

ESCUELA POLITÉCNICA NACIONAL

FACULTAD DE INGENIERÍA ELÉCTRICA Y ELECTRÓNICA

DISEÑO, SIMULACIÓN Y COMPARACIÓN DE CONTROLADORES DISEÑADOS POR MÉTODOS TRADICIONALES FRENTE A CONTROLADORES PID ADAPTATIVOS BASADOS EN REDES NEURONALES CON PROPAGACIÓN INVERSA APLICADOS A UN TANQUE REACTOR DE AGITADO CONTINUO (CSTR)

**TRABAJO DE TITULACIÓN PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL TÍTULO DE
INGENIERO EN ELECTRÓNICA Y CONTROL**

PABLO DAVID CALDERÓN JÁCOME

pablo.calderon@epn.edu.ec

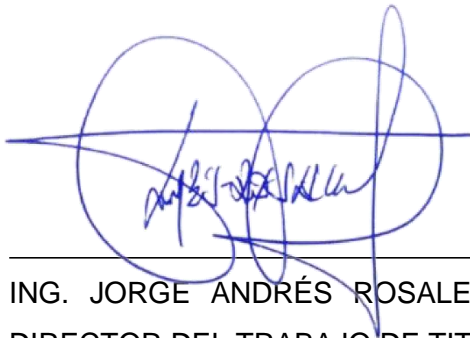
DIRECTOR: ING. JORGE ANDRÉS ROSALES ACOSTA, Ph.D.

andres.rosales@epn.edu.ec

Quito, febrero 2022

AVAL

Certifico que el presente trabajo fue desarrollado por Pablo David Calderón Jácome, bajo mi supervisión.

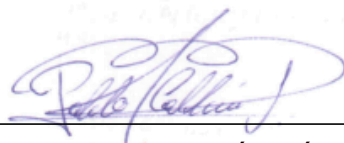


ING. JORGE ANDRÉS ROSALES ACOSTA, PhD.
DIRECTOR DEL TRABAJO DE TITULACIÓN

DECLARACIÓN DE AUTORÍA

Yo, Pablo David Calderón Jácome, declaro bajo juramento que el trabajo aquí descrito es de mi autoría; que no ha sido previamente presentado para ningún grado o calificación profesional; y, que he consultado las referencias bibliográficas que se incluyen en este documento.

A través de la presente declaración dejo constancia de que la Escuela Politécnica Nacional podrá hacer uso del presente trabajo según los términos estipulados en la Ley, Reglamentos y Normas vigentes.



PABLO DAVID CALDERÓN JÁCOME

DEDICATORIA

Para todas las personas que siempre creyeron en mí, que a pesar de las veces que me vieron caer nunca dejaron de creer, esto es por y para ellos.

Para mi tío, Hermensul, que le hubiese encantado presenciar este momento, nunca he dejado de sentir tu presencia y apoyo, sé que siempre estuviste junto a mí.

AGRADECIMIENTO

A mi mamá, papá y hermanas, gracias por tanto apoyo, tantos consejos, y sobre todo gracias por la paciencia. Quiero que sepan que siempre los escuché, aunque a veces parecía que no, gracias a sus palabras siempre me motivé para seguir.

A mi director, doctor Andrés Rosales, porque sin su ayuda, apoyo y comprensión esto no habría sido posible.

A todos mis amigos, que me acompañaron durante esta larga y accidentada carrera. Todos los momentos que vivimos, buenos y malos, me hicieron crecer y me animaron a seguir siempre hacia adelante.

ÍNDICE DE CONTENIDOS

AVAL.....	I
DECLARACIÓN DE AUTORÍA	II
DEDICATORIA.....	III
AGRADECIMIENTO.....	IV
ÍNDICE DE CONTENIDOS.....	V
ÍNDICE DE FIGURAS.....	VIII
ÍNDICE DE TABLAS	XIV
RESUMEN.....	XV
ABSTRACT	XVI
1 INTRODUCCIÓN.....	1
1.1 OBJETIVOS.....	1
1.1.1 OBJETVO GENERAL.....	1
1.1.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS.....	1
1.2 ALCANCE.....	2
1.3 MARCO TEÓRICO	3
1.3.1 Tanque Reactor de Agitado Continuo (CSTR).....	3
1.3.2 controlador pid.....	9
1.3.3 Métodos de sintonización tradicionales.....	10
1.3.4 Control Adaptativo	13
1.3.5 Redes Neuronales.....	18
1.3.6 Índices de DESEMPEÑO.....	20
2 METODOLOGÍA.....	21
2.1 SISTEMA CON REALIMENTACIÓN UNITARIA	21
2.2 APROXIMACIÓN A UN MODELO POMTM	22
2.2.1 método de smith	23
2.3 CONTROLADOR DESARROLLADO POR ZIEGLER-NICHOLS	24
2.4 CONTROLADOR DESARROLLADO POR DAHLIN	26
2.5 CONTROLADOR DISEÑADO POR EL MÉTODO DE GANANCIA CRÍTICA	28
2.6 CONTROLADOR DISEÑADO POR EL MÉTODO DE SINTESIS DIRECTA.....	31
2.7 CONTROLADOR PREDICTIVO BASADO EN REDES NEURONALES.....	34
2.7.1 Red neuronal (identificación de la planta).....	34
2.7.2 Optimizador (control predictivo).....	36
2.7.3 implementación del controlador predictivo en simulink	36
2.7.4 entrenamiento de la red neuronal	37
2.8 DESARROLLO DE LA INTERFAZ PARA VISUALIZAR RESULTADOS.....	43
3 RESULTADOS Y DISCUSIÓN	45

3.1	COMPARACIÓN DE PARÁMETROS OBTENIDOS DE CADA CONTROLADOR	45
3.1.1	máximo sobreimpulso.....	48
3.1.2	tiempo de crecimiento.....	48
3.1.3	tiempo de establecimiento	49
3.1.4	Tiempo de retardo	49
3.1.5	error en estado estable.....	50
3.2	SISTEMA CON REALIMENTACIÓN UNITARIA.....	50
3.2.1	Cambio de referencia	51
3.2.2	rechazo de perturbaciones	52
3.2.3	cambio de referencia y rechazo de perturbaciones.....	53
3.3	CONTROLADOR DISEÑADO POR ZIEGLER NICHOLS	54
3.3.1	Cambio de referencia	56
3.3.2	rechazo de perturbaciones	58
3.3.3	cambio de referencia y rechazo de perturbaciones.....	59
3.4	CONTROLADOR DISEÑADO POR DAHLIN.....	61
3.4.1	Cambio de referencia	62
3.4.2	rechazo de perturbaciones	64
3.4.3	cambio de referencia y rechazo de perturbaciones.....	65
3.5	CONTROLADOR DISEÑADO POR GANANCIA CRÍTICA	67
3.5.1	Cambio de referencia	68
3.5.2	rechazo de perturbaciones	70
3.5.3	cambio de referencia y rechazo de perturbaciones.....	71
3.6	CONTROLADOR DISEÑADO POR SÍNTESIS DIRECTA.....	73
3.6.1	Cambio de referencia	74
3.6.2	rechazo de perturbaciones	76
3.6.3	cambio de referencia y rechazo de perturbaciones.....	77
3.7	CONTROLADOR DISEÑADO POR REDES NEURONALES.....	78
3.7.1	Cambio de referencia	80
3.7.2	rechazo de perturbaciones	81
3.7.3	cambio de referencia y rechazo de perturbaciones.....	83
3.8	COMPARACION DE ÍNDICES DE DESEMPEÑO.....	84
3.8.1	Cambio de referencia	85
3.8.2	rechazo de perturbaciones	85
3.8.3	cambio de referencia y rechazo de perturbaciones.....	86
4	CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES.....	87
4.1	CONCLUSIONES.....	87
4.2	RECOMENDACIONES.....	88
	REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	89
	ANEXOS	91
	ANEXO A: RED NEURONAL IMPLEMENTADA EN SIMULINK DE MATLAB	91

ANEXO B: CÓDIGO DE FUNCIÓN DE SINTONIZACIÓN PARA EL CONTROLADOR PREDICTIVO IMPLEMENTADO EN SIMULINK DE MATLAB	92
ANEXO C: CÓDIGO DE FUNCIÓN DE OPTIMIZACIÓN PARA CONTROLADOR PREDICTIVO IMPLEMENTADO EN SIMULINK DE MATLAB	93
ANEXO D: MANUAL DE USUARIO DE LA INTERFAZ DESARROLLADA.....	101

ÍNDICE DE FIGURAS

FIGURA 1.1	ESQUEMA TANQUE REACTOR DE AGITADO CONTINUO (CSTR) [2]	4
FIGURA 1.2	DIAGRAMA DE BLOQUES, CONTROL ADAPTATIVO [8]	14
FIGURA 1.3	DIAGRAMA DE BLOQUES DE UN SISTEMA CON GAIN SCHEDULING. [8]	15
FIGURA 1.4	DIAGRAMA DE BLOQUES CONTROL ADAPTATIVO CON MODELO DE REFERENCIA. [10]	16
FIGURA 1.5	DIAGRAMA DE BLOQUES CONTROL ADAPTATIVO STR. [11]	17
FIGURA 1.6	RED NEURONAL INTERCONECTADA. [12]	18
FIGURA 2.1	SISTEMA EN LAZO CERRADO CON REALIMENTACIÓN UNITARIA	21
FIGURA 2.2	RESPUESTA DEL SISTEMA EN LAZO CERRADO REALIMENTACIÓN UNITARIA	21
FIGURA 2.3	ERROR DEL SISTEMA CON REALIMENTACIÓN UNITARIA FRENTE A UN CAMBIO DE REFERENCIA	22
FIGURA 2.4	RESPUESTA DEL SISTEMA A UNA ENTRADA ESCALÓN	22
FIGURA 2.5	COMPARACIÓN DEL MODELO REAL CON LA APROXIMACIÓN A UN MODELO POMTM	24
FIGURA 2.6	RESPUESTA DEL SISTEMA CON CONTROLADOR BASADO EN ZIEGLER NICHOLS	25
FIGURA 2.7	ERROR DEL SISTEMA CON CONTROLADOR SINTONIZADO POR EL MÉTODO DE ZIEGLER-NICHOLS	25
FIGURA 2.8	ACCIÓN DE CONTROL ENTREGADA POR EL CONTROLADOR DESARROLLADO POR ZIEGLER-NICHOLS	26
FIGURA 2.9	RESPUESTA DEL SISTEMA CON CONTROLADOR BASADO EN DAHLIN	27
FIGURA 2.10	ACCIÓN DE CONTROL, CONTROLADOR DAHLIN	27
FIGURA 2.11	ERROR DEL SISTEMA CON UN CONTROLADOR DISEÑADO POR DAHLIN	28
FIGURA 2.12	SISTEMA CON OSCILACIÓN CONSTANTE	28
FIGURA 2.13	RESPUESTA DEL SISTEMA CON CONTROLADOR GANANCIA CRÍTICA	29
FIGURA 2.14	ACCIÓN DE CONTROL, GANANCIA CRÍTICA	30
FIGURA 2.15	ERROR DEL SISTEMA CON CONTROLADOR DISEÑADO POR GANANCIA CRÍTICA	30
FIGURA 2.16	CONTROLADOR DISEÑADO POR EL MÉTODO DE SÍNTESIS DIRECTA	32
FIGURA 2.17	RESPUESTA DEL SISTEMA CON CONTROLADOR BASADO EN SÍNTESIS DIRECTA	32

FIGURA 2.18	ACCIÓN DE CONTROL, SÍNTESIS DIRECTA	33
FIGURA 2.19	ERROR DEL SISTEMA CON CONTROLADOR DE SÍNTESIS DIRECTA	33
FIGURA 2.20	MODELO GENERAL DEL CONTROLADOR PREDICTIVO	34
FIGURA 2.21	TOPOLOGÍA DE LA RED NEURONAL IMPLEMENTADA.....	35
FIGURA 2.22	DIAGRAMA DE BLOQUES CONTROL PREDICTIVO IMPLEMENTADO.....	36
FIGURA 2.23	DIAGRAMA DE BLOQUES DEL SISTEMA CON CONTROLADOR PREDICTIVO BASADO EN REDES NEURONALES.....	36
FIGURA 2.24	DIAGRAMA DE BLOQUES INTERNO DEL CONTROLADOR PREDICTIVO BASADO EN REDES NEURONALES.....	37
FIGURA 2.25	PARÁMETROS DEL CONTROL PREDICTIVO BASADO EN REDES NEURONALES	38
FIGURA 2.26	DATOS UTILIZADOS PARA EL ENTRENAMIENTO DE LA RED NEURONAL	38
FIGURA 2.27	IDENTIFICACIÓN DE LA PLANTA, DATOS Y PARÁMETROS DE ENTRENAMIENTO DE LA RED NEURONAL.....	39
FIGURA 2.28	DATOS DE ENTRENAMIENTO, CONTROL PREDICTIVO CON REDES NEURONALES	40
FIGURA 2.29	DATOS DE PRUEBA, CONTROL PREDICTIVO CON REDES NEURONALES	41
FIGURA 2.30	DATOS DE VALIDACIÓN, CONTROL PREDICTIVO CON REDES NEURONALES	41
FIGURA 2.31	INTEGRAL DEL ERROR CUADRADO MEDIO DURANTE EL ENTRENAMIENTO	42
FIGURA 2.32	CRONOLOGÍA DEL ENTRENAMIENTO DE LA RED NEURONAL ...	42
FIGURA 2.33	REGRESIONES DEL ENTRENAMIENTO DE LA RED NEURONAL .	43
FIGURA 2.34	PANTALLA PRINCIPAL DE LA APLICACIÓN.....	44
FIGURA 3.1	PARÁMETROS DEL SISTEMA CON REALIMENTACIÓN UNITARIA ..	45
FIGURA 3.2	PARÁMETROS DEL SISTEMA CON CONTROLADOR ZIEGLER NICHOLS	46
FIGURA 3.3	PARÁMETROS DEL SISTEMA CON CONTROLADOR DAHLIN.....	46
FIGURA 3.4	PARÁMETROS DEL SISTEMA CON CONTROLADOR GANANCIA CRÍTICA	47
FIGURA 3.5	PARÁMETROS DEL SISTEMA CON CONTROLADOR SÍNTESIS DIRECTA	47
FIGURA 3.6	PARÁMETROS DEL CONTROLADOR BASADO EN REDES NEURONALES.....	48
FIGURA 3.7	RESPUESTA DEL SISTEMA CON REALIMENTACIÓN UNITARIA.....	50

FIGURA 3.8	ERROR DEL SISTEMA CON REALIMENTACIÓN UNITARIA.....	51
FIGURA 3.9	RESPUESTA DEL SISTEMA CON REALIMENTACIÓN UNITARIA FRENTE A CAMBIOS DE REFERENCIA	51
FIGURA 3.10	ERROR DEL SISTEMA CON REALIMENTACIÓN UNITARIA FRENTE A CAMBIOS DE REFERENCIA	52
FIGURA 3.11	RESPUESTA DEL SISTEMA CON REALIMENTACIÓN UNITARIA FRENTE A PERTURBACIONES.....	52
FIGURA 3.12	ERROR DEL SISTEMA CON REALIMENTACIÓN UNITARIA FRENTE A PERTURBACIONES.....	53
FIGURA 3.13	RESPUESTA DEL SISTEMA CON REALIMENTACIÓN UNITARIA FRENTE A CAMBIOS DE REFERENCIA Y PERTURBACIONES.....	53
FIGURA 3.14	ERROR DEL SISTEMA CON REALIMENTACIÓN UNITARIA FRENTE A CAMBIOS DE REFERENCIA Y PERTURBACIONES.....	54
FIGURA 3.15	RESPUESTA DEL SISTEMA CON CONTROLADOR ZIEGLER NICHOLS	54
FIGURA 3.16	ERROR DEL SISTEMA CON CONTROLADOR ZIEGLER NICHOLS	55
FIGURA 3.17	SALIDA DEL CONTROLADOR ZIEGLER NICHOLS	55
FIGURA 3.18	RESPUESTA DEL SISTEMA CON CONTROLADOR ZIEGLER NICHOLS FRENTE A CAMBIOS DE REFERENCIA	56
FIGURA 3.19	ERROR DEL SISTEMA CON CONTROLADOR ZIEGLER NICHOLS FRENTE A CAMBIOS DE REFERENCIA	56
FIGURA 3.20	SALIDA DEL CONTROLADOR ZIEGLER NICHOLS FRENTE A CAMBIOS DE REFERENCIA.....	57
FIGURA 3.21	RESPUESTA DEL SISTEMA CON CONTROLADOR ZIEGLER NICHOLS FRENTE A PERTURBACIONES.....	58
FIGURA 3.22	ERROR DEL SISTEMA CON CONTROLADOR ZIEGLER NICHOLS FRENTE A PERTURBACIONES.....	58
FIGURA 3.23	SALIDA DEL CONTROLADOR ZIEGLER NICHOLS FRENTE A PERTURBACIONES	59
FIGURA 3.24	RESPUESTA DEL SISTEMA CON CONTROLADOR ZIEGLER NICHOLS FRENTE A CAMBIOS DE REFERENCIA Y PERTURBACIONES	59
FIGURA 3.25	ERROR DEL SISTEMA CON CONTROLADOR ZIEGLER NICHOLS FRENTE A CAMBIOS DE REFERENCIA Y PERTURBACIONES.....	60
FIGURA 3.26	SALIDA DEL CONTROLADOR ZIEGLER NICHOLS FRENTE A CAMBIOS DE REFERENCIA Y PERTURBACIONES	60
FIGURA 3.27	RESPUESTA DEL SISTEMA CON CONTROLADOR DAHLIN.....	61
FIGURA 3.28	ERROR DEL SISTEMA CON CONTROLADOR DAHLIN.....	61
FIGURA 3.29	SALIDA DEL CONTROLADOR DAHLIN.....	62
FIGURA 3.30	RESPUESTA DEL SISTEMA CON CONTROLADOR DAHLIN FRENTE A CAMBIOS DE REFERENCIA	62

FIGURA 3.31	ERROR DEL SISTEMA CON CONTROLADOR DAHLIN FRENTE A CAMBIOS DE REFERENCIA.....	63
FIGURA 3.32	SALIDA DEL CONTROLADOR DAHLIN FRENTE A CAMBIOS DE REFERENCIA	63
FIGURA 3.33	RESPUESTA DEL SISTEMA CON CONTROLADOR DAHLIN FRENTE A PERTURBACIONES.....	64
FIGURA 3.34	ERROR DEL SISTEMA CON CONTROLADOR DAHLIN FRENTE A PERTURBACIONES	64
FIGURA 3.35	SALIDA DEL CONTROLADOR DAHLIN FRENTE A PERTURBACIONES	65
FIGURA 3.36	RESPUESTA DEL SISTEMA CON CONTROLADOR DAHLIN FRENTE A CAMBIOS DE REFERENCIA Y PERTURBACIONES.....	65
FIGURA 3.37	ERROR DEL SISTEMA CON CONTROLADOR DAHLIN FRENTE A CAMBIOS DE REFERENCIA Y PERTURBACIONES	66
FIGURA 3.38	SALIDA DEL CONTROLADOR DAHLIN FRENTE A CAMBIOS DE REFERENCIA Y PERTURBACIONES.....	66
FIGURA 3.39	RESPUESTA DEL SISTEMA CON CONTROLADOR GANANCIA CRÍTICA	67
FIGURA 3.40	ERROR DEL SISTEMA CON CONTROLADOR GANANCIA CRÍTICA	67
FIGURA 3.41	SALIDA DEL CONTROLADOR GANANCIA CRÍTICA	68
FIGURA 3.42	RESPUESTA DEL SISTEMA CON CONTROLADOR GANANCIA CRÍTICA FRENTE A CAMBIOS DE REFERENCIA	68
FIGURA 3.43	ERROR DEL SISTEMA CON CONTROLADOR GANANCIA CRÍTICA FRENTE A CAMBIOS DE REFERENCIA	69
FIGURA 3.44	SALIDA DEL CONTROLADOR GANANCIA CRÍTICA FRENTE A CAMBIOS DE REFERENCIA.....	69
FIGURA 3.45	RESPUESTA DEL SISTEMA CON CONTROLADOR GANANCIA CRÍTICA FRENTE A PERTURBACIONES	70
FIGURA 3.46	ERROR DEL SISTEMA CON CONTROLADOR GANANCIA CRÍTICA FRENTE A PERTURBACIONES.....	70
FIGURA 3.47	SALIDA DEL CONTROLADOR GANANCIA CRÍTICA FRENTE A PERTURBACIONES	71
FIGURA 3.48	RESPUESTA DEL SISTEMA CON CONTROLADOR GANANCIA CRÍTICA FRENTE A CAMBIOS DE REFERENCIA Y PERTURBACIONES.....	71
FIGURA 3.49	ERROR DEL SISTEMA CON CONTROLADOR GANANCIA CRÍTICA FRENTE A CAMBIOS DE REFERENCIA Y PERTURBACIONES.....	72
FIGURA 3.50	SALIDA DEL CONTROLADOR GANANCIA CRÍTICA FRENTE A CAMBIOS DE REFERENCIA Y PERTURBACIONES	72
FIGURA 3.51	RESPUESTA DEL SISTEMA CON CONTROLADOR SÍNTESIS DIRECTA	73

FIGURA 3.52	ERROR DEL SISTEMA CON CONTROLADOR SÍNTESIS DIRECTA	73
FIGURA 3.53	SALIDA DEL CONTROLADOR SÍNTESIS DIRECTA-	74
FIGURA 3.54	RESPUESTA DEL SISTEMA CON CONTROLADOR SÍNTESIS DIRECTA FRENTE A CAMBIOS DE REFERENCIA	74
FIGURA 3.55	ERROR DEL SISTEMA CON CONTROLADOR SÍNTESIS DIRECTA FRENTE A CAMBIOS DE REFERENCIA	75
FIGURA 3.56	SALIDA DEL CONTROLADOR SÍNTESIS DIRECTA FRENTE A CAMBIOS DE REFERENCIA	75
FIGURA 3.57	RESPUESTA DEL SISTEMA CON CONTROLADOR SÍNTESIS DIRECTA FRENTE A PERTURBACIONES	76
FIGURA 3.58	ERROR DEL SISTEMA CON CONTROLADOR SÍNTESIS DIRECTA FRENTE A PERTURBACIONES	76
FIGURA 3.59	SALIDA DEL CONTROLADOR SÍNTESIS DIRECTA FRENTE A PERTURBACIONES	77
FIGURA 3.60	RESPUESTA DEL SISTEMA CON CONTROLADOR SÍNTESIS DIRECTA FRENTE A CAMBIOS DE REFERENCIA Y PERTURBACIONES	77
FIGURA 3.61	ERROR DEL SISTEMA CON CONTROLADOR SÍNTESIS DIRECTA FRENTE A CAMBIOS DE REFERENCIA Y PERTURBACIONES	78
FIGURA 3.62	SALIDA DEL CONTROLADOR SÍNTESIS DIRECTA FRENTE A CAMBIOS DE REFERENCIA Y PERTURBACIONES	78
FIGURA 3.63	RESPUESTA DEL SISTEMA CON CONTROLADOR BASADO EN REDES NEURONALES	79
FIGURA 3.64	ERROR DEL SISTEMA CON CONTROLADOR BASADO EN REDES NEURONALES	79
FIGURA 3.65	ACCIÓN DE CONTROL DEL CONTROLADOR BASADO EN REDES NEURONALES	80
FIGURA 3.66	RESPUESTA DEL SISTEMA CON CONTROLADOR BASADO EN REDES NEURONALES FRENTE A CAMBIOS DE REFERENCIA	80
FIGURA 3.67	ERROR DEL SISTEMA CON CONTROLADOR BASADO EN REDES NEURONALES FRENTE A CAMBIOS DE REFERENCIA	81
FIGURA 3.68	ACCIÓN DE CONTROL DEL CONTROLADOR BASADO EN REDES NEURONALES FRENTE A CAMBIOS DE REFERENCIA	81
FIGURA 3.69	RESPUESTA DEL SISTEMA CON CONTROLADOR BASADO EN REDES NEURONALES FRENTE A PERTURBACIONES	82
FIGURA 3.70	ERROR DEL SISTEMA CON CONTROLADOR BASADO EN REDES NEURONALES FRENTE A PERTURBACIONES	82
FIGURA 3.71	ACCIÓN DE CONTROL DEL CONTROLADOR BASADO EN REDES NEURONALES FRENTE A PERTURBACIONES	83

FIGURA 3.72	RESPUESTA DEL SISTEMA CON CONTROLADOR BASADO EN REDES NEURONALES FRENTE A CAMBIOS DE REFERENCIA Y PERTURBACIONES	83
FIGURA 3.73	ERROR DEL SISTEMA CON CONTROLADOR BASADO EN REDES NEURONALES FRENTE A CAMBIOS DE REFERENCIA Y PERTURBACIONES	84
FIGURA 3.74	ACCIÓN DE CONTROL DEL CONTROLADOR BASADO EN REDES NEURONALES FRENTE A CAMBIOS DE REFERENCIA Y PERTURBACIONES	84

ÍNDICE DE TABLAS

TABLA 1.1	VARIABLES QUE FORMAN PARTE DEL PROCESO DEL TANQUE CSTR	5
TABLA 1.2	VALORES DE LAS VARIABLES EN ESTADO ESTABLE	7
TABLA 1.3	PARÁMETROS DE SINTONIZACIÓN ZIEGLER-NICHOLS LAZO ABIERTO [2]	10
TABLA 1.4	PARÁMETROS DE SINCRONIZACIÓN DAHLIN [2]	11
TABLA 1.5	PARÁMETROS DE SINCRONIZACIÓN ZIEGLER NICHOLS EN LAZO CERRADO [2]	11
TABLA 1.6	VENTAJAS Y DESVENTAJAS MECANISMOS DE CONTROL ADAPTATIVO	17
TABLA 3.1	MÁXIMOS SOBREPULSOS DEL SISTEMA CON DISTINTOS CONTROLADORES.....	48
TABLA 3.2	TIEMPOS DE CRECIMIENTO DEL SISTEMA CON DISTINTOS CONTROLADORES.....	48
TABLA 3.3	TIEMPOS DE ESTABLECIMIENTO DEL SISTEMA CON DISTINTOS CONTROLADORES.....	49
TABLA 3.4	TIEMPOS DE RETARDO DEL SISTEMA CON DISTINTOS CONTROLADORES.....	49
TABLA 3.5	ERROR EN ESTADO ESTABLE DEL SISTEMA CON DISTINTOS CONTROLADORES.....	50
TABLA 3.6	ISE OBTENIDOS DEL SISTEMA CON DISTINTOS CONTROLADORES	84
TABLA 3.7	ISCO OBTENIDOS DEL SISTEMA CON DISTINTOS CONTROLADORES.....	85
TABLA 3.8	ISE OBTENIDOS DEL SISTEMA CON DISTINTOS CONTROLADORES FRENTE A CAMBIOS DE REFERENCIA	85
TABLA 3.9	ISCO OBTENIDOS DEL SISTEMA CON DISTINTOS CONTROLADORES FRENTE A CAMBIOS DE REFERENCIA.....	85
TABLA 3.10	ISE OBTENIDOS DEL SISTEMA CON DISTINTOS CONTROLADORES FRENTE A PERTURBACIONES.....	85
TABLA 3.11	ISCO OBTENIDOS DEL SISTEMA CON DISTINTOS CONTROLADORES FRENTE A PERTURBACIONES	86
TABLA 3.12	ISE OBTENIDOS DEL SISTEMA CON DISTINTOS CONTROLADORES FRENTE A CAMBIOS DE REFERENCIA Y PERTURBACIONES.....	86
TABLA 3.13	ISCO OBTENIDOS DEL SISTEMA CON DISTINTOS CONTROLADORES FRENTE A CAMBIOS DE REFERENCIA Y PERTURBACIONES	86

RESUMEN

El presente trabajo busca comparar el desempeño de controladores diseñados por métodos tradicionales, tales como Ziegler Nichols, Dahlin, Ganancia Crítica, Síntesis Directa frente a un controlador predictivo basado en Redes Neuronales, el cual consta de dos etapas. La primera es una red neuronal encargada de predecir el comportamiento dinámico de la planta, y una segunda parte que consta de un optimizador y un sintonizador, los cuales utilizan la predicción realizada para calcular la acción de control óptima.

Se realizan pruebas de rendimiento de los controladores aplicados a la planta tanto para cambios de referencia como para perturbaciones (incrementos y decrementos). Se realiza el análisis mediante índices de desempeño como la integral del error al cuadrado, ISE, y la integral de la acción de control, ISCO, que permiten verificar en qué magnitud se ha reducido el error y qué tan agresiva es la acción de control respectivamente. Así como los parámetros que caracterizan la respuesta del sistema (sobrepico y tiempos de establecimiento).

