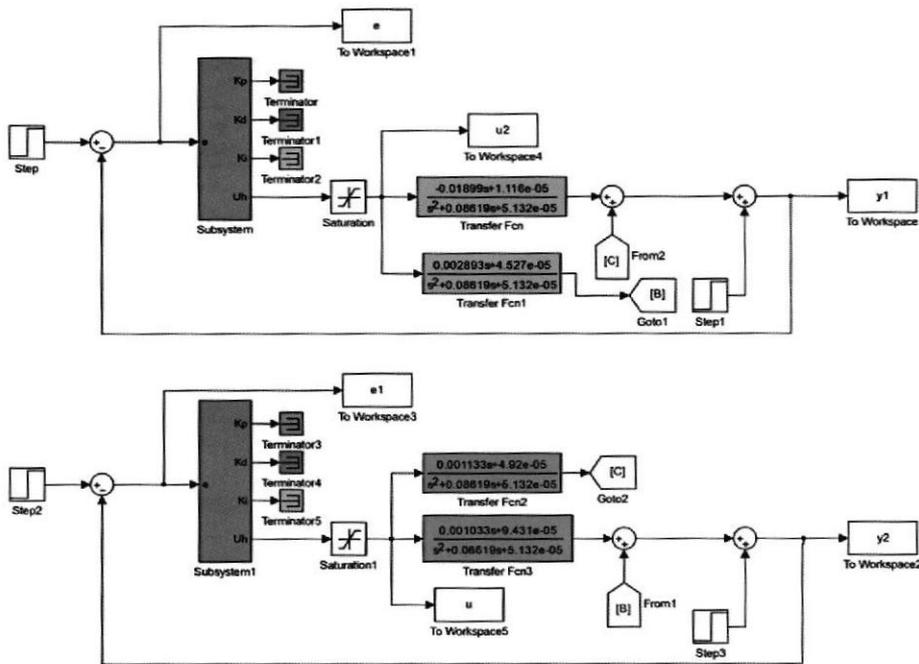


Figura 4. 27. Planta con controladores PID con autoajuste neuronal y detalle de sus funciones de transferencia.

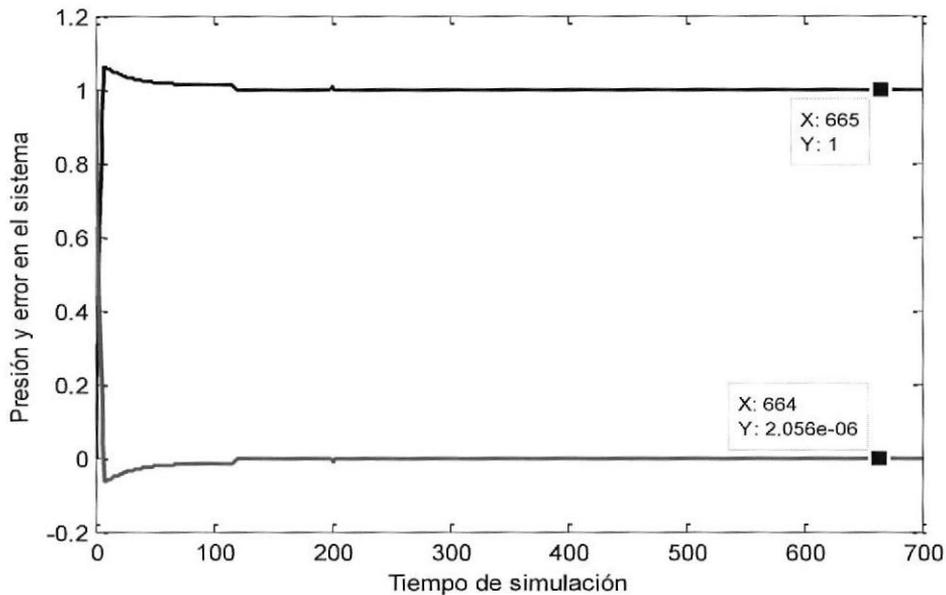


Figura 4. 28. Respuesta de la presión y el error con controlador neuronal y su interacción con la temperatura.

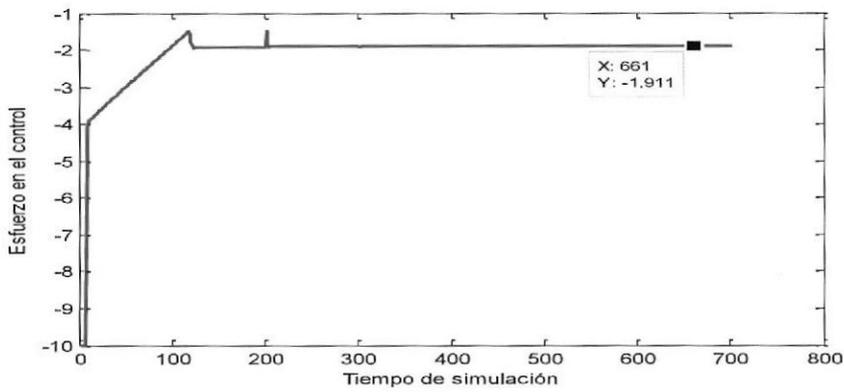


Figura 4. 29. Esfuerzo de control en la presión del sistema

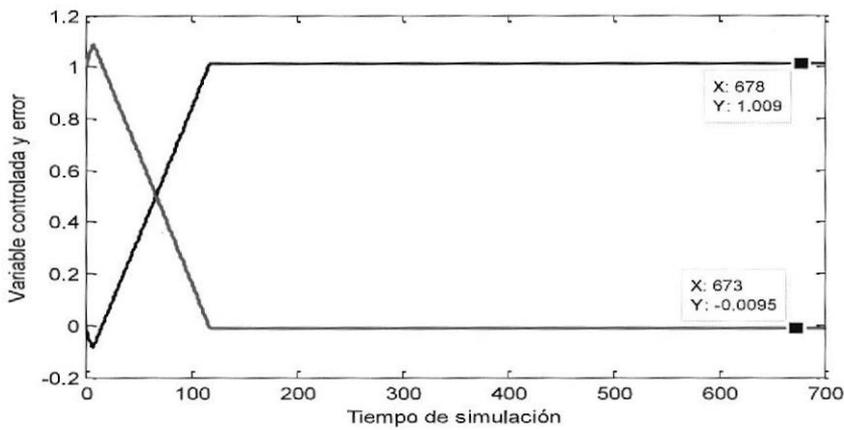


Figura 4. 30. Respuesta de la temperatura y el error con controlador neuronal y su interacción con la temperatura.

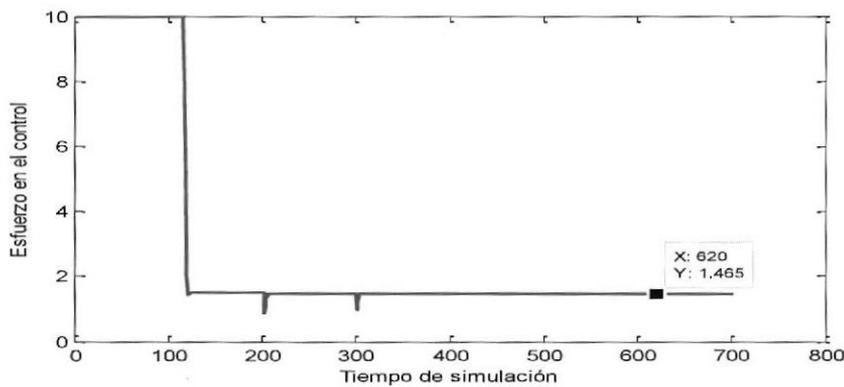


Figura 4. 31. Esfuerzo de control en la temperatura del sistema

4.4 DISEÑO DE PRUEBAS

Los resultados de las pruebas por simulación de los controladores de la planta de intercambiadores de calor de fluidos viscosos, tanto para el control clásico PID y PID con red neuronal, que pueden ser vistas en las gráficas 4.26 al 4.29, permiten controlar las os variables del sistema.

Pruebas de los Controladores con PID Clasico y PID con Red Neuronal

Para determinar cuan eficiente es el sistema NNPID, se realizarán varias perturbaciones en el sistema; para lo cual en todos los casos y en cada lazo se aplican sendas perturbaciones en la carga a los instantes 100 y 200 segundos de simulación y además se añadirá una perturbación que simula el encendido y apagado de la llama como un forma sinusoidal $y(t)=0.0143\cos(0.05t)$ en el lazo de control de la temperatura.

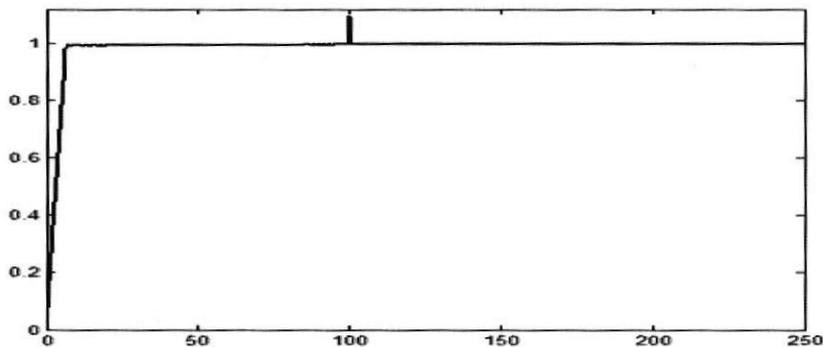


Figura 4. 32. Control de la presión con PID y perturbación en 100 s.

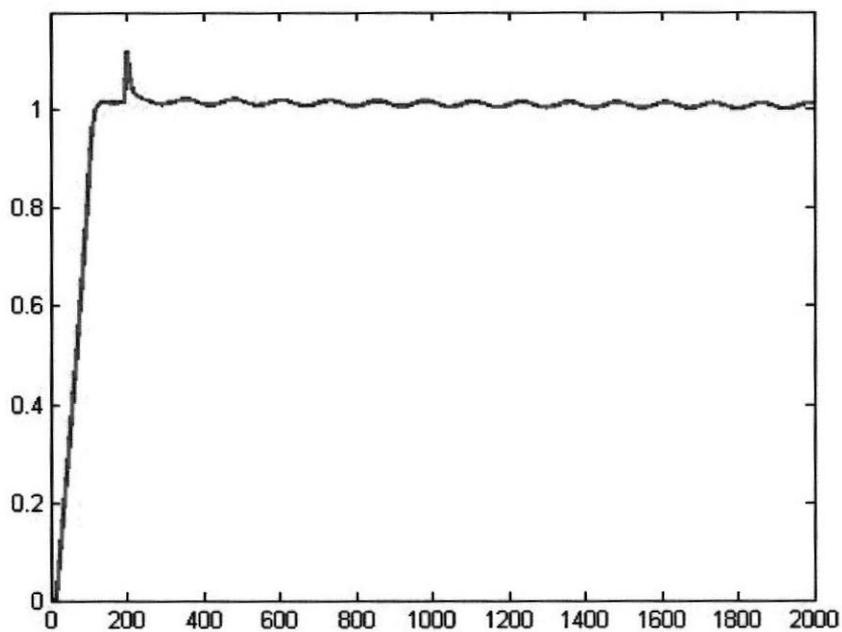


Figura 4. 33. Control de la temperatura con PID y perturbación a 200s.

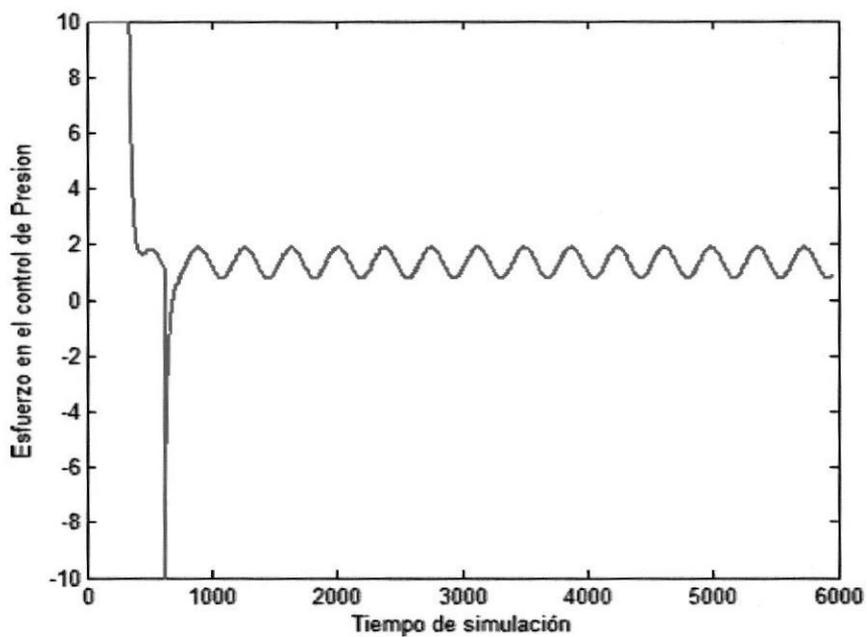


Figura 4. 34. Esfuerzo de Control de la presión con PID clásico y perturbación en 100 s.

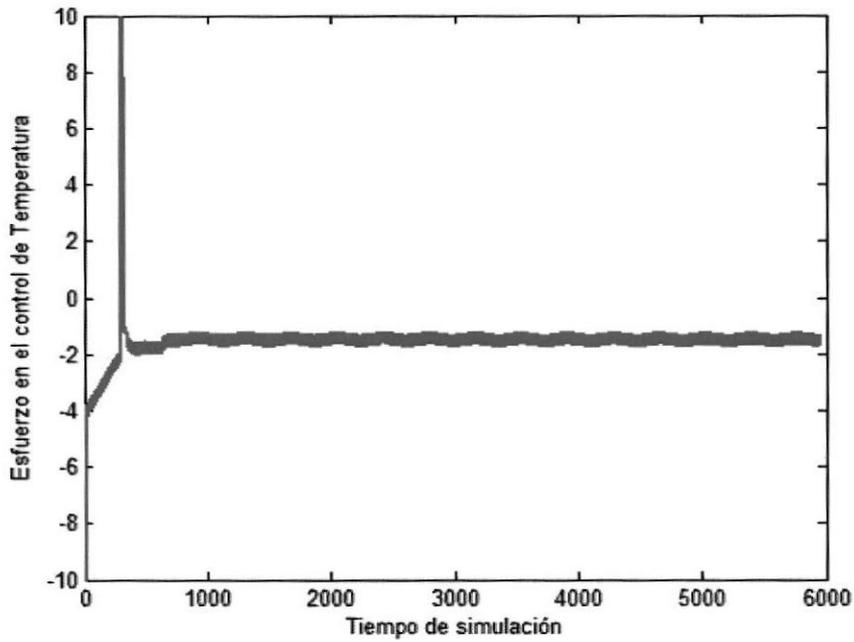


Figura 4. 35. Esfuerzo de Control de la temperatura con PID clásico y perturbación al tiempo de 200 seg.

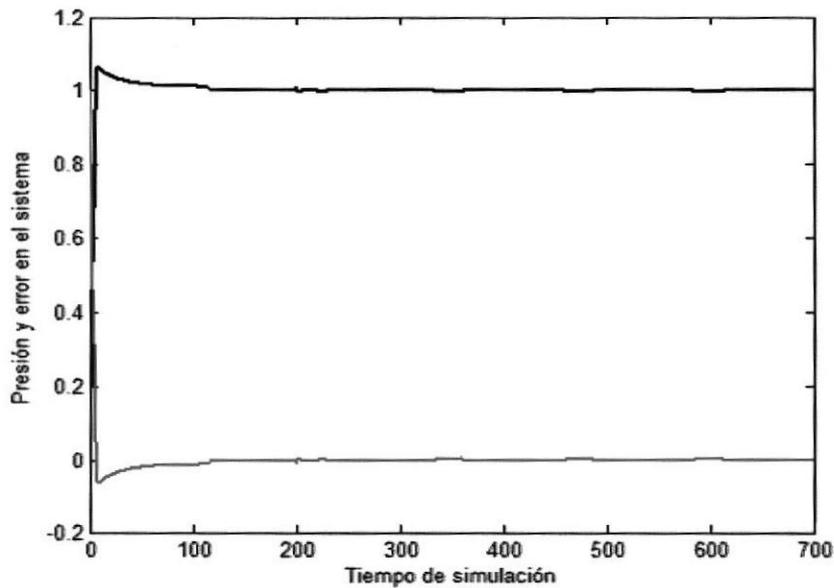


Figura 4. 36. Control de la presión con PID neuronal y perturbación al tiempo de 100s y 200s.

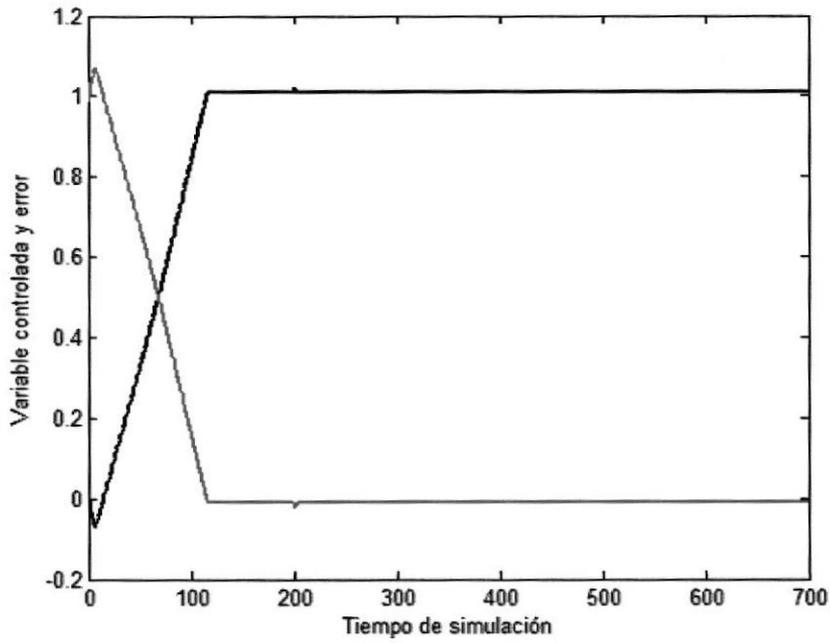


Figura 4. 37. Control de temperatura con NNPID y perturbación a 200 s.

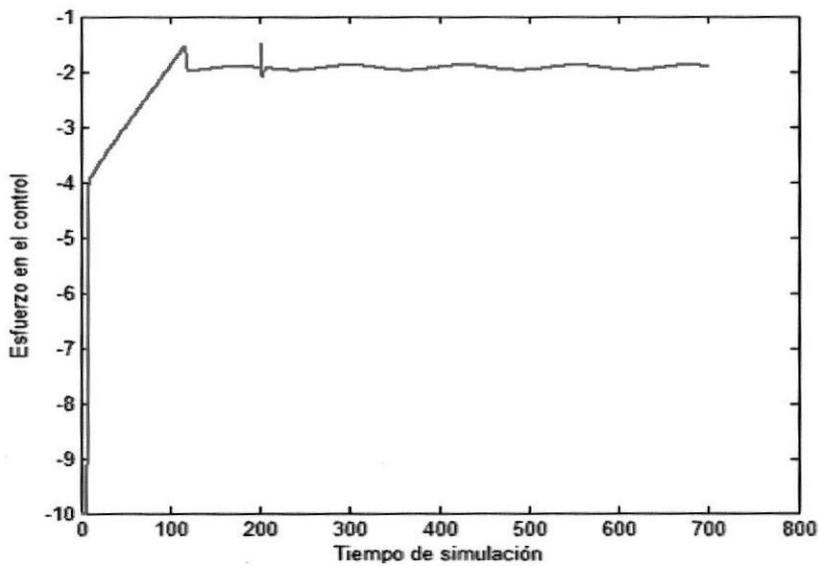


Figura 4. 38. Esfuerzo de Control de la presión con NNPID y perturbación a 100s y 200s.

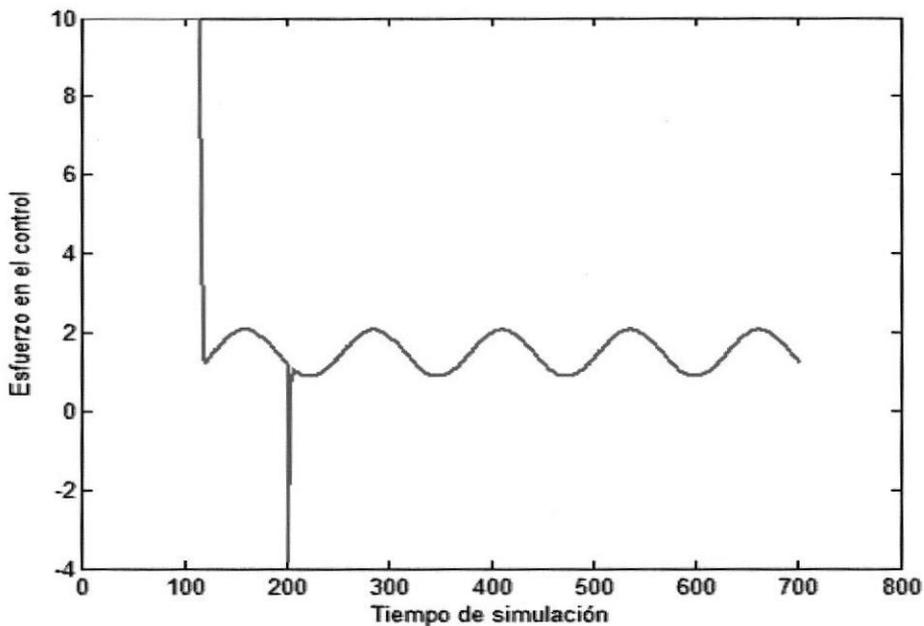


Figura 4. 39. Esfuerzo de Control de temperatura con NNPID, perturbación a 200s.

De las gráficas 4.26 al 4.29, se puede inferir que:

En el caso del controlador PID sin autoajuste los procesos se muestran controlados siendo el primero un proceso controlado de manera rápida y el segundo algo más lento. Es evidente la posibilidad de rechazar las perturbaciones en ambos procesos, sin embargo el rechazo es mejor en el primer proceso controlado. En el segundo se pone de manifiesto la inercia del sistema por la disminución de la influencia perturbadora de manera paulatina con un carácter exponencial.

En el caso del controlador PID con autoajuste los procesos se muestran igualmente controlados de manera más rápida en comparación con las

respuestas del sistema sin autoajuste. El rechazo a las perturbaciones se mantiene, siendo mejor en el primer proceso controlado. Surge la pregunta: ¿cómo, realmente, funcionan los controladores PID autoajustables neuronales?

Para dar respuesta a la misma se presentan en la figura 4.40 las variaciones en el tiempo de las ganancias proporcionales, derivativas e integrales de cada lazo de control. En la parte superior se tienen tales ganancias para el primer lazo de control y en la parte inferior las respectivas ganancias del lazo inferior de control. Los colores se corresponden con las ganancias.

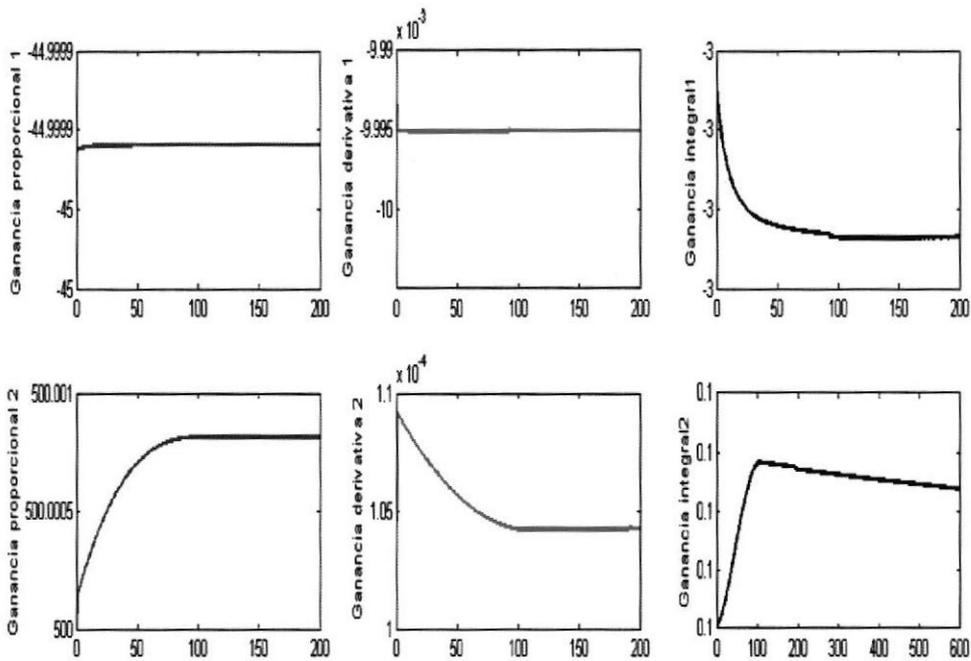


Figura 4. 40. Variaciones de las ganancias del control NNPID

Para el controlador ajustado con red neuronal los valores iniciales se corresponden con los establecidos en los campos "Const Value" de los bloques "Const" en los subsistemas incluidos en el diagrama LB_control_MIMO_neuronal. En ese campo se inserta el vector fila con los valores de los parámetros [η η_1 K_p0 K_d0 K_i0].