Además, se realiza el diseño de una interfaz amigable con el usuario, desarrollada en App Designer de MATLAB, que permite visualizar los datos y las gráficas obtenidas mediante las pruebas realizadas en todos los controladores.

PALABRAS CLAVE: Control Predictivo, CSTR, Optimización, Redes Neuronales, Retropropagación, Sintonización.

ABSTRACT

The present work seeks to compare the performance of controllers designed by traditional methods, such as Ziegler Nichols, Dahlin, Critical Gain, Direct Synthesis versus a predictive controller based on Neural Networks, which consists of two stages. The first one is a neural network in charge of predicting the dynamic behavior of the plant, and a second part consisting of an optimizer and a tuner, which use the prediction made to calculate the optimal control action.

Performance tests of the controllers applied to the plant are carried out for both: reference changes and disturbances (increment and decrement). The analysis is performed by means of performance indexes such as the integral of the squared error, ISE, and the integral of the control action, ISCO, which allow verifying by what magnitude the error has been reduced and how aggressive the control action is, respectively. As well as the parameters that characterize the system response (overshoot and settling times).

In addition, a user-friendly interface is designed, developed in MATLAB App Designer, which allows visualizing the data and graphs obtained from the tests performed on all the controllers.

Translated with www.DeepL.com/Translator (free version)

KEYWORDS: Backpropagation, CSTR, Neural Networks, Optimization, Predictive Control, Tuning.

1 INTRODUCCIÓN

Un CSTR es un reactor tipo tanque muy utilizado en la industria, debido a que permite tener una mezcla homogénea en cualquier punto interno, facilitando y optimizando de esta manera las reacciones químicas que se llevan a cabo dentro de este. Para ello resulta indispensable que el tanque mantenga un movimiento de mezclado continuo y la temperatura deseada para el proceso. [1]

El presente proyecto se encargará de estudiar, analizar y comparar la manera en la que se comportan controladores diseñados por distintos métodos para mantener la temperatura interna del tanque requerida para las reacciones.

Se realizará una comparación de los controladores diseñados por métodos tradicionales frente a un controlador predictivo basado en redes neuronales, para esto se consideran pruebas de cambios de referencia tanto de incremento como de descenso de temperatura y se introducirán perturbaciones para observar la respuesta de cada uno de los controladores. Así también, se medirán los parámetros como sobre impulso, tiempo de establecimiento y tiempo de crecimiento y los índices de desempeño ISE e ISCO. Esto permitirá analizar y determinar el controlador ideal para este proceso en función de cuál de ellos elimina o reduce de mejor forma el error y al mismo tiempo presenta la señal de control menos agresiva para los actuadores.

1.1 OBJETIVOS

1.1.1 OBJETVO GENERAL

Diseñar, simular y comparar controladores desarrollados por métodos tradicionales frente a controladores PID adaptativos basados en redes neuronales con propagación inversa aplicados a un tanque reactor de agitado continuo (CSTR).

1.1.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

Los objetivos específicos del Proyecto Técnico son:

- Estudiar el funcionamiento, variables que intervienen y posibles aplicaciones en la industria del tanque reactor de agitado continuo (CSTR).

- Diseñar los controladores por los métodos tradicionales, así como los controladores PID adaptativos basados en redes neuronales con propagación inversa para el proceso propuesto.
- Simular el proceso con los controladores diseñados por todas las técnicas elegidas en el software de simulación Simulink de MATLAB.
- Comparar y analizar los resultados obtenidos utilizando el tiempo de establecimiento y los índices de desempeño del sistema: ISE, ITSE y el índice de esfuerzo de control.
- Desarrollar una Interfaz Gráfica como herramienta de visualización de los resultados.

1.2 ALCANCE

- Se estudia el funcionamiento de un tanque reactor de agitado continuo (CSTR), así como su modelo matemático, variables de interés y puntos de operación, para desarrollar un algoritmo basado en redes neuronales capaz de predecir su modelo dinámico, mismo que será aplicado en controles adaptativos y posteriormente se comparará su desempeño frente a controladores PID diseñados por los métodos tradicionales.
- Se estudia las configuraciones de control adaptativo programado (Gain Scheduling), con modelo de referencia (MRAC) y autosintonizable (STR), para determinar cuál es la más apta para el sistema propuesto.
- Se estudia al menos tres algoritmos para la implementación de redes neuronales por capas, así también, sus principales aplicaciones, ventajas y desventajas para elegir el que mejor se adapte al proceso del tanque reactor de agitado continuo.
- Se diseña y simularán controladores PID para el sistema basados en métodos tradicionales, tales como sintonización en lazo abierto por los métodos de Ziegler – Nichols y Dahlin, sintonización en lazo cerrado o ganancia crítica, síntesis directa y asignación de polos, de aquí se obtendrán los valores a utilizar posteriormente en el entrenamiento de las redes neuronales.
- Se diseña un algoritmo basado en redes neuronales por capas que permitirá la identificación del modelo dinámico de la planta con el fin de proporcionar los valores

necesarios para la sintonización de los PID adaptativos, se realizará su entrenamiento en base a los resultados obtenidos en las simulaciones previas.

- Se realiza pruebas en Simulink de MATLAB para verificar el funcionamiento de los controladores PID adaptativos basados en redes neuronales desarrollados, frente a cambios de referencia y rechazo de perturbaciones.
- Se realiza la comparación entre los controladores diseñados por sintonización en lazo abierto, sintonización en lazo cerrado, síntesis directa y asignación de polos y los PID adaptativos basados en redes neuronales con propagación inversa en base a sus respuestas frente a cambios de referencia y perturbaciones comparando sus parámetros como tiempo de establecimiento, sobrepicos, error en estado estable y sus índices de desempeño (ISE, ITSE e ISCO).
- Se desarrolla una interfaz gráfica en MATLAB para visualizar el funcionamiento de los distintos controladores diseñados y presentar los resultados obtenidos.
- Se presenta el diseño final de algoritmos basados en las redes neuronales, una vez entrenadas y aplicadas a los controladores PID adaptativos sobre el tanque reactor de agitado continuo, comprobando su funcionamiento.

1.3 MARCO TEÓRICO

1.3.1 TANQUE REACTOR DE AGITADO CONTINUO (CSTR)

El tanque reactor de agitado continuo (CSTR) es un recipiente con forma de cilindro, recubierto con una chaqueta que permite variar la temperatura interna de acuerdo con la acción del controlador, en el cual la mezcla se mantiene agitada permanentemente logrando que sea homogénea en todos sus puntos, lo que facilita las reacciones químicas que se llevan a cabo dentro por lo que es muy utilizado en la industria. Es continuo porque tanto el flujo de entrada de los componentes como el de salida del material producido son constantes. Mediante un transmisor se monitorea la temperatura de la mezcla dentro del tanque, dicha señal se lleva a un controlador en donde se compara con la referencia para determinar el valor de la señal de control para manipular la válvula que se encarga del flujo de entrada del refrigerante hacia la chaqueta como se presenta en la Figura 1. [1] [2]

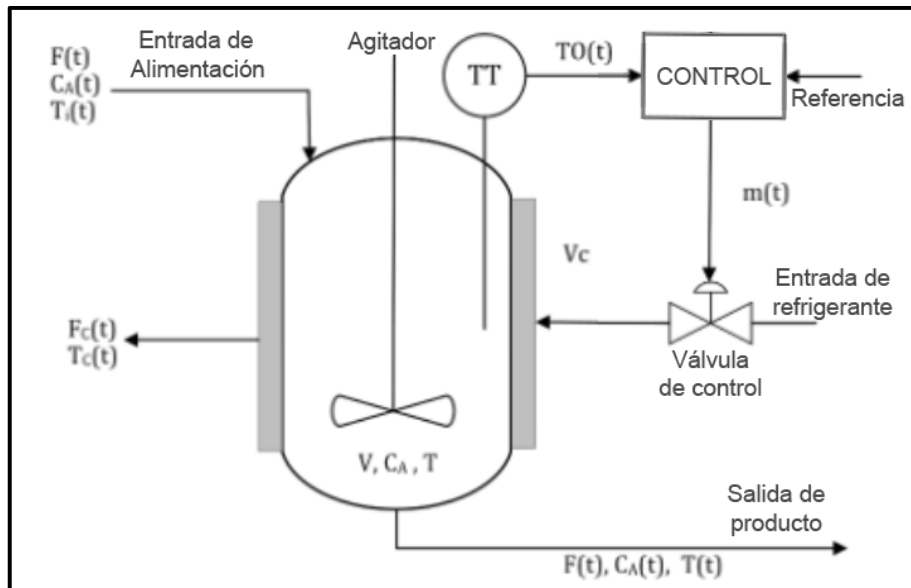


FIGURA 1.1 Esquema Tanque Reactor de Agitado Continuo (CSTR) [2]

1.3.1.1 Características

- Los flujos de entrada y de salida permanecen constantes.
- Consta de una chaqueta que mantiene el calor de la reacción.
- Garantiza una mezcla homogénea de los materiales introducidos.
- Mantiene la concentración y temperatura del producto uniformes.
- Por lo general se utilizan en fases gaseosas.
- Opera en estado estacionario.
- Bajo costo de operación.
- Se puede adaptar para trabajar con materiales o reacciones químicas que consten de dos fases.
- Excelente control de temperatura.
- No recomendado para trabajar con altas presiones.

[1]

1.3.1.2 Variables que intervienen en el proceso

En la Tabla 1.1 se presentan todas las variables que intervienen en el proceso del tanque reactor de agitado continuo (CSTR) que se muestra en la Figura 1.1.

TABLA 1.1 Variables que forman parte del proceso del tanque CSTR

Variables	Símbolo	Unidades
Concentración de reactivo en el reactor	$C_A(t)$	$\left[\frac{kmol}{m^3}\right]$
Concentración de reactivo en la alimentación	$C_{Ai}(t)$	$\left[\frac{kmol}{m^3}\right]$
Temperatura en el reactor	$T(t)$	$[^{\circ}C]$
Temperatura en la alimentación	$T_i(t)$	$[^{\circ}C]$
Temperatura de la chaqueta	$T_c(t)$	$[^{\circ}C]$
Temperatura de entrada de refrigerante	$T_{ci}(t)$	$[^{\circ}C]$
Señal de salida del transmisor	$TO(t)$	0 a 1
Flujo de alimentación	$F(t)$	$\left[\frac{m^3}{s}\right]$
Volumen del reactor	V	$[m^3]$
Coefficiente de tasa de reacción	k	$\left[\frac{m^3}{kmol \cdot s}\right]$
Calor de reacción	ΔH_R	$\left[\frac{J}{kmol}\right]$
Densidad de contenido en el reactor	ρ	$\left[\frac{kmol \cdot s}{m^3}\right]$
Capacidad calorífica de los reactivos y productos	$C_p(t)$	$\left[\frac{J}{kmol \cdot ^{\circ}C}\right]$
Coefficiente de transferencia de calor total	U	$\left[\frac{J}{s \cdot m^2 \cdot ^{\circ}C}\right]$
Área de transferencia de calor	A	$[m^2]$
Volumen de la chaqueta	V_c	$[m^3]$
Densidad del refrigerante	ρ_c	$\left[\frac{kg}{m^3}\right]$

Calor específico del refrigerante	C_{pc}	$\left[\frac{J}{kg \cdot ^\circ C} \right]$
Flujo del refrigerante	$F_C(t)$	$\left[\frac{m^3}{s} \right]$
Constante de tiempo del sensor de temperatura	τ_T	[s]
Flujo máximo de la válvula de control	F_{Cmax}	$\left[\frac{m^3}{s} \right]$
Parámetro de rango de válvula	α	
Parámetro de frecuencia de Arrhenius	k_o	$\left[\frac{m^3}{s \cdot kmol} \right]$
Energía de activación de la reacción	E	$\left[\frac{J}{kmol} \right]$
Constante de gases ideales	R	$\left[\frac{J}{kmol \cdot K} \right]$
Posición de la válvula	$m(t)$	0 a 1

[2]

1.3.1.3 Modelo Matemático del proceso

Consideraciones:

- Las densidades y capacidades caloríficas tanto del producto final como de los materiales que ingresan en el tanque son constantes e iguales.
- El tanque reactor y la chaqueta se relacionan perfectamente.
- Los flujos de entrada y salida del reactor son iguales, por lo que el nivel de mezcla en su interior permanece constante.
- El calor de la reacción se mantiene constante, es decir, se desprecian las pérdidas que ocurren en la chaqueta y en el contenedor.
- La temperatura entregada por el transmisor (sensor) tiene un rango de 80 a 100 °C, que corresponden a 0 y 1 de su salida respectivamente.

[2]

Ecuaciones:

- Balance de moles del reactante A:

$$\frac{dC_A(t)}{dt} = \frac{F(t)}{V} (C_{Ai}(t) - C_A(t)) - kC_A^2(t) \quad (1.1)$$

- Balance de energía en el reactor:

$$\frac{dT(t)}{dt} = \frac{F(t)}{V} (T_i(t) - T(t)) - kC_A^2(t) \frac{\Delta H_R}{\rho C_p} - \frac{UA}{V\rho C_p} (T(t) - T_c(t)) \quad (1.2)$$

- Balance de energía de la chaqueta:

$$\frac{dT_c(t)}{dt} = \frac{UA}{V_c \rho_c C_{pc}} (T(t) - T_c(t)) - \frac{F_c(t)}{V_c} (T_c(t) - T_{ci}(t)) \quad (1.3)$$

- Coeficiente de velocidad de la reacción:

$$k = k_0 e^{-\frac{E}{R(T(t)+273)}} \quad (1.4)$$

- Transmisor de temperatura:

$$\frac{dT_O(t)}{dt} = \frac{1}{\tau_T} \left[\frac{T(t) - 80}{20} - T_O(t) \right] \quad (1.5)$$

- Válvula de control (aire para cerrar):

$$F_c(t) = F_{cmax} \alpha^{-m(t)} \quad (1.6)$$

[2]

1.3.1.4 Puntos de operación

En la Tabla 1.2 se presentan las constantes de diseño de las magnitudes que son parte del proceso llevado a cabo dentro del tanque reactor de agitado continuo CSTR.

TABLA 1.2 Valores de las variables en estado estable

Variable	Valor	Unidades
<i>Referencia</i>	88	[°C]
C_A	1.1306	[°C]
C_{Ai}	2.88	[°C]

T_i	66	[°C]
T_c	52.29	[°C]
T_{ci}	27	[°C]
ΔH_R	$-9.6e^7$	$\left[\frac{J}{kmol}\right]$
C_p	$1.815e^5$	$\left[\frac{J}{kmol \cdot ^\circ C}\right]$
U	3550	$\left[\frac{J}{s \cdot m^2 \cdot ^\circ C}\right]$
A	5.4	[m ²]
V_c	1.82	[m ³]
ρ_c	1000	$\left[\frac{kg}{m^3}\right]$
C_{pc}	4184	$\left[\frac{J}{kg \cdot ^\circ C}\right]$
ρ	19.2	$\left[\frac{kmol}{m^3}\right]$
$F(t)$	0.45	$\left[\frac{m^3}{min}\right]$
F_{Cmax}	1.2	$\left[\frac{m^3}{min}\right]$
τ_T	0.33	[min]
α	50	
k_o	0.0744	$\left[\frac{m^3}{s \cdot kg \cdot mol}\right]$
E	$1.182e^7$	$\left[\frac{J}{kg \cdot mol}\right]$
V	7.08	[m ³]

[2]

1.3.2 CONTROLADOR PID

Un controlador PID combina las acciones Proporcional, Integral y Derivativa, aplicadas sobre el error calculado del proceso, que es la diferencia entre el valor obtenido del proceso y el valor esperado de la variable. La señal que llega en todo momento al actuador es la sumatoria de las tres acciones de control. [3]

1.3.2.1 Proporcional, P

Esta acción de control es proporcional al valor de la señal de error, es decir, constituye un amplificador con ganancia ajustable, K_p :x

$$m(t) = k_p \cdot e(t) \quad (1.7)$$

La acción proporcional no considera el tiempo, es recomendable unirla con acciones derivativas o integrales. Además, un aumento exagerado en la ganancia de este controlador puede provocar que el sistema se vuelva inestable. [4] [2]

1.3.2.2 Integral, I

La acción de control Integral actúa cuando existe una diferencia entre la variable que se desea controlar y el valor deseado, es decir, cuando existe un error en estado estable.

$$m(t) = K_i \int e(t) dt \quad (1.8)$$

Actúa integrando en el tiempo la señal de error, y multiplicándola por una constante de ajuste K_i . [3]

1.3.2.3 Derivativo, D

Interviene cuando hay un cambio en el valor absoluto del error, esta señal de control es directamente proporcional a la velocidad con la que cambia el valor de la variable.

$$m(t) = K_d \frac{de(t)}{dt} \quad (1.9)$$

Actúa derivando el error respecto al tiempo para corregirlo al mismo tiempo que ocurre, es decir, minimiza el error en estado transitorio. [3]

1.3.3 MÉTODOS DE SINTONIZACIÓN TRADICIONALES

1.3.3.1 Ziegler Nichols en Lazo Abierto

Es un método de sintonización planteado por Ziegler y Nichols en el que utilizan la curva de reacción del proceso, esto es, se grafica la respuesta de la planta en lazo abierto frente a una señal escalón, posteriormente se aproxima a un sistema de primer orden con tiempo muerto (POMTM) obteniendo los parámetros de ganancia (K), constante de tiempo (τ) y tiempo de retardo (t_o). El sistema POMTM tiene la siguiente forma: [2]

$$G(s) = \frac{K \cdot e^{-t_o s}}{\tau s + 1} \quad (1.10)$$

Una vez obtenidos estos parámetros, se determinan las constantes propias del controlador mediante las ecuaciones de la Tabla 1.3.

TABLA 1.3 Parámetros de sintonización Ziegler-Nichols lazo abierto [2]

Constante	Valor
K_p	$\frac{1.2}{K} \left(\frac{t_o}{\tau}\right)^{-1}$
τ_i	$2t_o$
τ_d	$\frac{t_o}{2}$

Con estos valores de constantes proporcional, integral y derivativa se determina el controlador PID para la planta siguiendo la siguiente ecuación:

$$m(t) = \bar{m} + K_p \cdot e(t) + \frac{K_p}{\tau_i} \int e(t) dt + K_p \cdot \tau_d \frac{de(t)}{dt} \quad (1.11)$$

En donde \bar{m} corresponde al valor mínimo que tomará la acción de control en caso de que el error sea cero, para que la salida del controlador no sea nula. [5]

1.3.3.2 Dahlin

Al igual que en el punto anterior, el método de sintonización de Dahlin corresponde a lazo abierto, por lo que se deben obtener los parámetros para determinar la ecuación del controlador PID a partir de la curva característica del sistema, y posteriormente se calculan las constantes siguiendo la Tabla 1.4. [6]

TABLA 1.4 Parámetros de sincronización Dahlin [2]

Constante	Valor
K_p	$\frac{1}{2K} \left(\frac{t_o}{\tau}\right)^{-1}$
τ_i	τ
τ_d	$\frac{t_o}{2}$

1.3.3.3 Ganancia Crítica

Es un método de sintonización en lazo cerrado, consiste en incrementar la ganancia del sistema hasta lograr que el mismo oscile con amplitud constante, manteniendo el sistema estable, dicho valor se conoce como ganancia crítica, K_{cu} . Bajo estas condiciones se calcula el período de oscilación de la señal, P_u .

TABLA 1.5 Parámetros de sincronización Ziegler Nichols en lazo cerrado [2]

Constantes	Valor
K_p	$\frac{K_{cu}}{1.7}$
τ_i	$\frac{P_u}{2}$
τ_d	$\frac{P_u}{8}$

1.3.3.4 Síntesis Directa

Este método se basa en proponer la función de transferencia que se desea obtener para el sistema en lazo cerrado, por ejemplo, si se desea obtener un sistema de primer orden en lazo cerrado, se tiene lo siguiente:

$$G_{CL}(s) = \frac{1}{\tau_{CL}s + 1} \quad (1.12)$$

Esta función de transferencia no presenta offset debido a que la ganancia es 1, además, el valor de la constante de tiempo se asignará dependiendo de la velocidad de respuesta deseada, es decir, τ_{CL} grande genera una respuesta lenta y viceversa. [7]

Partiendo de la función de transferencia del sistema en lazo cerrado:

$$G_{CL}(s) = \frac{G_p(s)G_c(s)}{1 + G_p(s)G_c(s)} \quad (1.13)$$

Se despeja la función de transferencia del controlador:

$$G_c(s) = \left(\frac{1}{G_p(s)} \right) \left(\frac{G_{CL}(s)}{1 - G_{CL}(s)} \right) \quad (1.14)$$

Reemplazando la función de transferencia en lazo cerrado deseada:

$$G_c(s) = \left(\frac{1}{G_p(s)} \right) \left(\frac{\frac{1}{\tau_{CL}s + 1}}{1 - \frac{1}{\tau_{CL}s + 1}} \right) \quad (1.15)$$

Simplificando algebraicamente se obtiene:

$$G_c(s) = \left(\frac{1}{G_p(s)} \right) \left(\frac{1}{\tau_{CL}s} \right) \quad (1.16)$$

Que corresponde al controlador a implementar para obtener la función de transferencia deseada.

1.3.3.5 Asignación de Polos

Asumiendo que el proceso se modela como un sistema de segundo orden: [4]

$$G_p(s) = \frac{K \cdot \omega_n^2}{s^2 + 2\varepsilon\omega_n s + \omega_n^2} \quad (1.17)$$

Y la función de transferencia del controlador PID es:

$$G_c(s) = \frac{k_p \cdot \tau_d s^2 + k_p s + \frac{k_p}{\tau_i}}{s} \quad (1.18)$$

Sabiendo que la función de transferencia del sistema en lazo cerrado es:

$$G_{CL}(s) = \frac{G_p(s)G_c(s)}{1 + G_p(s)G_c(s)} \quad (1.19)$$

Reemplazando y simplificando algebraicamente se obtiene:

$$G_{CL}(s) = \frac{K\omega_n^2 \left(k_p \cdot \tau_d s^2 + k_p s + \frac{k_p}{\tau_i} \right)}{s^3 + (2\varepsilon\omega_n + K\omega_n^2 k_p \tau_d) s^2 + (\omega_n^2 + K\omega_n^2 k_p) s + K\omega_n^2 \frac{k_p}{\tau_i}} \quad (1.20)$$

Para hallar los polos deseados del sistema, se deben asumir los parámetros que se requieren para la respuesta en lazo cerrado, los más comunes son el tiempo de establecimiento y el máximo sobre pico:

$$t_s(2\%) = \frac{4}{\varepsilon\omega_n} \quad (1.21)$$

$$M_p(\%) = e^{\frac{-\pi\varepsilon}{\sqrt{1-\varepsilon^2}}} \quad (1.22)$$

A partir de estas ecuaciones se despejan tanto el índice de amortiguamiento ε , como la frecuencia de oscilación ω_n , y se reemplaza en la ecuación de los polos deseados:

$$P_D = (-\varepsilon\omega_n \pm j\omega_n\sqrt{1-\varepsilon^2}) \quad (1.23)$$

Debido a que el polinomio característico es de orden 3, es necesario introducir un polo adicional de tal manera que no afecte al comportamiento del sistema, cuya parte real debe ser al menos 10 veces mayor que el polo deseado.

$$P_D(s) = (s + \varepsilon\omega_n - j\omega_n\sqrt{1-\varepsilon^2})(s + \varepsilon\omega_n + j\omega_n\sqrt{1-\varepsilon^2})(s + a) \quad (1.24)$$

Donde $a \gg \varepsilon\omega_n$.

Finalmente, este nuevo polo deseado se iguala al polinomio característico de la función de transferencia en lazo cerrado para encontrar los valores de las constantes para el controlador PID.

1.3.4 CONTROL ADAPTATIVO

El control adaptativo es el que permite ajustar los parámetros o constantes propias del controlador en respuesta al comportamiento dinámico de la planta y a las perturbaciones que puedan ocurrir durante el funcionamiento normal del sistema. El estado del proceso evoluciona de acuerdo con las escalas de tiempo lento y rápido, es decir, se adapta a las necesidades haciendo que este sea más lento cuando no existan cambios bruscos y más rápido cuando se presentan cambios de referencia o perturbaciones. [8]

En la Figura 1.2, se muestra el diagrama de bloques básico de control adaptativo, donde se observa que el sistema cuenta con un controlador de parámetros que se encarga de determinar los valores ideales de las constantes propias del controlador del sistema.

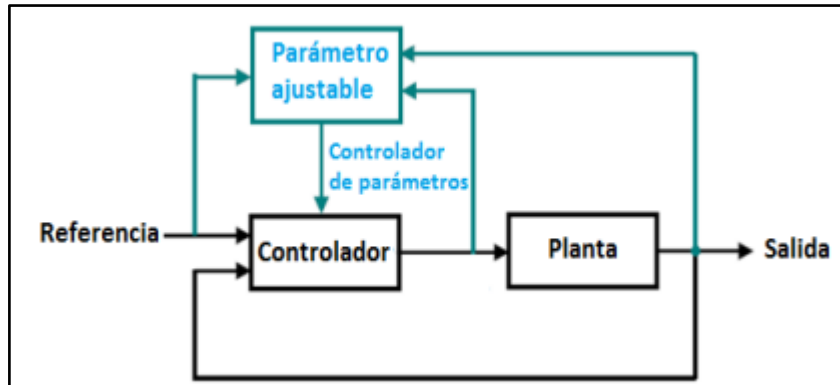


FIGURA 1.2 Diagrama de bloques, control adaptativo [8]

Entre las principales configuraciones para realizar el control adaptativo a un sistema no lineal se tienen las siguientes:

1.3.4.1 Gain Scheduling

Es un mecanismo de control adaptativo para sistemas no lineales, cuya característica principal es el cambio de la condición operativa, es decir, el controlador no proporciona datos sobre el rendimiento y la estabilidad del sistema durante todo el proceso de operación de la planta. Puede ser aplicado en control de vuelo, control de procesos y aerogeneradores. [9]

La principal ventaja de este control es aproximar el diseño de control no lineal en un modelo lineal de tal forma que los controladores proporcionen una señal de comando para asegurar que el sistema no lineal original siga la dinámica deseada. [9]

Este tipo de control permite:

- Linealizar el modelo de la planta en condiciones de funcionamiento que describan el comportamiento de la planta con aproximaciones.
- Sintonizar las ganancias del controlador.
- Implementar la arquitectura, consiste en asociar las ganancias del controlador con una variable que se encarga de recalcularlas, esta puede ser una salida de medida o un estado del sistema.

En la Figura 1.3 se observa el diagrama de bloques del control adaptativo gain scheduling.

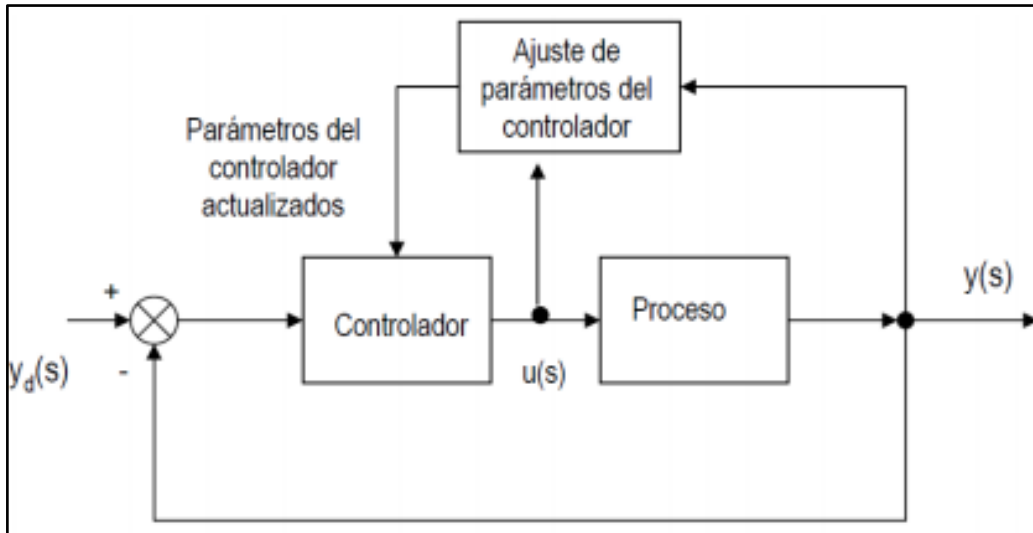


FIGURA 1.3 Diagrama de Bloques de un sistema con gain scheduling. [8]

1.3.4.2 Modelo de Referencia (MRAC)

Este tipo de control adaptativo busca llegar a la señal de referencia definida mediante un lazo cerrado entregado por un modelo de referencia. El objetivo es que el lazo de control tenga el mismo comportamiento dinámico del sistema en lazo cerrado. [10]

Para la selección del modelo de referencia es necesario considerar los siguientes parámetros:

- Debe tener el mismo orden de polinomio de la planta a controlar.
- Ser estable.
- Tener una fase mínima.

En la Figura 1.4 se representa mediante diagramas de bloques el sistema de control adaptativo por modelo de referencia, en donde los componentes principales son el lazo de realimentación negativa, el compensador o mecanismo de ajuste de los parámetros del controlador, lazo de control y modelo de referencia que debe estar en paralelo a todo el sistema.

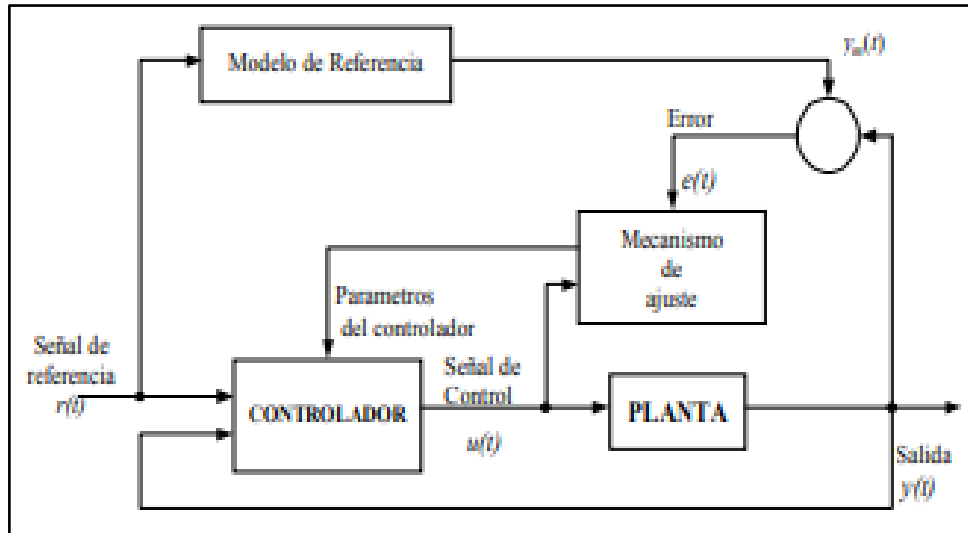


FIGURA 1.4 Diagrama de Bloques Control Adaptativo con Modelo de Referencia. [10]

Para el correcto funcionamiento de este modelo se debe determinar un mecanismo de ajuste adecuado para lograr estabilidad en el sistema

1.3.4.3 Autosintonizable (STR)

Este tipo de controlador toma continuamente valores de las variables de entrada y salida para realizar una estimación de los parámetros iniciales de un modelo ideal, para lograr aproximar a la planta a un sistema real. [11]

Los requerimientos para utilizar el control adaptativo autosintonizable son los siguientes [11]:

- Conocer las variaciones del sistema.
- Acoplar un método de diseño de reguladores con un procedimiento de identificación de variables.
- La parte de identificación y control deben estar separadas.

En la Figura 1.5, se representa mediante diagrama de bloques el esquema de un control adaptativo autosintonizable cuyos elementos principales son el estimador, diseño de controlador y controlador.

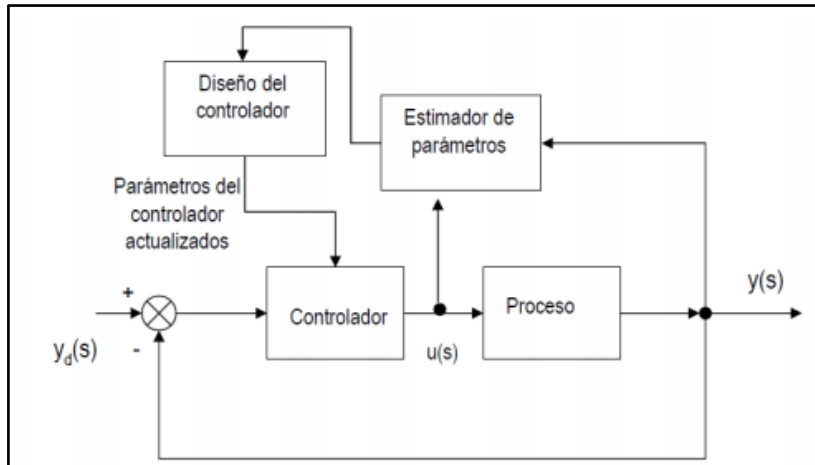


FIGURA 1.5 Diagrama de Bloques Control Adaptativo STR. [11]

En la Tabla 1.6 se identifican las principales ventajas y desventajas de implementar los diferentes mecanismos de control adaptativo descritos en esta sección:

TABLA 1.6 Ventajas y desventajas mecanismos de Control Adaptativo

Control Adaptativo	Ventajas	Desventajas
Gain scheduling	Los parámetros del controlador varían inmediatamente en función de la dinámica propia del proceso. No requiere estimación ya que las constantes del controlador se programan con anterioridad.	El diseño conlleva mucho tiempo debido a que los parámetros del controlador deben determinarse para y deben verificarse mediante simulaciones antes de realizar el diseño. No hay retroalimentación para compensar una adaptación incorrecta, por lo que se compara a una realimentación a lazo abierto.
Modelo de referencia (MRAC)	Pronta sintonización frente a una referencia dada. Simplicidad en el tratamiento de la estabilidad.	No se adapta de manera adecuada cuando la señal de referencia entrega información limitada.
Autosintonizable (STR)	Se adapta a cualquier caso en particular en especial para perturbaciones no medibles. Se puede realizar programación por bloques para realizar reguladores.	Se asumen parámetros conocidos y después se sustituyen por los valores estimados, llegando a tener en ocasiones un alto porcentaje de error.

1.3.5 REDES NEURONALES

Las redes neuronales artificiales funcionan de manera semejante a las redes neuronales del cerebro y se forman de varias capas, generalmente son tres, la capa de entrada, con neuronas que representan las variables de entrada; la capa oculta (puede ser una o varias) y una capa de salida, que contiene los valores entregados por la red. [12]

Las neuronas se unen mediante enlaces, cada uno con un peso. Los datos que ingresan por la capa de entrada pasan a través de dichos pesos por la capa oculta y se entregan desde la capa de salida. [12]

En la Figura 1.6 se observa la representación esquemática de una red neuronal interconectada.

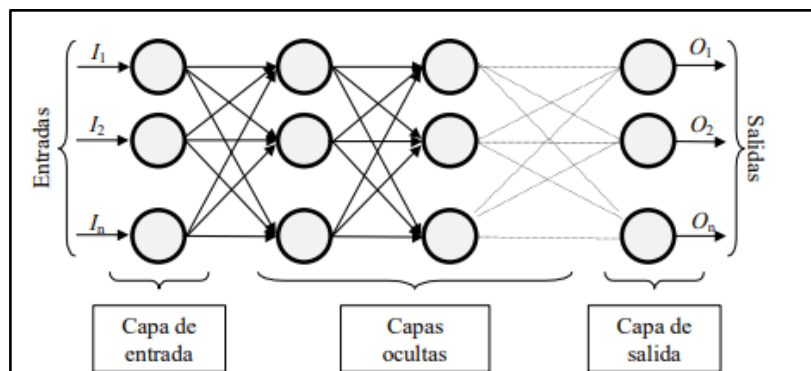


FIGURA 1.6 Red Neuronal Interconectada. [12]

Para el entrenamiento de la red, se revisan individualmente los registros de entrada y salida, y se predice un valor para cada uno, a partir de este valor se corrige el peso correspondiente de cada neurona cuando dicha predicción es incorrecta. Se repite el proceso hasta que se cumplen uno o más criterios de parada, cuando las predicciones son muy precisas. [12]

1.3.5.1 Características

La arquitectura de las redes neuronales influye en la capacidad de adaptación, según la organización interna, es decir a la fuerza de conexión, presenta las siguientes características: [13]

1. Adaptabilidad: esta característica permite que la red neuronal utilice algoritmos de aprendizaje que pueden ser de adaptabilidad o auto sintonizados.
2. Procesamiento no lineal: se puede aproximar funciones, realizar estimaciones y clasificar patrones para aumentar las posibilidades de representación de un modelo más real.

3. Paralelismo: existe un alto nivel de interconectividad por lo que requiere el uso de un número alto de nodos durante el procesamiento.

Por otra parte, para el cumplimiento de las características principales de redes neuronales se debe considerar que hay dos fases de modelización: [14]

- Fase de entrenamiento: Se hace uso del conjunto de datos de entrenamiento para variar los pesos de las conexiones de la red neuronal hasta mejorar las predicciones, dichos parámetros deben ser calculados de manera iterativa e ir probando con la finalidad de minimizar los errores a la salida.
- Fase de Prueba: se presentan los valores de entrenamiento y se va ajustando a valores requeridos o solicitados por el sistema, se deben agrupar los datos con un porcentaje de error mínimo.

1.3.5.2 Algoritmos de Entrenamiento

La red neuronal se entrena mediante el siguiente proceso: [15]

- 1) Elección de los pesos iniciales.

Se asignan pesos a las conexiones de manera aleatoria con valores entre $-0,5$ y $0,5$.

- 2) Definir la arquitectura de la red

Para muchos problemas es suficiente usar solamente una capa oculta mientras que el número de neuronas de las capas de entrada y salida viene dado por la cantidad de variables de predicción.

Si se presenta un error en la estimación, entonces una sola neurona entregará el valor de la variable a estimar en la salida. El número de neuronas de la capa oculta determina la capacidad de aprendizaje de la red neuronal, si se presenta un problema de sobreajuste es necesario reducir al mínimo número de neuronas en las capas ocultas con las cuales la red pueda rendir de manera óptima, para esto se debe evaluar el rendimiento de diferentes arquitecturas con los datos de validación. [15]

- 3) Tasa de aprendizaje y factor momento

La tasa de aprendizaje (η) limita los cambios que se pueden producir en los pesos para cada cálculo.

Se debe evitar llegar a los extremos: si el aprendizaje es lento, puede tomar demasiado tiempo llegar a la convergencia y existe la posibilidad quedarse encerrado en un mínimo

local. Por el contrario, un aprendizaje acelerado puede causar inestabilidad, provocando saltos en torno al máximo sin alcanzarlo, y, por lo tanto, nunca se dará la convergencia. [15]

1.3.6 ÍNDICES DE DESEMPEÑO

Son una medida cuantitativa del desempeño de un sistema y se eligen de acuerdo con los requerimientos de este.

1.3.6.1 Integral del error al cuadrado (ISE)

La integral del error al cuadrado es un índice que pone especial énfasis en los errores grandes, que suceden por lo general en la parte transitoria del proceso.

$$ISE = \int e(t)^2 dt \quad (1.25)$$

[13]

1.3.6.2 Integral del error al cuadrado en función del tiempo (ITSE)

Las ganancias que se obtienen utilizando el criterio ISE son elevadas, con el objetivo de reducir el error inicial, pero esto puede provocar que el error oscile durante largo tiempo alrededor de la referencia. Para minimizar este efecto, se puede introducir una compensación en función del tiempo transcurrido:

$$ITSE = \int t \cdot e(t)^2 dt \quad (1.26)$$

[13]

1.3.6.3 Integral de la acción de control (ISCO)

Este índice de desempeño permite visualizar qué tan agresiva es la acción de control entregada por el controlador, al tener un valor muy elevado puede ser perjudicial para los actuadores, provocando desgaste de las piezas móviles de los mismos.

$$ISCO = \int m(t)^2 dt \quad (1.27)$$

[13]

2 METODOLOGÍA

2.1 SISTEMA CON REALIMENTACIÓN UNITARIA

En la Figura 2.1 se presenta la configuración del sistema en lazo cerrado con realimentación unitaria, el modelo implementado a partir de las ecuaciones presentadas en la sección 1.3.1.3 consta de un bloque para la válvula de control (actuador), un transmisor de temperatura y el tanque formado por las ecuaciones de equilibrio de energía, mientras que la Figura 2.2 muestra la respuesta obtenida ante una entrada escalón.

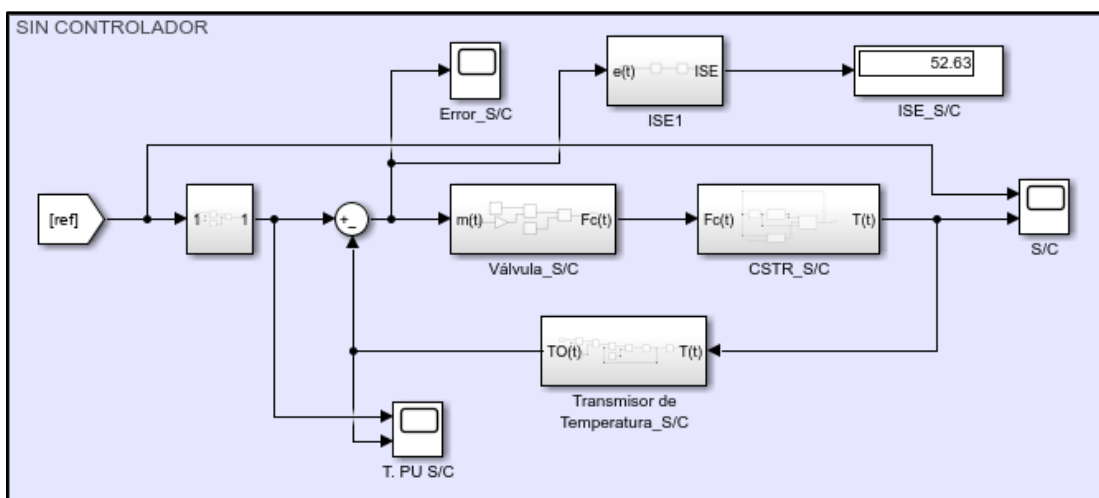


FIGURA 2.1 Sistema en lazo cerrado con realimentación unitaria

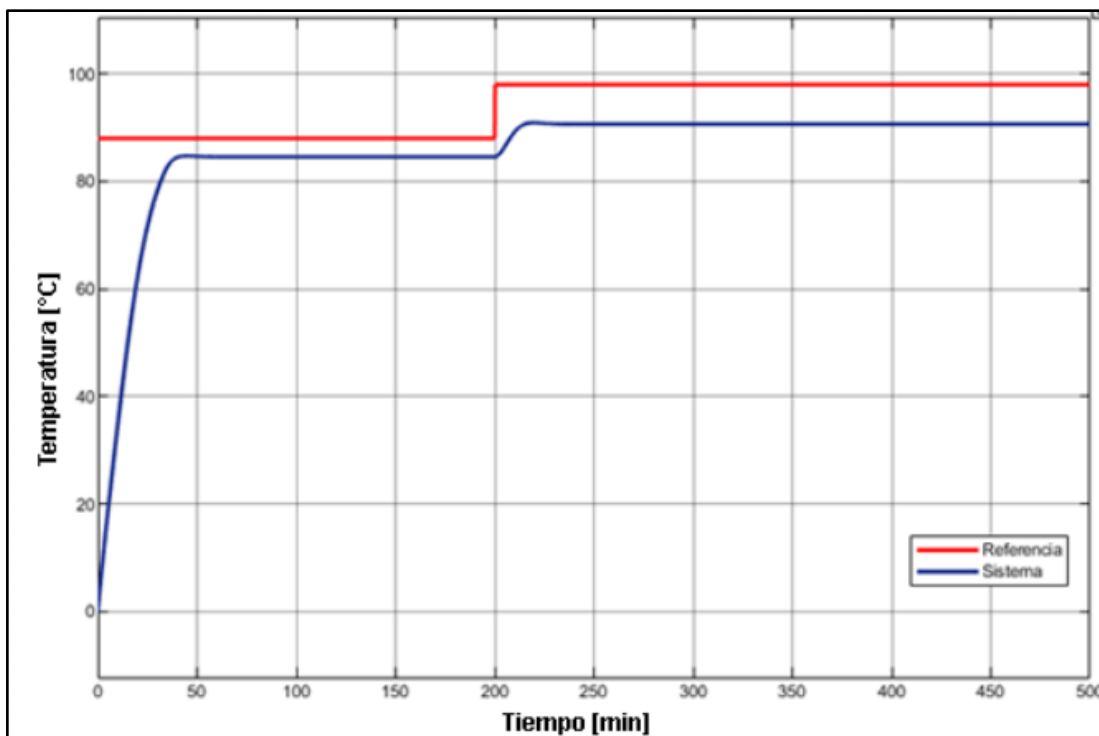


FIGURA 2.2 Respuesta del sistema en lazo cerrado realimentación unitaria

Se observa que el sistema con realimentación unitaria no alcanza la referencia y la integral del error al cuadrado tiene un valor de 36.32, debido a que el sistema por sí solo no es capaz de hacer que el error se acerque a cero, como se ve en la Figura 2.3.

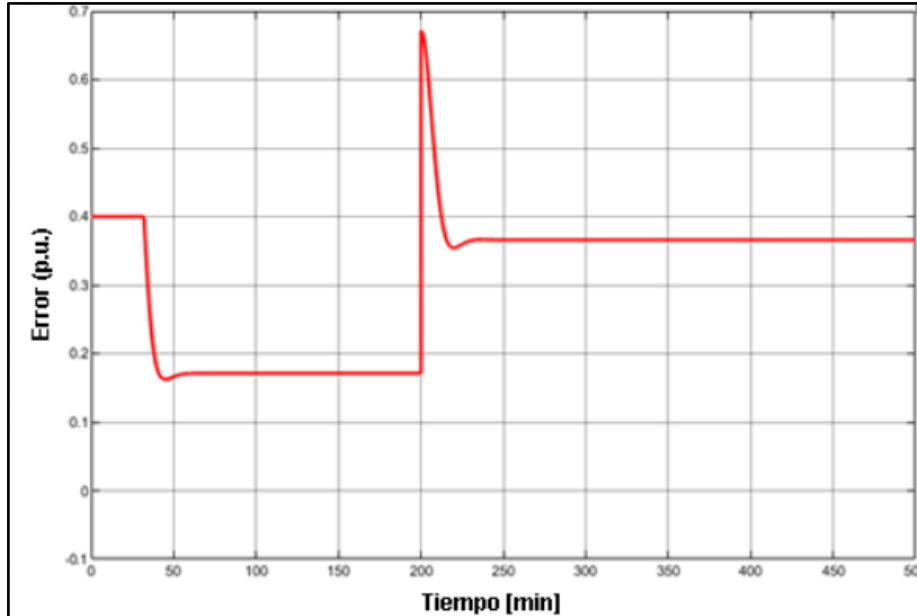


FIGURA 2.3 Error del sistema con realimentación unitaria frente a un cambio de referencia

2.2 APROXIMACIÓN A UN MODELO POMTM

Se realizó un cambio de referencia de 80°C a 88°C (equivalente de 0 a 0.4 en el transmisor de temperatura) para obtener la respuesta escalón del sistema junto con los parámetros necesarios para la aproximación a un modelo POMTM utilizando el método de Smith, como se observa en la Figura 2.4. [2]

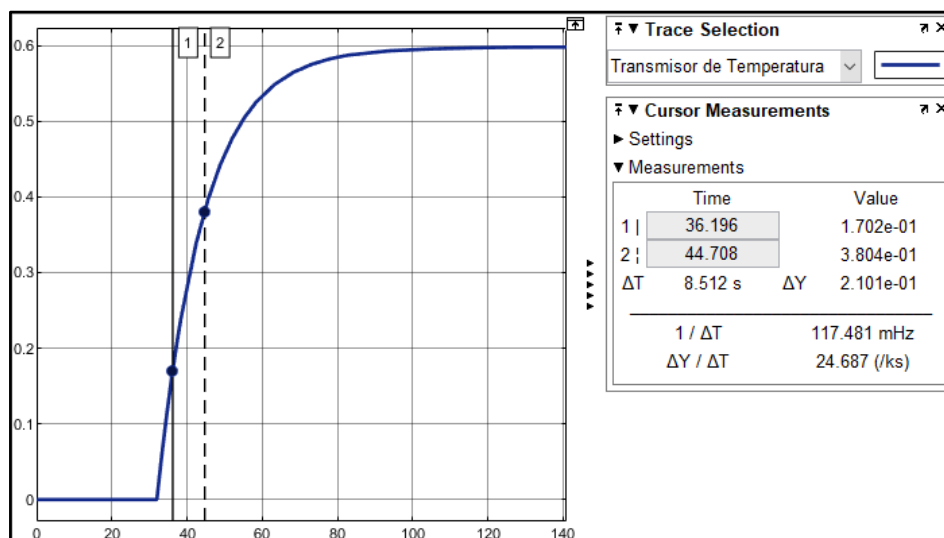


FIGURA 2.4 Respuesta del Sistema a una entrada escalón

2.2.1 MÉTODO DE SMITH

Utilizando el osciloscopio de Simulink se miden los valores finales de la referencia y la salida ecuación (2.1), y los tiempos que tarda la señal en alcanzar el 28.3% y 63.2% de su respuesta en estado estable. [2]

$$\Delta = 0.6; \delta = 0.4 \quad (2.1)$$

Con estos valores de referencia y respuesta se calcula la ganancia aproximada del modelo lineal de primer orden.

$$K = \frac{0.6}{0.4} = 1.5 \quad (2.2)$$

Se calcula el 28.3% y el 63.2% de la respuesta del sistema en estado estable, obteniendo los valores de 0.17 y 0.38 respectivamente. Con ayuda de los cursores se miden los tiempos que tarda el sistema en alcanzar dichos valores.

$$t_{63.2\%} = 44.708[\text{min}] \quad (2.3)$$

$$t_{28.3\%} = 36.196[\text{min}] \quad (2.4)$$

Utilizando las ecuaciones del modelo de Smith para aproximar un sistema lineal de primer orden con retardo se calcula la constante de tiempo ecuación (2.5) y el tiempo muerto o de retardo ecuación (2.6).

$$\tau = 1.5(t_{63.2\%} - t_{28.3\%}) = 1.5(44.708 - 36.196) = 12.768[\text{min}] \quad (2.5)$$

$$t_o = t_{63.2\%} - \tau = 44.708 - 12.768 = 31.94[\text{min}] \quad (2.6)$$

Con la ganancia, la constante de tiempo y el tiempo de retardo calculados mediante las ecuaciones propuestas por Smith, se define la función de transferencia del modelo lineal de primer orden con retardo aproximado ecuación (2.7).

$$G(s) = \frac{1.5e^{-31.94s}}{12.768s + 1} \quad (2.7)$$

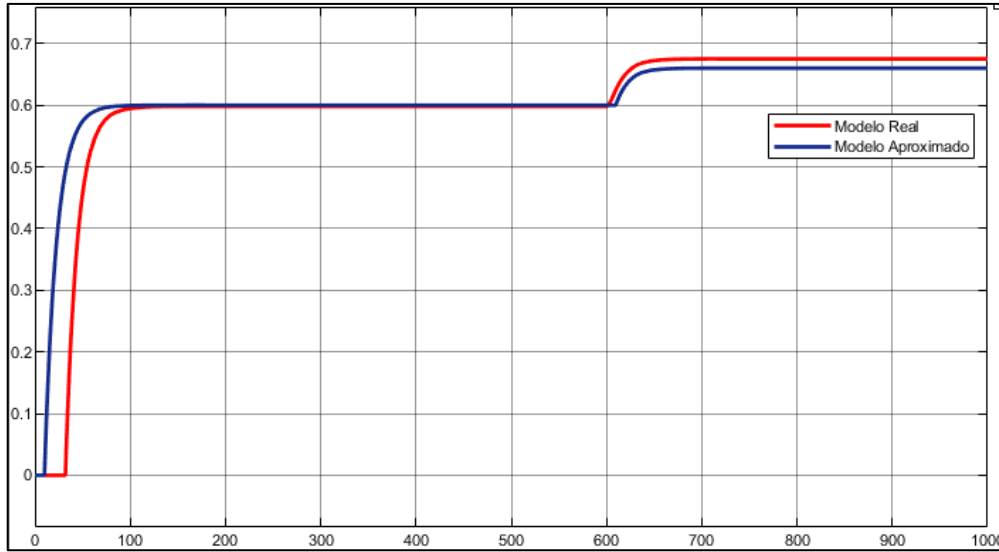


FIGURA 2.5 Comparación del modelo real con la aproximación a un modelo POMTM

En la Figura 2.5 se observa la comparación de la respuesta a una entrada escalón y un cambio de referencia del sistema real y la del modelo aproximado por el método de Smith, además se determina la integral del error al cuadrado, $ISE = 4.194$. Se observa que los retardos son diferentes en cada uno de los escalones, debido a la dinámica del sistema real.

2.3 CONTROLADOR DESARROLLADO POR ZIEGLER-NICHOLS

Utilizando la función de transferencia obtenida en la ecuación (1.11) y las ecuaciones propuestas por Ziegler y Nichols en la Tabla 1.3 se calculan las constantes para diseñar un controlador PID.

$$K_p = \frac{1.2}{K} \left(\frac{t_o}{\tau} \right)^{-1} = \frac{1.2}{1.5} \left(\frac{31.94}{12.768} \right)^{-1} = 0.3198 \quad (2.8)$$

$$\tau_i = 2t_o = 2(31.94) = 63.88 \quad (2.9)$$

$$\tau_d = \frac{t_o}{2} = \frac{31.94}{2} = 15.97 \quad (2.10)$$

Bajo el modelo presentado en la ecuación (38):

$$m(t) = \bar{m} + K_p \left(e(t) + \frac{1}{\tau_i} \int e(t) dt + \tau_d \frac{d[e(t)]}{dt} \right) \quad (2.11)$$

Se obtiene el controlador PID con la siguiente acción de control:

$$m(t) = 0.3198 \left(e(t) + \frac{1}{63.88} \int e(t) dt + 15.97 \frac{d[e(t)]}{dt} \right) \quad (2.12)$$

Con el objetivo de realizar la comparación, se utiliza la misma referencia que en la sección 2.1. El sistema con un controlador basado en Ziegler-Nichols presenta un ISE de 29.42 y su respuesta es bastante lenta como se ve en la Figura 2.7.

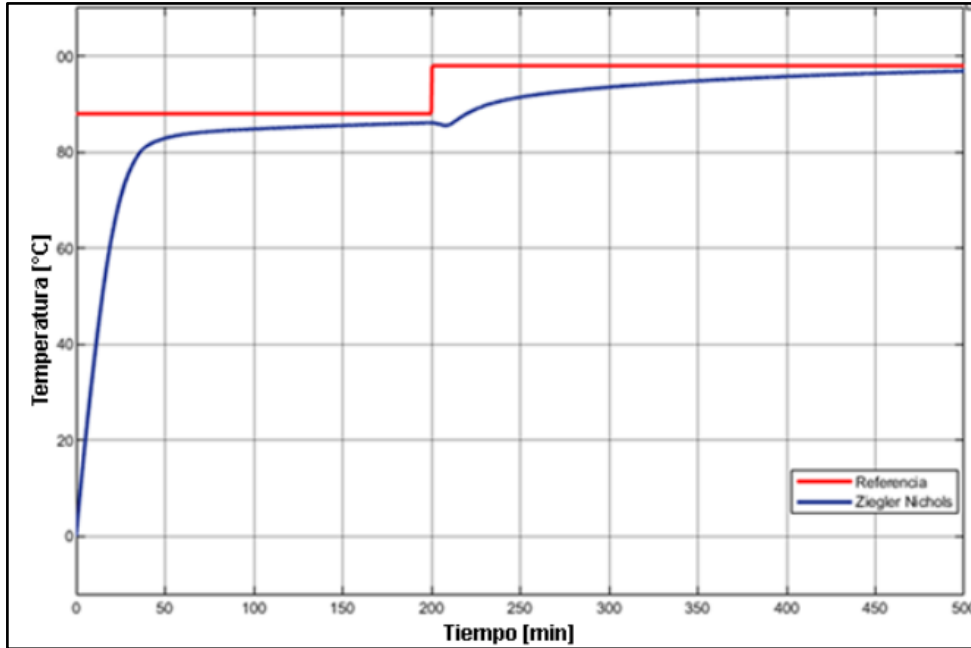


FIGURA 2.6 Respuesta del sistema con controlador basado en Ziegler Nichols

El controlador basado en Ziegler-Nichols presenta una respuesta lenta, por lo que, en el tiempo simulado, el error no se acercó a cero como se observa en la Figura 2.7. La acción de control se presenta en la Figura 2.8.