En todos los casos se observan pequeñas variaciones de los valores en el tiempo, de manera tal que el entrenamiento en línea proporciona la búsqueda de los incrementos o decrementos respecto de los valores iniciales para ajustar finamente las ganancias del controlador PID paralelo, garantizando así la reubicación con más precisión de los polos de cada sistema y mantener la estabilidad, la rapidez en la regulación y el rechazo adecuado a las perturbaciones.

CAPÍTULO V.

ANÁLISIS DE RESULTADOS POR SIMULACIÓN

5.1 PRESENTACION DE LOS RESULTADOS DE LAS PRUEBAS POR SIMULACIÓN.

Par realizar el análisis y comparación de los dos controladores, se diseñó en Simulink, el control de ambos sistemas para luego graficarlos por simulación, como se puede ver en la figura 5.1.

Estos resultados se obtuvieron al cambiar la referencia de las dos variables a controlar que son la presión y la temperatura, por medio del bloque del escalón que representa un incremento de una unidad en cada variable, para luego sintonizar en forma manual cada una de las ganancias del controlador neuronal y PID clásico.

Además se añadió los bloques de retardo de 8 segundos en las funciones que se relacionan con la temperatura

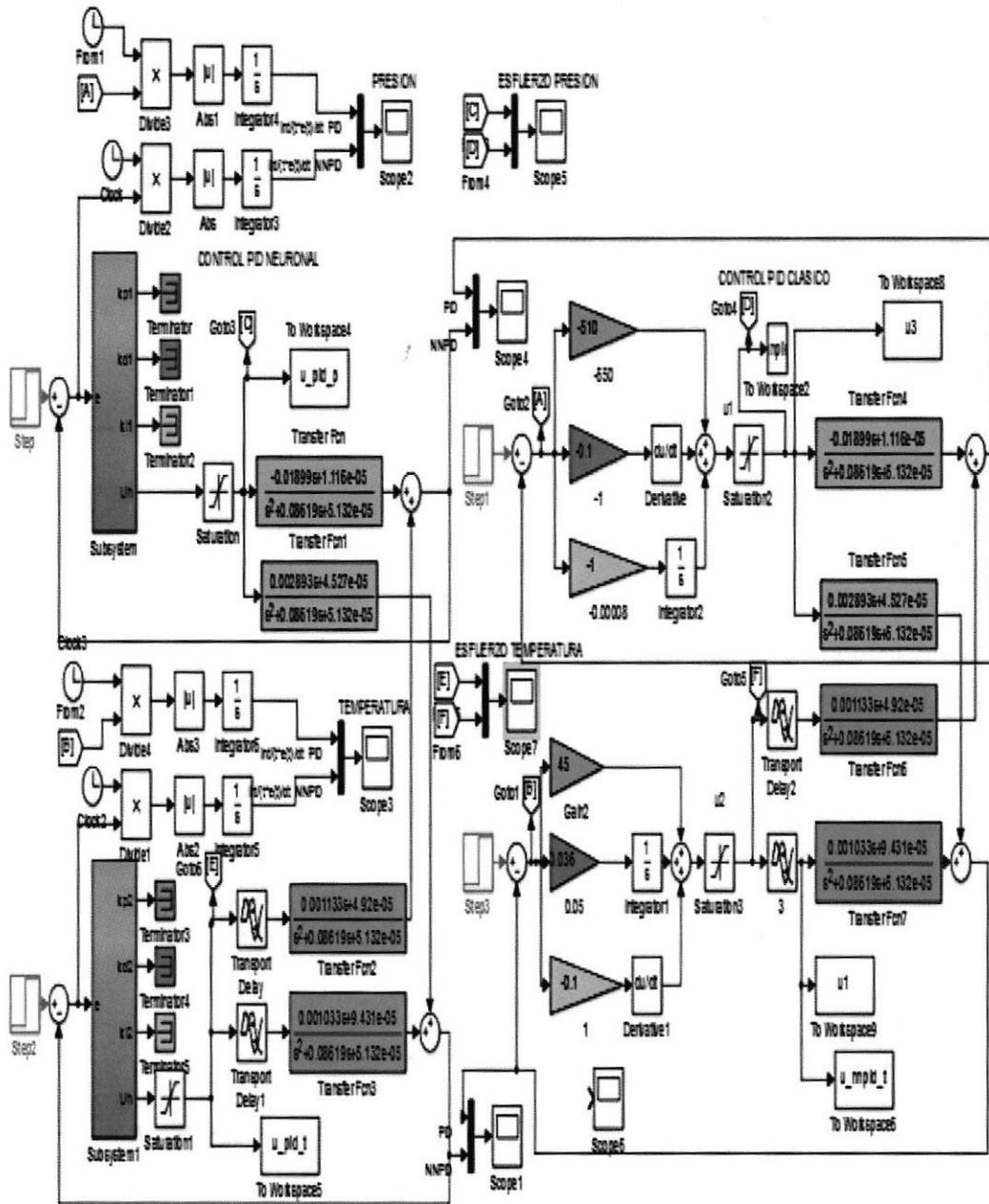


Figura 5. 1. Control PID y PID neuronal en Simulink para su comparación en el desempeño del control del sistema

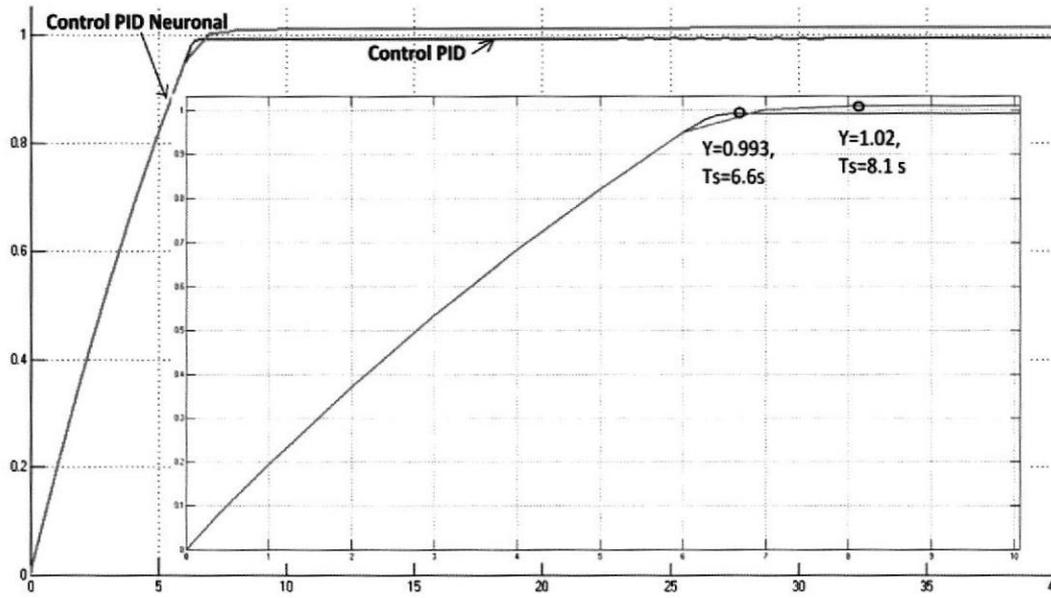


Figura 5. 2. Respuestas del control PID y PID Neuronal en la variable presión de la glicerina.

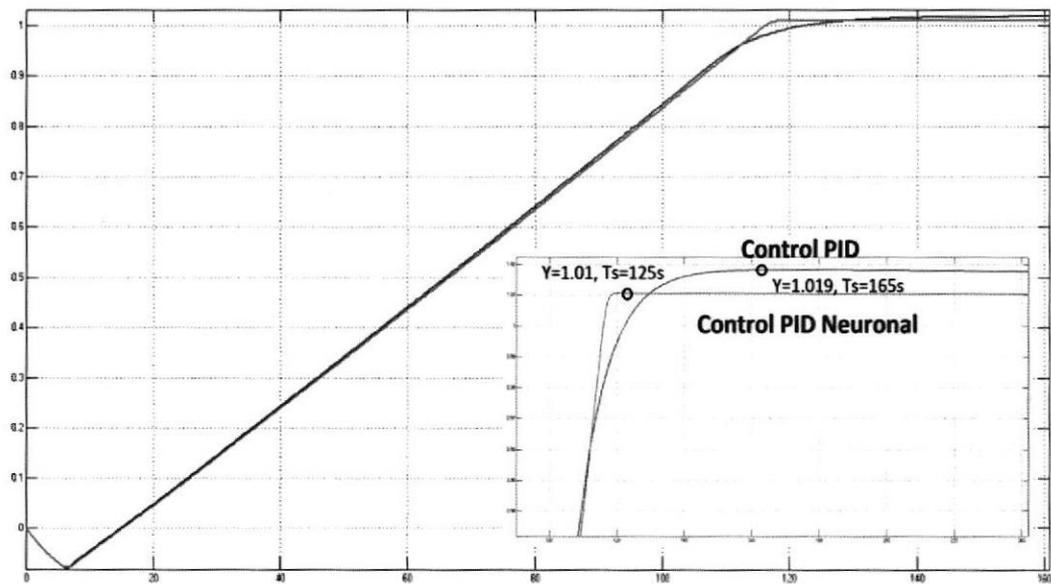


Figura 5. 3. Respuestas del control PID y PID Neuronal en la variable temperatura de la glicerina.

5.2 COMPARACIÓN DEL DESEMPEÑO DE LOS CONTROLADORES DISEÑADOS EN PRESENCIA DE INTERACCIONES Y PERTURBACIONES EN LA REFERENCIA.

Para realizar la comparación entre el control PID y NNPID en la planta de fluidos viscosos para controlar la presión y la temperatura de la glicerina, es necesario, determinar las ganancias entre la señal de la entrada al variador (0-10V) , la señal de salida de la tarjeta NI-USB6009 (0-5V), la frecuencia de las bombas (0-60Hz) y el caudal que producen cada una de ellas en el rango de operación del sistema y sus valores incrementales con respecto al punto de operación. Se realiza el diseño del controlador en Simulink para su funcionamiento, ver figura 5.2 y la implementación del controlador a la planta física, ver Anexo DAQ_PID_implementación y DAQ_NNPID_implementación.

Utilizando los datos de identificación de la planta, se encuentra que las respuestas de entradas y salidas para los fluidos ethilenglicol y glicerina para las variables de estudio, son los siguientes:

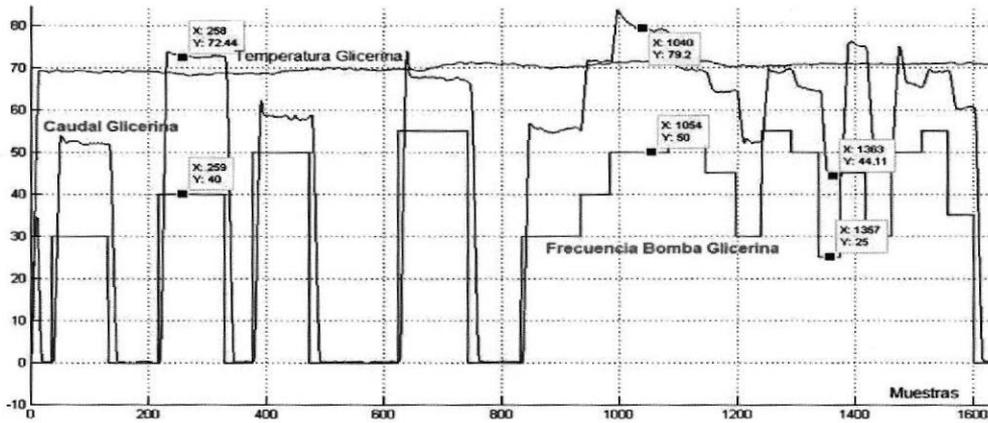


Figura 5. 4. Respuesta del Caudal de la bomba de la Glicerina vs su Frecuencia.

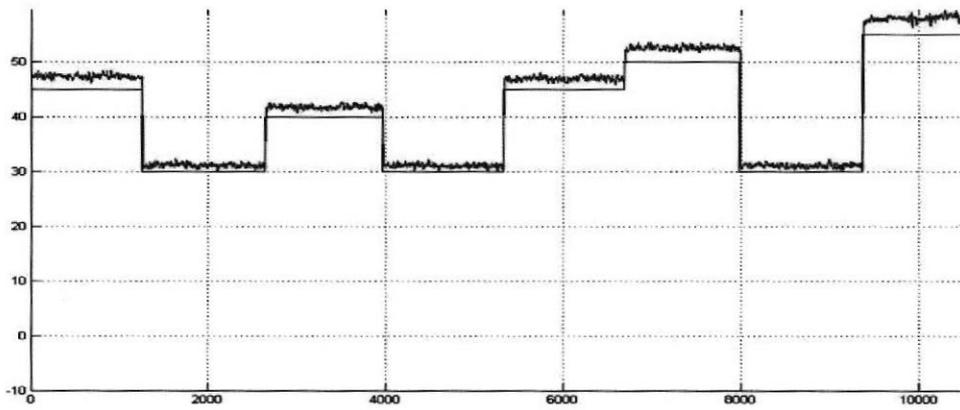


Figura 5. 5. Respuesta del Caudal de la bomba de Ethilenglicol vs su Frecuencia.

Bomba de Ethilenglicol			Bomba de Glicerina		
Voltaje	Frecuencia	Caudal	Voltaje	Frecuencia	Caudal
2,1	25	26	2,1	25	44,105
2,5	30	32	2,5	30	53,22
3,3	40	42	2,9	35	60,08
3,8	45	47,5	3,3	40	71,89
4,2	50	54	3,8	45	75,245
4,6	55	68	4,2	50	79,2
5,0	60	72	4,6	55	83,6

Tabla 5. 1. Puntos de operación de frecuencia y caudal de las bombas

Glicerina						Ethilenglicol			
Variación de Presión (psig)	Presión (psig)	Temp (°C)	Variación de Caudal (l/min)	Caudal (l/min)	Frecuencia (Hz)	Variación de Caudal (l/min)	Caudal (l/min)	Temp (°C)	Frecuencia (Hz)
16	7	72	22			21,5	26	84	25
	11,7			53,22	30		32		30
	16			60,08	35		42		40
	23			71,89	40		47,5		45
17	28		17	74	45	18	54		50
	33,2			79,2	50		68		55
	39,5			83,6	55		72		60
	45			91	60				

Tabla 5. 2. Rango de Operación de las bombas con respecto al punto de operación del sistema.

Ethilenglicol			Glicerina
Temperatura (°C)	Frecuencia (Hz)	Caudal (l/min)	Temperatura (°C)
84	30	32	67,2
	40	42	69,6
	45	47,5	71,4
	50	54	72,3
	55	68	74,2
	60	72	75,3

Tabla 5. 3. Relación entre el caudal del Ethilenglicol y el aumento de la temperatura de la Glicerina, en el punto de operación del sistema

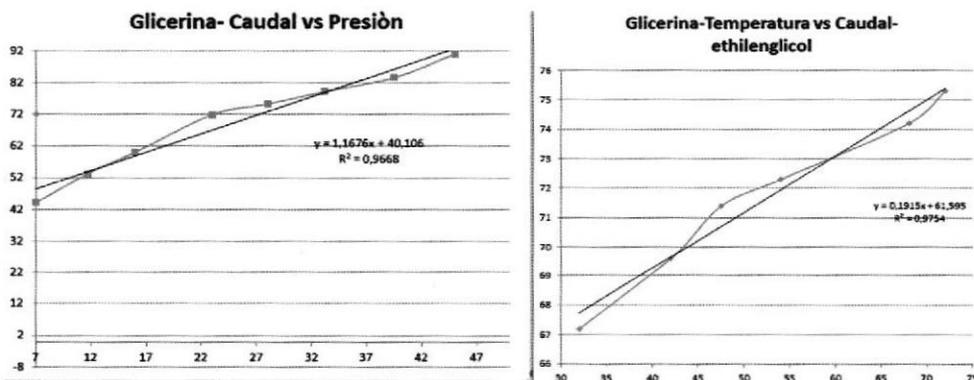


Figura 5. 6. Relación entre el caudal vs Presión de la Glicerina y Temperatura vs Caudal del Ethilenglicol en el punto de referencia.

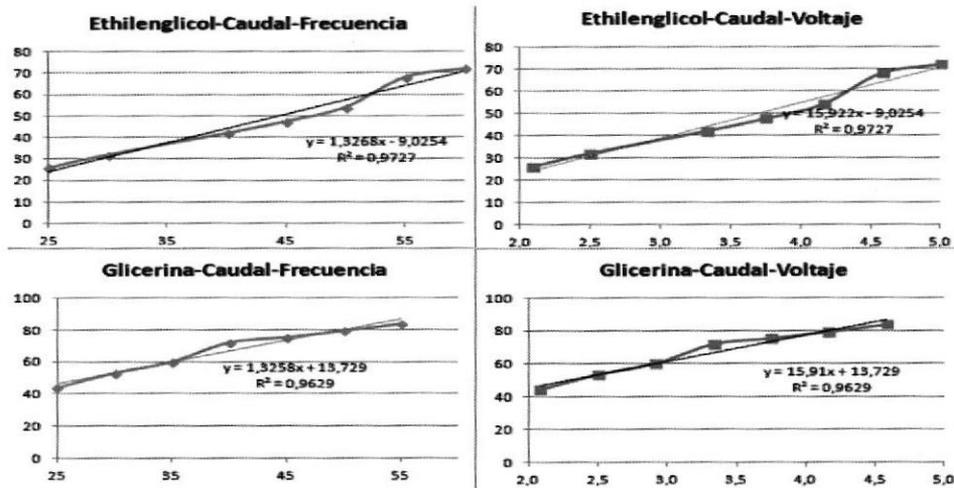


Figura 5. 7. Relación entre caudales, Frecuencia y voltajes del sistema.

De acuerdo a la tabla 5.2, las relaciones incrementales entre la frecuencia y el caudal en las bombas, con respecto a la referencia de operación de la planta, tanto de la Glicerina como el Ethilenglicol en forma de ecuaciones lineales son:

$$\dot{V}_{Glic} = 1.05 * f_{Glic} - 47 \quad (5.1)$$

$$\dot{V}_{Ethil} = 1.075 * f_{Ethil} - 46 \quad (5.2)$$

$$F(t) = 12 * V(t) \quad (5.3)$$

Donde: \dot{V}_{Glic} : es el caudal de la Glicerina

\dot{V}_{Ethil} : es el caudal del Ethilenglicol

$F(t)$: es la frecuencia de cada una de las bombas

$V(t)$: es el voltaje de salida de la tarjeta NI-USB6009

Para la comparación de los controladores, se añadirá el tiempo de retardo de 8 segundos en la variable caudal del ethilenglicol, las perturbaciones del encendido y apagado de la flama del Ethilenglicol. Se tomará en cuenta la salida de la señal al variador de frecuencia, de tal manera que el controlador llegue a un punto de saturación máximo, que estará fuera de 25 y 60 Hz, hasta que el lazo de control ya no tenga influencia en el sistema; los valores en los saturadores de las señales de salida del error se añadirán de acuerdo a la tabla 5.2

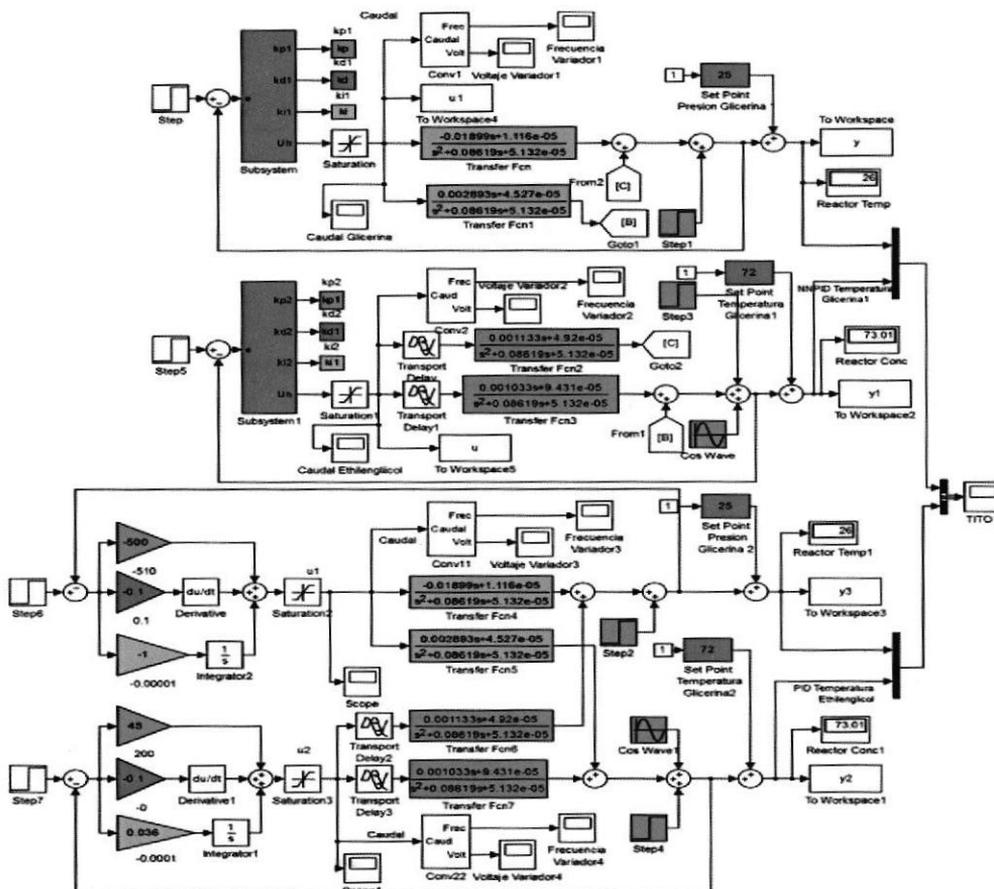


Figura 5. 8. Diseño Simulink para comparar los controladores NNPID y PID.

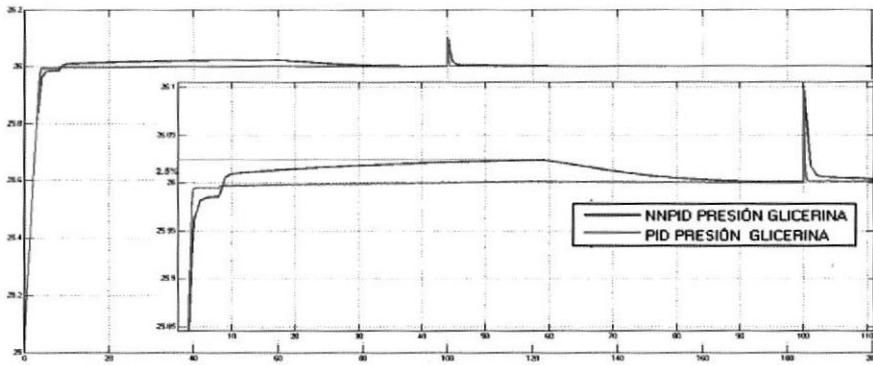


Figura 5. 9. Valor final de la presión al comparar los controladores NNPID y PID, ante perturbaciones.

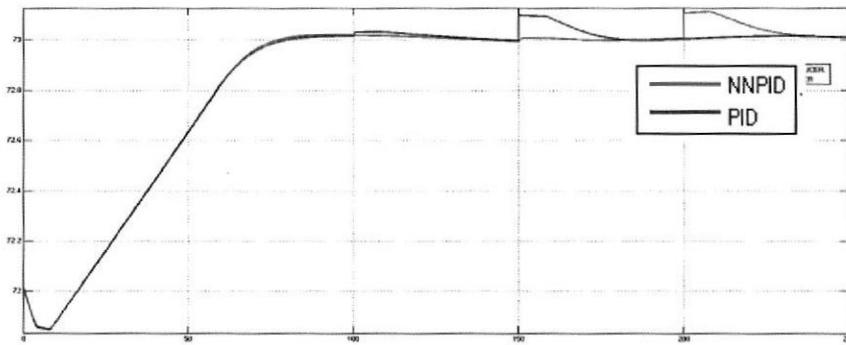


Figura 5. 10. Valor final de la temperatura al comparar los controladores NNPID y PID, ante perturbaciones.

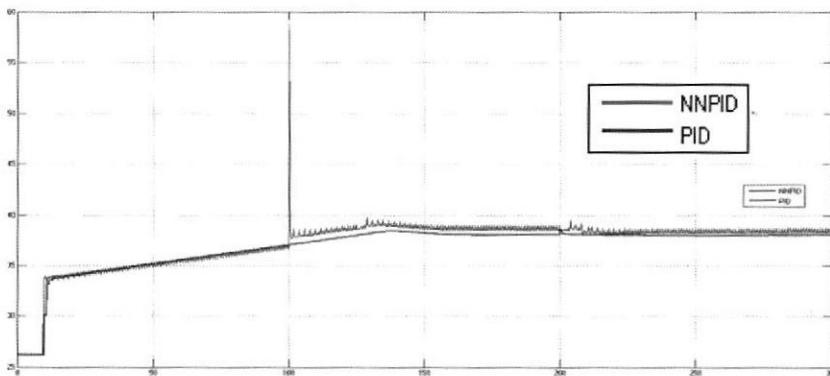


Figura 5. 11. Frecuencia del variador de la bomba de la glicerina, a incremento de 2 unidades, con control NNPID vs PID para la presión.

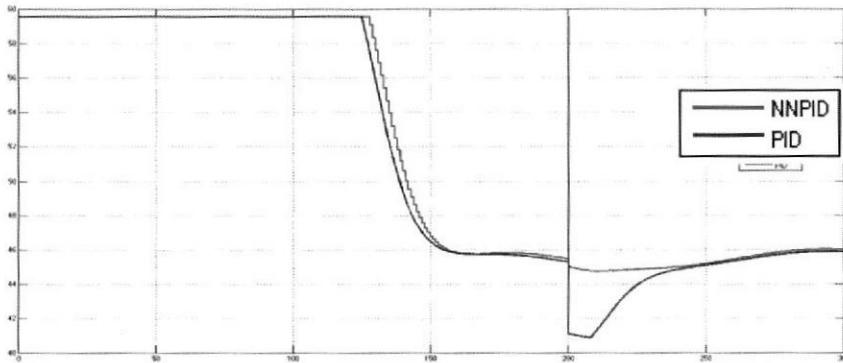


Figura 5. 12. Frecuencia del variador de la bomba de la glicerina, a incremento de 2 unidades, con control NNPID vs PID para la temperatura.

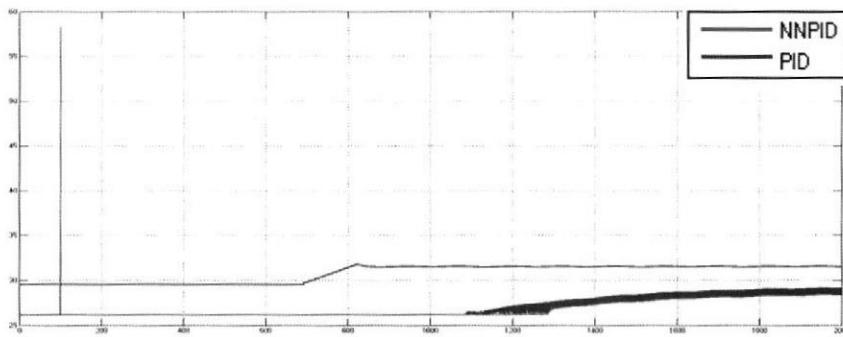


Figura 5. 13. Frecuencia del variador de la bomba de la glicerina, a incremento de 7 unidades, con control NNPID vs PID para la presión.

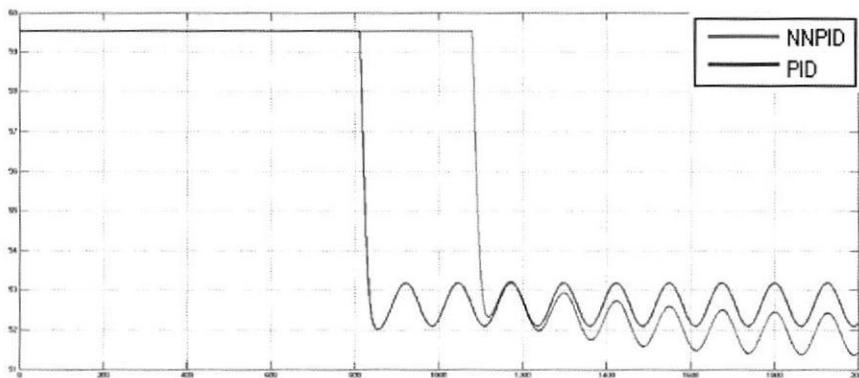


Figura 5. 14. Frecuencia del variador de la bomba de la glicerina, a incremento de 7 unidades, con control NNPID vs PID para la temperatura.

Errores de los controladores por simulación.

Los errores encontrados por simulación, a diferentes referencias del sistema se pueden ver en la tabla 5.5; se puede notar que para el punto de operación del sistema con $P=25$ psig y $I=72^{\circ}\text{C}$, los dos controladores se comportan de tal manera que los errores son muy pequeños, admisibles para el experimento.

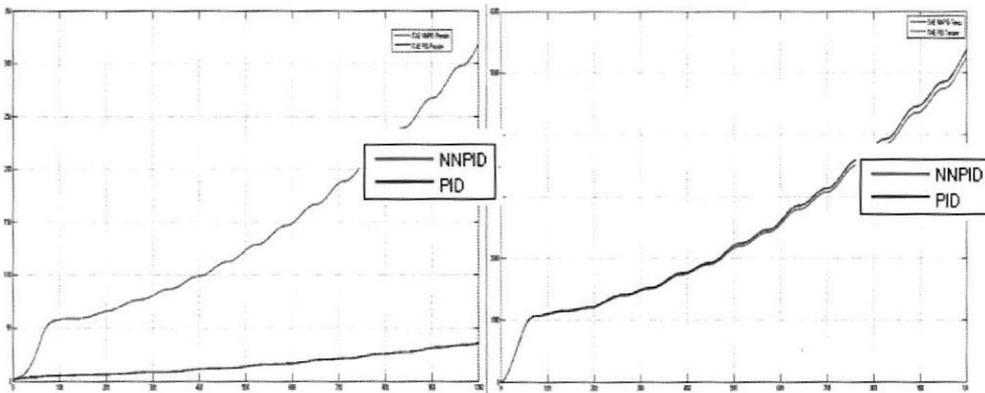


Figura 5. 15. Criterio ITAE entre los controladores NNPID y PID clásico, para la variable presión (izquierda) y temperatura (derecha), en incremento de una unidad.

Variable	Controlador	IAE	ISE	ITAE	ITSE	ISTAE	ISTSE
Presión	NNPID	3,62	1,214	316,9	2,245	1,77E+05	162,2
	PID	2	1,186	35,94	1,098	2,01E+04	3,549
Temperatura	NNPID	53	37,37	5363	730,6	2,91E+06	50010
	PID	52,5	37,18	5232	720,8	2,83E+06	47900

Tabla 5. 4. Criterios de error para cada controlador y sus variables

Error Estado Estacionario; Referencia P=25 psig, T=72°C											
Presión (Psig)						Temp. (°C)					
Inicia I	Increment	NNPID		PID		Final	Increment	NNPID		PID	
		Sobrepico (%)	Tiempo Estable (s)	Sobrepico (%)	Tiempo Estable (s)			Sobrepico (%)	Tiempo Estable	Sobrepico (%)	Tiempo Estable
18	-7	0	450	0	490	65	-7	5	610	6	622
20	-5	0	135	0	165	67	-5	12	388	10	400
22	-3	0	15	0	15	69	-3	5	200	5	200
24	-1	5	4	5	3,5	71	-1	6	66	5	65
26	1	2	4	2	4	73	1	7,5	76	2	76
27	2	0	9,5	0	9,5	74	2	7,2	150	6,2	150
28	3	0	20	0	20	75	3	8,3	240	6,4	232
30	5	0	220	0	220	77	5	0	477	0	480
32	7	0	650	0	650	79	7	6	790	5	775

Tabla 5. 5. Tiempo de estabilización y Sobrepico de los controladores para cada una de las variables de salida

El error relativo del criterio del error, el cual es la diferencia entre los valores de cada criterio de error ITAE para cada controlador (tabla 5.6)

Error de los Controladores, Tiempo 1000 s								Criterio Error ITAE				Diferencia de ITAE	
Incremento		Final		Presión (Psig)		Temp. (°C)		Presión		Temp.		Presión	Temp.
Press	Temp	Press	Temp	NNPID	PID	NNPID	PID	NNPID	PID	NNPID	PID	NNPID-PID	NNPID-PID
-7	-7	18	65	0,1360	0,6823	0,1989	1,2610	2E+05	4E+05	5E+05	8E+05	-2,7E+05	-2,9E+05
0	-7	25	65	0,0417	0,0219	0,5130	0,4798	2E+04	4E+04	3E+05	4E+05	-2,3E+04	-4,7E+04
-5	-5	20	67	0,0012	0,0492	0,2723	0,4669	8E+04	5E+04	3E+05	4E+05	2,2E+04	-1,3E+05
0	-5	25	67	0,0005	0,0037	0,2426	0,2410	1E+03	4E+03	2E+05	2E+05	-2,7E+03	1,4E+03
-3	-3	22	69	0,0007	0,0041	-0,0907	0,0872	2E+03	5E+03	9E+04	8E+04	-3,0E+03	3,0E+03
0	-3	25	69	0,0007	0,0018	0,0877	0,0869	6E+02	2E+03	7E+04	7E+04	-1,6E+03	7,0E+02
-1	-1	24	71	0,0008	0,0000	-0,0096	-0,0097	3E+02	7E+01	5E+03	5E+03	2,3E+02	9,1E+01
0	-1	25	71	0,0008	0,0007	0,0070	0,0069	3E+02	6E+02	1E+04	1E+04	-3,4E+02	1,3E+02
-7	0	18	72	-2,9140	-2,9140	-0,0890	-0,0890	1E+06	1E+06	5E+04	5E+04	0,0E+00	-1,0E+01
-5	0	20	72	-0,9136	-0,9137	-0,0890	-0,0889	5E+05	5E+05	5E+04	5E+09	0,0E+00	-5,3E+09
-3	0	22	72	0,0009	0,0027	-0,0660	-0,0660	1E+03	3E+03	4E+04	4E+04	-1,3E+03	-1,9E+02
-1	0	24	72	0,0008	-0,0007	-0,0280	-0,0280	3E+02	7E+02	1E+04	1E+04	-4,7E+02	1,0E+01
0	0	25	72	0,0008	0,0001	-0,0090	-0,0089	3E+02	3E+01	4E+03	4E+03	2,3E+02	1,1E+02
1	0	26	72	0,0008	0,0008	0,0098	0,0101	3E+02	7E+02	1E+04	1E+04	-4,2E+02	-1,0E+01
3	0	28	72	0,0007	-0,0032	0,0479	0,0482	2E+03	3E+03	4E+04	4E+04	-1,7E+03	-2,3E+02
5	0	30	72	1,1550	1,1550	0,0639	0,0641	6E+05	6E+05	5E+04	5E+04	0,0E+00	-3,0E+01
7	0	32	72	3,1550	3,1550	0,0639	0,6407	2E+06	2E+06	5E+04	5E+04	0,0E+00	-3,0E+01
0	1	25	73	0,0008	-0,0006	-0,0261	-0,0258	3E+02	7E+02	1E+04	1E+04	-3,5E+02	1,5E+02
1	1	26	73	0,0008	0,0001	-0,0103	-0,0100	3E+02	3E+01	5E+03	5E+03	2,8E+02	1,3E+02
0	3	25	75	0,0009	-0,0020	-0,1188	-0,1178	6E+02	2E+03	8E+04	8E+04	-1,6E+03	7,5E+02
3	3	28	75	0,0009	-0,0052	-0,1475	-0,1427	2E+03	6E+03	1E+05	1E+05	-3,4E+03	4,0E+03
0	5	25	77	0,0011	-0,0037	-0,3011	-0,2985	1E+03	4E+03	2E+05	2E+05	-2,7E+03	1,4E+03
5	5	30	77	-0,2181	-0,0925	-0,2810	-0,7053	1E+05	1E+05	3E+05	5E+05	1,5E+04	-1,9E+05
0	7	25	79	0,0008	-0,0031	-0,5342	-0,5812	2E+03	6E+03	4E+05	4E+05	-3,7E+03	-8,9E+04
7	7	32	79	-0,1351	-1,2190	-0,2172	-1,2360	3E+05	4E+05	8E+05	9E+05	-1,5E+05	-7,5E+04
Suma Total en área de Control												-4,2E+05	-5,3E+09

Tabla 5. 6. Errores encontrados en simulación para diferentes puntos de referencia de la presión y la temperatura

Reordenando los valores encontrados para graficarlos en tres dimensiones, se tiene:

Error en la variable presión, NNPID										
NNPID	Incremento Temperatura (°C)									
	-7	-5	-3	-1	0	1	3	5	7	
Incremento Presión	-7	0,13600	-0,16030	-1,25800	-2,38200	-2,91400	-3,43700	-4,50200	-5,60100	-6,76000
	-5	0,00080	0,00121	0,12410	-0,38170	-0,91360	-1,43700	-2,50200	-3,60100	-4,76000
	-3	0,00078	0,00078	0,00068	0,00083	0,00086	0,00087	-0,50220	-1,60100	-2,76000
	-1	0,00078	0,00049	0,00069	0,00080	0,00082	0,00083	0,00092	0,00110	-1,77900
	0	0,04174	0,00052	0,00069	0,00078	0,00080	0,00080	0,00092	0,00112	0,00078
	1	1,01400	0,00053	0,00068	0,00076	0,00077	0,00080	0,00092	0,00117	0,00078
	3	2,97600	1,83500	0,74170	0,00072	0,00073	0,00077	0,00095	0,00078	0,00078
	5	4,97600	3,83500	2,74200	1,67900	1,15500	0,62010	-0,12580	-0,21810	-0,30360
7	6,97600	5,83500	4,74200	3,67900	3,15500	2,62000	1,47000	0,39880	-1,21900	
Error en la variable presión, PID										
PID	Incremento Temperatura (°C)									
	-7	-5	-3	-1	0	1	3	5	7	
Incremento Presión	-7	0,68230	-0,19310	-1,25800	-2,38200	-2,91400	-3,43700	-4,50200	-5,60100	-6,74300
	-5	0,05302	0,04923	0,04745	-0,38170	-0,91370	-1,43700	-2,50200	-3,60100	-4,74300
	-3	0,00901	0,00648	0,00409	0,00263	0,00272	0,00216	-0,50200	-1,60100	-2,74400
	-1	0,00521	0,00281	0,00144	-0,00004	-0,00066	-0,00128	-0,00223	-0,00368	-1,75600
	0	0,02188	0,00373	0,00181	0,00071	0,00008	-0,00055	-0,00197	-0,00369	-0,00309
	1	0,99160	0,00369	0,00276	0,00014	0,00078	0,00013	-0,00119	-0,00318	-0,00506
	3	2,96600	1,83500	0,74140	-0,00409	-0,00319	-0,00308	-0,00516	-0,00735	-0,01061
	5	4,96600	3,83500	2,74100	1,67900	1,15500	0,62020	-0,12580	-0,09247	-0,09874
7	6,96600	5,83500	4,74100	3,67900	3,15500	2,62000	1,47100	0,14260	-1,21900	
Error en la variable Temperatura, NNPID										
NNPID	Incremento Temperatura (°C)									
	-7	-5	-3	-1	0	1	3	5	7	
Incremento Presión	-7	0,19890	0,18970	0,08612	-0,06901	-0,08895	-0,09256	-0,13430	-0,24200	-0,46480
	-5	0,29350	0,27230	0,09800	-0,06901	-0,08895	-0,09256	-0,13430	-0,24220	-0,46480
	-3	0,38240	0,36110	-0,09069	-0,04008	-0,06600	-0,07960	-0,13440	-0,24230	-0,46500
	-1	0,47130	0,26290	0,08370	-0,00961	-0,02801	-0,04291	-0,12280	-0,27970	-0,50180
	0	0,51300	0,24260	0,08768	0,00696	-0,00902	-0,02607	-0,11880	-0,30110	-0,53420
	1	0,46470	0,23170	0,09500	0,02428	0,00977	-0,01033	-0,11970	-0,34400	-0,49870
	3	0,38990	0,20210	0,10510	0,06140	0,04791	0,01656	-0,14750	-0,37950	-0,40060
	5	0,38990	0,20210	0,10510	0,06744	0,06394	0,03770	-0,17580	-0,28100	-0,29810
7	0,38990	0,20210	0,10510	0,06744	0,06394	0,03770	-0,16970	-0,22060	-0,21720	
Error en la variable Temperatura, PID										
PID	Incremento Temperatura (°C)									
	-7	-5	-3	-1	0	1	3	5	7	
Incremento Presión	-7	1,26100	0,46460	0,08565	-0,06908	-0,08895	-0,09236	-0,13370	-0,24110	-0,43310
	-5	1,06200	0,46690	0,10180	-0,06908	-0,08889	-0,09236	-0,13370	-0,24110	-0,43310
	-3	0,71950	0,33370	0,08720	-0,04095	-0,06600	-0,07960	-0,13390	-0,24150	-0,43370
	-1	0,53460	0,25990	0,08291	-0,00968	-0,02795	-0,04267	-0,12190	-0,27790	-0,45770
	0	0,47980	0,24100	0,08691	0,00693	-0,00892	-0,02581	-0,11780	-0,29850	-0,58120
	1	0,42120	0,23020	0,09434	0,02427	0,01012	-0,01003	-0,11860	-0,33130	-0,66630
	3	0,37110	0,20120	0,10470	0,06163	0,04820	0,01801	-0,14270	-0,46100	-0,97260
	5	0,37110	0,20120	0,10470	0,06740	0,06407	0,03795	-0,17870	-0,70530	-1,61500
7	0,37110	0,20120	0,10470	0,06740	0,06407	0,03795	-0,16780	-0,71860	-1,23600	

Tabla 5. 7. Error en estado estacionario, para los controladores NNPID y PID, en las variable Presión y Temperatura.

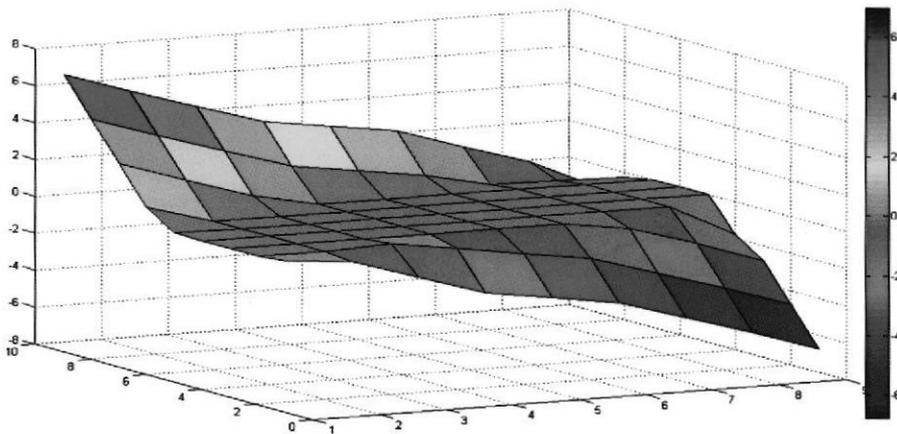


Figura 5. 16. Error de estado estable del controlador NNPID en la variable presión, ante el cambio de incremento de presión y temperatura.

Con los datos de la tabla 5.7, se encuentra el área de seguridad (figura 5.16) para que el usuario pueda incrementar cada variable y obtener errores de estado estacionario menores que una unidad en psig de presión manométrica.

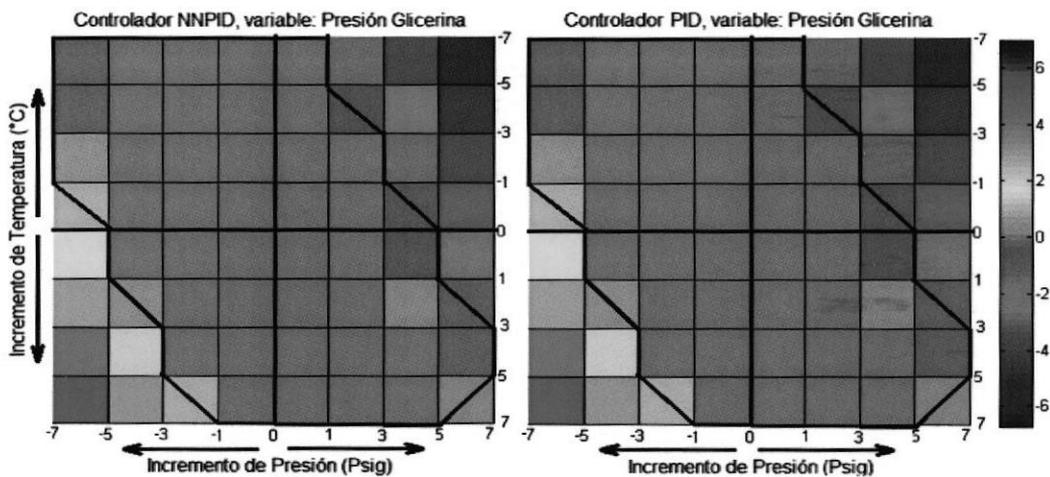


Figura 5. 17. Área de seguridad para los controladores NNPID y PID en la variable presión, ante el cambio de incremento de presión y temperatura

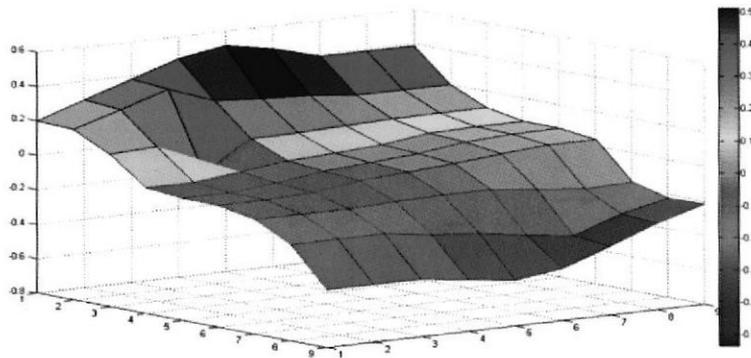


Figura 5. 18. Error de estado estable del controlador NNPID en la variable temperatura, ante el cambio de incremento de presión y temperatura.

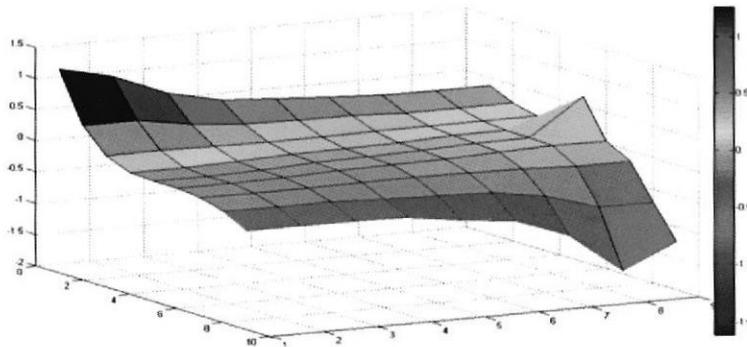


Figura 5. 19. Error de estado estable del controlador PID en la variable temperatura, ante el cambio de incremento de presión y temperatura.

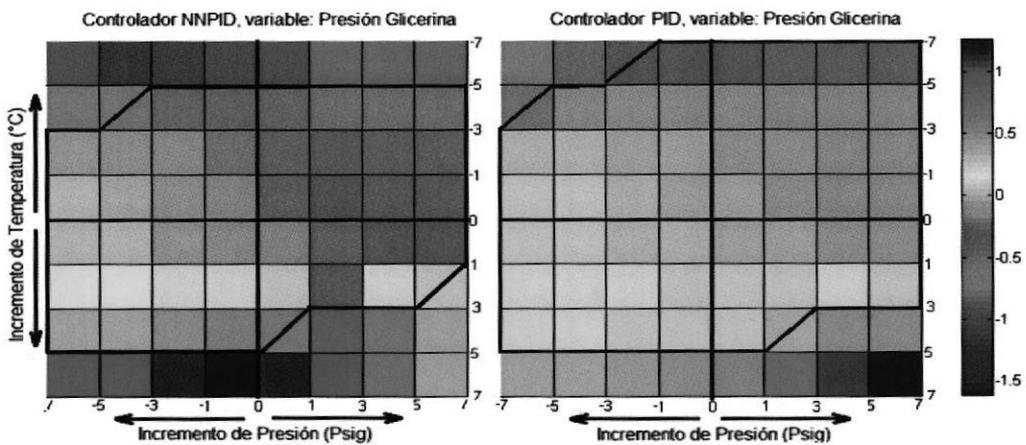


Figura 5. 20. Área de seguridad para los controladores NNPID y PID en la variable temperatura, ante el cambio de incremento de presión y temperatura

De igual manera con lo datos de la tabla 5.7, se grafica el área de seguridad de la temperatura (figura 5.20) para que el usuario pueda incrementar cada variable y obtener errores de estado estacionario en valores menores que 0.5 °C. El error relativo en estado estable para los dos controladores es:

ERROR RELATIVO ENTRE NNPID y PID EN LA PRESIÓN EN EL INTERVALO DE CONTROL											
Incremento Temperatura											
Incremento Presión	Psig	-7	-5	-3	-1	0	1	3	5	7	
	-7	-0,54630	-0,03280	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,01700
	-5	-0,05222	-0,04802	0,07665	0,00000	-0,00010	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,01700
	-3	-0,00823	-0,00569	-0,00340	-0,00180	-0,00186	-0,00129	0,00020	0,00000	0,00000	0,01600
	-1	-0,00443	-0,00231	-0,00075	0,00075	0,00015	-0,00045	-0,00130	-0,00258	-0,00258	0,02300
	0	0,01986	-0,00322	-0,00112	0,00006	0,00071	0,00025	-0,00105	-0,00257	-0,00257	-0,00231
	1	0,02240	-0,00316	-0,00208	0,00062	-0,00001	0,00067	-0,00027	-0,00201	-0,00201	-0,00427
	3	0,01000	0,00000	0,00030	-0,00338	-0,00246	-0,00231	-0,00421	-0,00657	-0,00657	-0,00983
	5	0,01000	0,00000	0,00100	0,00000	0,00000	-0,00010	0,00000	0,12563	0,12563	0,20486
	7	0,01000	0,00000	0,00100	0,00000	0,00000	0,00000	-0,00100	0,25620	0,25620	0,00000
Suma	-7,53892	-5,09520	-2,92841	-1,00375	-0,00356	0,99677	2,99237	5,36809	7,26146	7,26146	
									Suma Total	0,049	

Tabla 5. 8. Error relativo, entre los controladores en la variable Temperatura.