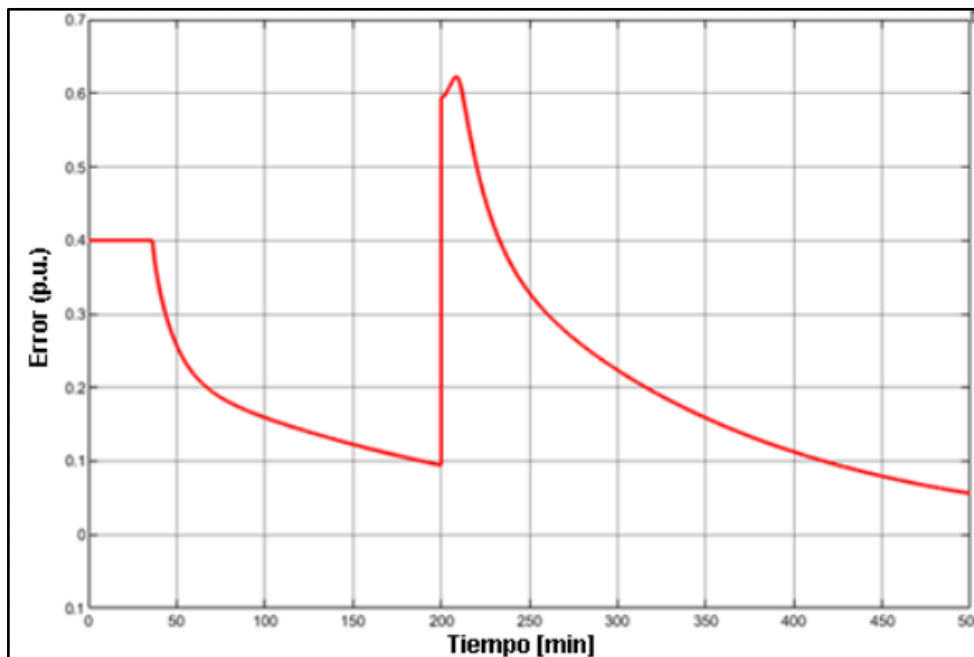


FIGURA 2.7 Error del sistema con controlador sintonizado por el método de Ziegler-Nichols

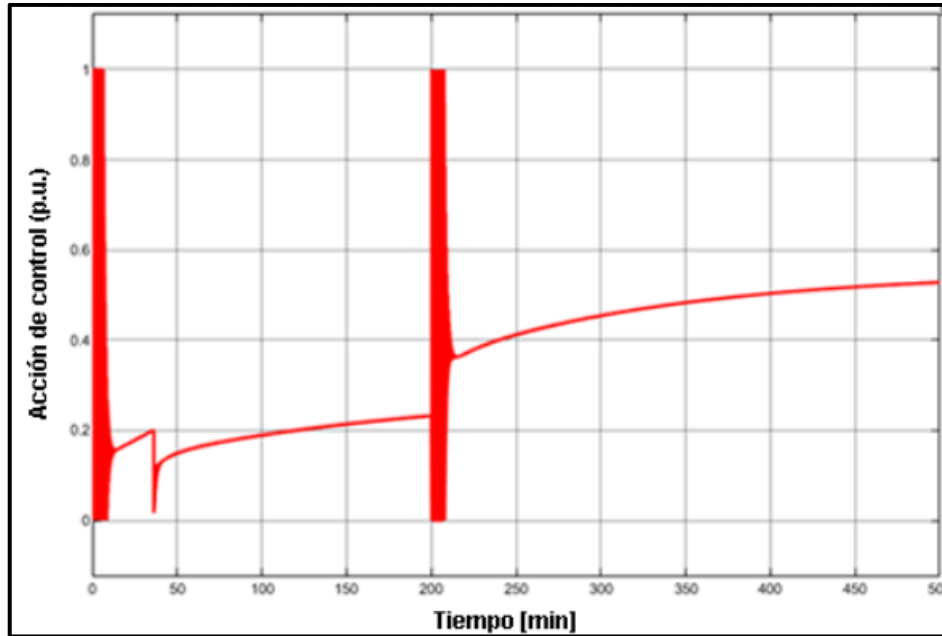


FIGURA 2.8 Acción de control entregada por el controlador desarrollado por Ziegler-Nichols

2.4 CONTROLADOR DESARROLLADO POR DAHLIN

Para sintonizar un controlador PID por el método de Dahlin se reemplazan los parámetros de la función de transferencia Tabla 1.4 en la ecuación (34).

$$K_p = \frac{1}{2K} \left(\frac{t_o}{\tau} \right)^{-1} = \frac{1}{2(1.5)} \left(\frac{31.94}{12.768} \right)^{-1} = 0.1332 \quad (2.13)$$

$$\tau_i = \tau = 12.768 \quad (2.14)$$

$$\tau_d = \frac{t_o}{2} = \frac{31.94}{2} = 15.97 \quad (2.15)$$

El controlador desarrollado por el método de Dahlin se muestra en la ecuación 44.

$$m(t) = \bar{m} + K_p \left(e(t) + \frac{1}{\tau_i} \int e(t) dt + \tau_d \frac{d[e(t)]}{dt} \right) \quad (2.16)$$

$$m(t) = 0.1332 \left(e(t) + \frac{1}{12.768} \int e(t) dt + 15.97 \frac{d[e(t)]}{dt} \right) \quad (2.17)$$

Este controlador presenta una respuesta relativamente rápida frente a un cambio de referencia como se observa en la Figura 2.9, sin embargo, su acción de control es un poco agresiva, especialmente en tiempos cercanos a los cambios de referencia (Figura 2.10).

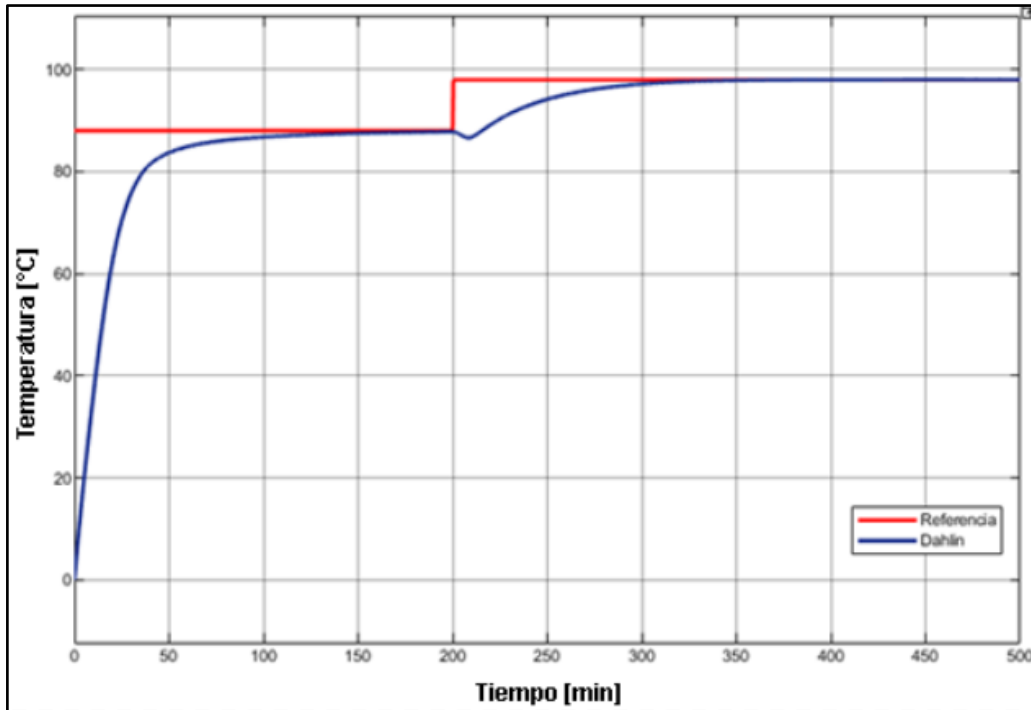


FIGURA 2.9 Respuesta del sistema con controlador basado en Dahlin

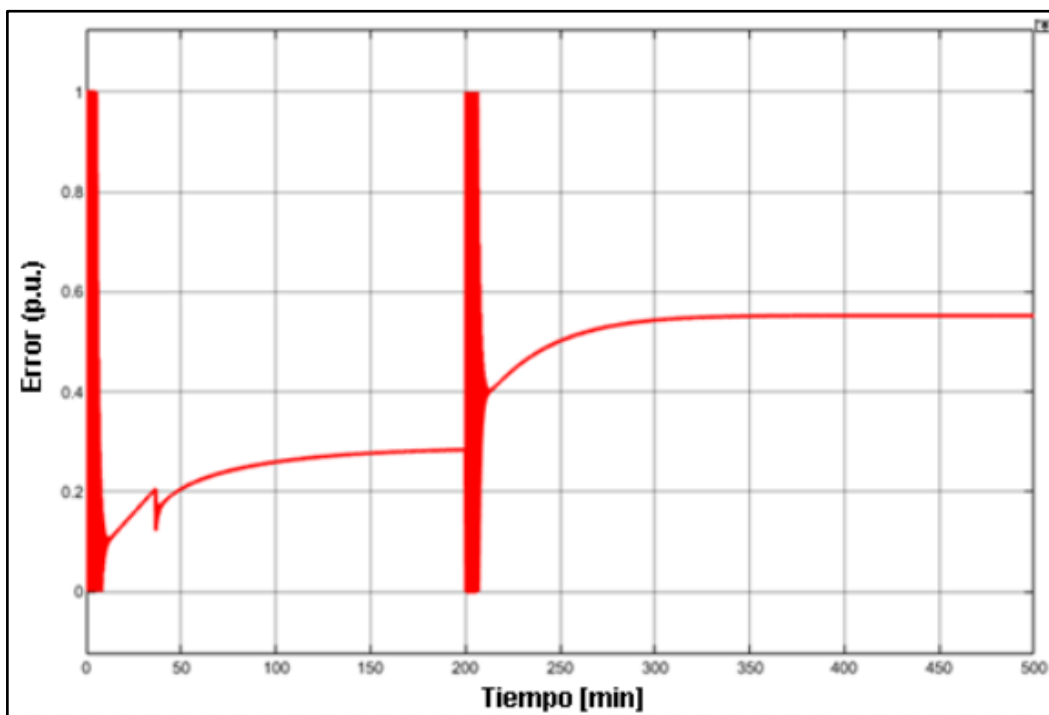


FIGURA 2.10 Acción de control, controlador Dahlin

En la Figura 2.11 se observa que el controlador diseñado por Dahlin logra que el error del sistema sea aproximadamente cero, sin embargo, se demora cerca de 200 minutos en hacerlo.

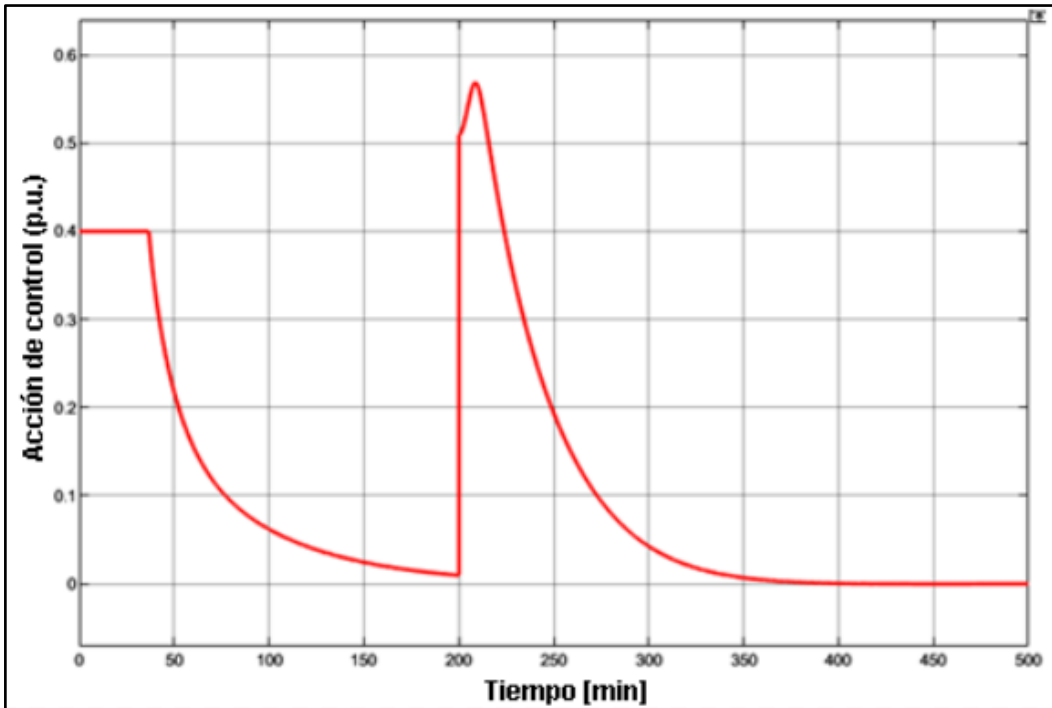


FIGURA 2.11 Error del sistema con un controlador diseñado por Dahlin

2.5 CONTROLADOR DISEÑADO POR EL MÉTODO DE GANANCIA CRÍTICA

Se incrementa la ganancia del sistema en lazo abierto hasta un valor de 45, en donde se alcanzan oscilaciones de amplitud constante, esta es la llamada ganancia crítica, adicionalmente con los cursores de Simulink se realiza la medición del período de oscilación ecuación (2.18) como se puede ver en la Figura 2.12.

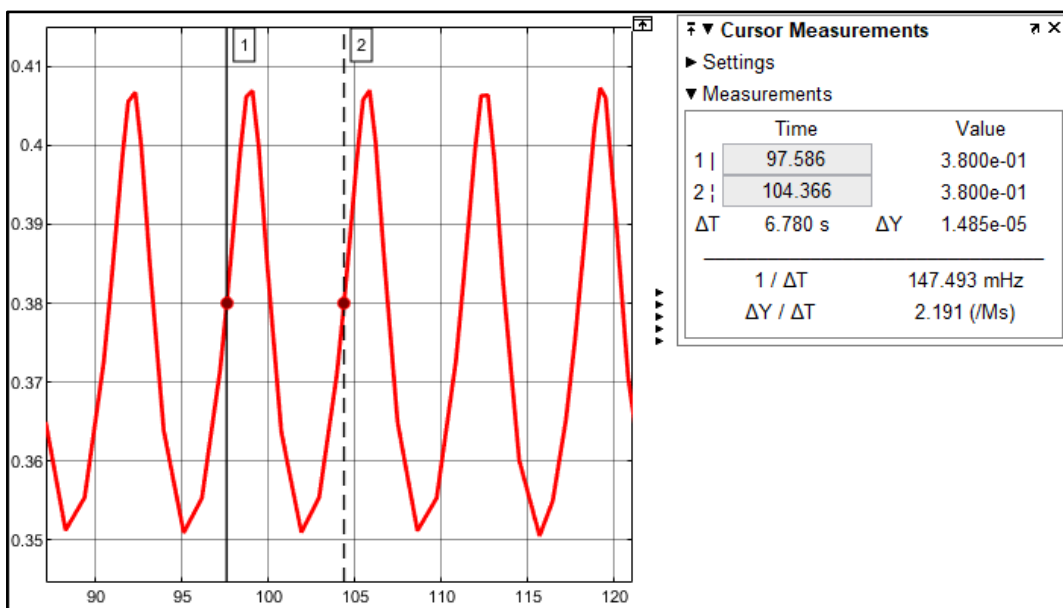


FIGURA 2.12 Sistema con oscilación constante

$$P_u = 6.78[\text{min}] \quad (2.18)$$

$$K_{cu} = 45 \quad (2.19)$$

Con las ecuaciones de la Tabla 1.5 se realiza el cálculo de las constantes para el controlador PID basado en el método de ganancia crítica que se presenta en la ecuación 2.23.

$$K_p = \frac{K_{cu}}{1.7} = \frac{45}{1.7} = 26.47 \quad (2.20)$$

$$\tau_i = \frac{P_{cu}}{2} = \frac{6.78}{2} = 3.39[\text{min}] \quad (2.21)$$

$$\tau_d = \frac{P_{cu}}{8} = \frac{6.78}{8} = 0.8475[\text{min}] \quad (2.22)$$

$$m(t) = 26.47 \left(e(t) + \frac{1}{3.39} \int e(t) dt + 0.8475 \frac{d[e(t)]}{dt} \right) \quad (2.23)$$

La configuración del controlador diseñado por el método de la Ganancia Crítica y su respuesta ante un cambio de referencia presenta una forma de diente de sierra, que se observa en la Figura 2.13, en este caso el sistema alcanza la referencia en un tiempo menor, pero presenta sobrepicos mayores al 25% por lo que su tiempo de establecimiento también es grande.

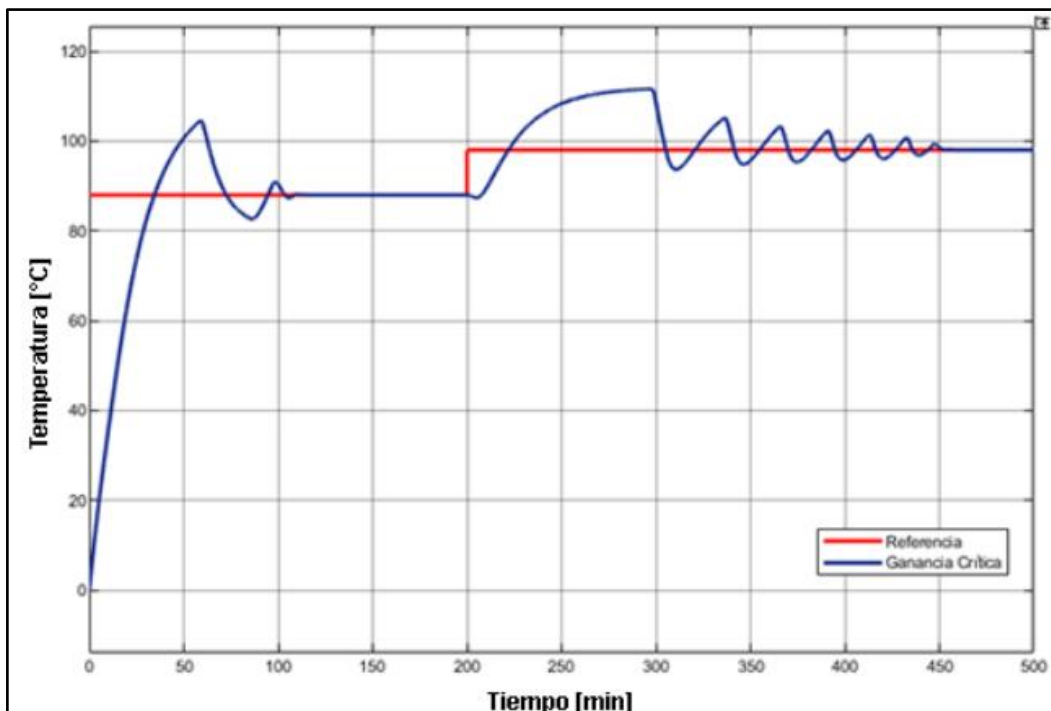


FIGURA 2.13 Respuesta del sistema con controlador Ganancia Crítica

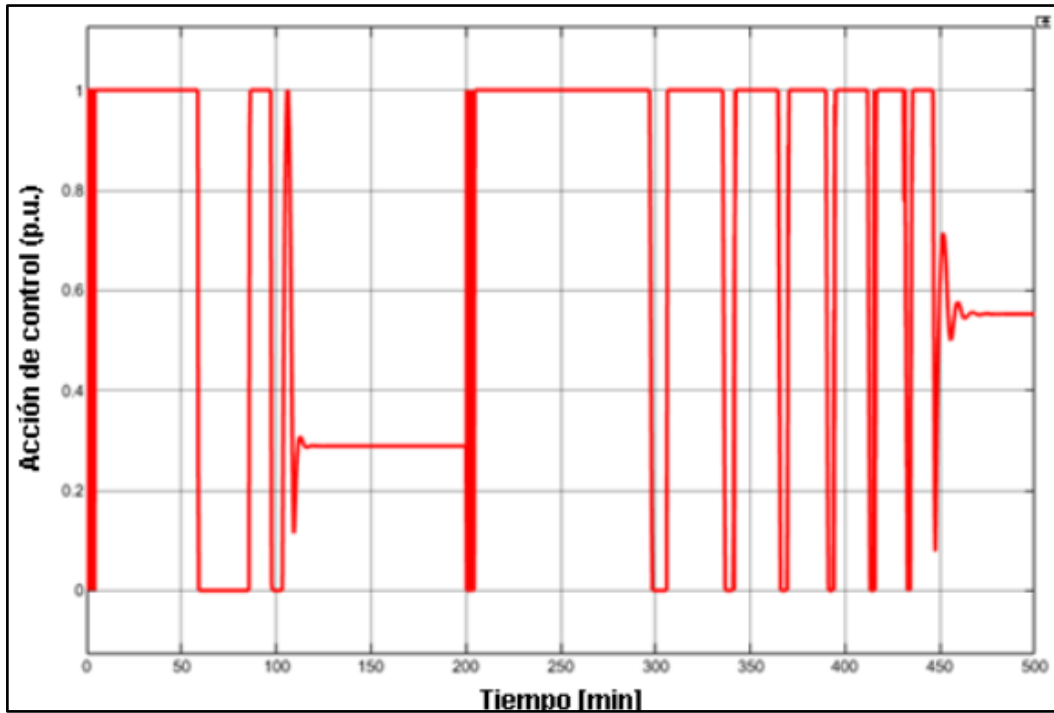


FIGURA 2.14 Acción de control, Ganancia Crítica

En la Figura 2.14 se muestra que la acción de control de un controlador diseñado por el método de ganancia crítica es agresiva y puede reducir la vida útil del actuador, además, se observa en la Figura 2.15 que al error le toma un tiempo bastante prolongado acercarse al cero.

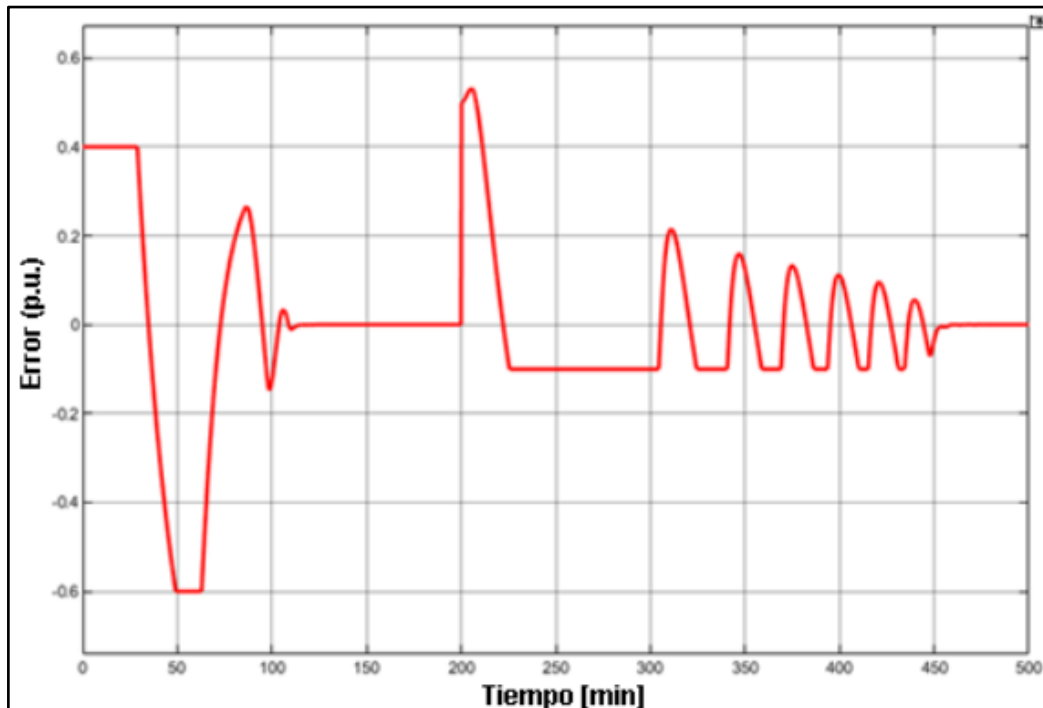


FIGURA 2.15 Error del sistema con controlador diseñado por Ganancia Crítica

2.6 CONTROLADOR DISEÑADO POR EL MÉTODO DE SÍNTESIS DIRECTA

En la ecuación 2.24 presenta la forma que debe tener el controlador basado en síntesis directa:

$$G_C(s) = \left(\frac{1}{G_p(s)} \right) \left(\frac{1}{\tau_{CL} s} \right) \quad (2.24)$$

$$G_p(s) = \frac{1.5e^{-31.94s}}{12.768s + 1} \quad (2.25)$$

Se separa el retardo de la función de transferencia en la ecuación 2.26:

$$G_p(s) = \frac{1.5}{12.768s + 1} \cdot e^{-31.94s} \quad (2.26)$$

Se aplica la aproximación de Padé para poder hallar la inversa de la función de transferencia:

$$G_p(s) = \frac{1.5}{12.768s + 1} \cdot \frac{-\frac{31.94}{2}s + 1}{\frac{31.94}{2}s + 1} \quad (2.27)$$

Desarrollando la parte algebraica se obtiene la siguiente ecuación:

$$G_p(s) = \frac{1.5(-15.97s + 1)}{(12.768s + 1)(15.97s + 1)} \quad (2.28)$$

Se reemplaza en la función de transferencia y la constante de tiempo en la ecuación del controlador:

$$G_C(s) = 0.67(12.768s + 1) \left(\frac{15.97s + 1}{-15.97s + 1} \right) \left(\frac{1}{41.67s} \right) \quad (2.29)$$

$$G_C(s) = \frac{0.67(203.9s^2 + 28.74s + 1)}{(665.47s^2 + 41.67s)} \quad (2.30)$$

El controlador diseñado por el método de Síntesis Directa se debe implementar a través de una función de transferencia, como se muestra en la Figura 2.16.

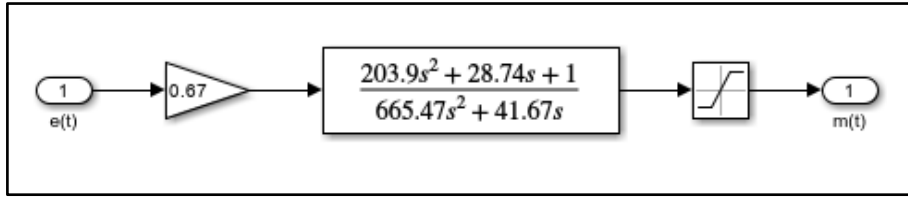


FIGURA 2.16 Controlador diseñado por el método de Síntesis Directa

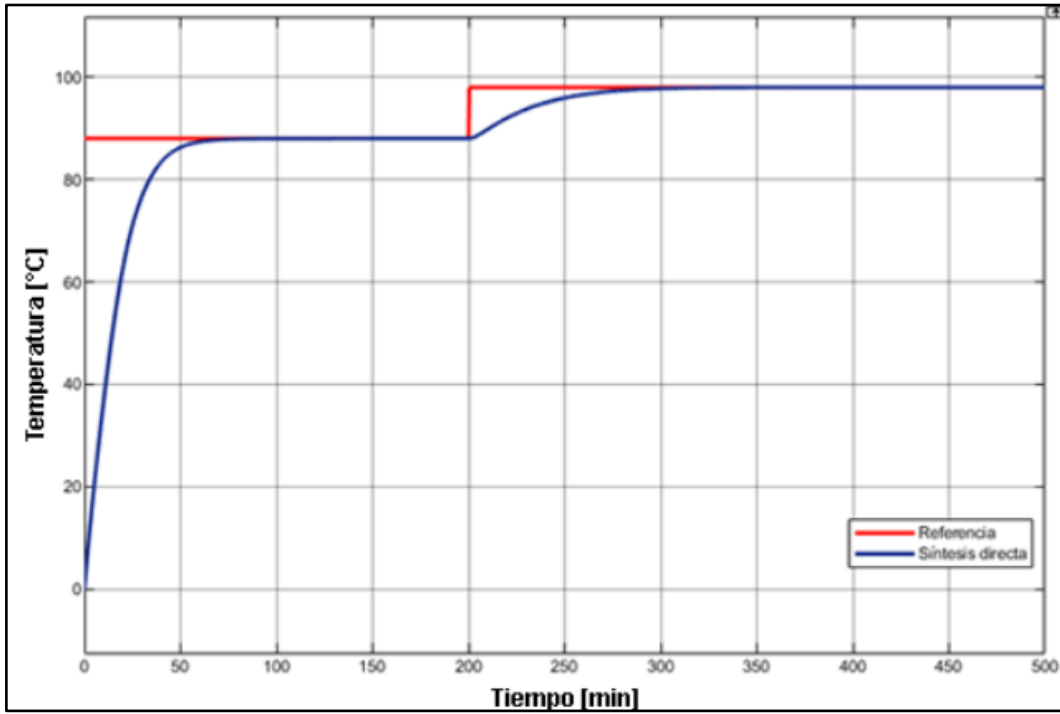


FIGURA 2.17 Respuesta del sistema con controlador basado en Síntesis Directa.

En la Figura 2.17 se observa la respuesta del sistema con un controlador diseñado por Síntesis Directa frente a un cambio de referencia, en el cual el tiempo de establecimiento es bajo comparado con los controladores implementados previamente. Además, se tiene que la acción de control es más suave (Figura 2. 18) y hace que el error se acerque a cero en un tiempo apenas mayor a 50 minutos (Figura 2. 19).