ERROR RELATIVO ENTRE NNPID y PID EN LA TEMPERATURA EN EL INTERVALO DE CONTROL											
Incremento Temperatura											
Incremento Presión	Psig	-7	-5	-3	-1	0	1	3	5	7	
	-7	-1,06210	-0,27490	0,00047	-0,00007	0,00000	0,00020	0,00060	0,00090	0,00090	0,03170
	-5	-0,76850	-0,19460	-0,00380	-0,00007	0,00006	0,00020	0,00060	0,00110	0,00110	0,03170
	-3	-0,33710	0,02740	0,00349	-0,00087	0,00000	0,00000	0,00050	0,00080	0,00080	0,03130
	-1	-0,06330	0,00300	0,00079	-0,00007	0,00006	0,00024	0,00090	0,00180	0,00180	0,04410
	0	0,03320	0,00160	0,00077	0,00003	0,00010	0,00026	0,00100	0,00260	0,00260	-0,04700
	1	0,04350	0,00150	0,00066	0,00001	-0,00035	0,00030	0,00110	0,01270	0,01270	-0,16760
	3	0,01880	0,00090	0,00040	-0,00023	-0,00029	-0,00145	0,00480	-0,08150	-0,08150	-0,57200
	5	0,01880	0,00090	0,00040	0,00004	-0,00013	-0,00025	-0,00290	-0,42430	-0,42430	-1,31690
	7	0,01880	0,00090	0,00040	0,00004	-0,57676	-0,00025	0,00190	-0,49800	-0,49800	-1,01880
Suma	-9,09790	-5,43330	-2,99642	-1,00119	-0,57731	0,99925	3,00850	4,01610	4,01610	4,01650	
									Suma Total	-7,07	

Tabla 5. 9. Error relativo, entre los controladores en la variable Presión.

Implementación de los controladores en la planta.

Para realizar la implementación de los controladores, se utilizan los archivos DAQ_NNPID y DAQ_PID anexados, de tal manera que se debe tener cuidado la instalación de las tarjetas de adquisición de datos NI Usb 6009, con el Toolbox Daq Acquisition de Matlab, el cual en la versión 2015 de este software sólo funciona con sistemas operativos de Windows a 32 bits.

Las gráficas encontradas para el controlador PID clásico desde el punto de referencia de trabajo $P= 25$ psig y $T= 72$ °C, para las variables de entrada caudal (flujo) de ethilenglicol y caudal de glicerina y las variables de salida presión y temperatura de la glicerina fue la siguiente:

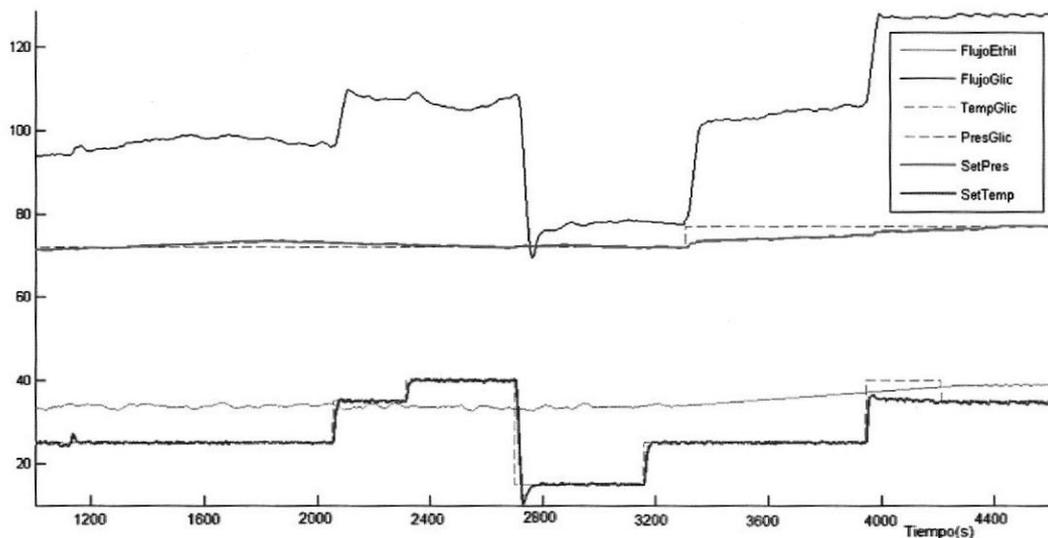


Figura 5. 21. Implementación del control PID en la planta de intercambiadores de calor

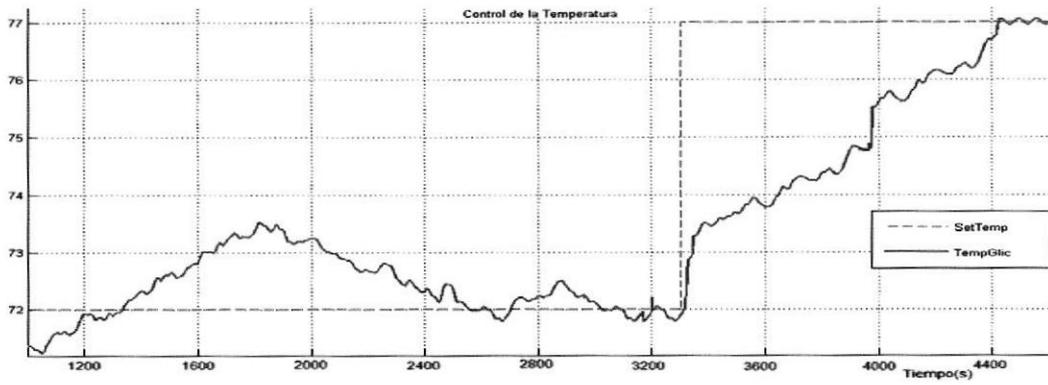


Figura 5. 22. Control PID de la temperatura en la planta de intercambiadores de calor

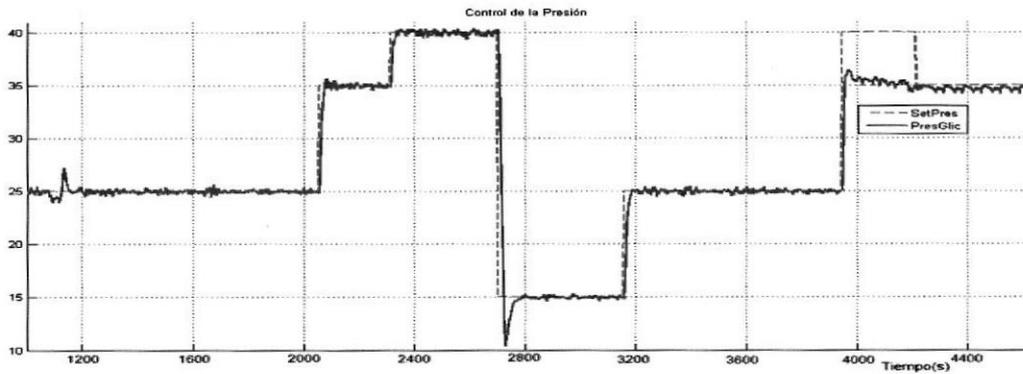


Figura 5. 23. Control PID de la presión en la planta de intercambiadores de calor

Se encontró que el tiempo de estabilización de la temperatura para el controlador clásico PID es de 1050 segundos, al realizar un paso escalón de $5\text{ }^{\circ}\text{C}$, el doble del esperado, con respecto a la simulación en Matlab (tabla 5.7). Al tiempo de 1200 segundos, se realizó una perturbación al cerrar el líquido de la torre de enfriamiento, con lo cual se elevó la temperatura del intercambiador de calor, la temperatura tenía un error de estado estacionario de $-0.15\text{ }^{\circ}\text{C}$. En la variable presión el controlador tiene un buen desempeño al

seguir la referencia, a excepción de cambiar la temperatura a 77°C y la presión a 40 psig, en el cual se notó un error de estado estacionario de 5.5 psig, tal como se esperaba en área de seguridad del error de ésta variable; los valores de las ganancias del controlador fueron diferentes con respecto a la simulación en Matlab, ver anexos de implementación de controladores.

La implementación del controlador inteligente obtuvo los resultados que se muestran en las siguientes gráficas.

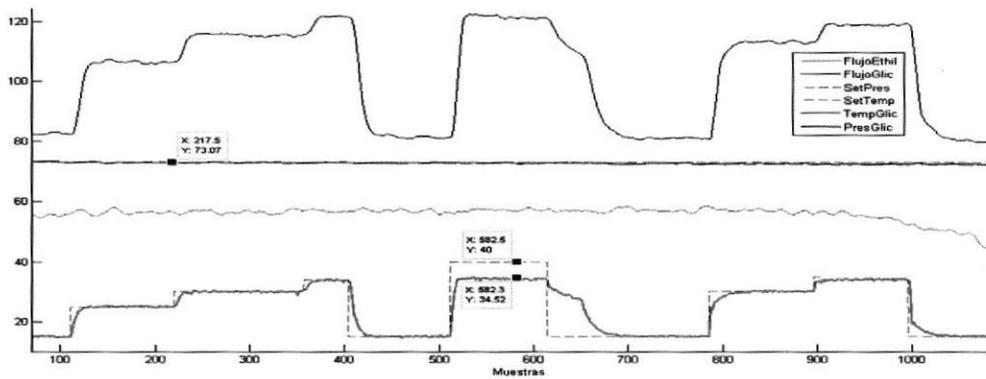


Figura 5. 24. Control NNPID de la presión en la planta de intercambiadores de calor a temperatura constante de 73°C

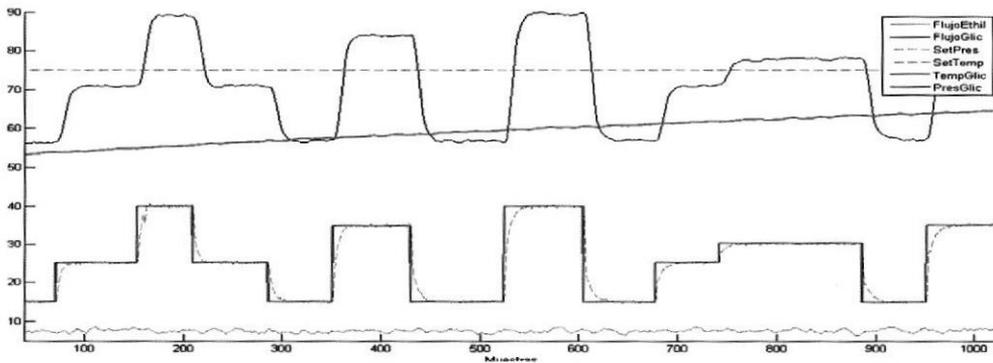


Figura 5. 25. Control NNPID de la presión en la planta de intercambiadores de calor en calentamiento desde 52°C hasta 62°C

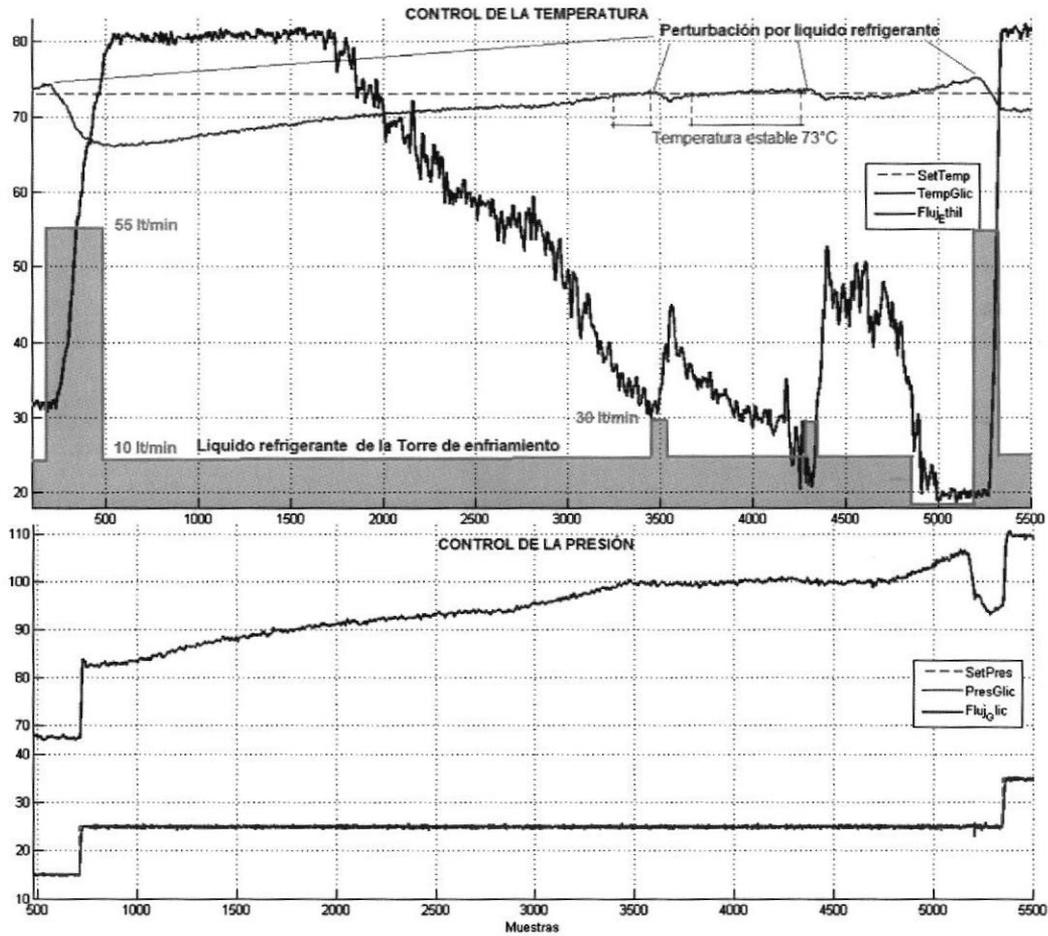


Figura 5. 26. Control NNPID de la temperatura y presión en la planta de intercambiadores de calor, con perturbaciones internas entre sí, al aumentar la temperatura de 66°C hasta 73°C.

De acuerdo las gráficas 5.24 y 5.25, el control de la presión NNPID, tiene menos sobrepicos que el control clásico PID; en ambos controladores, el sistema al estar encima de la temperatura de 72°C, la viscosidad disminuye en la glicerina y por lo tanto el sistema no alcanza a llegar a los 40 psig y tiene como límite 34 psig, con caudal máximo en la bomba de la glicerina.

En la figura 5.26, al inicio del experimento, la temperatura de la glicerina fue de 73, luego se la enfrió pasando líquido refrigerante de la torre de enfriamiento por el intercambiador de calor 2 (enfriador), con lo cual la temperatura bajó hasta los 66° y se detuvo el enfriamiento, se puede notar que el controlador NNPID, se esfuerza inyectando más caudal de etilenglicol caliente al sistema para compensar la disminución de temperatura; después al ir aumentando la temperatura, se puede notar el aumento de caudal en la glicerina de tal manera que la bomba centrífuga debe compensar con su aumento de rotación angular para mantener la presión constante (baja la viscosidad, baja la presión y aumenta el caudal), también a la vez se tiene el cambio de referencia de 15 a 25 psig de presión. Se puede notar a la muestra 3500, 4250 (875 y 1062 segundos), que se enfría nuevamente después de haber estabilizado la temperatura como perturbación, al tiempo de 1200s (muestra 4800) se eliminó la aportación de enfriamiento, incrementándose la temperatura a 75 °C, se puede notar que el controlador disminuye al mínimo posible la cantidad de caudal de líquido caliente al intercambiador de calor (frecuencia de la bomba 15Hz, caudal 20 lt/min); para después enfriarlo nuevamente, con lo cual el controlador introduce más caudal para compensar la disminución de temperatura (60 hz, 81 lt/min); notándose, el funcionamiento efectivo del controlador NNPID en la variable temperatura y presión en la planta didáctica de intercambiadores de calor de fluidos viscosos

5.3 COMPARACIÓN DEL DESEMPEÑO DE LOS CONTROLADORES DISEÑADOS EN PRESENCIA DE INTERACCIONES Y PERTURBACIONES EN LA REFERENCIA.

Los resultados muestran que los controladores PID y NNPID que regulan la presión y la temperatura de salida en la Glicerina, funcionan en el rango de 15 a 40 psig y de 65 a 79°C, determinados desde el punto de operación de la planta a presión: 25 psig y temperatura: 72°C.

El controlador NNPID, tiene un mejor desempeño al controlar la temperatura de la glicerina que el controlador clásico PID, lo cual se puede notar en la tabla 5.6, que indica que los criterios del error son más pequeños en el control NNPID, además el error en estado estable, es mucho menor en el rango que puede funcionar adecuadamente el controlador. En cambio con respecto a la presión de acuerdo al criterio del error el control clásico PID es mejor que el NNPID, pero al final en estado estable, el error de estado estacionario sigue siendo mejor el control Neuronal.

Ante todo lo expuesto, la selección del controlador y su desempeño puede resumirse en la tabla 5.10, de tal manera que para al sistema de intercambiadores de calor de flujos viscosos, mejor sería implementar un control PID con redes neuronales.

Controlador	Criterios								Suma
	1	2	3	4	5	6	7	8	
	No Lineal Cambio en la referencia	Error de Estado estacionario en todo el área de seguridad, tabla 4.6	Tiempo de estabili- zación en incremento de una unidad, tabla 4,5	Sobrepico en incremento de una unidad, tabla 4,5	Mayor área de control en el área de seguridad fig.: 4,57- 4,60	Menor Criterio Error en todo el área de segurida tabla 4,6	Diferencia de error en estado estacionario entre cada controlador tabla 4,8-4,9	Adaptable al Tiempo ante cambio de parámetro del sistema	
Val	15%	10%	10%	10%	15%	10%	15%	15%	100%
NN PID	15%	10%	10%	8%	10%	10%	15%	15%	93%
PID	0%	9%	10%	10%	15%	8%	10%	5%	67%

Tabla 5. 10. Criterio de selección del mejor controlador.

Los criterios expuestos por el autor, son específicos para ésta planta didáctica de intercambiadores de calor y no se pueden generalizar a otros tipos de plantas.

En el criterio 1, la red neuronal, permite que se autoajusten las ganancias del control PID por lo que permite cambios en la referencia del sistema (figura 5.24 y 5.25), siempre y cuando no exista cambio de fase en el fluido que no sobrepasen la temperatura de ebullición del agua, ya que la mezcla del etilenglicol contiene ésta sustancia; mientras que el control PID, sus ganancias no son adaptables, sólo funcionando en el intervalo de control de éste proyecto.

El criterio 2, indica el error de estado estacionario entre la referencia seleccionada y el valor final de la variable dentro del área de seguridad de incremento de las variables presión y temperatura, los dos controladores tienen un buen desempeño a excepción del control PID que disminuye exactitud, figura 5.20, y por ese motivo se castiga la ponderación del control PID.

El criterio 3 indica la ponderación al determinar el tiempo de estabilización par cada controlador, y de acuerdo a la tabla 5.5, son prácticamente iguales, en un incremento de hasta 3 unidades en sentido positivo o negativo con respecto a la referencia de trabajo.

El criterio 4, reconoce el valor de Sobrepico, de acuerdo a la tabla 4.5; donde el control, NNPID, tiene un Sobrepico un poco mayor que el control PID, pero dentro de valores menores del 4% admisibles en el sistema

El criterio 5, pondera el área de acción del controlador, en el cual el control clásico PID, tiene mayor valor y obteniendo un mayor puntaje

El criterio 6, pondera en base al criterio del Error ITAE (tabla 5.6), de tal manera que la suma en toda el área de seguridad, el control NNPID, tiene un menor valor, por lo que al restar éste mismo concepto pero del control PID, los valores son negativos

El criterio 7, determina la suma total del error relativo, que es la diferencia entre los valores absolutos de los errores en estado estacionario para cada controladores NNPID y PID, en todo el área de seguridad, encontrando que en la variable presión los valores son positivos (0.049), no mayor a la unidad (un poco mejor el control PID al control NNPID), y en la temperatura el valor es negativo (-7.07) mayor a la unidad (mucho mejor el control NNPID que el control PID), por lo que se castiga al PID en la ponderación.

El criterio 8, reconoce que los intercambiadores utilizados en la planta didáctica, cambian sus parámetros con respecto al tiempo; las sales minerales dentro de la glicerina, en presencia de altas temperaturas, decantan y se adhieren al interior de los conductos del sistema, produciendo incrustaciones que es un aislamiento térmico, disminuyendo su diámetro, cambiando el caudal en la glicerina como en el etilenglicol, disminución del coeficiente global de transferencia de calor y por lo tanto la variable de salida de la temperatura, la constante de tiempo, tiempo de estabilización y por ende la dinámica de la presión. Expuesto esto, el control NNPID, se adapta a éstos cambios, mientras que el control PID, no puede, ya que sus ganancias son estáticas.

CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

CONCLUSIONES

1. En vista de que resultó complicado modelar el sistema mediante ecuaciones diferenciales, se optó por identificar la planta y se obtuvo un modelo que describe su dinámica en el punto de operación, mediante cuatro funciones de transferencia, cada una con un cero y dos polos, con retardo de 8 segundos en la variable de la temperatura, una perturbación intrínseca del calentamiento de la flama con función $0.0143 \cdot \cos(0.05 t)$; con un alto porcentaje de similitud con el modelo real y dentro de los intervalos de confianza. Este modelo se utilizó para el diseño de los controladores, cumpliéndose así el primer objetivo específico de éste proyecto; además en la implementación funcionó con muy buen desempeño en el control de la presión y la temperatura.
2. Se diseñó un control PID para las variables que más influían entre sí (según el criterio de Liu y Gao) en el sistema multivariable de dos entradas y dos salidas, con valores de ganancia proporcional de -510 y 45; ganancia integral de -0.1 y 1; ganancia derivativa de 0.01 y 0.036, para las variables de salida: presión y temperatura respectivamente, con error de estado estacionario del orden de decimas de unidad, con sobrepico menor al 4% y tiempo de estabilización de 5s y 150s para cada variable antes mencionadas; además el área de seguridad está comprendida en

incrementos de hasta ± 7 unidades en cada variable, cumpliéndose el segundo objetivo específico, dicho control clásico se puso a prueba en la implementación de la planta con buenos resultados en la presión y buen desempeño en el control de la temperatura.

3. Se diseñó un PID en cada variable de control con ganancias adaptables mediante una red neuronal de retropropagación con tres capas, y ganancias iniciales del PID clásico, para que converjan rápidamente; el cual se lo realizó mediante código de Matlab, sin el uso de la herramienta de redes neuronales que trae dicho software. De tal manera que en dicho control, las perturbaciones inyectadas al sistema las absorbía rápidamente, y de una forma mucho mejor que el control clásico PID, cumpliendo el tercer objetivo específico. Al realizarse la implementación de este controlador tanto en la variable presión como en la temperatura tuvieron excelentes resultados, funcionando fuera del rango de control.
4. La tabla de selección teórica del controlador, muestran que el controlador NNPID presenta mejor desempeño que el controlador PID clásico paralelo ante los criterios descritos, con un 93%. frente al 67%.
5. El área de seguridad permitirá al usuario realizar cambios de referencia de tal manera que los errores de estado estacionario no sean muy altos, del orden en la variable presión de hasta 1 psig, mientras que en la temperatura no sobrepasa de 0.5 °C, que normalmente es el requerimiento en las plantas de procesos industriales; en la

implementación se encontró que el error en la variable presión con respecto a la referencia impuesta de 40 psig, no lograba alcanzarlo, obteniéndose un error de 5.5 psig, tal como predecía en Simulink que en ese incremento se obtendría un error de estado estacionario.

6. El software de Simulink sirvió para probar el desempeño de los controladores PID y NNPID ante cambios en la referencia y perturbaciones, éste software permite conocer en forma general el funcionamiento de la planta, pero no cuando los parámetros de la planta han cambiado, ya que la identificación con respecto a la implementación han transcurrieron 7 meses (diciembre 2015 a julio 2016, en el cual se cambio aislamiento térmico, se cambio la cantidad de aporte de calor de la flama al dar mantenimiento, la concentración de los fluidos de trabajo por vaporización, el cambio de clima, entre otros.

RECOMENDACIONES

1. Para realizar este trabajo se escogió un rango de operación donde el sistema no era estable, para ello se fijaron ciertas condiciones. Si se desea realizar otros experimentos se puede escoger diferentes rangos de operación donde el sistema puede ser lineal o no lineal, de ello dependerá el algoritmo que se utilice para controlar el sistema.
2. Se escogió como aporte de calor al sistema una llama que funciona a gas propano, la potencia de la llama dependerá de la presión de gas en la bombona, por ello es importante observar la temperatura del ethilenglicol caliente. Si no hay buen aporte de calor el sistema tardaría mucho en responder cuando se fija como referencia una temperatura mayor a la que se esté trabajando, esto podría provocar no linealidad; lo mejor sería cambiar a un sistema de resistencias eléctricas o inducción.
3. La implementación de los controladores NNPID y PID clásico también se puede realizar mediante la tarjeta electrónica de Arduino Mega. Con Arduino ya no se tendría que tener conectado el computador para poder ejercer alguna acción de control, lo que sucede cuando se implementa un controlador con Simulink.
4. Es necesario a futuro realizar un sistema SCADA que permita en forma independiente adquirir, analizar y monitorear de forma remota a la planta didáctica, ya que sirve como sistema didáctico para los alumnos de la carrera de ingeniería industrial y para investigación de cuarto nivel.