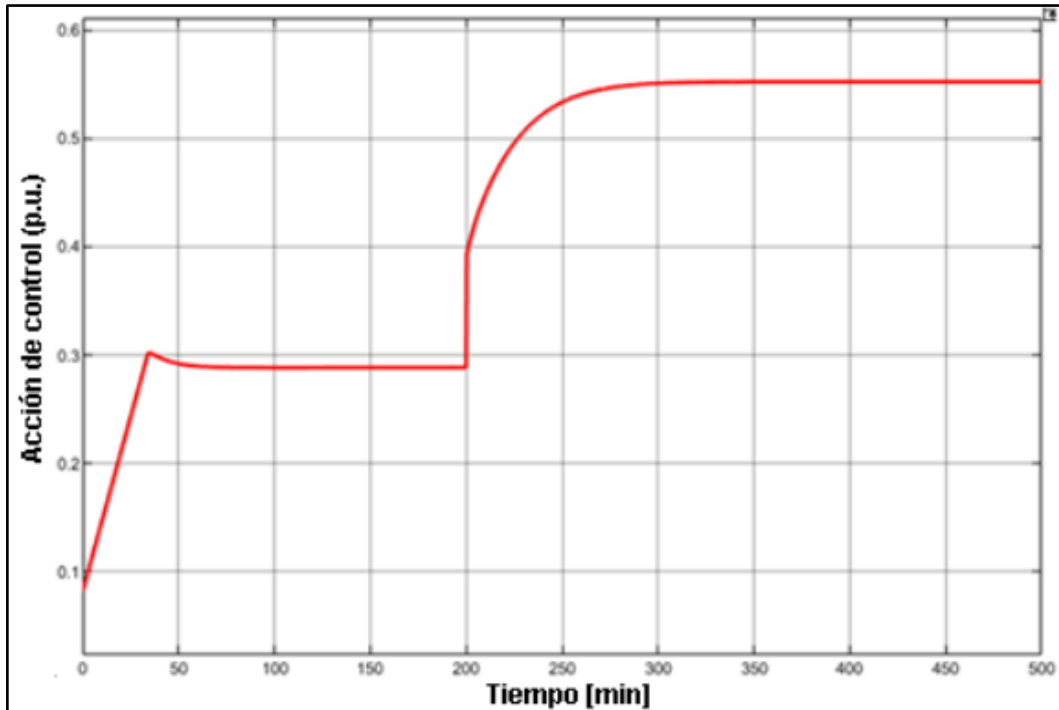


FIGURA 2.18 Acción de control, Síntesis Directa

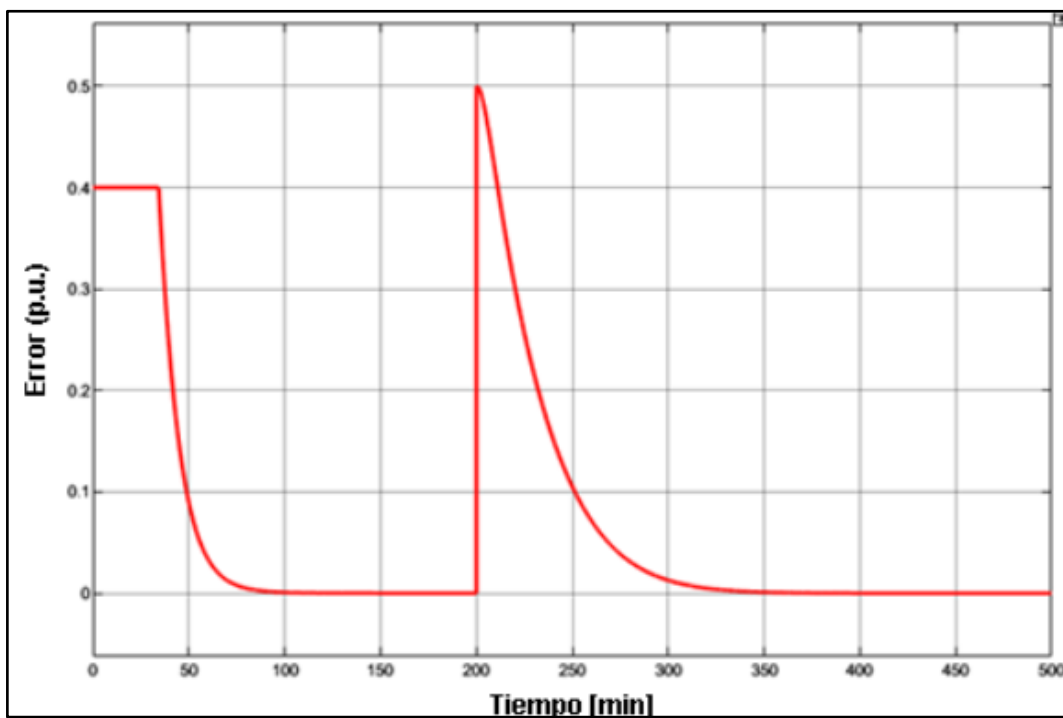


FIGURA 2.19 Error del sistema con controlador de Síntesis Directa

2.7 CONTROLADOR PREDICTIVO BASADO EN REDES NEURONALES

El controlador implementado consta de un modelo de red neuronal de la planta para predecir la dinámica del comportamiento futuro de la misma y de un algoritmo de aprendizaje que calculará la acción de control ideal para responder a dicho comportamiento.

2.7.1 RED NEURONAL (IDENTIFICACIÓN DE LA PLANTA)

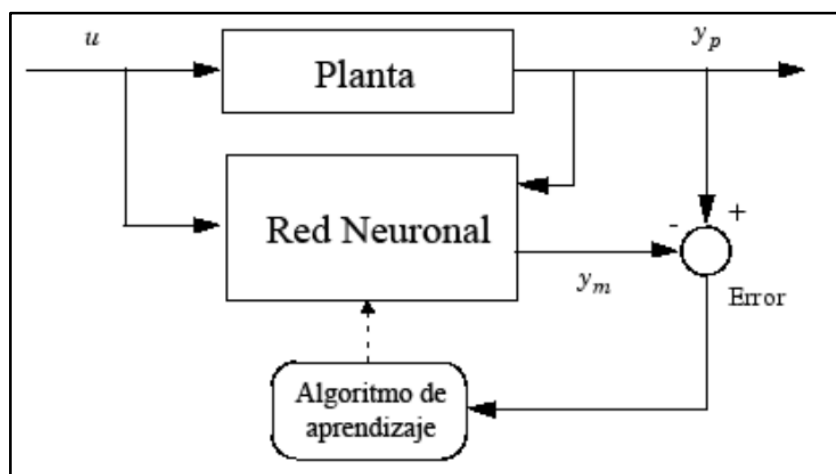


FIGURA 2.20 Modelo general del controlador predictivo

El modelo de controlador predictivo utiliza una red neuronal para predecir el comportamiento futuro de la planta en función de los datos previos, el error existente entre la salida de la planta y la predicción de la red neuronal se utiliza para el aprendizaje de esta como se observa en la Figura 2.20. La topología de la red implementada se observa en la Figura 2.21, en la capa de entrada se tiene la acción de control obtenida del optimizador y la salida entregada por la planta, en la primera capa oculta se retrasa la salida con un retardo y se multiplican ambas señales por los pesos calculados en el entrenamiento de la red y se suman para luego ser comparadas con la función de activación tangente hiperbólica.

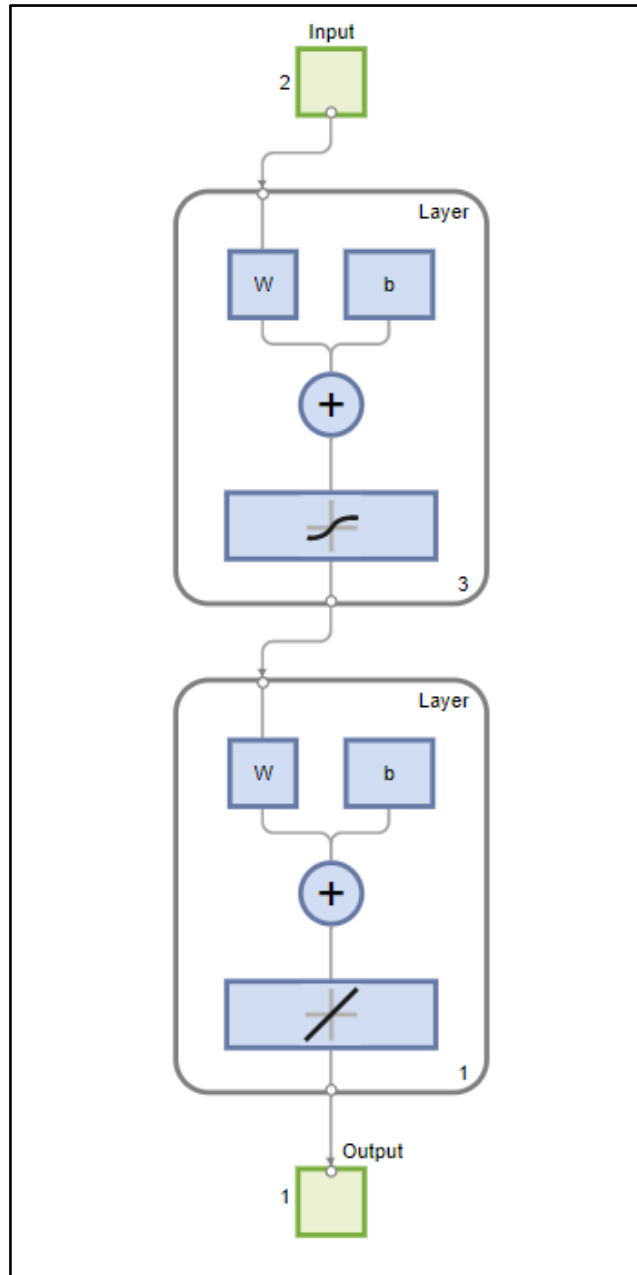


FIGURA 2.21 Topología de la red neuronal implementada

En la segunda capa oculta se multiplica la señal activada con la función tangente hiperbólica (tansig) por la matriz de ganancias determinada en el entrenamiento de la red neuronal, con esto se predice la respuesta de la planta bajo un determinado horizonte de tiempo con el uso de la ecuación (2.31).

$$J = \sum_{j=N_1}^{N_2} (y_r(t+j) - y_m(t+j))^2 + \rho \sum_{j=1}^{N_u} (u'(t+j-1) - u'(t+j-2))^2 \quad (2.31)$$

La red neuronal implementada en Simulink de MATLAB, para el desarrollo del controlador predictivo se presenta en el ANEXO A. Aquí se pueden identificar claramente las dos capas

ocultas de la red neuronal, así como su capa de entrada (salida de la planta, acción de control) y la capa de salida (predicciones utilizadas por el optimizador).

2.7.2 OPTIMIZADOR (CONTROL PREDICTIVO)

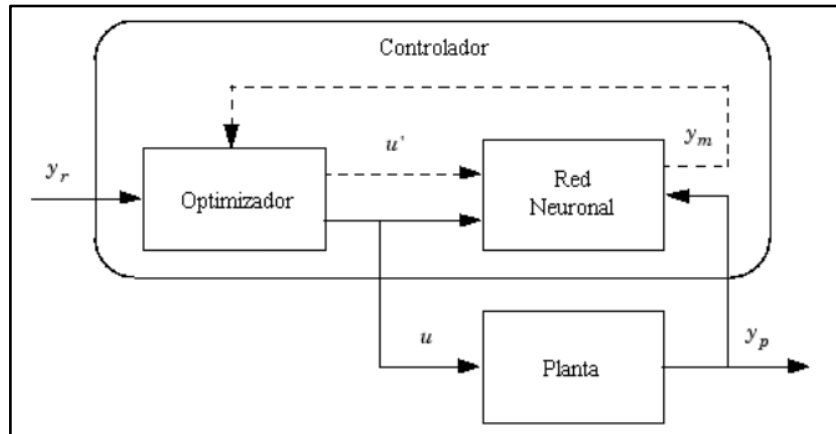


FIGURA 2.22 Diagrama de bloques control predictivo implementado

En la Figura 2.22 se muestra el modelo completo del controlador predictivo implementado, como se observa, consta de la red neuronal y un optimizador, mismo que se encarga de recibir las predicciones determinadas por la red neuronal entrenada y calcular a partir del algoritmo desarrollado por Hagan y De Jesús la señal de control óptima para el correcto funcionamiento del sistema. [12]

2.7.3 IMPLEMENTACIÓN DEL CONTROLADOR PREDICTIVO EN SIMULINK

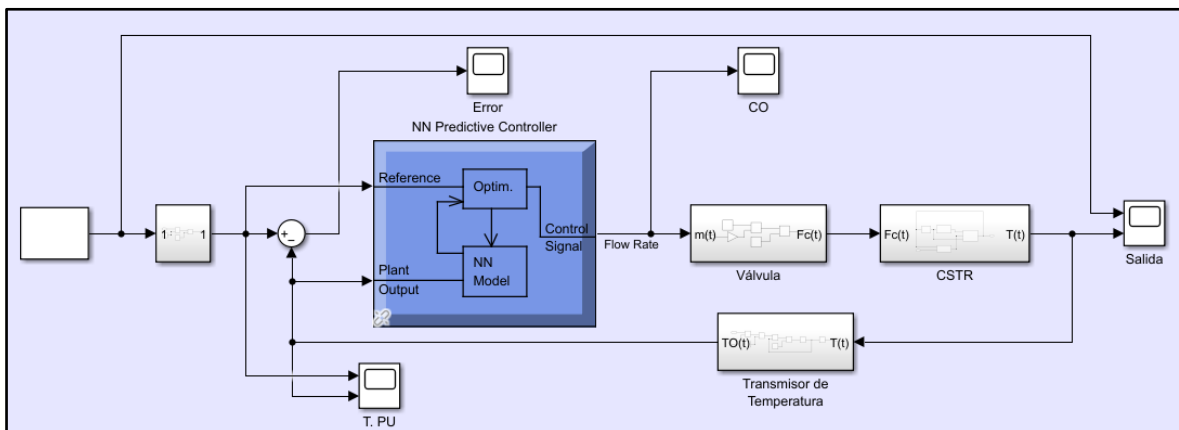


FIGURA 2.23 Diagrama de bloques del sistema con controlador predictivo basado en redes neuronales

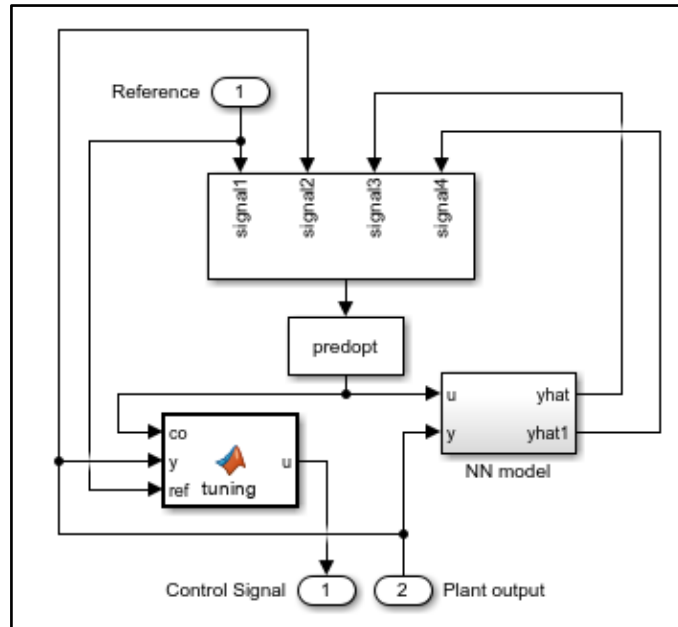


FIGURA 2.24 Diagrama de bloques interno del controlador predictivo basado en redes neuronales

En la Figura 2.23 se puede observar el diagrama de bloques del sistema en lazo cerrado con el controlador Predictivo basado en Redes Neuronales implementado en Simulink frente a una entrada escalón. En la Figura 2.24 se tiene la dinámica interna del controlador tal que consta de dos entradas (Referencia y salida de la planta) y una salida (señal de control), basado en el mostrado en la Figura 2.22 consta de una Red Neuronal en el bloque NN model y una función de optimización (predopt), adicionalmente se tiene una función de sintonización llamada “tuning” que junto al optimizador ayudan a que la acción de control sea óptima para el correcto funcionamiento del proceso. El código de las funciones de sintonización y de optimización se presentan en los ANEXOS B y C respectivamente.

2.7.4 ENTRENAMIENTO DE LA RED NEURONAL

Previo al entrenamiento de la Red Neuronal se configuran ciertos parámetros en la herramienta proporcionada por Simulink como se muestra en la Figura 2.25:

- N2: es el número de pasos sobre los que se minimiza el error de predicción
- Nu: es el número de pasos en los que se minimiza el incremento de la señal de control
- Control Weighting Factor: este factor se multiplica por la suma de los incrementos de control al cuadrado en la función de predicción.

- El parámetro de búsqueda indica cuando se debe buscar en la línea y las iteraciones por tiempo de muestra indica el número de repeticiones que se realizan en cada paso de muestreo.
- La rutina de minimización elegida es `csrchhyb`, que se escogió por el método de prueba y error, debido a que todas las rutinas presentan resultados similares.

The dialog box is titled "Neural Network Predictive Control". It contains the following fields and controls:

- Cost Horizon (N2): 22
- Control Horizon (Nu): 15
- Control Weighting Factor (λ): 0.06
- Search Parameter (λ): 0.001
- Minimization Routine: `csrchhyb` (dropdown menu)
- Iterations Per Sample Time: 2
- Buttons: Plant Identification, OK, Cancel, Apply
- Message: Perform plant identification before controller configuration.

FIGURA 2.25 Parámetros del Control Predictivo basado en Redes Neuronales

Para el entrenamiento de la Red Neuronal se aplicó una entrada tipo escalera al sistema con el controlador basado en Síntesis Directa, por ser el más eficiente, y se tomaron los datos de respuesta del sistema, como se muestra en la Figura 2.26.

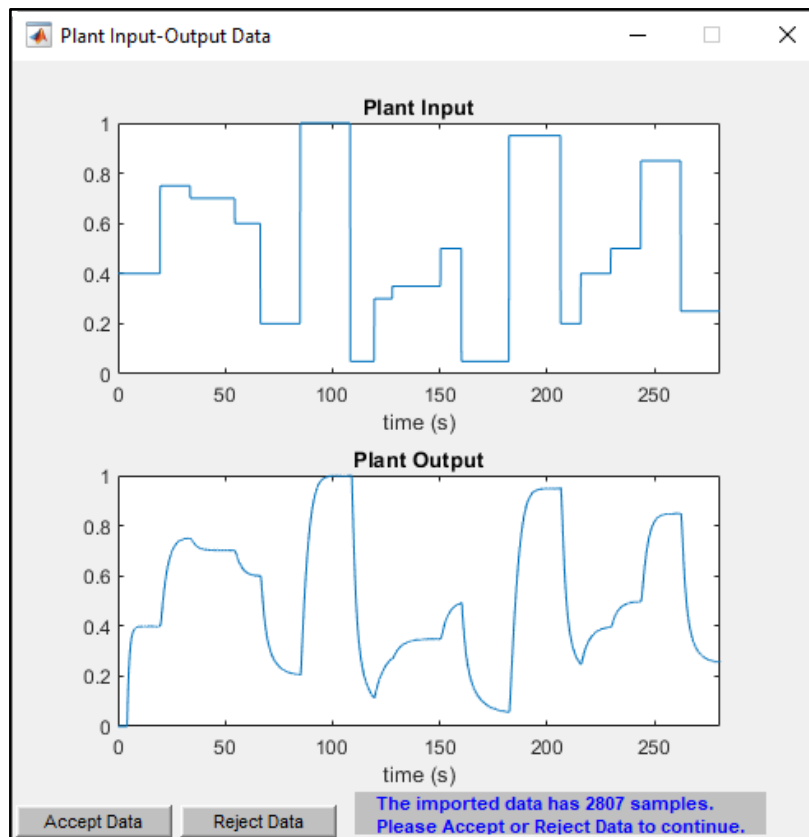


FIGURA 2.26 Datos utilizados para el entrenamiento de la red neuronal

Plant Identification

Network Architecture

Size of Hidden Layer No. Delayed Plant Inputs

Sampling Interval (sec) No. Delayed Plant Outputs

Normalize Training Data

Training Data

Training Samples Limit Output Data

Maximum Plant Input Maximum Plant Output

Minimum Plant Input Minimum Plant Output

Maximum Interval Value (sec) Simulink Plant Model:

Minimum Interval Value (sec)

Training Parameters

Training Epochs Training Function

Use Current Weights Use Validation Data Use Testing Data

Training complete. You can generate or import new data, continue training or save results by selecting OK or Apply.

FIGURA 2.27 Identificación de la planta, datos y parámetros de entrenamiento de la red neuronal

En la identificación de la planta (Figura 2.27) se configura la arquitectura de la Red Neuronal, se aplicó un algoritmo de entrenamiento básico en el que se determinó que en este caso el número ideal de neuronas es 3 por capa, con el objetivo de encontrar mejores pesos para la predicción, los datos de entrenamiento son obtenidos de una simulación con varios cambios de referencia, donde se obtuvieron 2808 muestras, se ingresan como se observa en la Figura 2.26, además se ingresa el número de entradas y salidas de la red neuronal y el tiempo de muestreo, se procede a entrenar la red neuronal. Durante este proceso los datos ingresados se dividen en tres grupos: entrenamiento, prueba y validación. Se configura el algoritmo de Retropropagación para entrenar la red neuronal, que consiste en partir del error final y propagarlo hacia atrás en las capas ocultas para verificar el peso que aporta cada neurona al valor final.

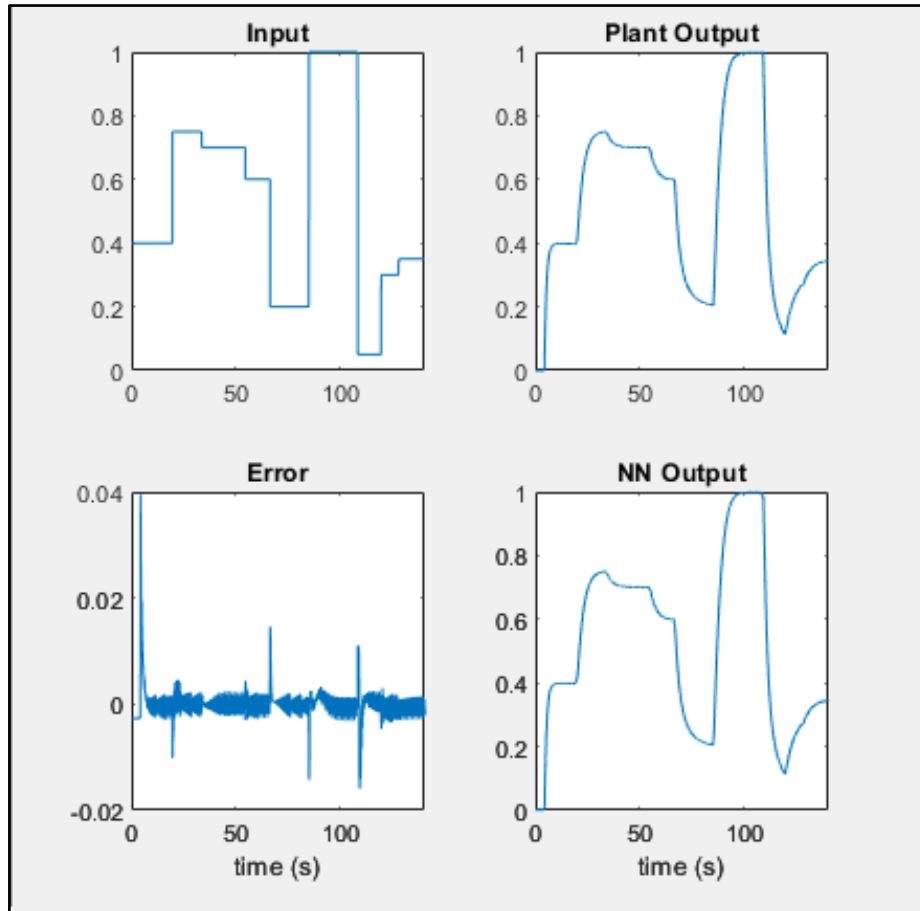


FIGURA 2.28 Datos de entrenamiento, control predictivo con redes neuronales

La Figura 2.28 muestra el resultado del entrenamiento de la red neuronal con los datos de entrenamiento, como se puede observar la salida de la planta es similar a la obtenida por la red neuronal entrenada y por eso el error es muy cercano a cero. Los datos de prueba en la Figura 2.29 permiten verificar la diferencia entre la respuesta de la planta y la red neuronal, también se observa que su error es cercano a cero. Al igual que para el caso de los datos de validación donde el error es pequeño y las salidas de la planta y la red neuronal se asemejan. Con esto se puede dar por concluido el entrenamiento de la red, pues esta predice de manera muy cercana el comportamiento de la planta.

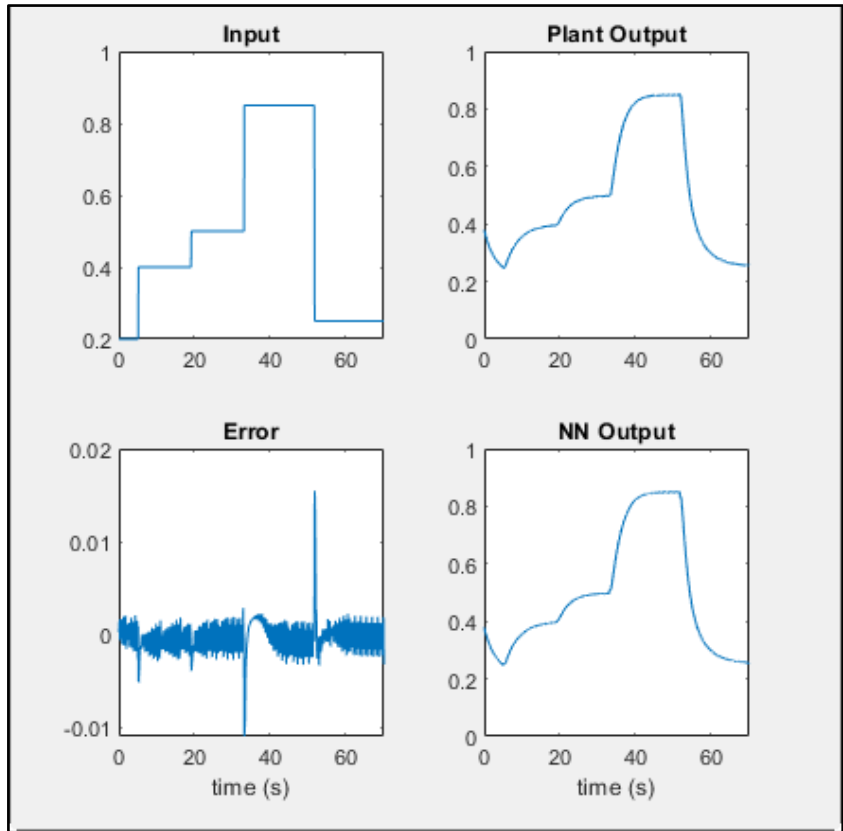


FIGURA 2.29 Datos de prueba, control predictivo con redes neuronales

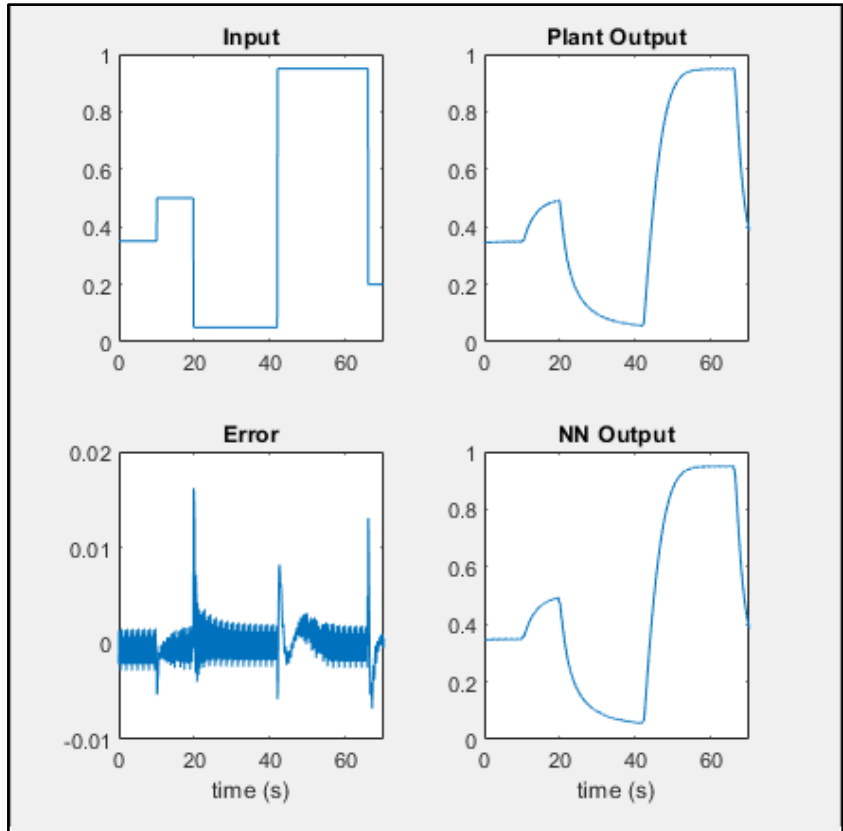


FIGURA 2.30 Datos de validación, control predictivo con redes neuronales

En la Figura 2.31 se observa que los pesos calculados luego de 369 iteraciones pueden resultar adecuados para la red neuronal, sin embargo el entrenamiento continua hasta completar 8080 iteraciones, donde se obtiene el menor valor del gradiente deteniendo el entrenamiento.

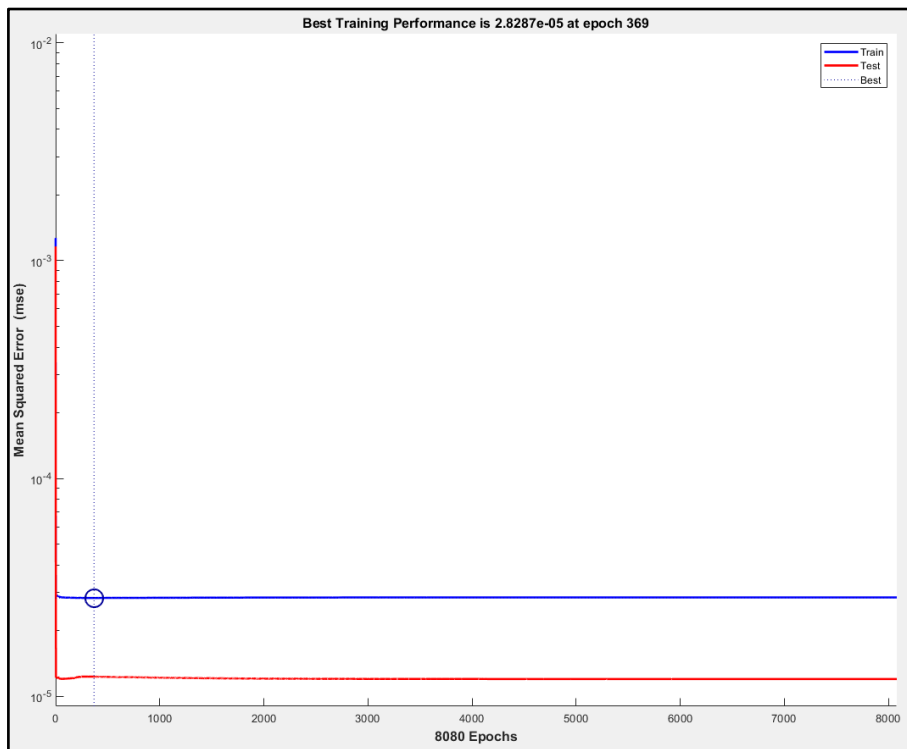


FIGURA 2.31 Integral del Error Cuadrado Medio durante el entrenamiento

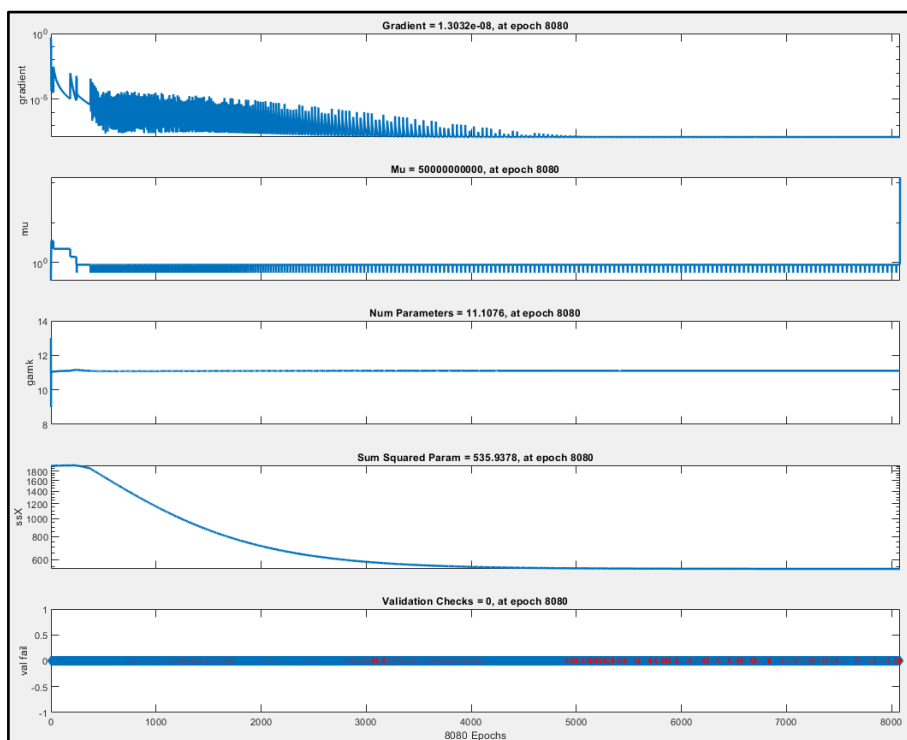


FIGURA 2.32 Cronología del entrenamiento de la red neuronal

Así también, en la Figura 2.32 se puede observar la cronología de la variación de los parámetros de la red neuronal durante su entrenamiento, hasta alcanzar el valor óptimo para predecir el comportamiento de la planta. En la Figura 2.33 se presentan las regresiones que permiten verificar qué tan confiables son los datos obtenidos, tanto para los datos de entrenamiento como para los de prueba y el conjunto total de datos, usando el parámetro estadístico R, que permite tener una medida de que tanto se ajusta la regresión a los datos reales, se puede decir que el entrenamiento es válido, pues para los tres casos se obtuvieron valores muy cercanos a 1.

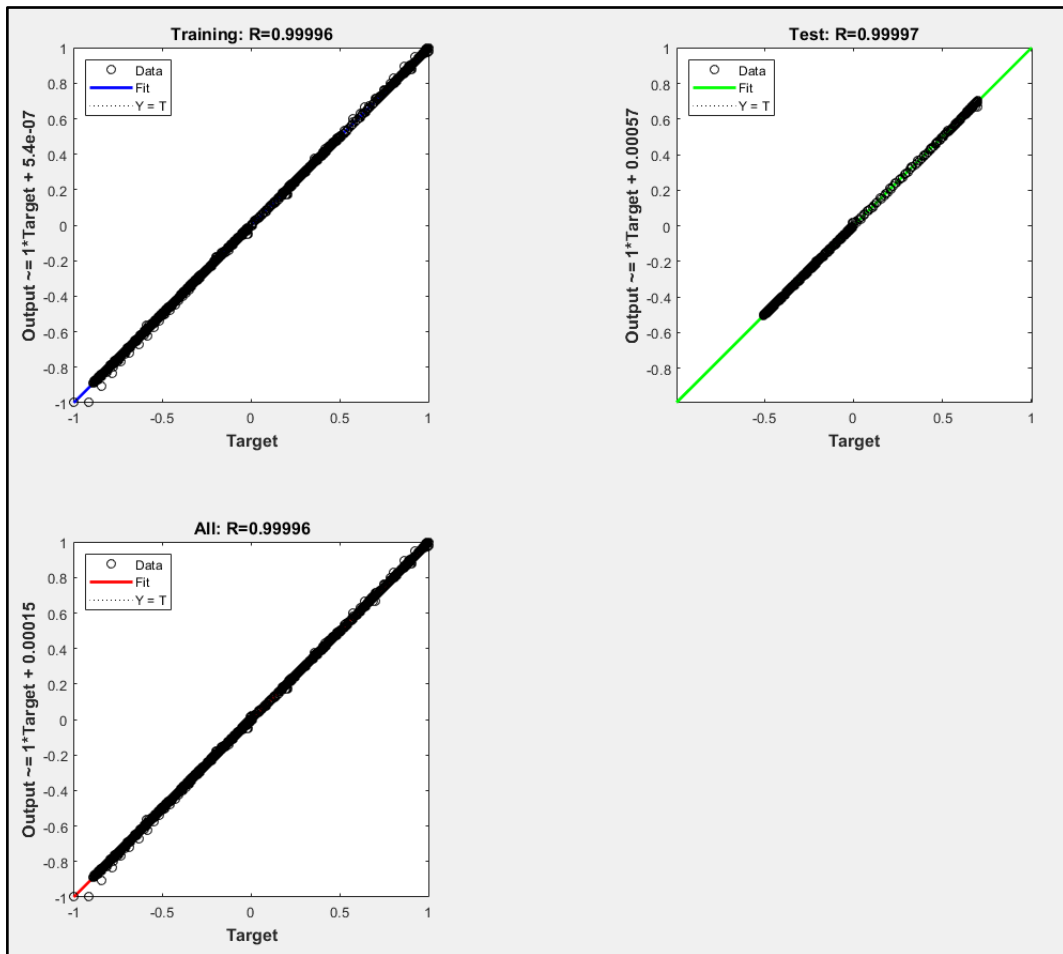


FIGURA 2.33 Regresiones del entrenamiento de la red neuronal

2.8 DESARROLLO DE LA INTERFAZ PARA VISUALIZAR RESULTADOS

Para presentar los resultados obtenidos, se desarrolló una aplicación mediante el software App Designer de MATLAB. En la Figura 2.34 se muestra la pantalla principal, en la que se

puede visualizar datos generales sobre este proyecto de titulación como son autor, director y tema. En el anexo C se presenta el correspondiente manual de usuario de la interfaz desarrollada.

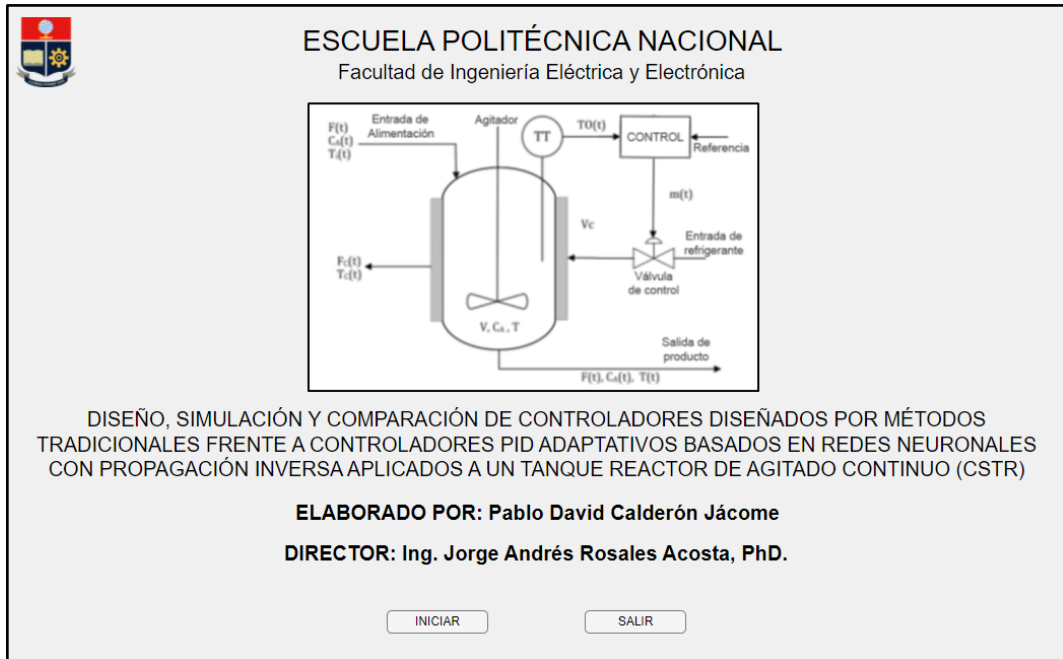


FIGURA 2.34 Pantalla principal de la aplicación

3 RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Se realizaron pruebas de cambio de referencia tanto en subida como en bajada, así como también se introdujeron perturbaciones para observar el comportamiento del sistema bajo estas condiciones con cada uno de los controladores diseñados en la Sección 2 del presente trabajo. A continuación, se presentan y analizan las respuestas obtenidas, los errores del sistema y las acciones de control de los controladores, además, se realiza la comparación de los índices y los parámetros determinados mediante las pruebas para determinar cuál es la mejor opción para controlar el proceso.

3.1 COMPARACIÓN DE PARÁMETROS OBTENIDOS DE CADA CONTROLADOR

En las Figuras de la 3.1 a la 3.6 se presentan las respuestas del sistema en p.u. frente a una entrada tipo escalón del 40% del rango de temperaturas de trabajo, además, se calculan los parámetros tales como sobreimpulso, tiempo de establecimiento, tiempo de subida y error en estado estable para cada uno de los controladores diseñados.

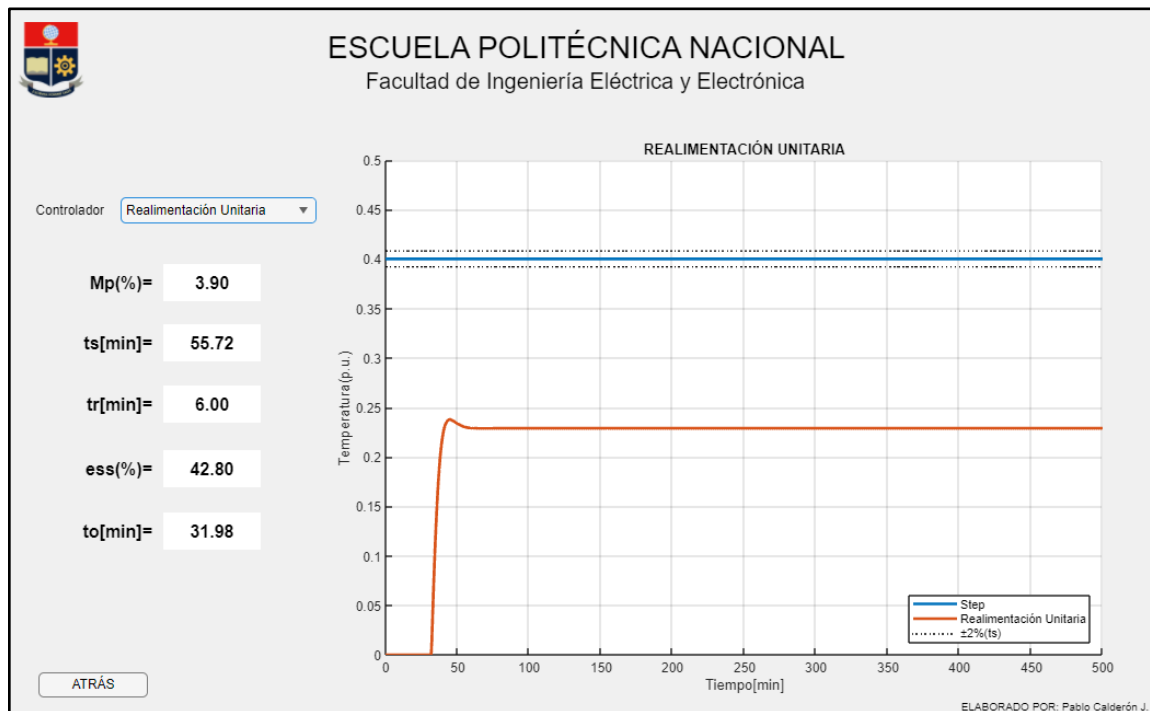


FIGURA 3.1 Parámetros del sistema con realimentación unitaria

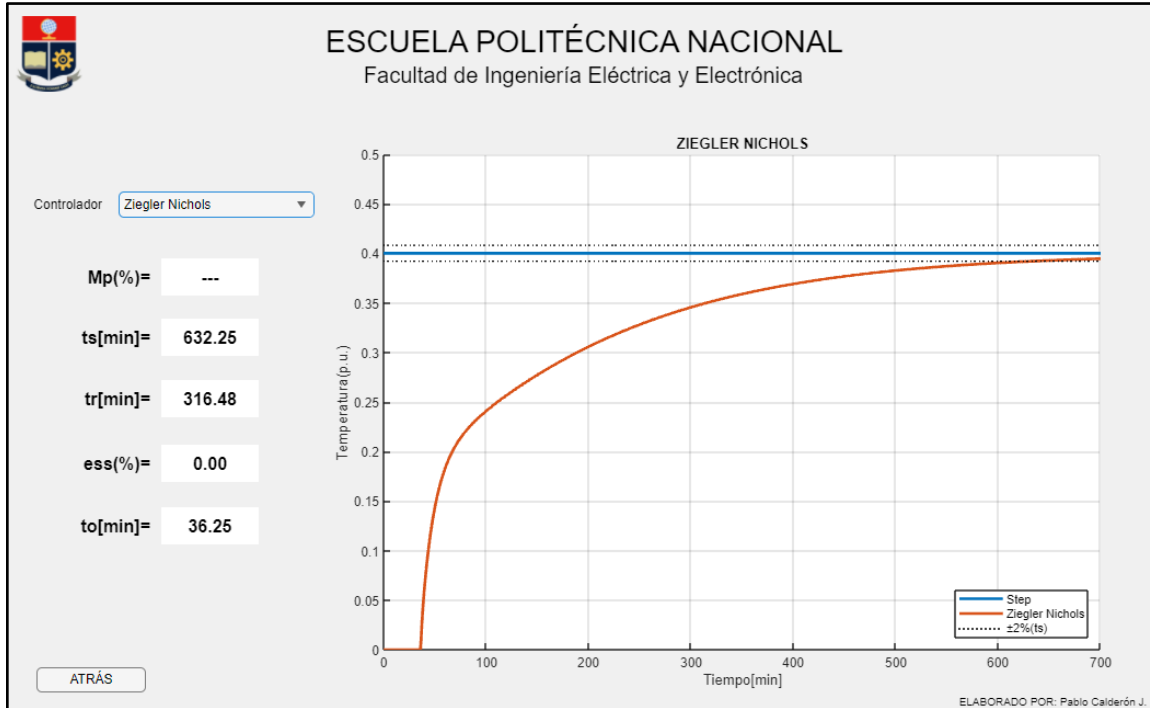


FIGURA 3.2 Parámetros del sistema con controlador Ziegler Nichols

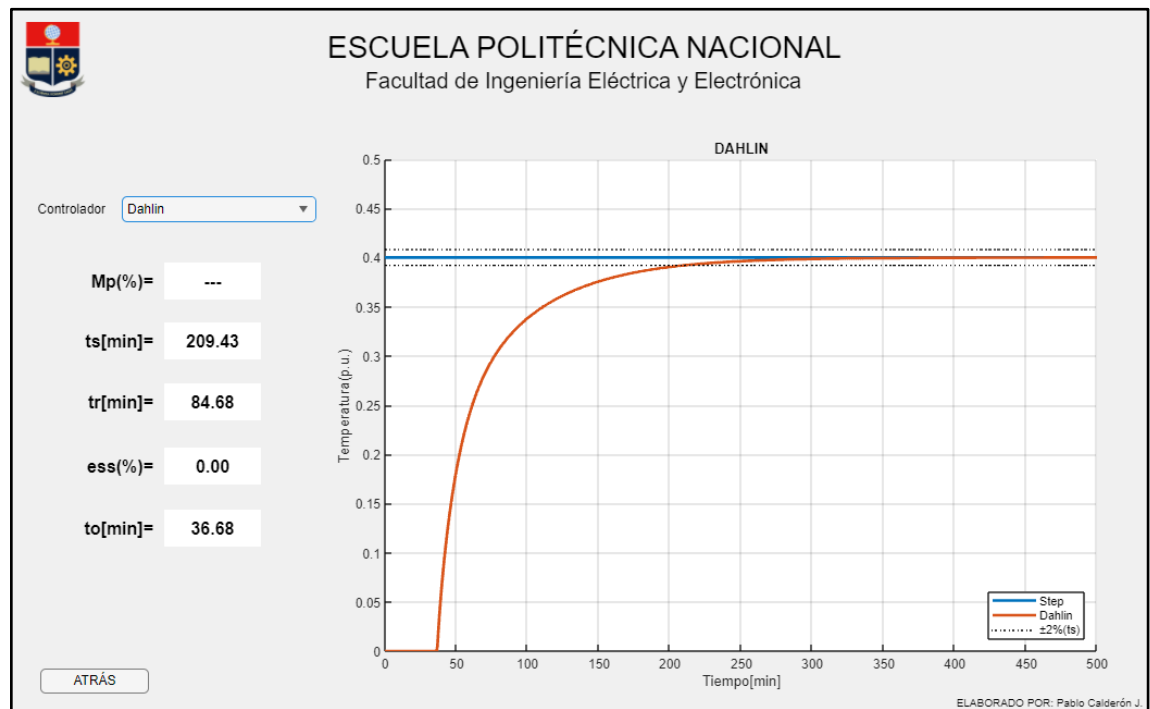


FIGURA 3.3 Parámetros del sistema con controlador Dahlin

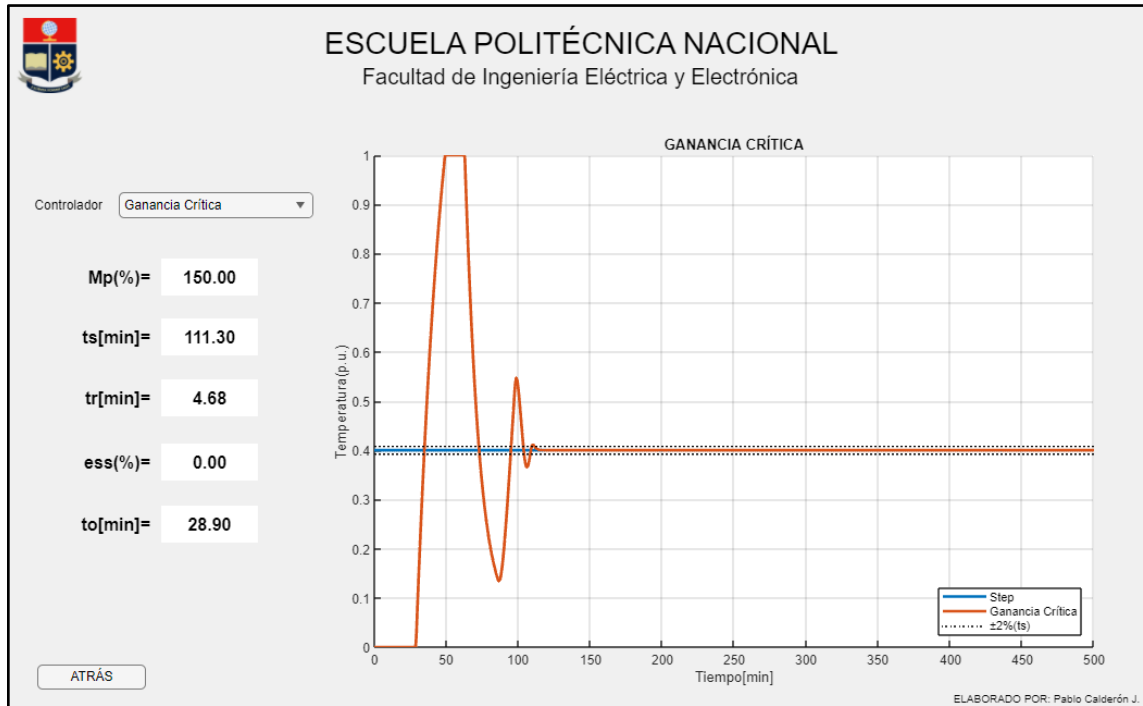


FIGURA 3.4 Parámetros del sistema con controlador Ganancia Crítica

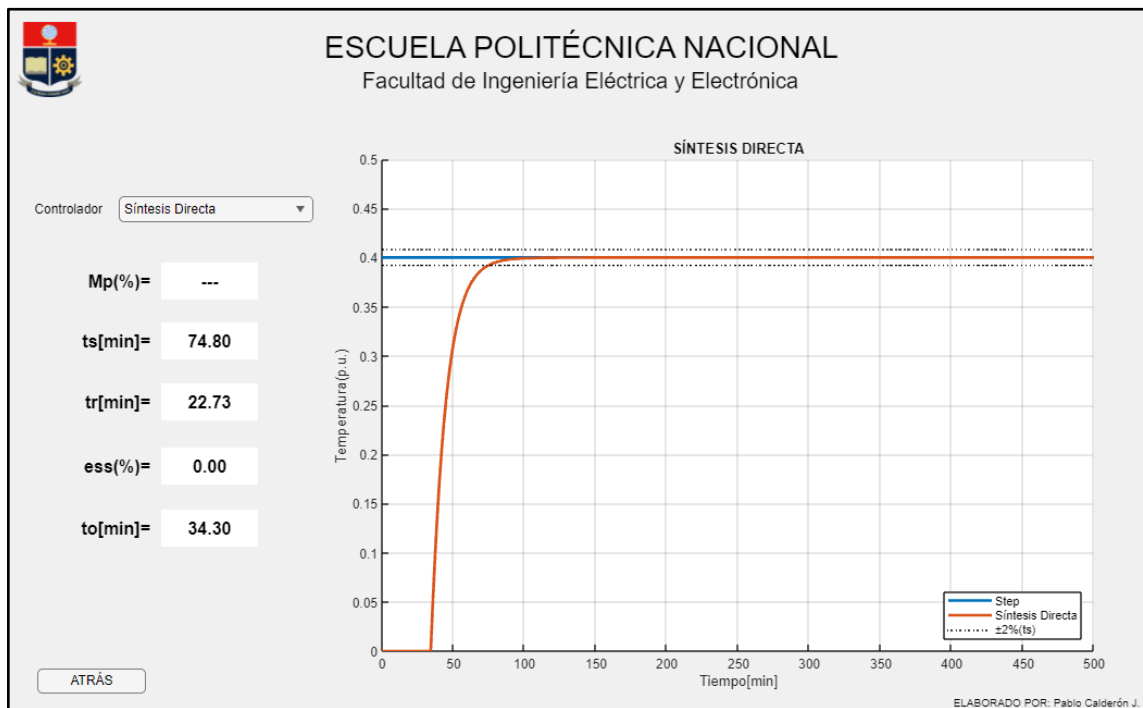


FIGURA 3.5 Parámetros del sistema con controlador Síntesis Directa

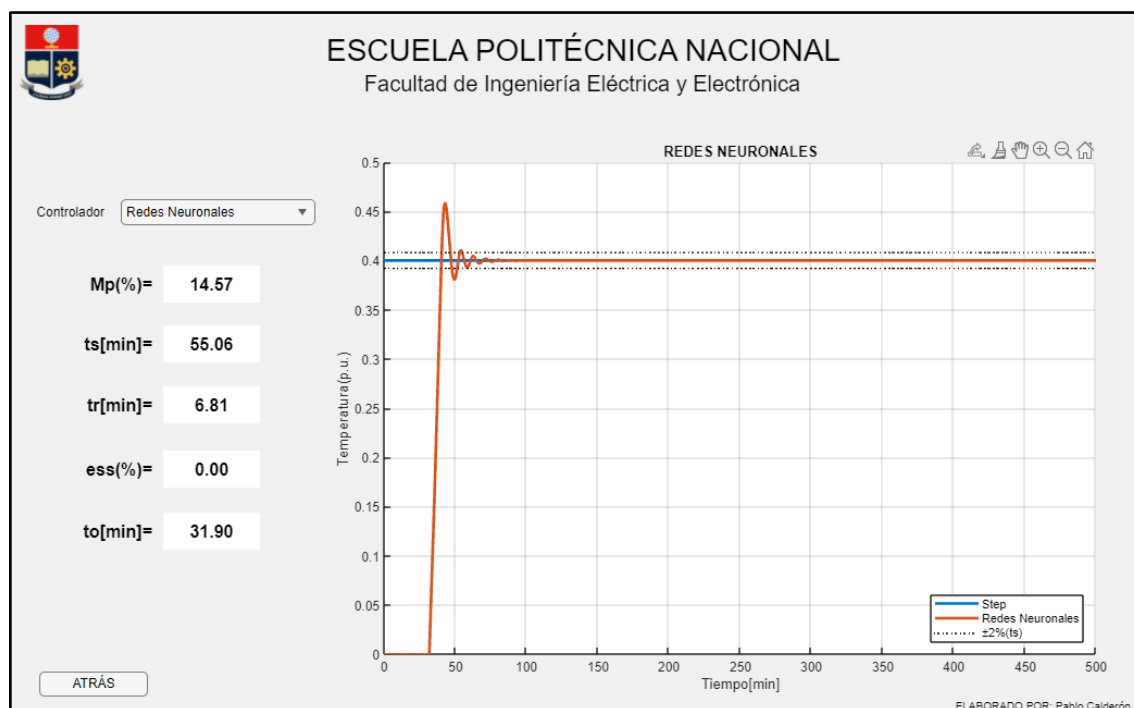


FIGURA 3.6 Parámetros del controlador basado en Redes Neuronales

3.1.1 MÁXIMO SOBREPULSO

TABLA 3.1 Máximos sobreimpulsos del sistema con distintos controladores

Realimentación Unitaria	Ziegler Nichols	Dahlin	Ganancia Crítica	Síntesis Directa	Redes Neuronales
3.90%	---	---	150%	---	14.57%

En la Tabla 3.1 se puede observar que el sistema con los controladores de Ziegler Nichols, Dahlin y Síntesis Directa presentan una respuesta de primer orden, esto significa que no tienen un sobreimpulso, sin embargo, en el caso de Ganancia Crítica el sobreimpulso es muy grande, lo que resulta perjudicial para la planta. Por otra parte, el controlador predictivo basado en redes neuronales presenta un sobrepico igual al 14.57% que resulta aceptable para el proceso.