BIBLIOGRAFÍA

- [1] R. Mott L., *Mecanica de Fluidos*, New York: Pearson Prentice Hall, 2014.
- [2] Y. Cengel, *Termodinamica*, New York: Mc Grauw Hill, 2014.
- [3] G. C. Diaz, «Simulation and Control of heat exchanger using artificial neural networks,» 0x 0x 2000. [En línea]. Available: <http://www3.nd.edu/~msen/Research/Theses/Diaz.pdf>. [Último acceso: 0x 05 2016].
- [4] M. Khadir, «Linear and nonlinear model predictive control design form a milk pasteurization plant,» 0x 0x 2003. [En línea]. Available: http://eprints.maynoothuniversity.ie/6905/1/JR_linear%20and%20non%202003.pdf. [Último acceso: 0x 05 2016].
- [5] A. Mazinan-Sadati, «Fuzzy multiple modeling and fuzzy predictive control of a tubular heat exchanger system,» 0x 0x 2008. [En línea]. Available: https://www.researchgate.net/publication/279910701_Fuzzy_multiple_modeling_and_fuzzy_predictive_control_of_a_tubular_heat_exchanger_system. [Último acceso: 0x 05 2016].
- [6] J. Fu, «Modelling, Optimization and control of a plate heat exchanger,» 0x 0x 2009. [En línea]. Available: <https://workspace.imperial.ac.uk/centreforprocesssystemsengineering/Public/MSc%20Thesis/2009%20MSc%20Thesis/2009.3%20-%20Fu%20Ji'an.pdf>. [Último acceso: 0x 205 2016].
- [7] S. Muthutaman, «The,» 10 12 2011. [En línea]. Available: https://globaljournals.org/GJRE_Volume11/2-The-Characteristics-of-Brazed-Plate-Heat-Exchangers.pdf. [Último acceso: 0x 05 2016].
- [8] D. Hanafi, «Heat Exchanger's Shell and Tube Modeling for Intelligent Control Design,» 0x 0x 2011. [En línea]. Available: http://www.academia.edu/797799/Heat_Exchanger_s_Shell_and_Tube_Modeling_for_Intelligent_Control_Design. [Último acceso: 0x 05 2016].
- [9] G. Ferhatbegovic- Zucker, «Model Based Predictive Control for Solar Thermal System,» 0x 0x 2011. [En línea]. Available: <http://palensky.org/pdf/Ferhatbegovic2011.pdf>. [Último acceso: 0x 05 2016].

- [10] A. Vasickaninová-Bakosova, «Neural network predictive control of a heat exchanger,» 10 12 2012. [En línea]. Available: <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-00762976/document>. [Último acceso: 0x 05 2016].
- [11] S. K. S. C. Ahilan, «Online performance assessment of heat exchanger using artificial neural networks,» 0x 12 2011. [En línea]. Available: https://www.researchgate.net/publication/224352054_Dynamic_Characteristics_Modeling_of_a_Heat_Exchanger_Using_Neural_Network. [Último acceso: 0x 05 2016].
- [12] M. S. Manish Trikha, «Heat Exchanger System controlled by Fuzzy Self-Adapting PID controller,» 0x 01 2012. [En línea]. Available: http://www.mitpublications.org/yellow_images/1341979091_logo_File-6.pdf. [Último acceso: 0x 05 2016].
- [13] M. R. D. h. Abdulrahman Emhemed, «Mathematical Modeling of Industrial Heat Exchanger System,» 0x 0x 2012. [En línea]. Available: http://eprints.uthm.edu.my/6135/1/Mathematical_Modeling_of_Industrial_Heat_Exchanger_System.pdf. [Último acceso: 0x 05 2016].
- [14] K. S. M. R. Sivakumar, «Application of Fuzzy Model Predictive Control in Multivariable Control of Distillation Column,» 1 06 2010. [En línea]. Available: <http://ijcea.org/papers/7-A507.pdf>. [Último acceso: 04 05 2016].
- [15] A. M. A. K. M. Salam Al-Dawery, «Dynamic modeling and control of plate heat exchanger,» 0x 10 2012. [En línea]. Available: https://www.researchgate.net/publication/256718722_Dynamic_modeling_and_control_of_plate_heat_exchanger. [Último acceso: 0x 05 2016].
- [16] M. K. Rajalakshmi, «Control Of Heat Exchanger Using Internal Model Controller,» 0x 07 2013. [En línea]. Available: [http://www.iosrjen.org/Papers/vol3_issue7%20\(part-1\)/B03710915.pdf](http://www.iosrjen.org/Papers/vol3_issue7%20(part-1)/B03710915.pdf). [Último acceso: 10 06 2016].
- [17] A. K. A. Michel, «Accurate low-order dynamic model of a compact plate heat exchanger,» 0x 01 2013. [En línea]. Available: http://www.acin.tuwien.ac.at/fileadmin/cds/pre_post_print/michel2013.pdf. [Último acceso: 0x 06 2016].
- [18] S. Bennett, History of Control Engineering, London: Peter Peregrinus, 1979.
- [19] D. Ibrahim, Microcontroller Based Applied Digital Control, London: John Wiley & Sons, 2006.
- [20] A. Visioli, Practical PID Control, London: Springer Verlag, 2006.

- [21] K. Ogata, Ingeniería de Control Moderno, Tokio: Pearson Education, 2010.
- [22] H. T. Astrom K.J., Advanced PID Control, New York: ISA, 2005.
- [23] S. Padhee, Controller Design for Temperature Control of Heat Exchanger System: Simulation Studies, New York: Wseas Transactions on Systems and Control, 2014.
- [24] Y. S. Bhushan, PID Control of Heat Exchanger System. International Journal of Computer Applications, Berlin: International Journal of Computer Applications, 2010.
- [25] G. S. P. T. Rangaiah, Nonlinear model predictive control of an industrial four-stage evaporator system via simulation, Paris: Chemical Engineering Journal, 2002.
- [26] T. h. Karl Johan Astrom, The future PID Control, Paris: Control and Engineering Practice, pag 1163-1175, 2001.
- [27] V. Saigua Martha, «Estudio teórico del comportamiento de controladores inteligentes en base a redes neuronales artificiales y lógica borrosa en el control de vibraciones del sistema no lineal de suspensión básica de un vehículo ligero,» *ESPOL*, 2016.
- [28] G. Isasi, Redes Neuronales Artificiales. Un enfoque práctico, New York: Pearson, Prentice Hall, 2004.
- [29] D. H. Hagan M.T., «Neural Networks for Control. Proceedings of the 1999 American Control Conference,» de *Neural Networks for Control*, San Diego California, 1999.
- [30] W. E. Widrow B., Adaptive Inverse Control, California: Prentice Hall, 1996.
- [31] H. M. S. Nahas E.P., Nonlinear internal model control strategy for, London: Computer Chem Engineering, 1992.
- [32] C. C. Bissell, Control Engineering, Segunda ed., San Francisco: Chapman and Hall, 1996.
- [33] L. Ljung, System Identification: Theory for the, New York: Prentice Hall, 1999.
- [34] A. Martínez Bueno, «Identificación experimental de sistemas,» 05 12 2011. [En línea]. Available: <https://rua.ua.es/dspace/bitstream/10045/18965/1/Identificacion%20experimental%20de%20sistemas.pdf>. [Último acceso: 03 05 2016].

- [35] Mathworks, «Mathworks,» 20 06 2016. [En línea]. Available: <http://www.mathworks.com/help/ident/examples/dealing-with-multi-variable-systems-identification-and-analysis.html>. [Último acceso: 06 20 2016].
- [36] I. P. Sigurd Skogestad, Multivariable Feedback Control: Analysis and Design, Milan: Wiley, 2005.
- [37] G. F. Liu T, Industrial Process Identification and Control Design, London: Springer, 2012.
- [38] A. S. P. Albertos, Multivariable Control Systems: An Engineering Approach, London: Springer, 2004.
- [39] A. Niederlinski, A heuristic Approach to the Design of Linear Mu (pp-691-697), Moscú: Automatica, 1971.
- [40] M. T.J., Interaction analysis instruments, USA: Research Triangle Park, 1983.
- [41] H. W. R. Babatunde A Ogunnaike, Process Dynamic: Modeling and Control, New York: Oxford Press, 1994.
- [42] S. K. G. Cui Xianzhong, «IEEE,» 06 08 2002. [En línea]. Available: http://ieeexplore.ieee.org/xpl/login.jsp?tp=&arnumber=256542&url=http%3A%2F%2Fieeexplore.ieee.org%2Fxppls%2Fabs_all.jsp%3Farnumber%3D256542. [Último acceso: 20 06 2016].
- [43] J. Ortiz Mata, Diseño y análisis comparativo de un sistema de control de temperatura con lógica difusa vs control proporcional integral derivativo (pid) en un prototipo de una torre de enfriamiento en una planta de procesos, Milagro, Guayas: ESPOL, 2016.

ANEXOS

ANEXO 1

En lo que sigue se omite la variable s de la transformada de Laplace para simplificar el desarrollo de la demostración.

Considerando que el control es:

$$u = P * (\text{ref} - y) \quad (\text{A.1})$$

La variable de proceso puede representarse como sigue:

$$y = G * (u + d) + n \quad (\text{A.2})$$

Sustituyendo (A.2) en (A.1)

$$u = P * (\text{ref} - [G * (u + d) + n]) \quad (\text{A.3})$$

Resolviendo para el control en (A.3):

$$u = (P * \text{ref} - P * G * u - P * G * d - P * n)$$

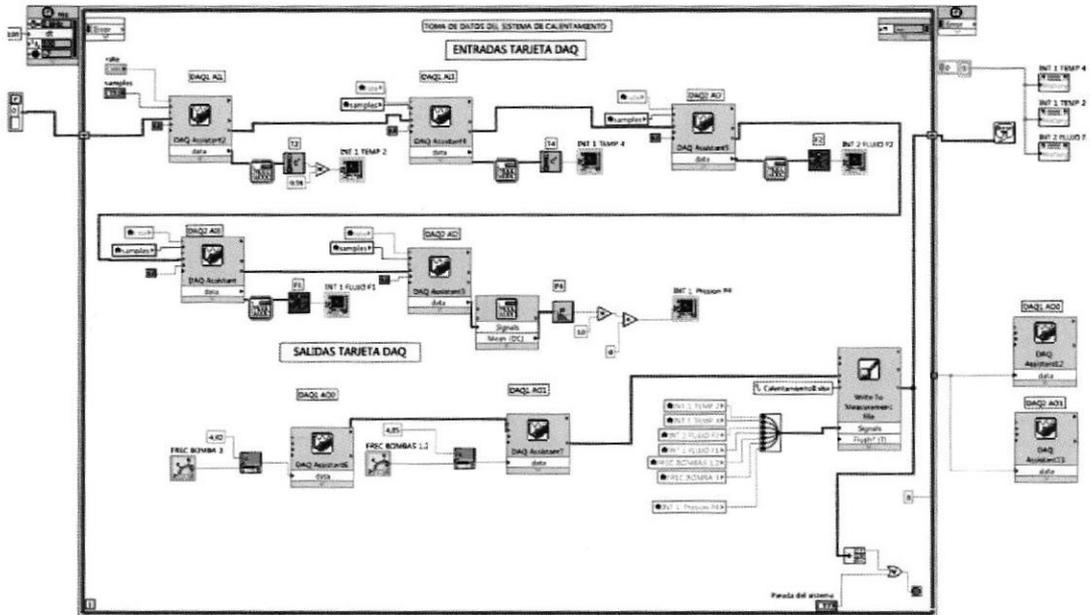
$$u + P * G * u = P * \text{ref} - P * G * d - P * n$$

$$(1 + P * G) * u = P * \text{ref} - P * G * d - P * n$$

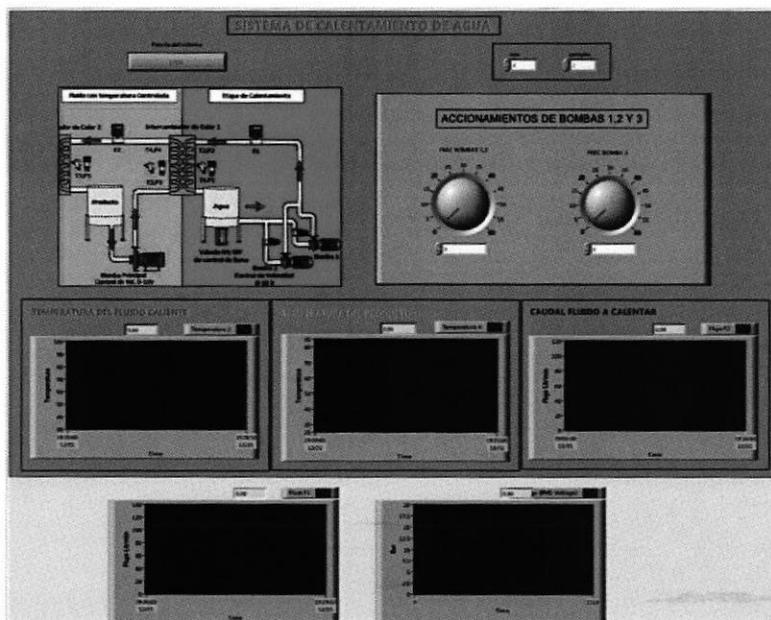
Finalmente, considerando la variable s de la transformada de Laplace tendremos las siguientes funciones de transferencia para cada variable de entrada, referencia, perturbación de carga y ruido de medida:

$$u(s) = \frac{P(s)}{1+P(s)*G(s)} * \text{ref}(s) - \frac{P(s)*G(s)}{1+P(s)*G(s)} * d(s) - \frac{P(s)}{1+P(s)*G(s)} * n(s) \quad (\text{A.4})$$

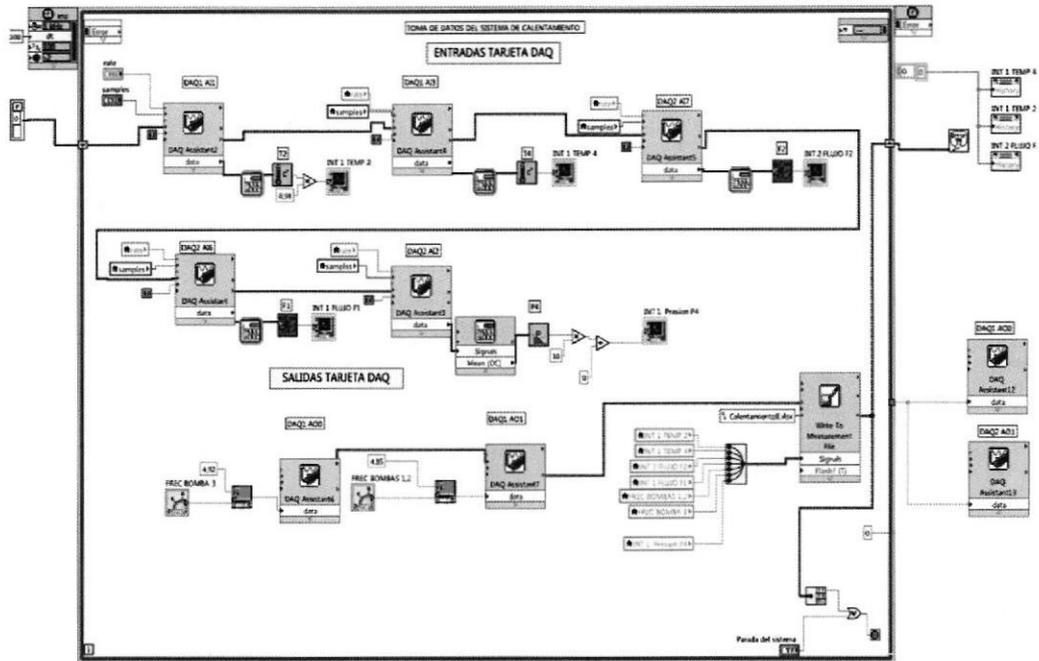
ESQUEMA EN LABVIEW PARA LA ADQUISICION DE DATOS PARA EL CALENTAMIENTO.



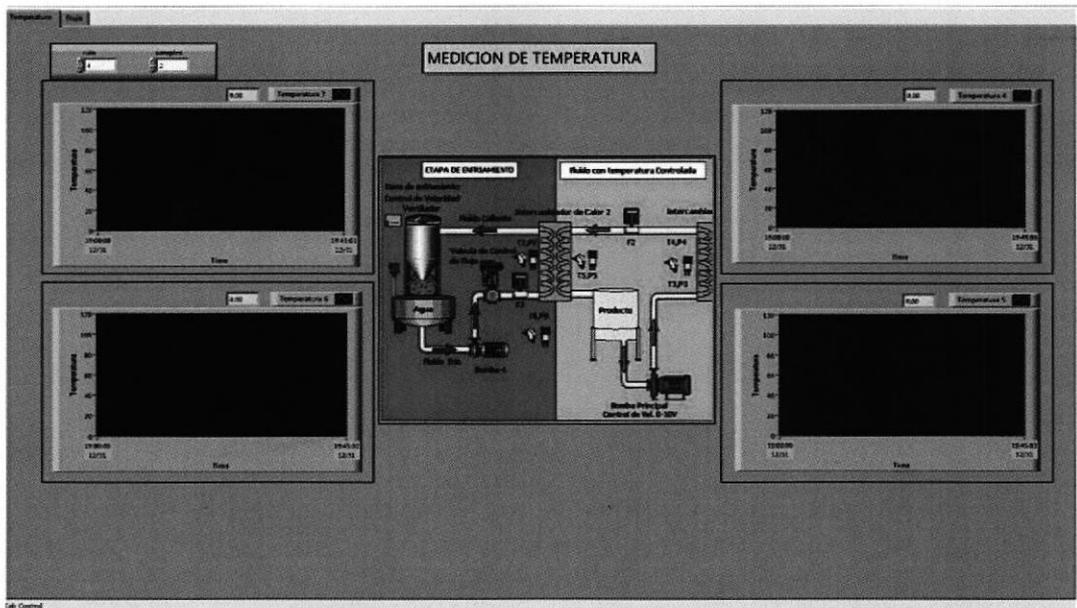
PANEL FRONTAL EN LABVIEW DE LA ADQUISICION DE DATOS, PARA EL CALENTAMIENTO.



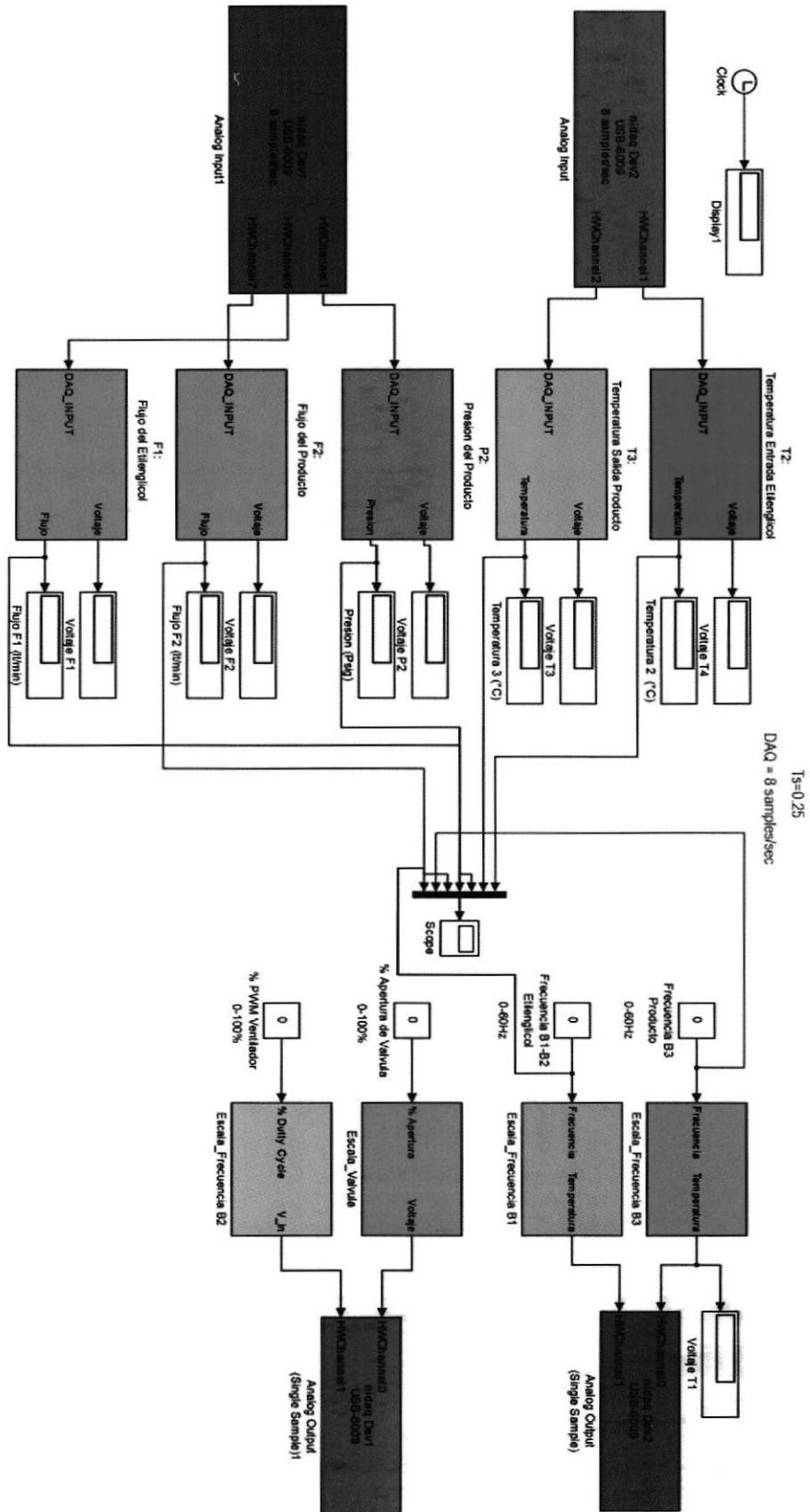
ESQUEMA EN LABVIEW PARA LA ADQUISICIÓN DE DATOS PARA EL ENFRIAMIENTO.



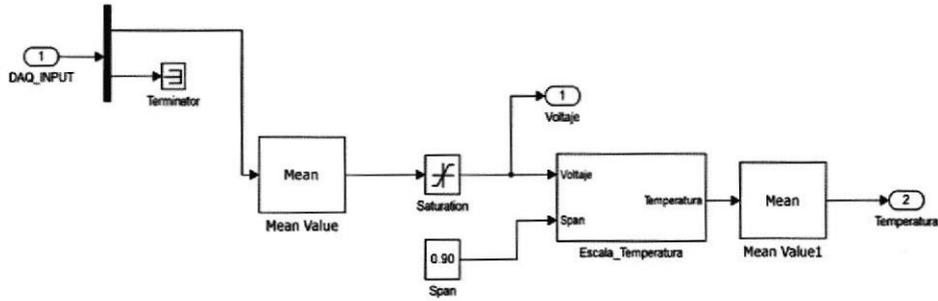
PANEL FRONTAL EN LABVIEW DE LA ADQUISICION DE DATOS, PARA EL ENFRIAMIENTO.



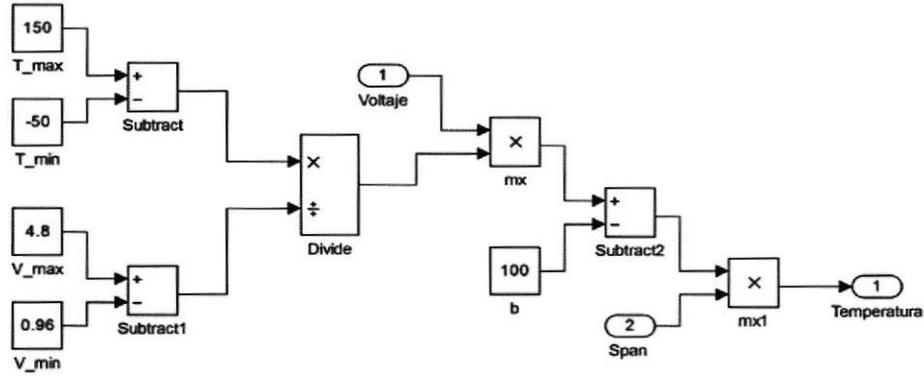
ARCHIVO DE SIMULINK PARA ADQUISICIÓN DE DATOS.