3.1.2 TIEMPO DE CRECIMIENTO

TABLA 3.2 Tiempos de crecimiento del sistema con distintos controladores

Realimentación Unitaria	Ziegler Nichols	Dahlin	Ganancia Crítica	Síntesis Directa	Redes Neuronales
6.00[<i>min</i>]	316.48[<i>min</i>]	84.68[<i>min</i>]	4.68[<i>min</i>]	22.73[<i>min</i>]	6.81[<i>min</i>]

El tiempo de crecimiento permite identificar cuánto se demora el sistema en pasar del 10% al 90% de su respuesta, es decir, proporciona una idea de la velocidad con la que el sistema es capaz de elevar su temperatura con cada controlador. En este caso el menor tiempo se obtiene con el controlador diseñado por el método de Ganancia Crítica, sin embargo, la respuesta es muy agresiva por lo que bajo este parámetro la mejor opción es el controlador predictivo basado en redes neuronales.

3.1.3 TIEMPO DE ESTABLECIMIENTO

TABLA 3.3 Tiempos de establecimiento del sistema con distintos controladores

Realimentación Unitaria	Ziegler Nichols	Dahlin	Ganancia Crítica	Síntesis Directa	Redes Neuronales
55.72[<i>min</i>]	632.25[<i>min</i>]	209.43[<i>min</i>]	111.30[<i>min</i>]	74.80[<i>min</i>]	55.06[<i>min</i>]

Controlar la temperatura de la chaqueta del CSTR es un proceso que requiere de un tiempo largo debido a la naturaleza del proceso, en la Tabla 3.3 se presentan los tiempos de establecimiento, es decir, cuando el error de la salida del sistema es menor al 2% de la referencia. Se tiene que los controladores basados en los métodos de Ziegler Nichols y Dahlin son los más lentos, pues sus tiempos de establecimiento son mayores a 200 minutos, el caso del controlador de Ganancia Crítica es aceptable, aunque ya se han mencionado los problemas que se tiene con otros parámetros como el sobreimpulso. Los controladores de Síntesis Directa y Redes Neuronales presentan los mejores tiempos de establecimiento, siendo este último el que presenta el menor valor (55 minutos).

3.1.4 TIEMPO DE RETARDO

TABLA 3.4 Tiempos de retardo del sistema con distintos controladores

Realimentación Unitaria	Ziegler Nichols	Dahlin	Ganancia Crítica	Síntesis Directa	Redes Neuronales
31.98[<i>min</i>]	36.25[<i>min</i>]	36.68[<i>min</i>]	28.90[<i>min</i>]	34.30[<i>min</i>]	31.90[<i>min</i>]

En cuanto a los retardos, se observa en la TABLA 3.4 que el controlador que menor tiempo de espera presenta es el de ganancia crítica, esta sería una ventaja frente a los otros, sin embargo, no se compensa con los demás parámetros. Por otra parte, los demás controladores presentan un tiempo de retardo mayor que el sistema con realimentación unitaria, a excepción del controlador predictivo basado en redes neuronales, el cuál también reduce en parte este parámetro.

3.1.5 ERROR EN ESTADO ESTABLE

TABLA 3.5 Error en estado estable del sistema con distintos controladores

Realimentación Unitaria	Ziegler Nichols	Dahlin	Ganancia Crítica	Síntesis Directa	Redes Neuronales
42.80%	0%	0%	0%	0%	0%

Todos los controladores diseñados llevan al sistema a un error en estado estable del 0%, mientras que el sistema en lazo cerrado con realimentación unitaria presenta un error en estado estable de 42.80%, el cual resulta muy elevado para el proceso.

3.2 SISTEMA CON REALIMENTACIÓN UNITARIA

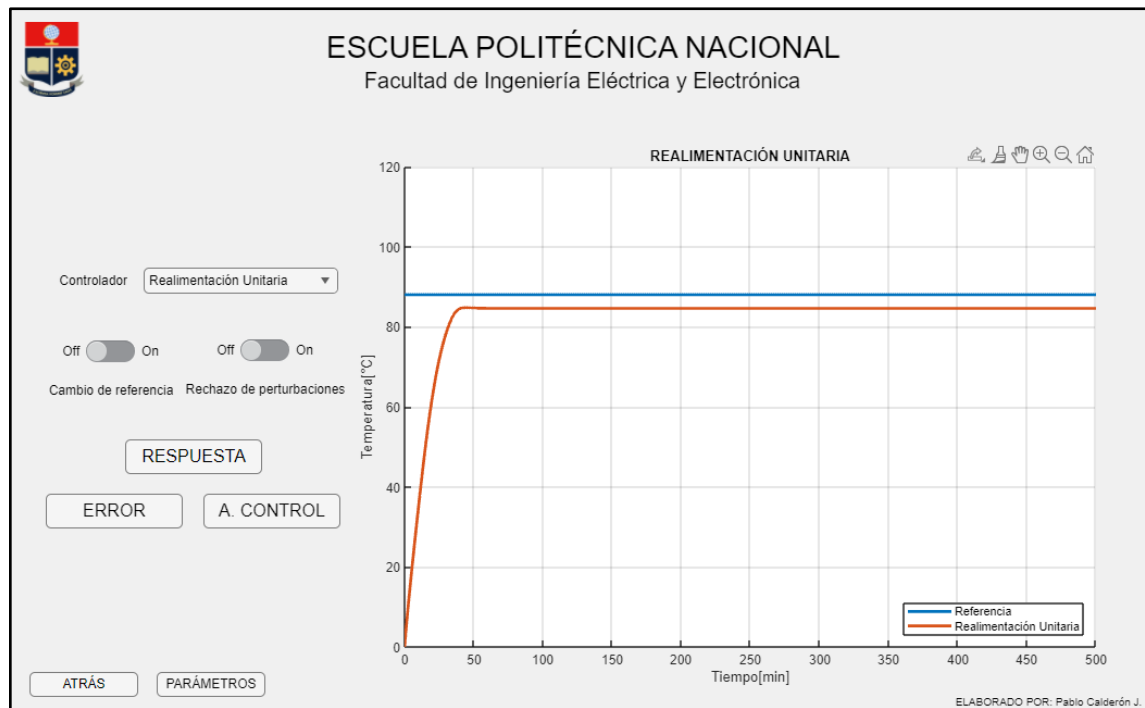


FIGURA 3.7 Respuesta del sistema con realimentación unitaria

Como se puede observar en la Figura 3.7, el sistema en lazo cerrado y con realimentación unitaria no alcanza su valor de referencia, esto se puede comprobar también con el error del sistema presentado en la Figura 3.8 donde se observa que el error es menor al 20% pero no se acerca a cero.



FIGURA 3.8 Error del sistema con realimentación unitaria

3.2.1 CAMBIO DE REFERENCIA

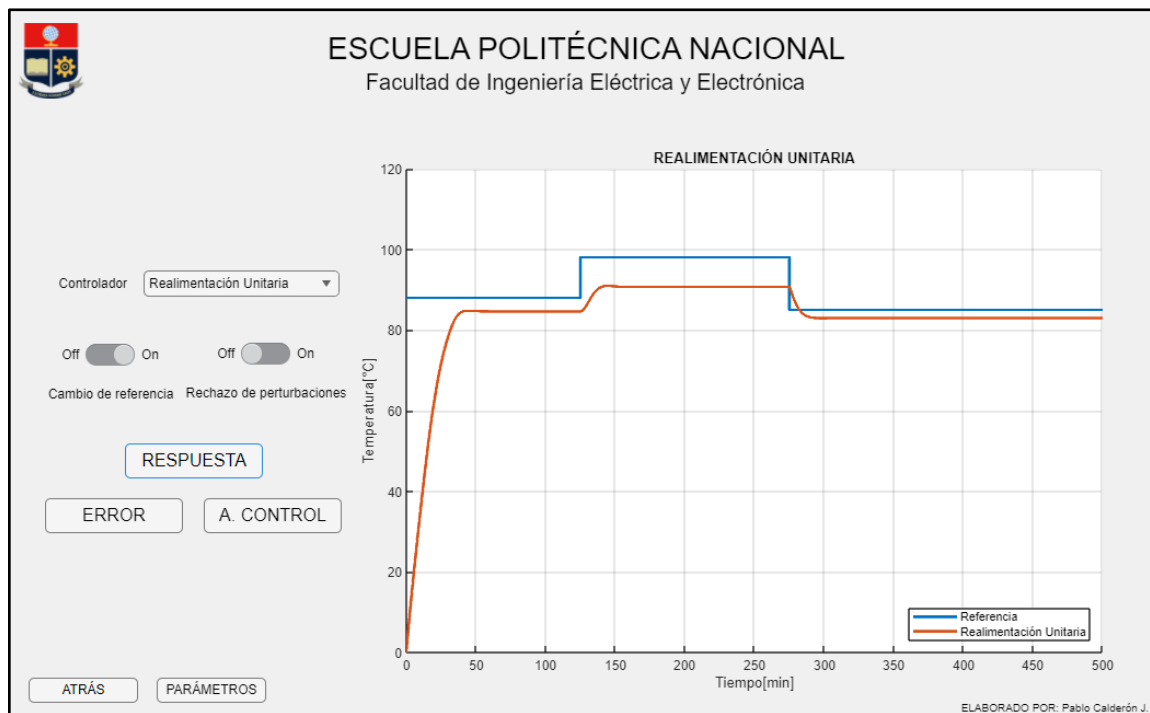


FIGURA 3.9 Respuesta del sistema con realimentación unitaria frente a cambios de referencia

Frente a los cambios de referencia, en la Figura 3.9 se observa que al sistema le resulta más difícil alcanzar el valor de referencia cuando el cambio es ascendente, mientras que para cambios descendentes el error se reduce notablemente pero aún supera el 10% (Figura 3.10).



FIGURA 3.10 Error del sistema con realimentación unitaria frente a cambios de referencia

3.2.2 RECHAZO DE PERTURBACIONES

Se aplican perturbaciones tanto positivas como negativas al sistema con realimentación unitaria para observar su comportamiento, se observa en la Figura 3.11 que la planta sufre el efecto de la perturbación, sin embargo, no se vuelve inestable.

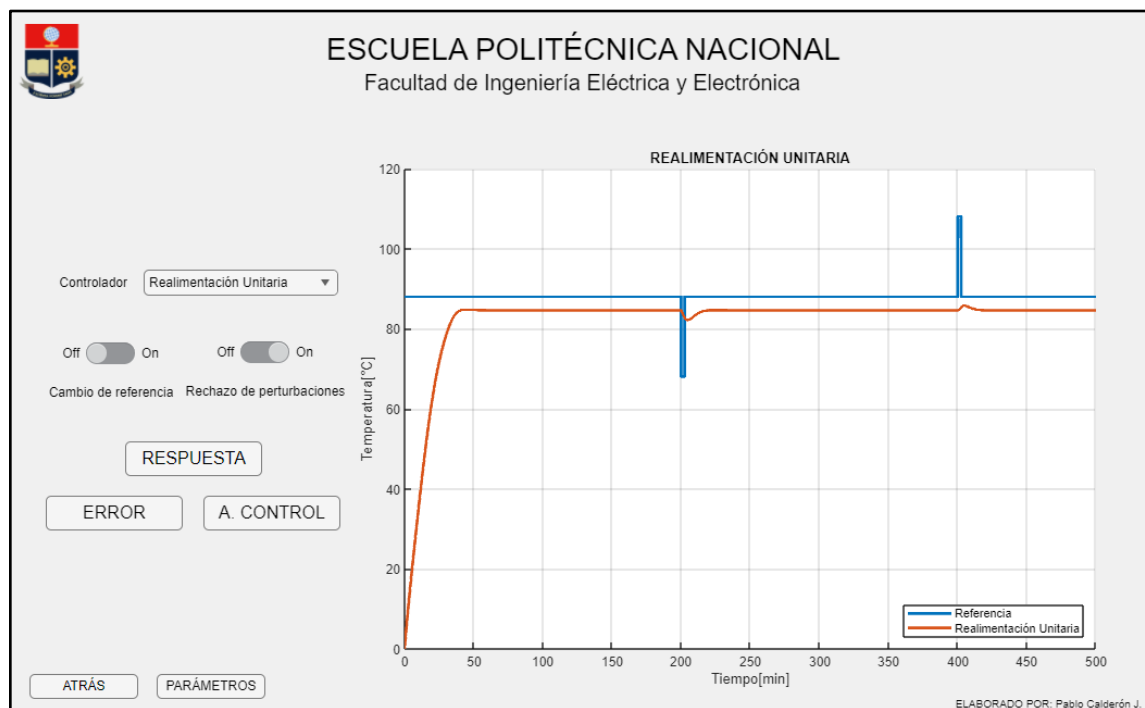


FIGURA 3.11 Respuesta del sistema con realimentación unitaria frente a perturbaciones



FIGURA 3.12 Error del sistema con realimentación unitaria frente a perturbaciones

3.2.3 CAMBIO DE REFERENCIA Y RECHAZO DE PERTURBACIONES

Se realiza las dos pruebas combinadas y se observa que el comportamiento del sistema es similar al que se obtuvo individualmente (Figura 3.13, Figura 3.14), es decir, el sistema no alcanza la referencia y las perturbaciones lo alejan de la referencia, pero no se desestabiliza.

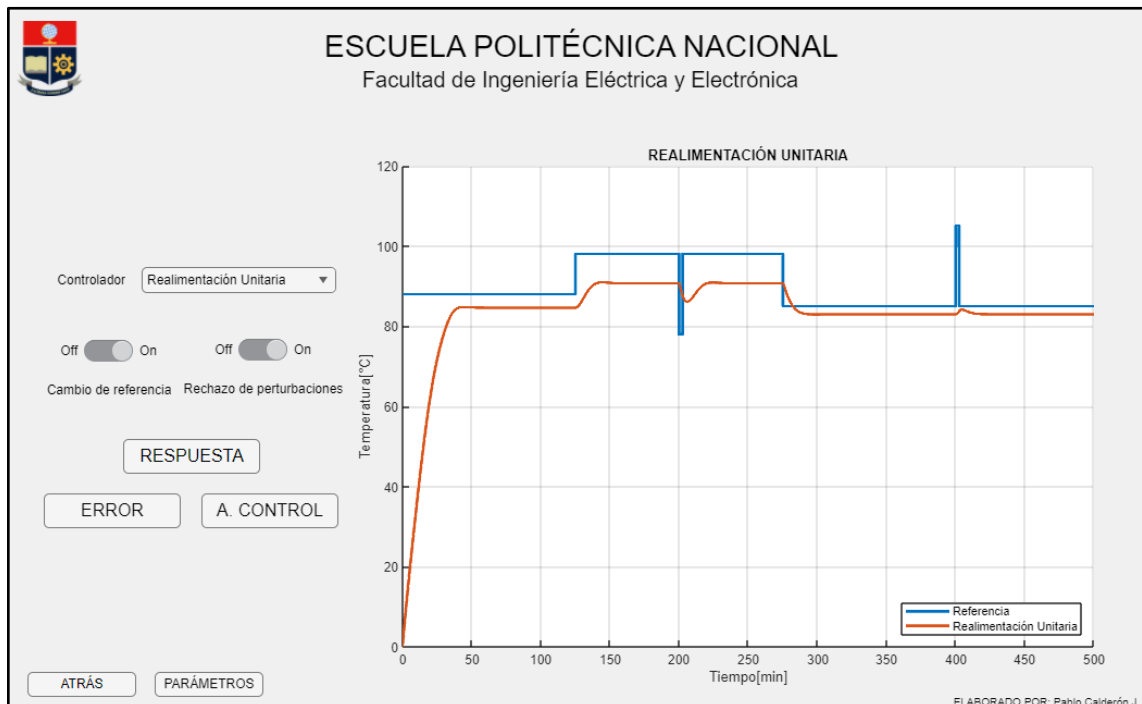


FIGURA 3.13 Respuesta del sistema con realimentación unitaria frente a cambios de referencia y perturbaciones



FIGURA 3.14 Error del sistema con realimentación unitaria frente a cambios de referencia y perturbaciones

3.3 CONTROLADOR DISEÑADO POR ZIEGLER NICHOLS

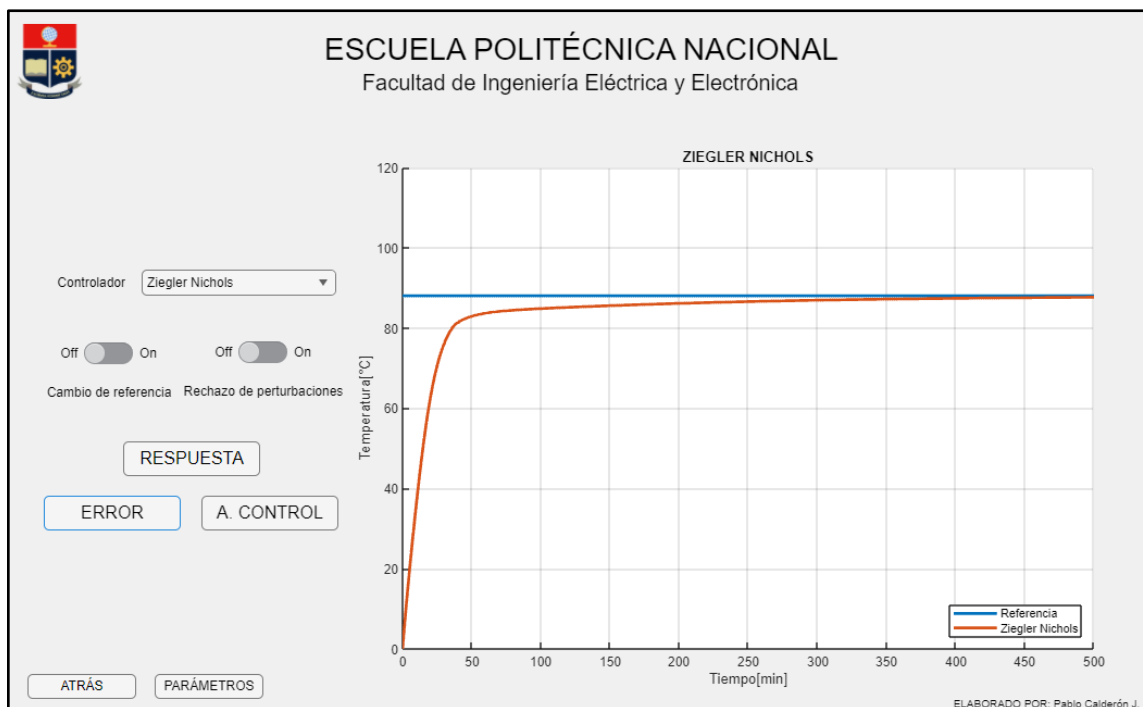


FIGURA 3.15 Respuesta del sistema con controlador Ziegler Nichols



FIGURA 3.16 Error del sistema con controlador Ziegler Nichols



FIGURA 3.17 Salida del controlador Ziegler Nichols

En la Figura 3.17 se presenta la respuesta del sistema frente a una referencia constante e igual a 88°C , se observa que la respuesta del sistema es lenta y se tarda mucho tiempo en reducir el error, esto se ve reflejado en el ISE de 11.43 (Figura 3.18). En la Figura 3.19 se tiene la acción de control de Ziegler Nichols, se puede observar que inicialmente es muy agresiva para elevar rápidamente la temperatura y a medida que se acerca a la referencia se suaviza.

3.3.1 CAMBIO DE REFERENCIA

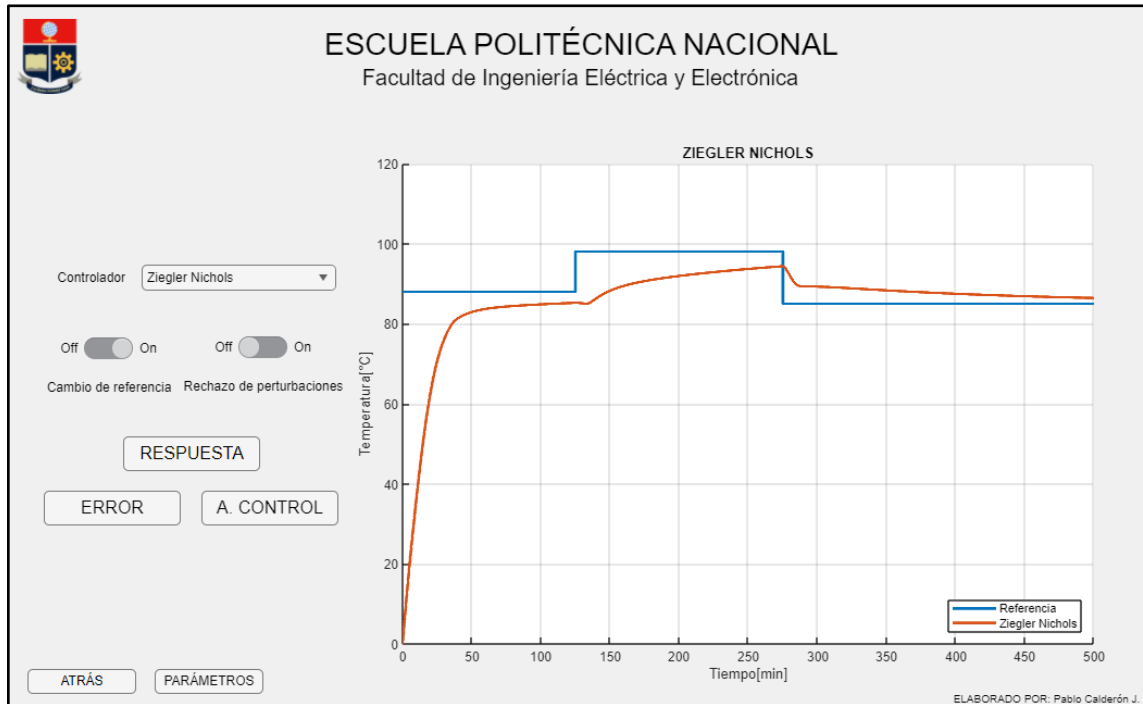


FIGURA 3.18 Respuesta del sistema con controlador Ziegler Nichols frente a cambios de referencia



FIGURA 3.19 Error del sistema con controlador Ziegler Nichols frente a cambios de referencia



FIGURA 3.20 Salida del controlador Ziegler Nichols frente a cambios de referencia

En la Figura 3.20 se observa la respuesta del sistema frente a cambios de referencia con el controlador diseñado por el método de Ziegler Nichols, debido a que es un controlador muy lento se puede ver que el tiempo de los escalones de la referencia no son suficientes para que el sistema alcance la referencia, esto se observa también en la Figura 3.21 que se tiene el error del sistema que nunca llega a ser cero, al igual que en la sección anterior, se observa en la Figura 3.22 que, la acción de control presenta un comportamiento agresivo en las regiones de cambio de referencia y se suaviza a medida que se acerca al nuevo valor de temperatura.

3.3.2 RECHAZO DE PERTURBACIONES



FIGURA 3.21 Respuesta del sistema con controlador Ziegler Nichols frente a perturbaciones



FIGURA 3.22 Error del sistema con controlador Ziegler Nichols frente a perturbaciones



FIGURA 3.23 Salida del controlador Ziegler Nichols frente a perturbaciones

En las Figuras 3.21, 3.22 y 3.23 se presentan las gráficas correspondientes a la respuesta, error y acción de control del sistema frente a perturbaciones con el controlador de Ziegler Nichols, se observa que en las perturbaciones el sistema regresa al valor que tenía previamente, sin embargo, por ser un controlador lento no alcanza la referencia.

3.3.3 CAMBIO DE REFERENCIA Y RECHAZO DE PERTURBACIONES

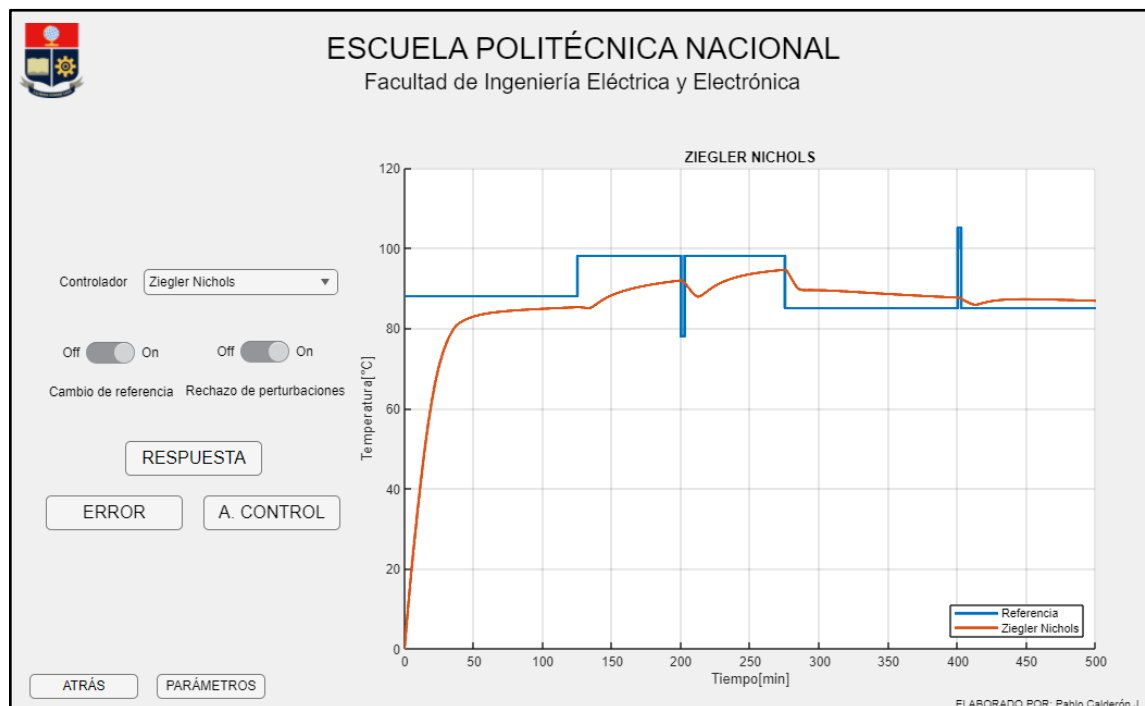


FIGURA 3.24 Respuesta del sistema con controlador Ziegler Nichols frente a cambios de referencia y perturbaciones



FIGURA 3.25 Error del sistema con controlador Ziegler Nichols frente a cambios de referencia y perturbaciones



FIGURA 3.26 Salida del controlador Ziegler Nichols frente a cambios de referencia y perturbaciones

Al observar de manera combinada la respuesta del controlador basado en Ziegler Nichols frente a cambios de referencia y perturbaciones, se puede decir que este funciona de manera adecuada ante las perturbaciones, sin embargo, por tener un tiempo de establecimiento elevado le cuesta mucho alcanzar las referencias tanto para cambios ascendentes como descendentes.