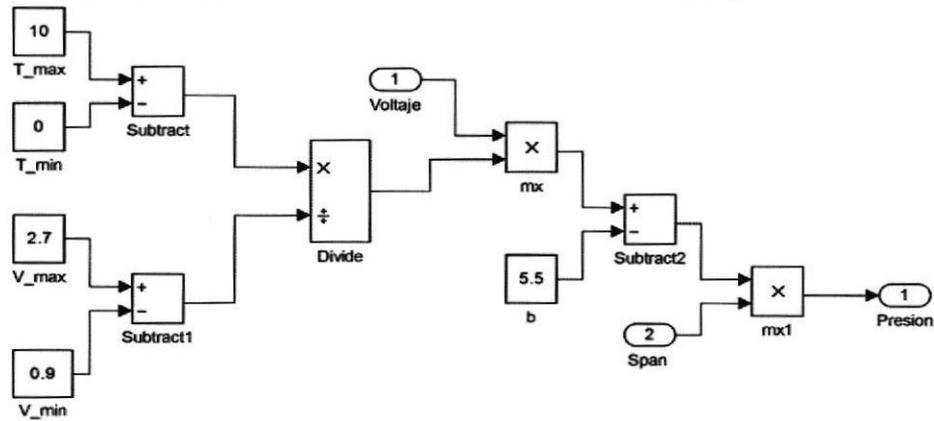
ESQUEMA DEL SUBSISTEMA EN SIMULINK DE LA ADQUISICIÓN DE DATOS.



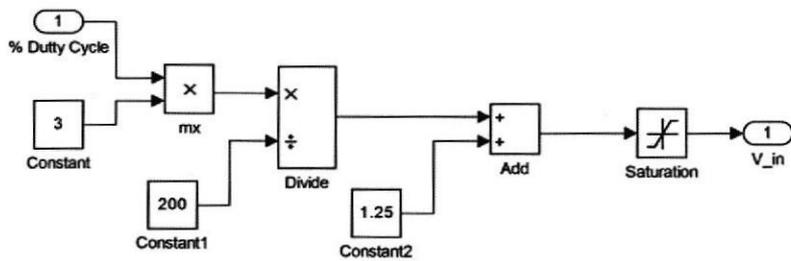
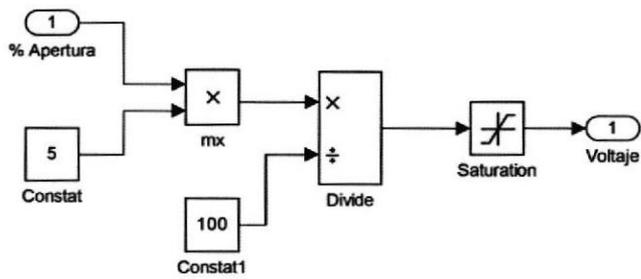
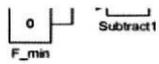
ESCALAMIENTO DE LA TEMPERTURA EN SIMULINK PARA LA ADQUISICION DE DATOS



ESCALAMIENTO DE LA PRESION EN SIMULINK PARA LA ADQUISICION DE DATOS



ESCALAMIENTO DEL CAUDAL EN SIMULINK PARA LA ADQUISICION DE DATOS



CODIGO EN MATLAB, PARA LA IDENTIFICACIÓN DEL SISTEMA MULTIVARIABLE.

```

clc
%%
%Carga de datos de instrumentacion de la planta
tiempo=Ident40_50.time(:,1) %tiempo de toma de
datos (s)
Temp_Ethil=Ident40_50.signals.values(:,1) %Temperatura de
entrada del ethilenglicol (°C)
Temp_Glic=Ident40_50.signals.values(:,2) %Temperatura de la
glicerina (°C)
Pres_Glic=Ident40_50.signals.values(:,3) %presion de la
glicerina (psig)
Fluj_Ethil=Ident40_50.signals.values(:,4) %Flujo del
ethylenglicol (lt/min)
Fluj_Glic=Ident40_50.signals.values(:,5) %Flujo de la
glicerina (lt/min)
Frec_P_Glic=Ident40_50.signals.values(:,6) %Frecuencia de la
bomba de la glicerina
Frec_P_Ethil=Ident40_50.signals.values(:,7) %Frecuencia de la
bomba del ethilenglicol
figure(10)
plot(tiempo,Temp_Ethil,tiempo,Temp_Glic,tiempo,Pres_Glic,tiempo,Fluj
_Ethil,tiempo,Fluj_Glic,tiempo,Frec_P_Glic,tiempo,Frec_P_Ethil)
figure(11)
title('Variables Entradas y Salidas')
xlabel('Muestras')
plot(tiempo,Fluj_Ethil,'r',tiempo,Fluj_Glic,'k',tiempo,Temp_Glic,'g'
,tiempo,Pres_Glic,'m',tiempo,Frec_P_Ethil,'--b')
hleg1 =
legend('FlujoEthil','FlujoGlic','TempGlic','PresGlic','Frec_P_Ethi')
% Los datos fueron recogidos de la planta de intercambio de calor de
% fluidos viscosos, con un Tiempo de muestreo Ts=0.25s.
%
%
%          ENTRADAS      Intercambiador      SALIDAS
%                               de calor
%
%          -----
%          Flujo Glicer |           | Presion Glicerina
%          |           |           |
%          Flujo Ethile |           | Temperatura Glicerina
%          |           |           |
%          -----
PHE=iddata([Pres_Glic,Temp_Glic],[Fluj_Glic,Fluj_Ethil],0.25) %
Crea una matriz de dos entradas
dos salidas del sistema
PHE.InputName = {'Fluj_Glic';'Fluj_Ethil'};
PHE.OutputName = {'Pres_Glic';'Temp_Glic'};
%%
figure(1)
plot(PHE(:,1,1))
figure(2)
plot(PHE(:,1,2))
figure(3)
plot(PHE(:,2,1))
figure(4)

```

```

plot(PHE(:,2,2))
% Respuestas Impulso
figure(5)
mi=impulseeest(PHE,50)
step(mi)
% Respuestas con regiones de confianza
showConfidence(impulseplot(mi),3)
%Modelo de dos entradas y dos salidas
mp=ssest(PHE(500:8600))
h = stepplot(mi,'b',mp,'r',2); % Blue for direct estimate, red for m
showConfidence(h)
%validacion del modelo
compare(PHE(8601:11000),mp)
%Análisis espectral
figure(6)
bode(mi,'b',mp,'r')
showConfidence(nyquistplot(mp,'r'),3)
%% Análisis espectral
g1=spa(PHE(500:8600)) % es the estimated spectrum and standard
deviation.
figure,plot(g1)

u1= Flujo_Glic(500:8600)
h1 = spectrum.welch; % crea un objeto welch
Fs=1/0.25
psd(h1,u1,'Fs',Fs); % densidad espectral de potencia
rxx1=xcorr(u1,'coeff') %autocorrelacion
plot(rxx1)
[c_ww,lags] = xcorr(rxx1,'coeff');
plot(lags,c_ww)

u2= Flujo_Etil(500:8600)
h2 = spectrum.welch; % crea un objeto welch
psd(h2,u2,'Fs',Fs); % densidad espectral de potencia
rxx2=xcorr(u2,'coeff') %autocorrelacion
plot(rxx2)
[c_ww,lags] = xcorr(rxx2,'coeff');
plot(lags,c_ww)

u3= Temp_Glic(500:8600) % correlacion
h3 = spectrum.welch; % crea un objeto welch
psd(h3,u3,'Fs',Fs);
rxx3=xcorr(u3) %autocorrelacion
plot(rxx3)
[c_ww,lags] = xcorr(rxx3,'coeff');
plot(lags,c_ww)

u4= Pres_Glic(500:8600) % densidad espectral
h4 = spectrum.welch; % crea un objeto welch
psd(h4,u4,'Fs',Fs);
rxx4=xcorr(u4) %autocorrelacion
plot(rxx4)
[c_ww,lags] = xcorr(rxx4,'coeff');

```

```

plot(lags,c_ww)
**
A= mp.a;
B= mp.b;
C= mp.c;
D= mp.d;
K= mp.k;

[num1,den1]=ss2tf(A,B,C,D,1)
[num2,den2]=ss2tf(A,B,C,D,2)

sys11=tf(num1(1,:),den1(1,:))
sys12=tf(num1(2,:),den1(1,:))
sys21=tf(num2(1,:),den2(1,:))
sys22=tf(num2(2,:),den2(1,:))

figure(11)
step(sys11)
figure(12)
step(sys12)
figure(13)
step(sys21)
figure(14)
step(sys22)

polos=eig(A)

[n m]=size(polos);
[n1 m1]=size(A);
D=zeros(2,2)
[n2 m2]=size(C);
[n3 m3]=size(polos);
sum=0;
*****MATRIZ ES CONTROLABLE?*****
[Mu,Controllability_Index,Partial_Controllability_Matix] =
Controlabilidad(A,B);
disp('Digite enter')
pause
***** ES OBSERVABLE?*****
[OT1,a,b] = Observabilidad(A,C);
ro=rank(OT1)
disp('Digite enter')
pause
clc

```

CODIGO DE LA RED NEURONAL PD:

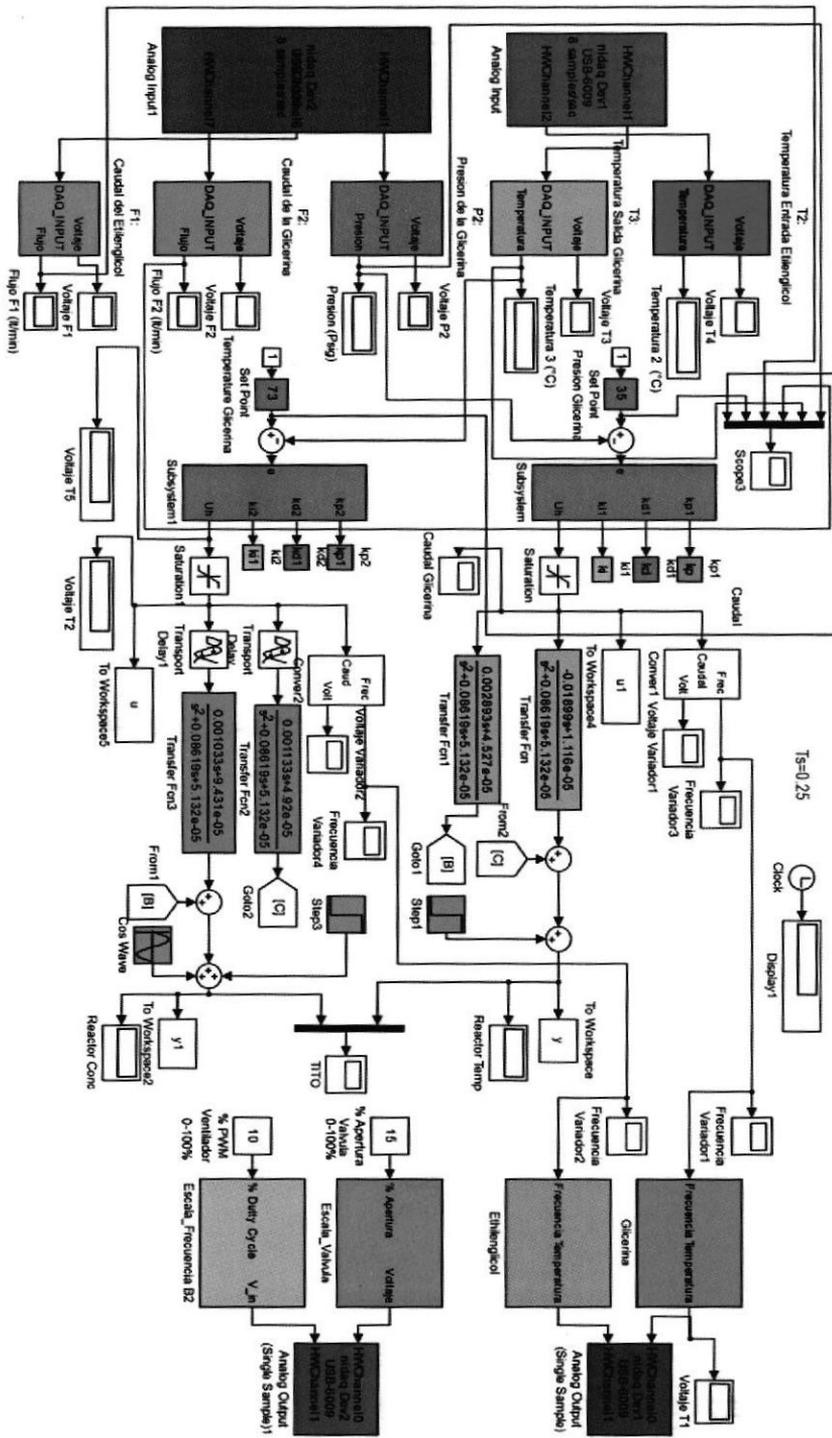
```
function[B]=redneuronalpd(F)
A=F';
eta=A(1);
etal=A(2);
Kp0=A(3);
Kd0=A(4);
epas=A(5);
w11=A(6);
w12=A(7);
v=A(8);
w21=A(9);
w22=A(10);
v1=A(11);
e=A(12);
emax=A(13);
velmax=A(14);
%calculo de la salida de la red neuronal
enorm=e/emax;
vel=e-epas;
velnorm=vel/velmax;
S=enorm*w11+velnorm*w12;
S1=enorm*w21+velnorm*w22;
h=1/(1+exp(-S));
h1=1/(1+exp(-S1));
Kpn=h*v;
Kdn=h1*v1;
%actualizacion de los pesos y error
ecua=enorm*enorm;
v=v+0.5*eta*ecua*h;
w11=w11+0.5*eta*ecua*v*h*(1-h)*enorm;
w12=w12+0.5*eta*ecua*v*h*(1-h)*velnorm;
v1=v1+0.5*etal*enorm*velnorm*h;
w21=w21+0.5*etal*enorm*velnorm*v1*h*(1-h)*enorm;
w22=w22+0.5*etal*enorm*velnorm*v1*h*(1-h)*velnorm;
mem(1)=e;
mem(2)=w11;
mem(3)=w12;
mem(4)=v;
mem(5)=w21;
mem(6)=w22;
mem(7)=v1;
Kp=Kp0+Kpn;
Kd=Kd0+Kdn;
up=Kp*e;
ud=Kd*vel;
u=up+ud;
B=[Kp Kd u mem];
```

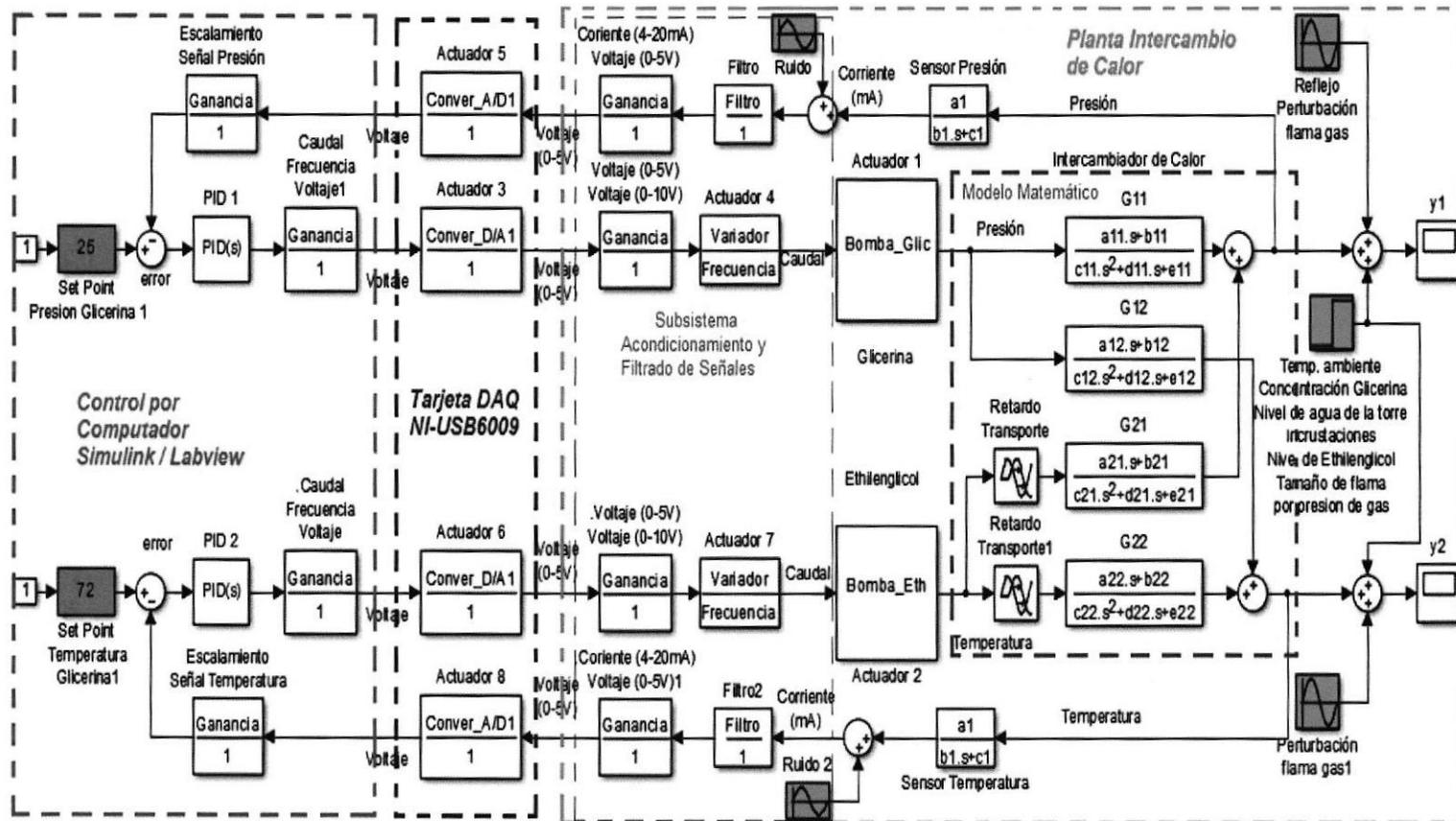
CODIGO DE LA RED NEURONAL PID:

```
function[B]=redneuronalpid(F)
global A;
A=F';
eta=A(1);
etal=A(2);
Kp0=A(3);
Kd0=A(4);
Ki0=A(5);
epas=A(6); %mem(1)
w11=A(7); %mem(2)
w12=A(8); %mem(3)
v=A(9); %mem(4)
w21=A(10); %mem(5)
w22=A(11); %mem(6)
v1=A(12); %mem(7)
w31=A(13); %mem(8)
w32=A(14); %mem(9)
v3=A(15); %mem(10)
esum=A(16); %mem(11)
e=A(17); %error actual
emax=A(18);
velmax=A(19);
eta2=A(20);
umax=A(21);
%se calcula la salida de la red neuronal
enorm=e/emax;
vel=e-epas;
velnorm=vel/velmax;
S=enorm*w11+velnorm*w12;
S1=enorm*w21+velnorm*w22;
S2=enorm*w31+velnorm*w32;
h=1/(1+exp(-S));
h1=1/(1+exp(-S1));
h2=1/(1+exp(-S2));
Kpn=h*v;
Kdn=h1*v1;
Kin=h2*v3;
%actualizacion de los pesos de la red
ecudad=enorm*enorm;
v=v+0.5*eta*ecudad*h;
w11=w11+0.5*eta*ecudad*v*h*(1-h)*enorm;
w12=w12+0.5*eta*ecudad*v*h*(1-h)*velnorm;
v1=v1+0.5*etal*enorm*velnorm*h1;
w21=w21+0.5*etal*enorm*velnorm*v1*h1*(1-h1)*enorm;
w22=w22+0.5*etal*enorm*velnorm*v1*h1*(1-h1)*velnorm;
v3=v3+0.5*eta2*enorm*esum*h2;
w31=w31+0.5*eta2*enorm*esum*v3*h2*(1-h2)*enorm;
w32=w32+0.5*eta2*enorm*esum*v3*h2*(1-h2)*velnorm;
%comienza el bloque de asignacion de valores para memoria
mem(1)=e;
mem(2)=w11;
mem(3)=w12;
```

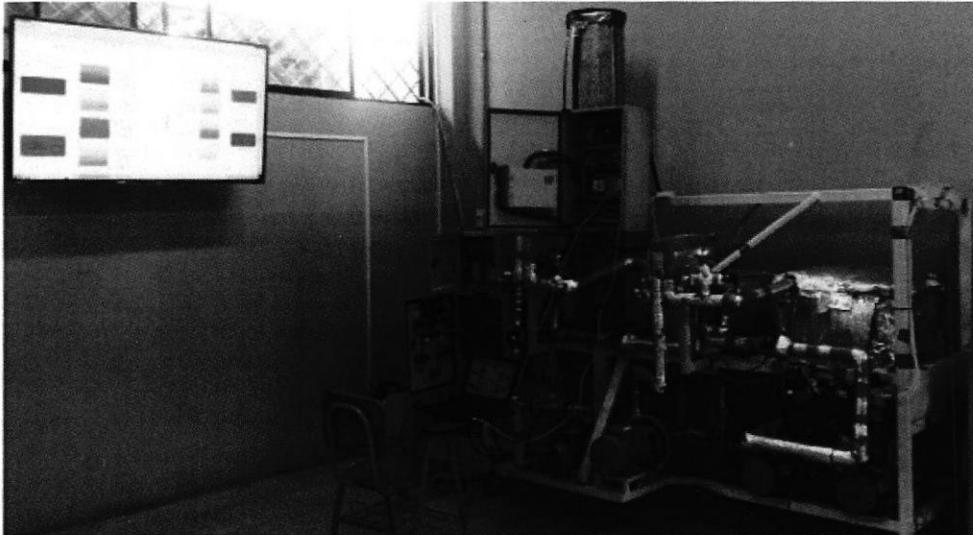
```
mem(4)=v;
mem(5)=w21;
mem(6)=w22;
mem(7)=v1;
mem(8)=w31;
mem(9)=w32;
mem(10)=v3;
sum=esum+e;
mem(11)=sum;
%termina bloque asignacion valores para memoria
%se calculan los parametros del PID
Kp=Kpn+Kp0;
Kd=Kdn+Kd0;
Ki=Kin+Ki0;
%se calculan los controles proporcional, derivativo e integral
up=Kp*e;
ud=Kd*vel;
ui=Ki*esum;
%limitador del valor integral
if ui>umax
    ui=umax;
elseif ui<-umax
    ui=-umax;
end
u=up+ud+ui;
%salida de la funcion de MATLAB con escritura en memoria
B=[Kp Kd Ki u mem];
```

Anexo DAQ_PID_Implementación

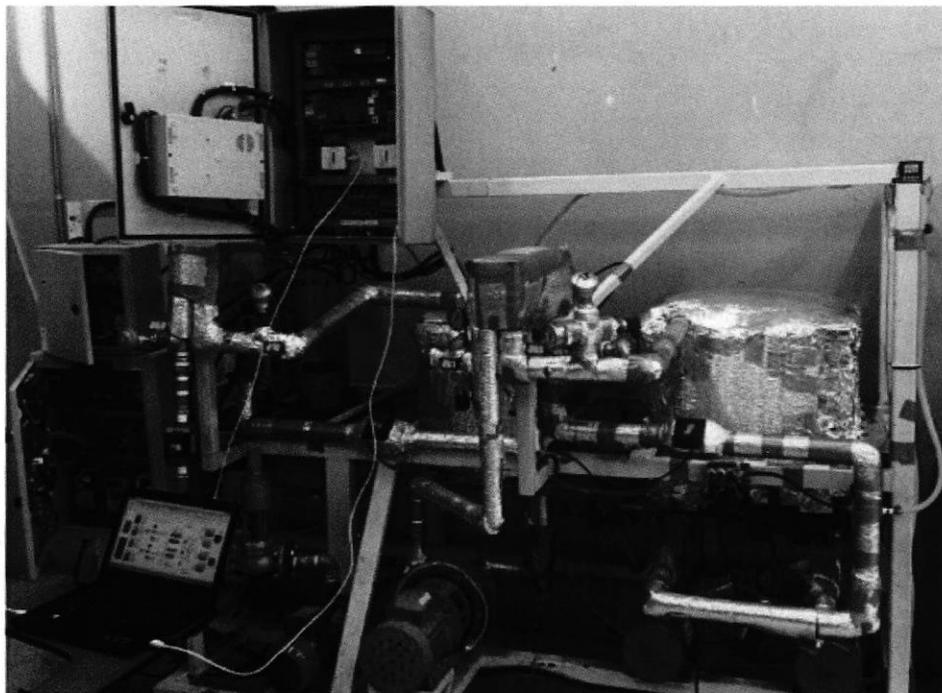




IMÁGENES DE LA PLANTA.

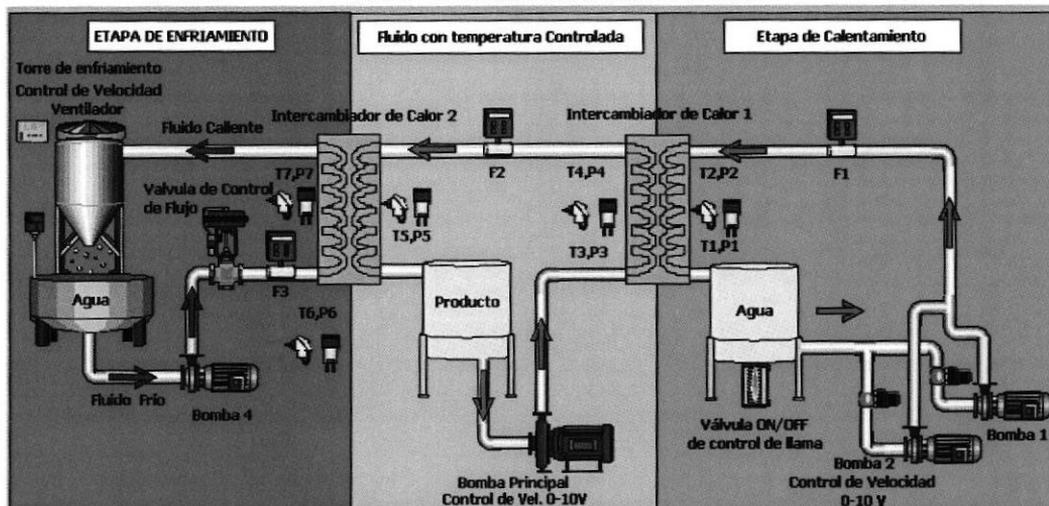


Planta didáctica de fluidos viscosos en el taller de Ingeniería Industrial de la Universidad Estatal de Milagro de la carrera de Ingeniería Industrial.



Planta didáctica de fluidos viscosos controlada con Matlab – Simulink 32 bits

VARIABLES DEL SISTEMA



Tarjeta de Adquisición de datos DAQ 1

Entradas Analógicas

Medición de temperatura Intercambiador 1

AI0 T1 AI1 T2 AI2 T3 AI3 T4

Medición de temperatura Intercambiador 2

AI4 T5 AI5 T6 AI6 T7

Medición de presión Intercambiador 1

AI7 P1

Salidas Analógicas

Escalas (0-5V) equivale a (0-60Hz)

AO0 Bomba1-VFD-L Bomba2-Altivar11

AO1 Bomba 3 – IG5A

Variadores en modo manual/automático

IG5A Manual I22=5; Automático I22=15

ALTIVAR Fun -> Lsr -> Manual Loc; Automático tEr

VFD-L 4-06 -> 0 Manual 2-00 -> 0; Automático 2-00-> 1

Tarjeta de Adquisición de datos DAQ 2

Entradas Analógicas

Medición de presión Intercambiador 1

AI0 P2 AI1 P3 AI2 P4

Medición de presión Intercambiador 2

AI3 P5 AI4 P6

Medición de caudal

AI5 Etapa3-F3 AI6 Etapa1-F1 AI7 Etapa2-F2

Salidas Analógicas

AO0 Válvula reguladora (0-5V) Equivale a apertura de (0-100%)

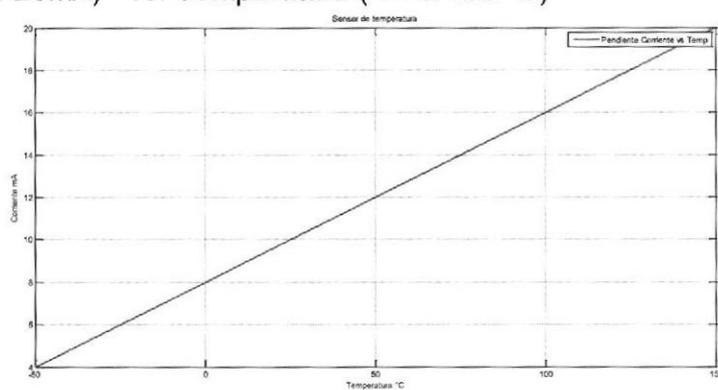
AO1 Ventilador Torre (0-5V) Equivale a Duty cycle PWM (0-100%)

Salidas Digitales

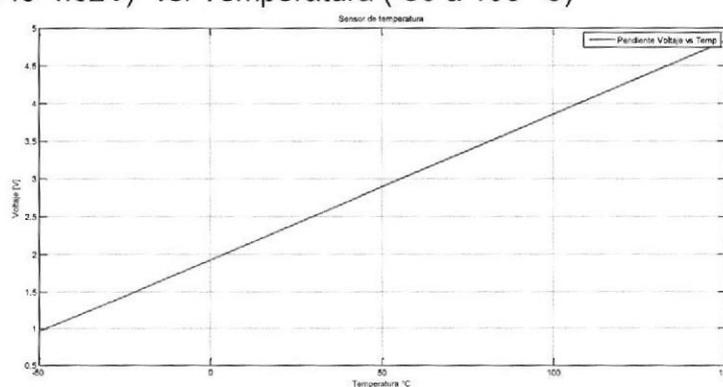
PO.0 Bomba 4 (on/off) en modo automático

Escalas sensores de temperatura

Corriente (4-20mA) vs. Temperatura (-50 a 150 °C)



Voltaje (0.946-4.82V) vs. Temperatura (-50 a 150 °C)



Escalas sensores de presión

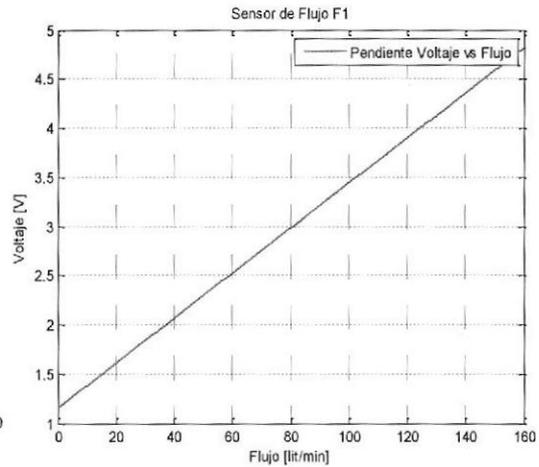
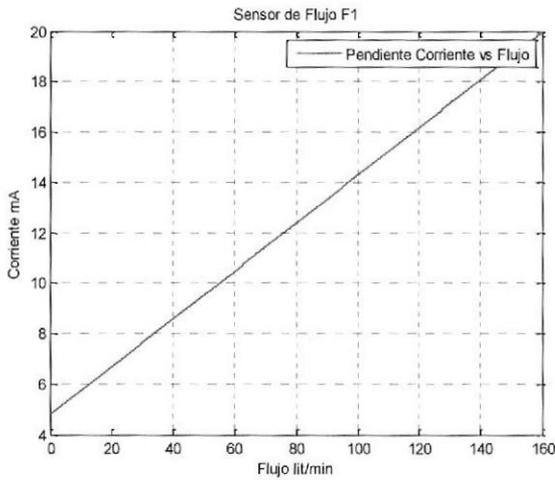
Corriente (4-20mA) vs. Presión (Pa)

Escalas sensores de caudal

F1 Etapa 1 y F2 Etapa 2

Corriente (4-20 mA) vs. Caudal (0-160 lit/min)
4.82V) vs. Caudal

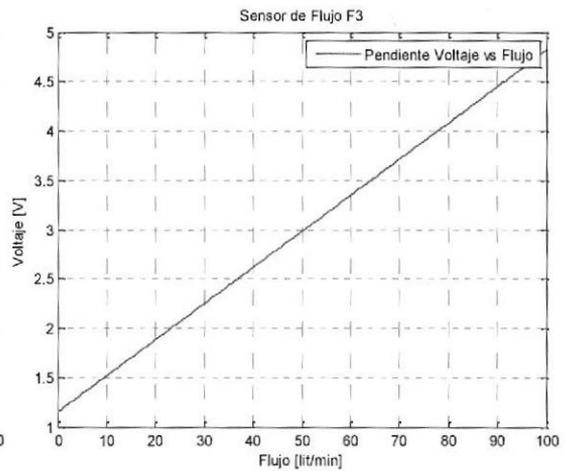
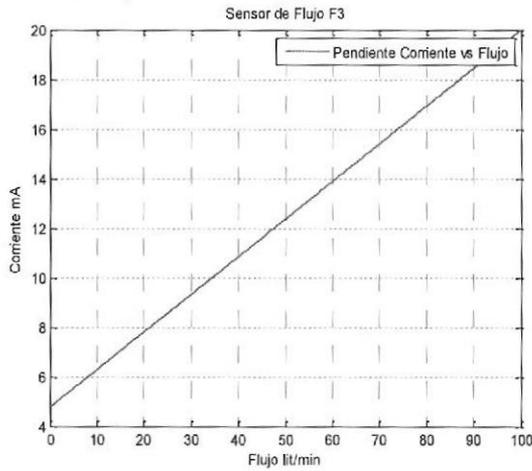
Voltaje (0.946-



F3 Etapa 3

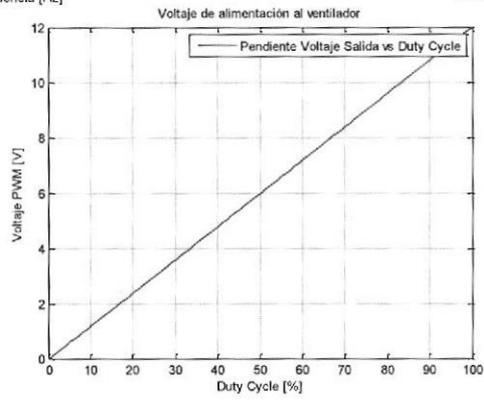
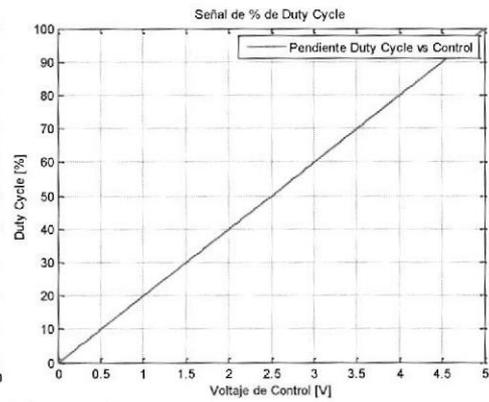
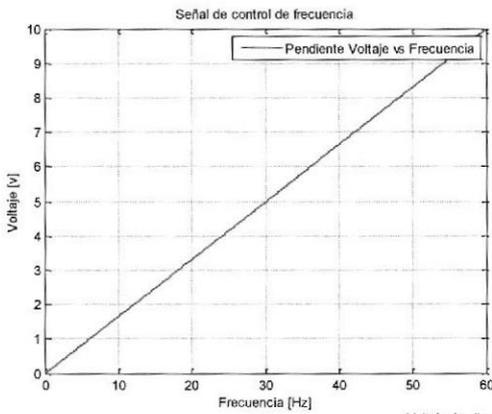
Corriente (4-20 mA) vs. Caudal (0-100 lit/min)
4.82V) vs. Caudal

Voltaje (0.946-

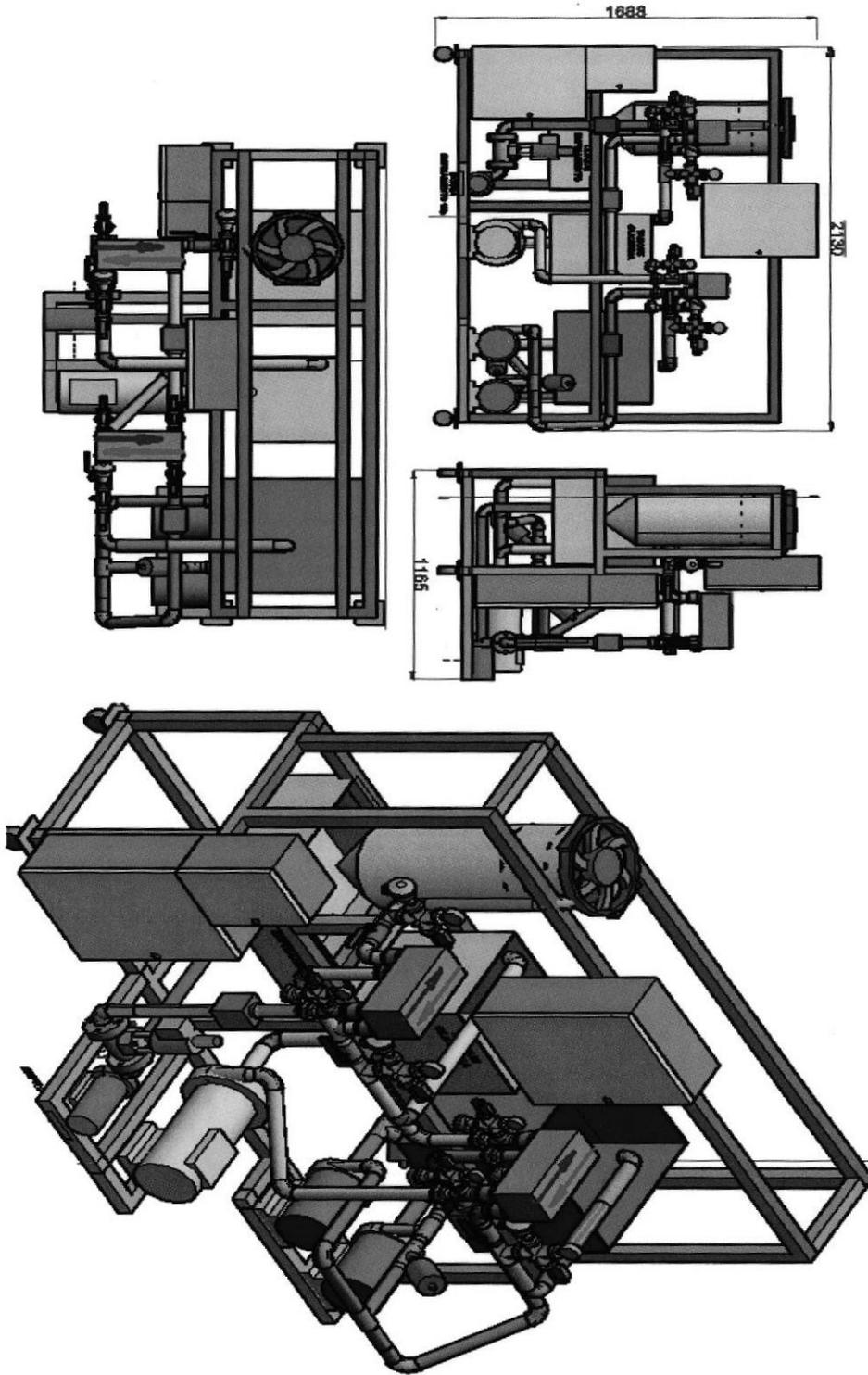


Escalas Variadores

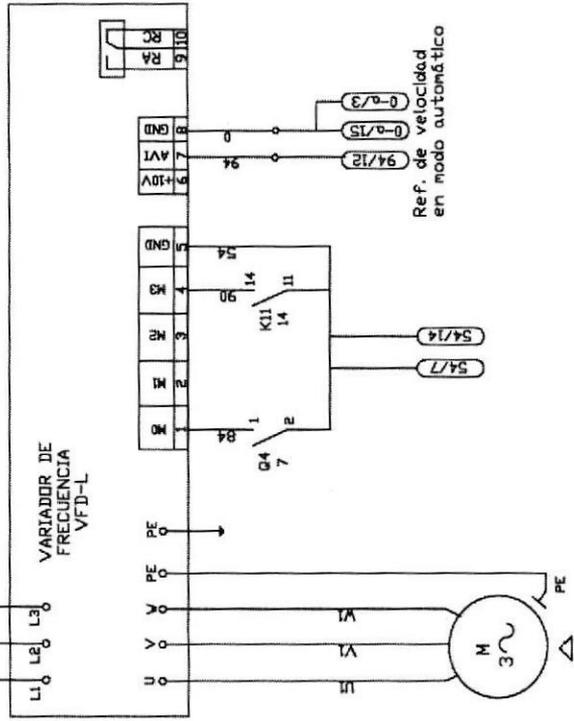
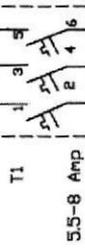
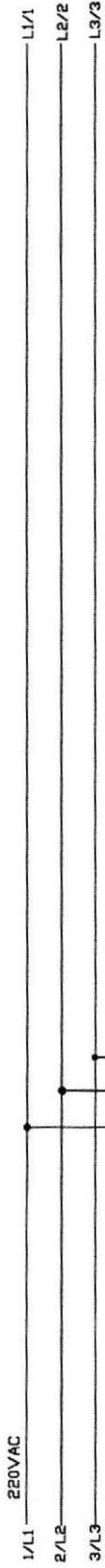
VFD-L ALTIVAR 11 IG5A
Voltaje (0-5V) vs. Frecuencia (0-60Hz)



Planos Mecánicos de la Planta Didáctica



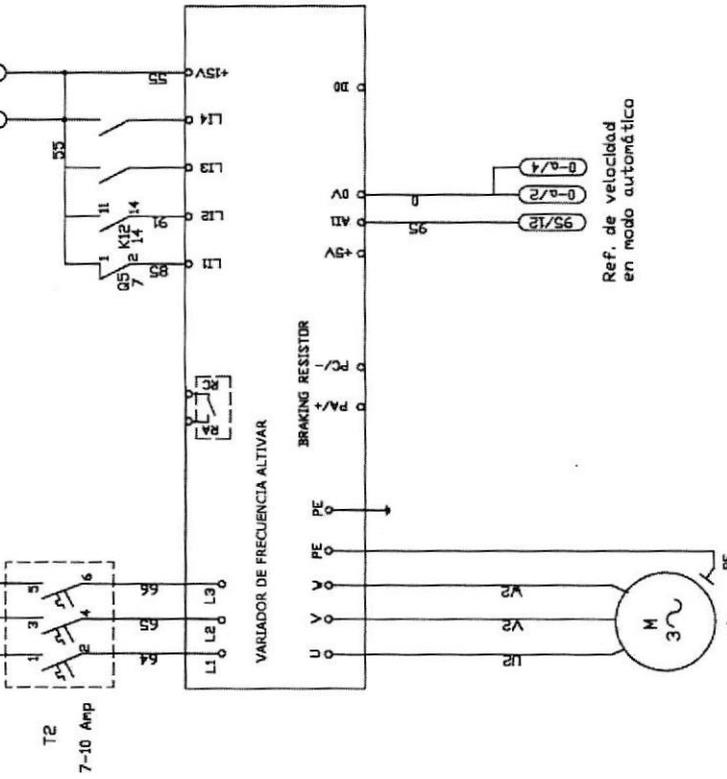
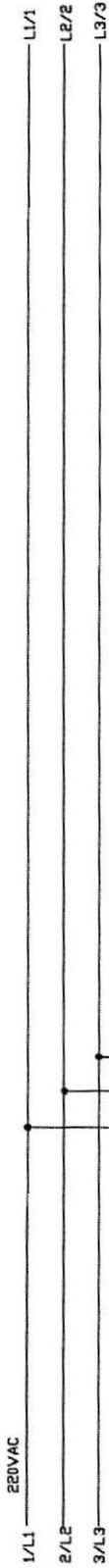
PANEL ARRANCADOR BOMBA 1 FLUIDO CALIENTE



BOMBA 1
FLUIDO CALIENTE

ESPOL		MATERIAL		TORQUE ENFRAMMENTO	
PROYECTO	FECHA	PROYECTISTA	REVISOR	FECHA	REVISOR
24/09/14	24/09/14	ING. HENRY BRITZ	ING. HENRY BRITZ	24/09/14	ING. HENRY BRITZ
24/09/14	24/09/14	ING. HENRY BRITZ	ING. HENRY BRITZ	24/09/14	ING. HENRY BRITZ
24/09/14	24/09/14	ING. HENRY BRITZ	ING. HENRY BRITZ	24/09/14	ING. HENRY BRITZ

PANEL ARRANCADOR BOMBA 2 FLUIDO CALIENTE



Ref. de velocidad en modo automático

ESPOL		ESPOL	
PROYECTO N.	FECHA	PROYECTO N.	FECHA
1	23/03/14	1	23/03/14
2	24/03/14	2	24/03/14
3	24/03/14	3	24/03/14

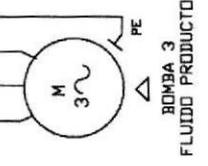
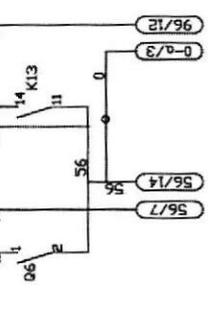
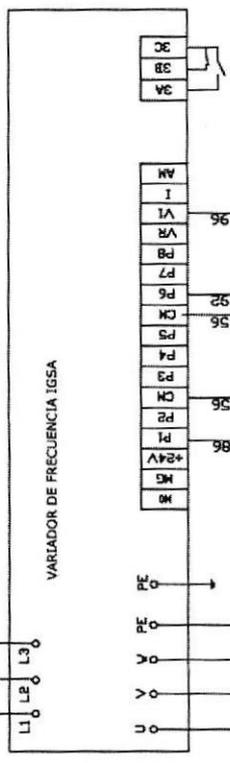
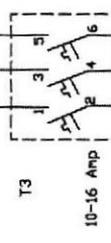
PROYECTO N.	FECHA	PROYECTO N.	FECHA
1	23/03/14	1	23/03/14
2	24/03/14	2	24/03/14
3	24/03/14	3	24/03/14

PROYECTO N.	FECHA	PROYECTO N.	FECHA
1	23/03/14	1	23/03/14
2	24/03/14	2	24/03/14
3	24/03/14	3	24/03/14

BOMBA 2
FLUIDO CALIENTE

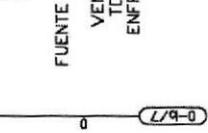
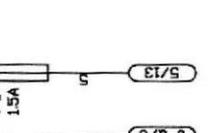
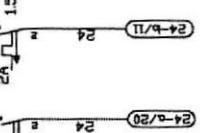
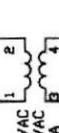
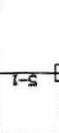
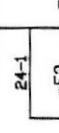
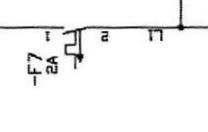
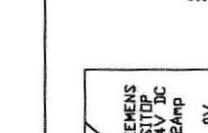
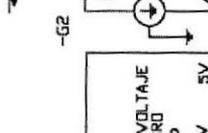
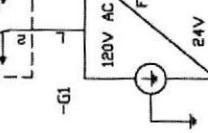
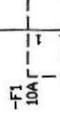
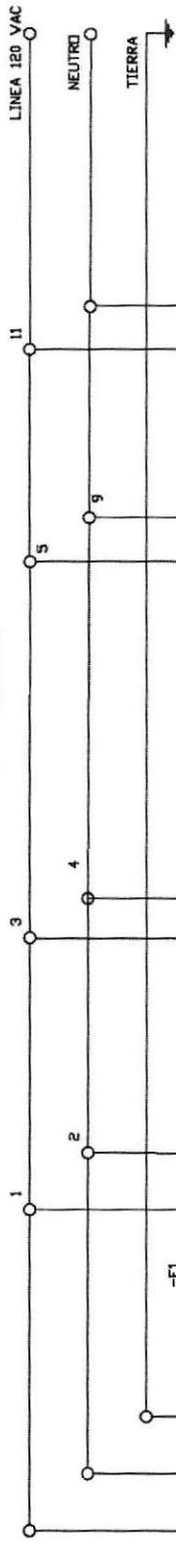
PANEL ARRANCADOR BOMBA FLUIDO DEL PRODUCTO

1/L1 _____ U/A
 2/L2 _____ L2/R
 3/L3 _____ L3/S



ESPOL		BOMBA 3 FLUIDO PRODUCTO	
PROYECTO N°	FECHA	PROYECTISTA	REVISOR
24/09/14	24/09/14	ING. JENNY ORTIZ	ING. JENNY ORTIZ
APROBADO	APROBADO	ING. ROGER LEVALLEROS	ING. ROGER LEVALLEROS
1	1	2	2
2	2	3	3
3	3	4	4
4	4	5	5
5	5	6	6

CC1
120 VAC



ALIMENTACION
DISPLAYS
TEMPERATURA

ALIMENTACION PANEL
DE
CONTROL-SENSORES

ALIMENTACION
CONTROLADOR LOGO

FUENTE DE VOLTAJE
PARA
VENTILADOR
TORRE DE
ENFRIAMIENTO

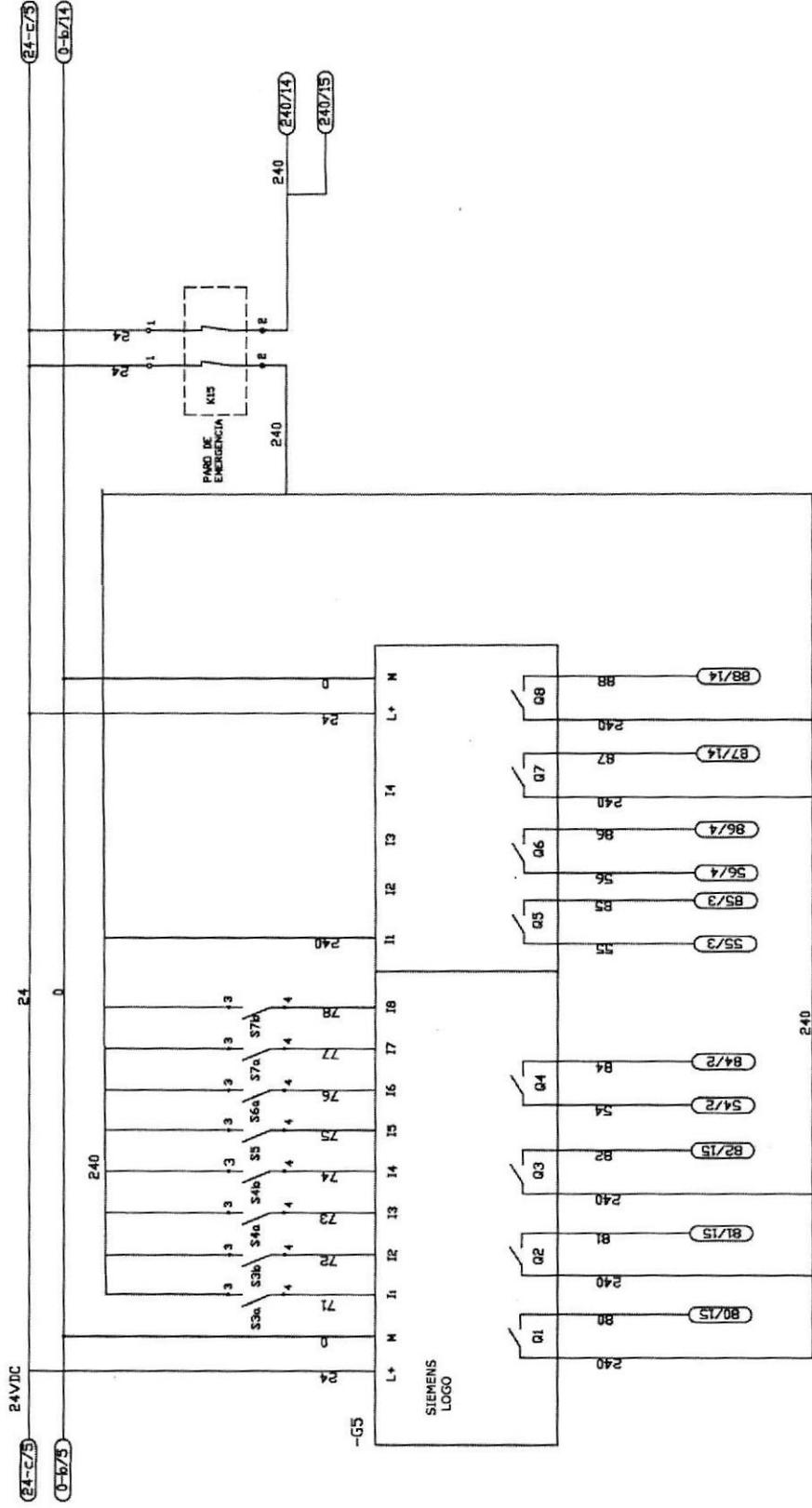
BOMBA DE AGUA
TORRE DE
ENFRIAMIENTO

VENTILADOR
PANEL

VALVULA DE
CONTROL
DE FLUJO
TORRE DE
ENFRIAMIENTO

ESPOL		Banco de Instrumentos	
NO.	DESCRIPCIÓN	FECHA	REVISIÓN
1	INSTALACION	23/09/74	ING. JENNY ORTIZ
2	REVISION	24/09/74	ING. JENNY ORTIZ
3	REVISION	24/09/74	ING. HOLGER CEVALLOS
4	REVISION	24/09/74	ING. HOLGER CEVALLOS

VOLTAJE 24VDC
FUENTE SIEMENS

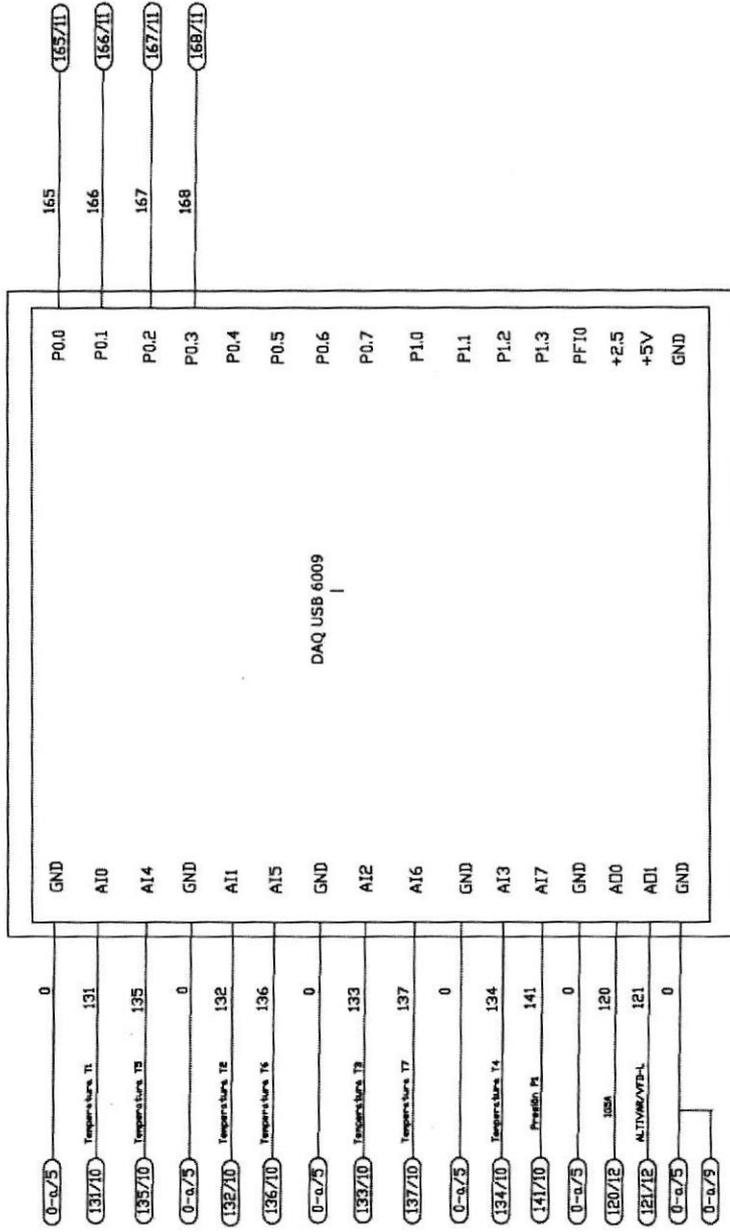


ESPOL		MARCA DE PROCEDIMIENTO	
IDENTIFICACION	MATERIAL	IDENTIFICACION	MATERIAL
1	ING. JENNY BRITZ	1	ING. JENNY BRITZ
2	ING. JENNY BRITZ	2	ING. JENNY BRITZ
3	ING. JENNY BRITZ	3	ING. JENNY BRITZ
4	ING. JENNY BRITZ	4	ING. JENNY BRITZ

Señales Analógicas

-GS

Señales Digitales
Configuradas como Entradas

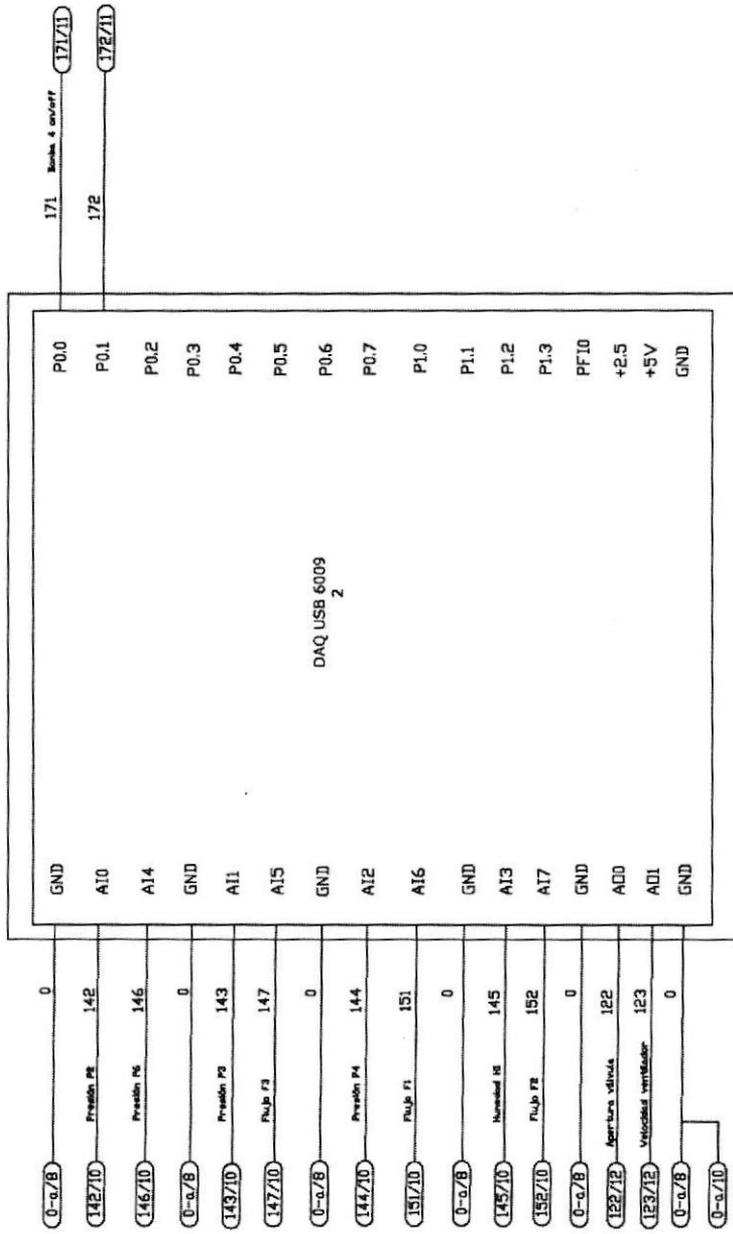


ESPOL		Mesa de Programación	
FECHA	PROYECTO DE	PROYECTO DE	PROYECTO DE
20/09/14	ESPOL	ESPOL	ESPOL
INGENIERO	ING. JENNY BRITZ	INGENIERO	ING. JENNY BRITZ
AYUDANTE	ING. HOLGER DEVALDES	AYUDANTE	ING. HOLGER DEVALDES
1		2	
3		4	

Señales Analógicas

-G6

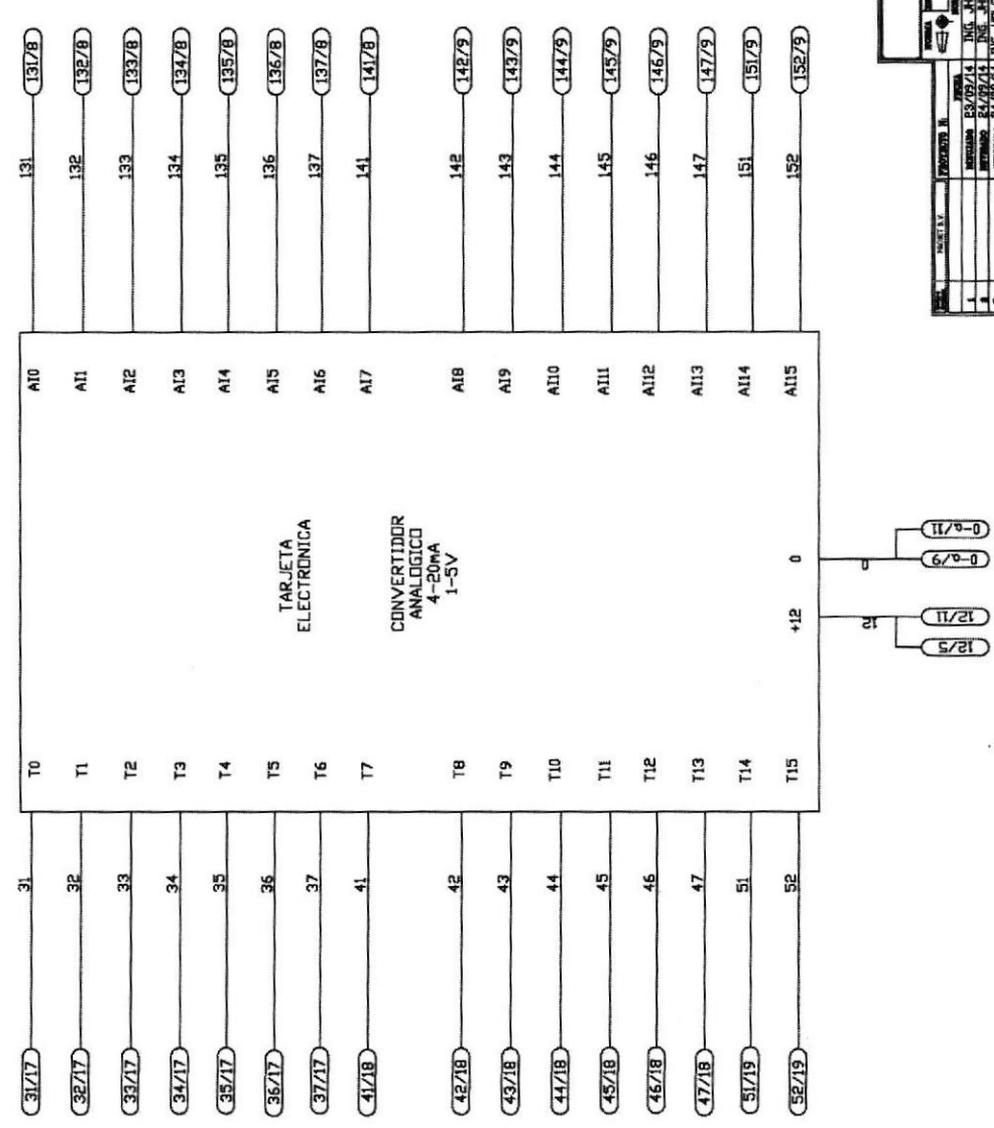
Señales Digitales
Configuradas como Salidas



ESPOL		SALA DE ADMINISTRACION	
PROYECTO N°		MATERIA	
1	ESPOL	1	INSTRUMENTACION
2	ESPOL	2	TORRE ENFRIAMIENTO
3	ESPOL	3	ESPOL
4	ESPOL	4	ESPOL
5	ESPOL	5	ESPOL

Señal de Sensores
-G7

Señal acondicionada
a tarjeta DAQ

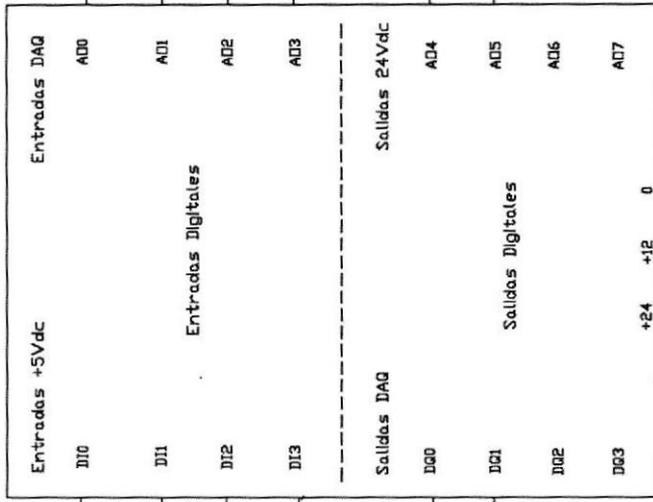


ESPOL		BASE DE PROYECTOS	
PROYECTO	FECHA	PROYECTO II	FECHA
INDICACIONES		INDICACIONES	
TORQUE ENFRIAMIENTO			
1	INDICACIONES	24/09/14	ING. JONNY ORTIZ
2	INDICACIONES	24/09/14	ING. JONNY ORTIZ
3	INDICACIONES	24/09/14	ING. JONNY ORTIZ
4	INDICACIONES	24/09/14	ING. JONNY ORTIZ
5	INDICACIONES	24/09/14	ING. JONNY ORTIZ
6	INDICACIONES	24/09/14	ING. JONNY ORTIZ
7	INDICACIONES	24/09/14	ING. JONNY ORTIZ
8	INDICACIONES	24/09/14	ING. JONNY ORTIZ
9	INDICACIONES	24/09/14	ING. JONNY ORTIZ
10	INDICACIONES	24/09/14	ING. JONNY ORTIZ

SENALES DIGITALES

-G8

Relés ALLEN
BRADLEY



Relés WAGO



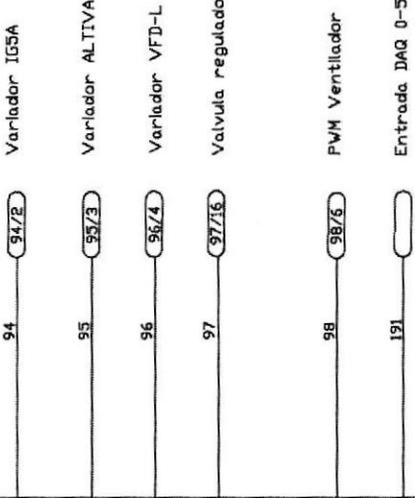
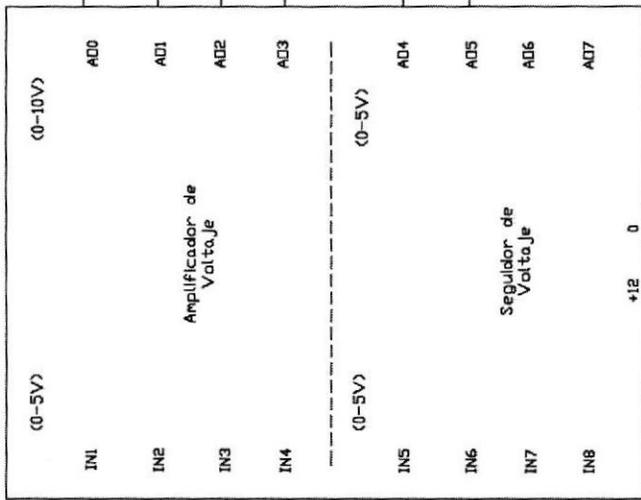
ESFOI		TOWER EMPALMADO	
PROYECTO N.º	FECHA	PROYECTISTA	REVISOR
17/01/74	22/02/74	ING. JERRY ORTIZ	ING. JERRY ORTIZ
17/01/74	24/02/74	ING. JERRY ORTIZ	ING. JERRY ORTIZ
17/01/74	24/02/74	ING. HELDER CEVALLOS	ING. HELDER CEVALLOS

Señales de salida
DAQ

SENALES
ANALOGICAS

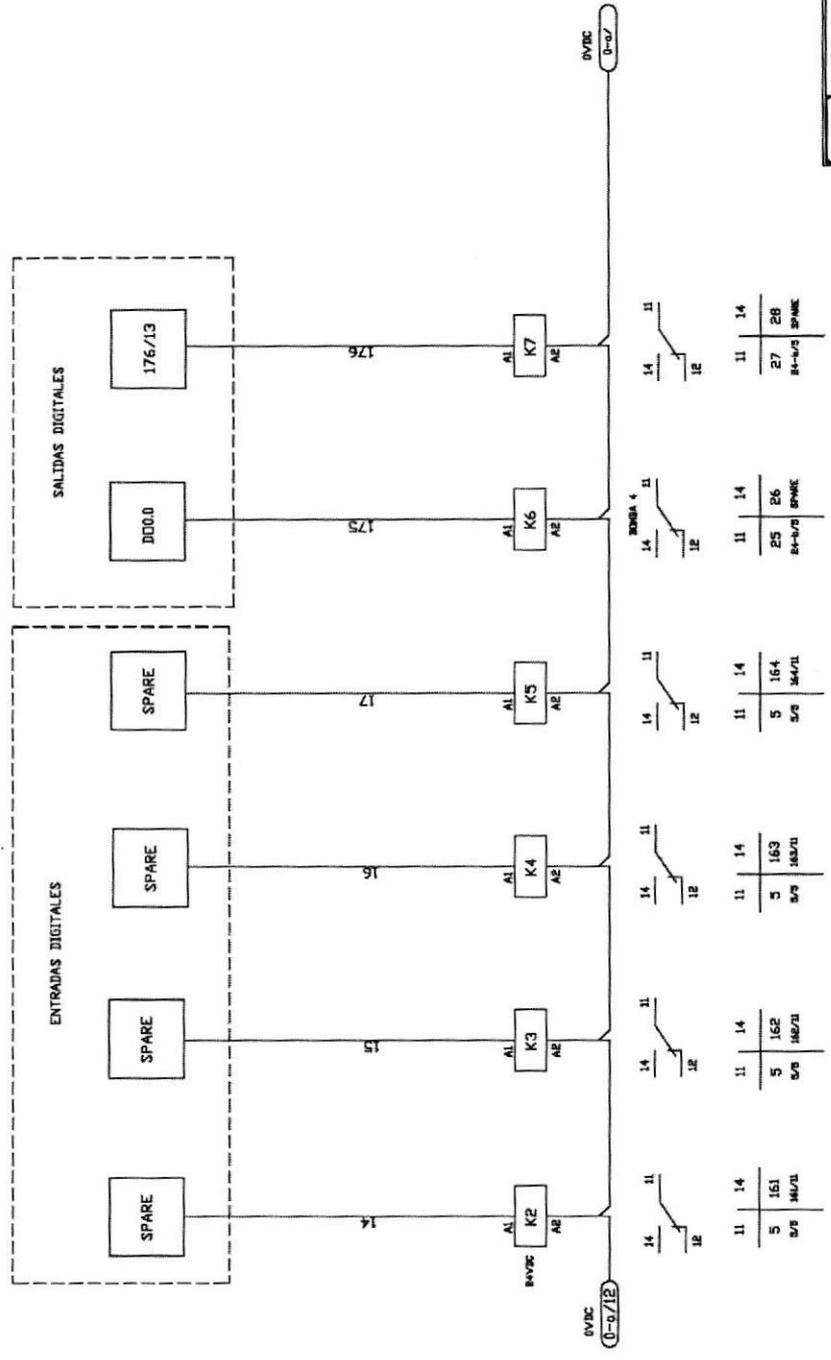
Señales que van a
los actuadores

-09



ESPOL		MADE BY PRODUCCION	
SECCION	SECCION	SECCION	SECCION
PROYECTO	PROYECTO	PROYECTO	PROYECTO
TUBO DE ENTUBAMIENTO			
FECHA	FECHA	FECHA	FECHA
13/09/14	13/09/14	13/09/14	13/09/14
14/09/14	14/09/14	14/09/14	14/09/14
15/09/14	15/09/14	15/09/14	15/09/14
16/09/14	16/09/14	16/09/14	16/09/14
17/09/14	17/09/14	17/09/14	17/09/14
18/09/14	18/09/14	18/09/14	18/09/14
19/09/14	19/09/14	19/09/14	19/09/14
20/09/14	20/09/14	20/09/14	20/09/14
21/09/14	21/09/14	21/09/14	21/09/14
22/09/14	22/09/14	22/09/14	22/09/14
23/09/14	23/09/14	23/09/14	23/09/14
24/09/14	24/09/14	24/09/14	24/09/14
25/09/14	25/09/14	25/09/14	25/09/14
26/09/14	26/09/14	26/09/14	26/09/14
27/09/14	27/09/14	27/09/14	27/09/14
28/09/14	28/09/14	28/09/14	28/09/14
29/09/14	29/09/14	29/09/14	29/09/14
30/09/14	30/09/14	30/09/14	30/09/14

1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19



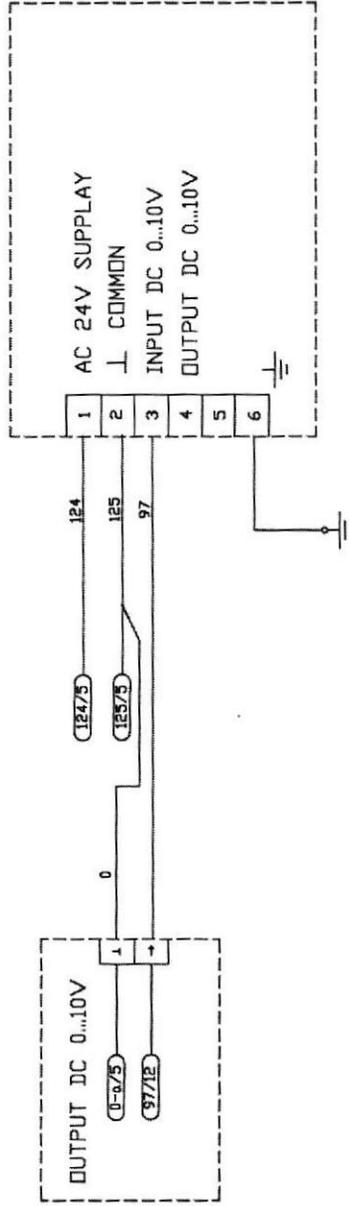
ESPOY		MADE BY PROGRESSIVE	
PROYECTO N.º	FECHA	REVISIÓN	FECHA
1	23/09/14	ING. JEREMY DUFFY	23/09/14
2	24/09/14	ING. JEREMY DUFFY	24/09/14
3	24/09/14	ING. HELDER CEVALLOS	24/09/14
4			

TURBINE EMPLEAMIENTO	
REVISIÓN	FECHA
1	
2	
3	
4	

VALVULA DE CONTROL DE FLUJO AGUA ENFRIADA

SIEMENS

-G10 M2H...FY...N



ESPOL		FOLIO		REVISIONES		DESCRIPCION	
NO.	FECHA	NO.	FECHA	NO.	FECHA	NO.	FECHA
1	23/09/74	1	23/09/74	1	23/09/74	1	23/09/74
2	24/09/74	2	24/09/74	2	24/09/74	2	24/09/74
3	24/09/74	3	24/09/74	3	24/09/74	3	24/09/74
4	24/09/74	4	24/09/74	4	24/09/74	4	24/09/74