3.4 CONTROLADOR DISEÑADO POR DAHLIN

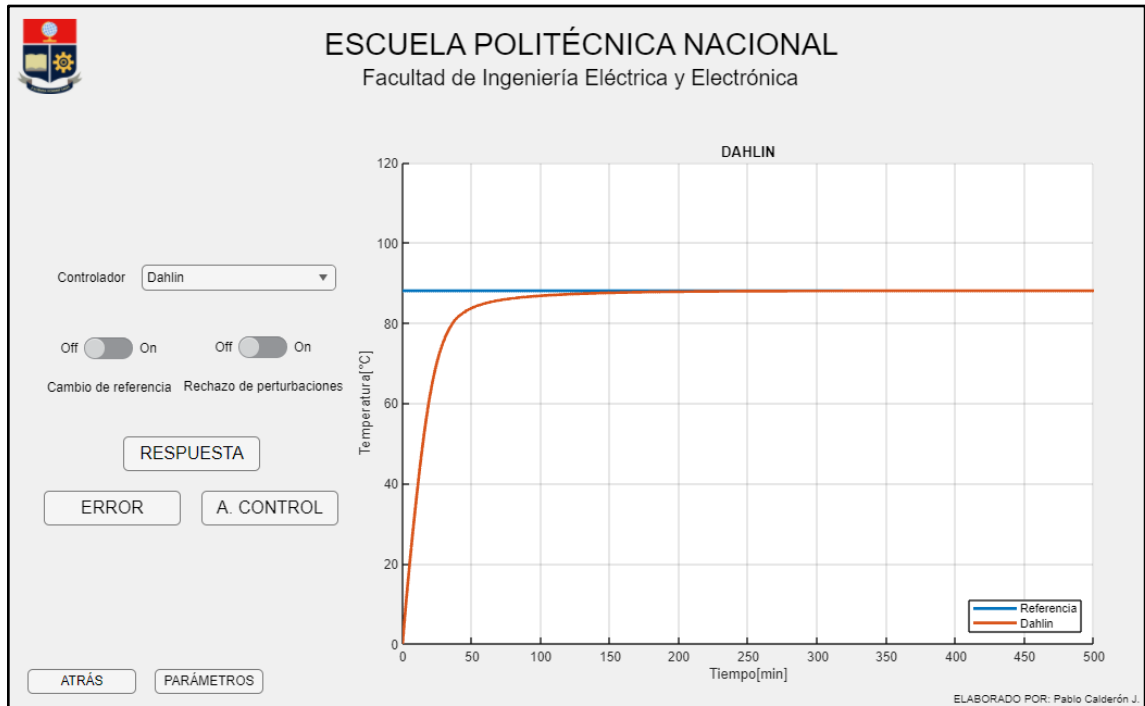


FIGURA 3.27 Respuesta del sistema con controlador Dahlin

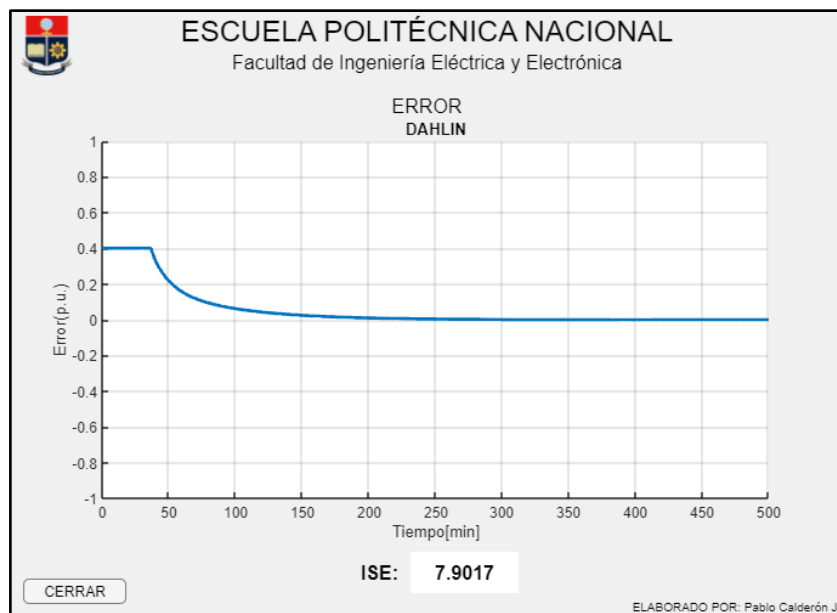


FIGURA 3.28 Error del sistema con controlador Dahlin



FIGURA 3.29 Salida del controlador Dahlin

La respuesta obtenida con el controlador diseñado por el método de Dahlin (Figura 3.27) es similar a la que se obtuvo con Ziegler Nichols, sin embargo, esta presenta un tiempo de establecimiento menor, por lo que su ISE también es menor.

3.4.1 CAMBIO DE REFERENCIA

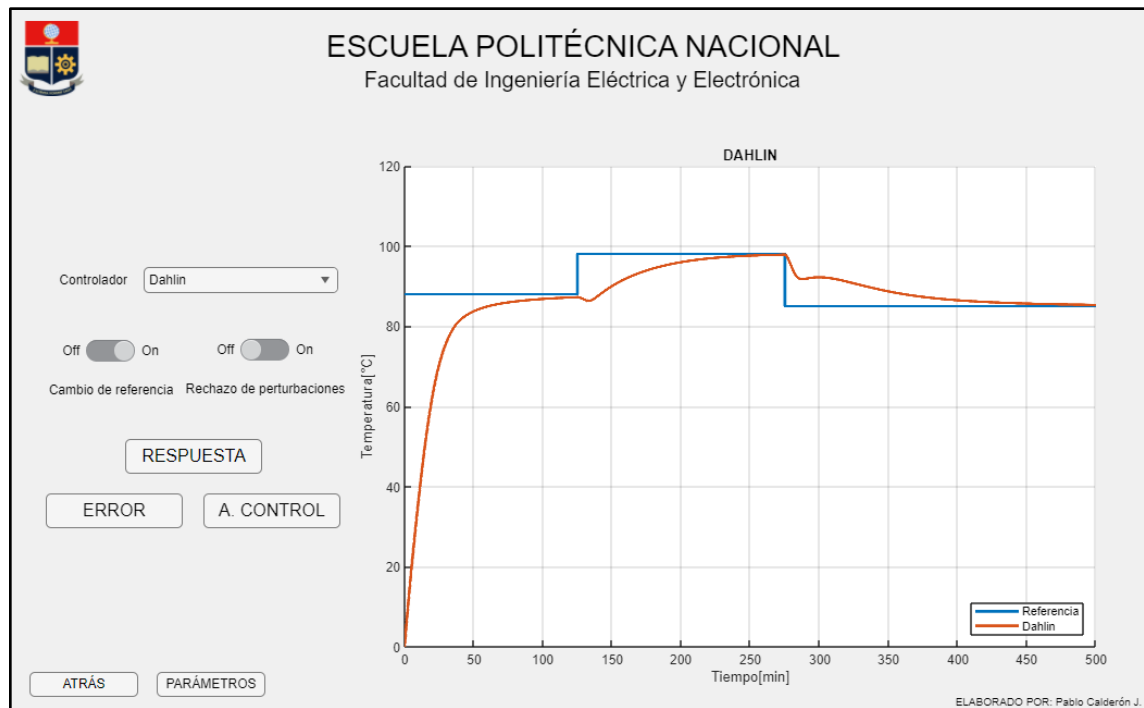


FIGURA 3.30 Respuesta del sistema con controlador Dahlin frente a cambios de referencia



FIGURA 3.31 Error del sistema con controlador Dahlin frente a cambios de referencia



FIGURA 3.32 Salida del controlador Dahlin frente a cambios de referencia

Al realizar la prueba de cambio de referencia se observa en la Figura 3.30 que el controlador alcanza la referencia en un tiempo relativamente grande, especialmente, cuando este cambio es descendente. Además, se tiene que su acción de control (Figura 3.32) es agresiva cuando la referencia toma otro valor.

3.4.2 RECHAZO DE PERTURBACIONES

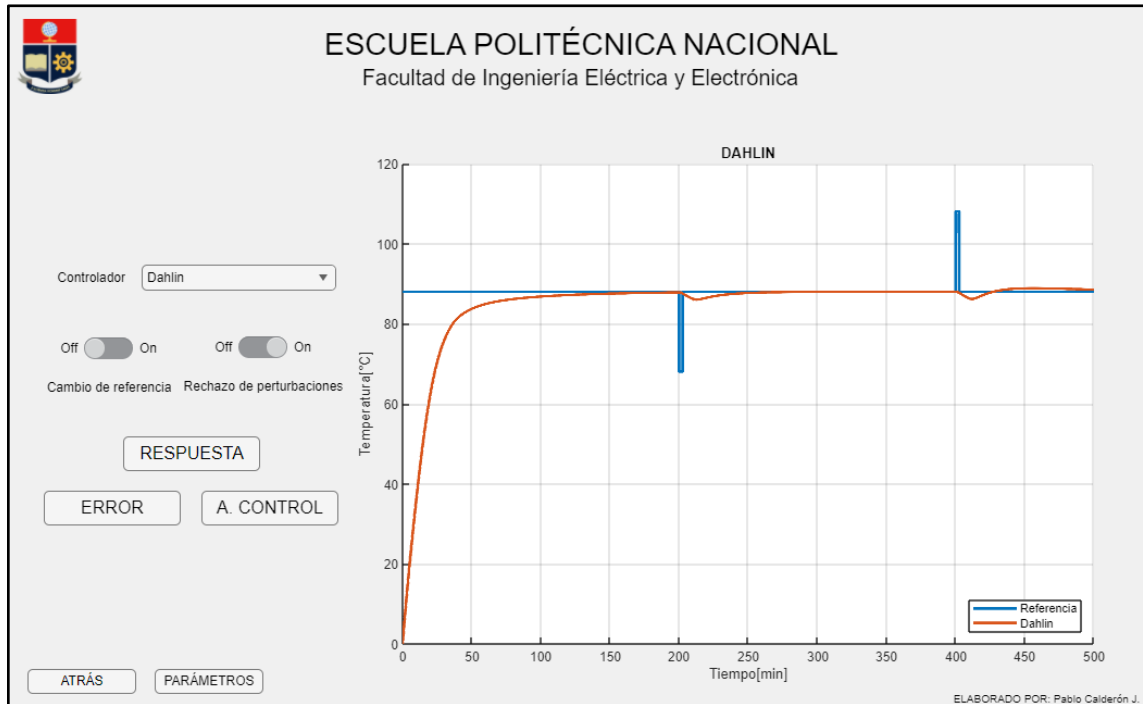


FIGURA 3.33 Respuesta del sistema con controlador Dahlin frente a perturbaciones



FIGURA 3.34 Error del sistema con controlador Dahlin frente a perturbaciones



FIGURA 3.35 Salida del controlador Dahlin frente a perturbaciones

El controlador diseñado por el método Dahlin responde de manera eficiente frente a las perturbaciones tanto positivas como negativas, haciendo que el error se reduzca rápidamente a valores cercanos a cero (Figura 3.34), sin embargo, la acción de control presente en la Figura 3.35 tiene un comportamiento agresivo para lograr controlarlas.

3.4.3 CAMBIO DE REFERENCIA Y RECHAZO DE PERTURBACIONES

En las Figuras 3.36, 3.37 y 3.38 se muestra el comportamiento del controlador Dahlin frente a la acción combinada de los cambios de referencia y las perturbaciones.

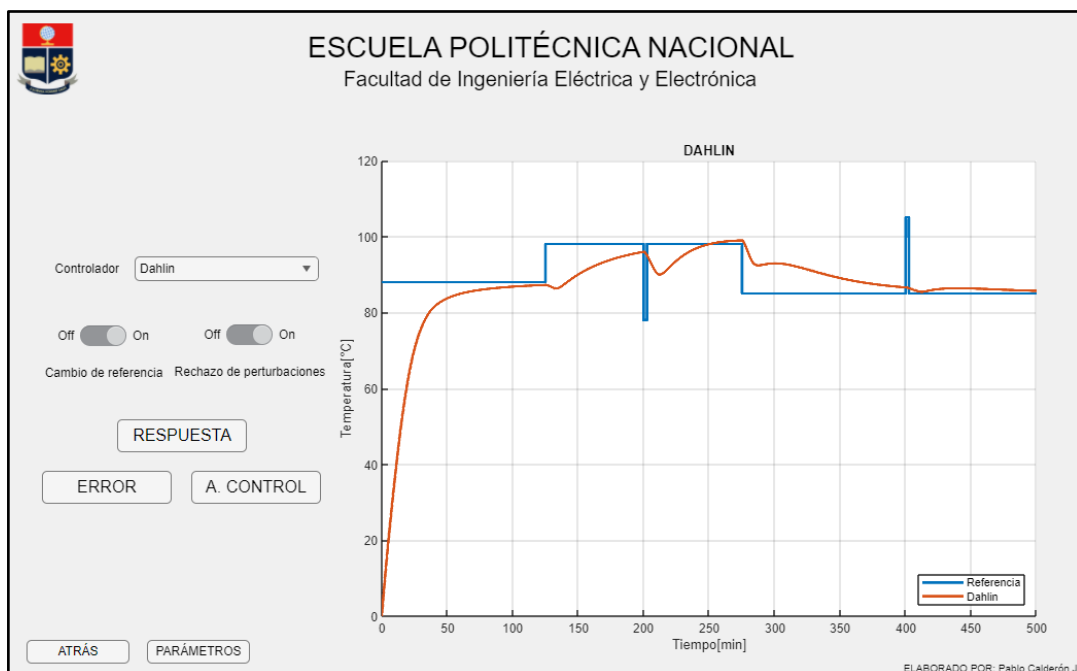


FIGURA 3.36 Respuesta del sistema con controlador Dahlin frente a cambios de referencia y perturbaciones



FIGURA 3.37 Error del sistema con controlador Dahlin frente a cambios de referencia y perturbaciones



FIGURA 3.38 Salida del controlador Dahlin frente a cambios de referencia y perturbaciones

3.5 CONTROLADOR DISEÑADO POR GANANCIA CRÍTICA

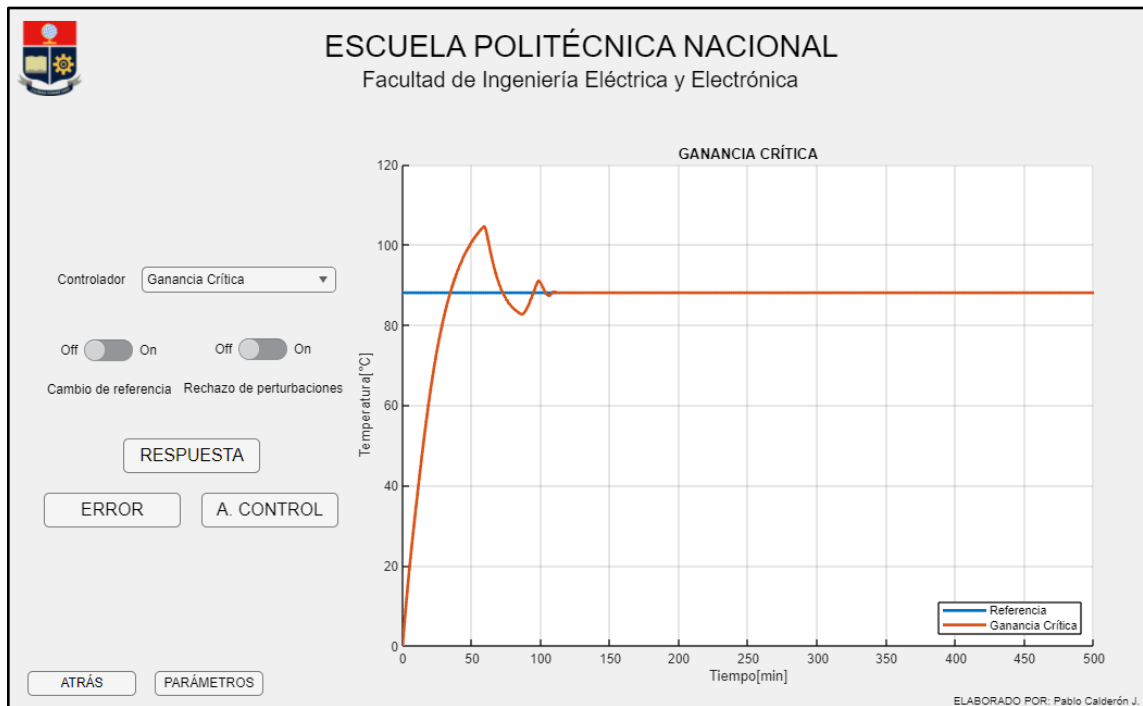


FIGURA 3.39 Respuesta del sistema con controlador Ganancia Crítica

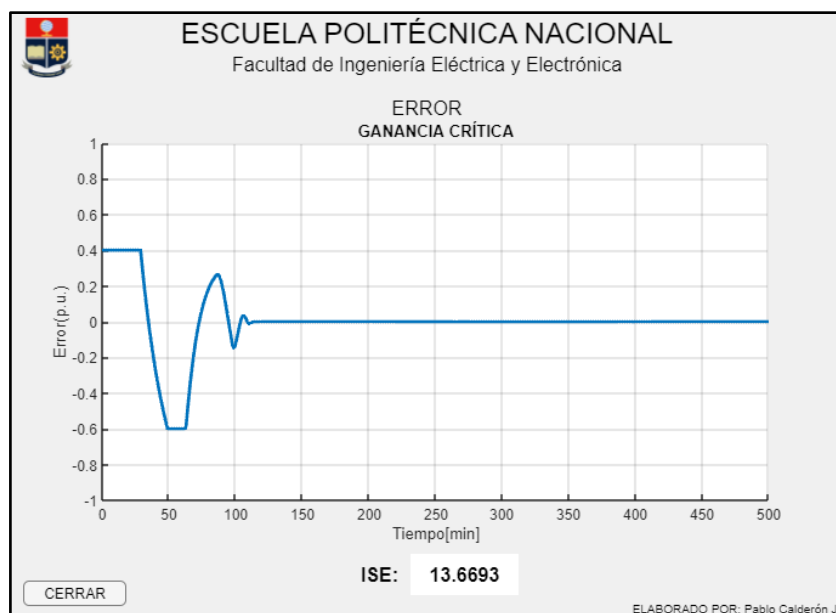


FIGURA 3.40 Error del sistema con controlador Ganancia Crítica



FIGURA 3.41 Salida del controlador Ganancia Crítica

El controlador diseñado por el método de ganancia Crítica presenta un sobrepico, como se observa en la Figura 3.39, además, se puede ver que su acción de control (Figura 3.41) presenta un comportamiento similar a un controlador de tipo on-off, debido a su forma agresiva que toma valores negativos o mayores a uno rápidamente.

3.5.1 CAMBIO DE REFERENCIA

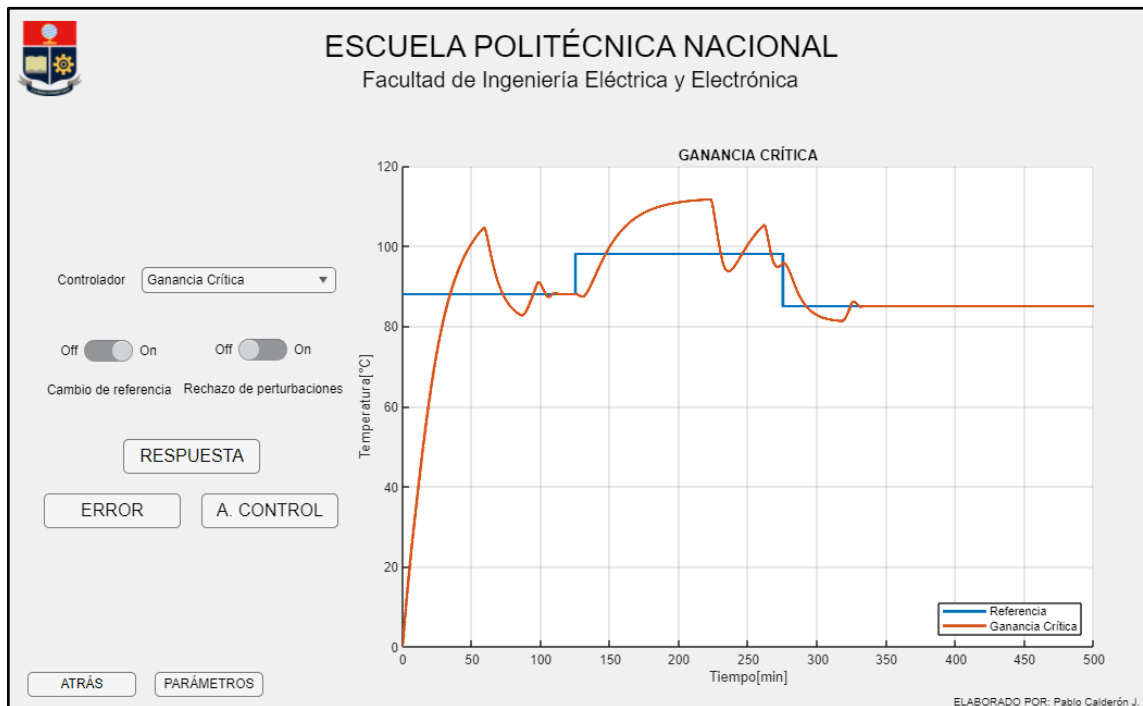


FIGURA 3.42 Respuesta del sistema con controlador Ganancia Crítica frente a cambios de referencia



FIGURA 3.43 Error del sistema con controlador Ganancia Crítica frente a cambios de referencia



FIGURA 3.44 Salida del controlador Ganancia Crítica frente a cambios de referencia

La respuesta tipo diente de sierra (Figura 3.42) que presenta el controlador de Ganancia Crítica provoca que no sea el más idóneo frente a cambios de referencia, especialmente cuando son ascendentes, en el caso de que la temperatura disminuya su comportamiento mejora alcanzando rápidamente la referencia, sin embargo, su acción de control, presente en la Figura 3.44 sigue teniendo una forma agresiva, lo cual se ve reflejado en el valor de si índice ISCO.

3.5.2 RECHAZO DE PERTURBACIONES

Una vez que el sistema ha alcanzado su referencia y se presentan perturbaciones, el controlador responde de manera eficaz, como se observa en la Figura 3.45, aunque no es la más ideal debido al tiempo que le toma volver a cero al error (Figura 3.46).

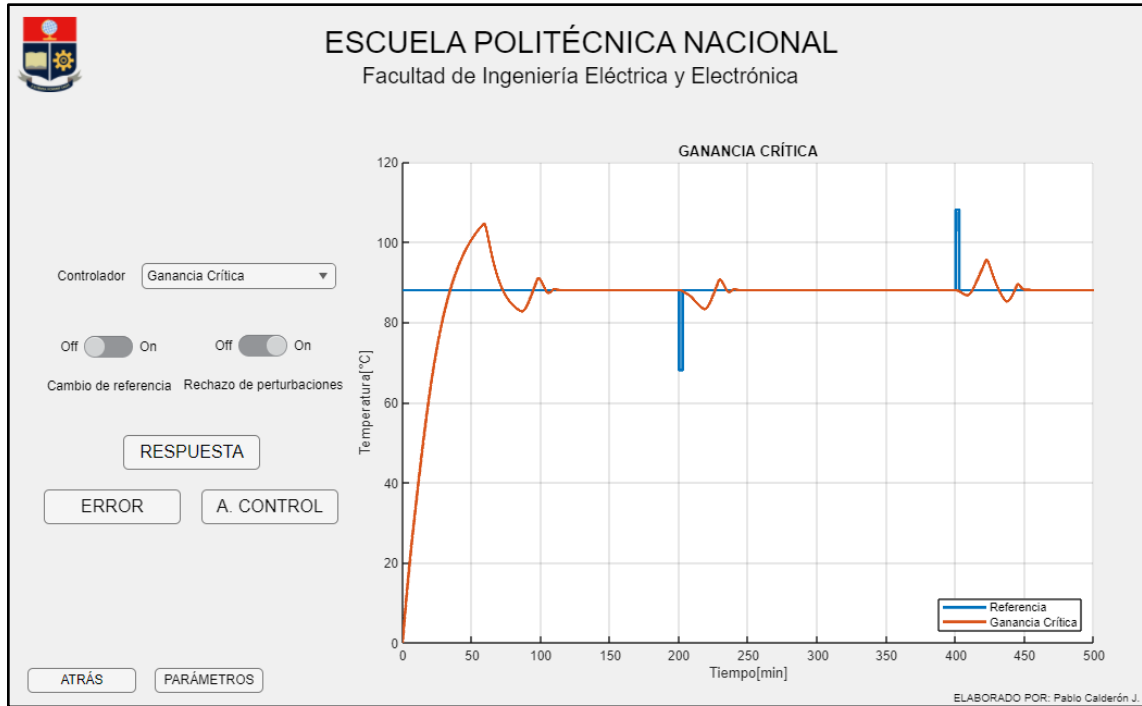


FIGURA 3.45 Respuesta del sistema con controlador Ganancia Crítica frente a perturbaciones



FIGURA 3.46 Error del sistema con controlador Ganancia Crítica frente a perturbaciones

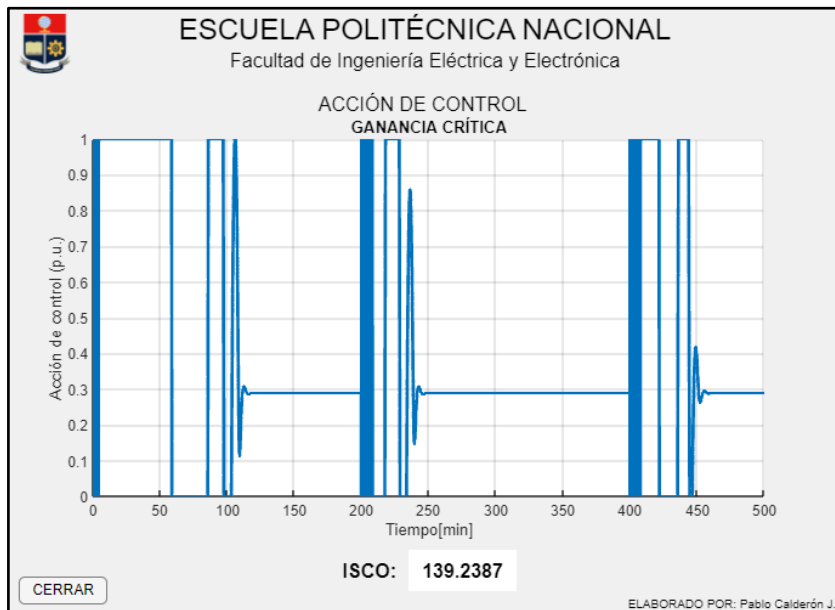


FIGURA 3.47 Salida del controlador Ganancia Crítica frente a perturbaciones

3.5.3 CAMBIO DE REFERENCIA Y RECHAZO DE PERTURBACIONES

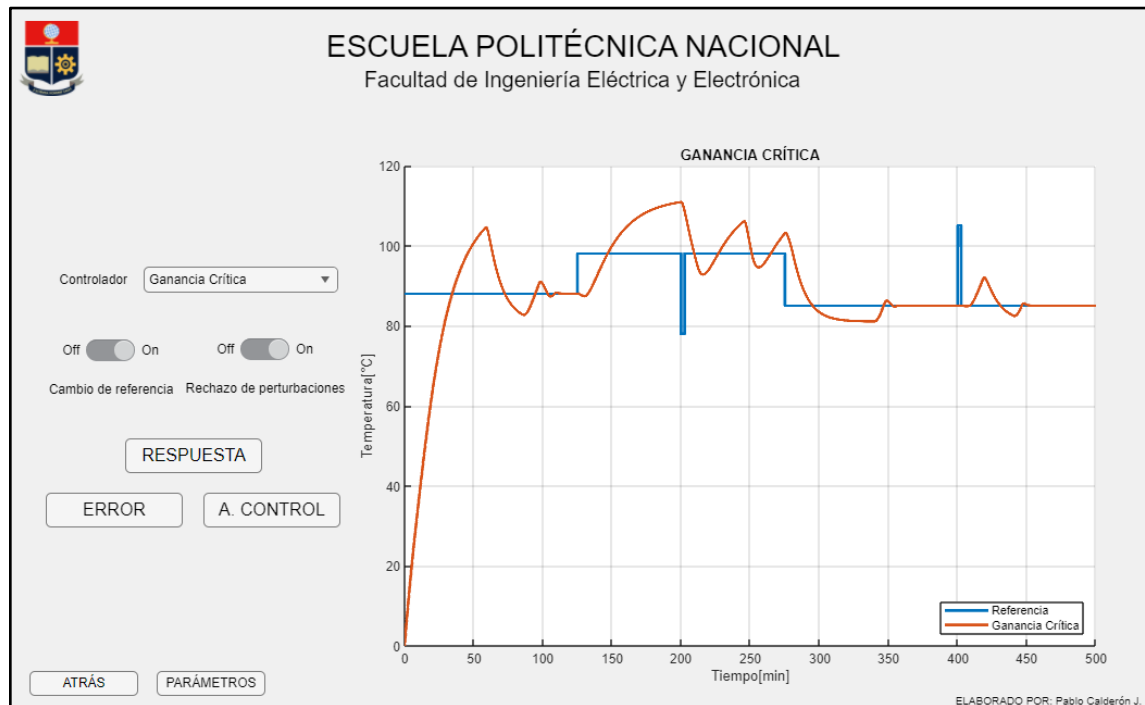


FIGURA 3.48 Respuesta del sistema con controlador Ganancia Crítica frente a cambios de referencia y perturbaciones



FIGURA 3.49 Error del sistema con controlador Ganancia Crítica frente a cambios de referencia y perturbaciones

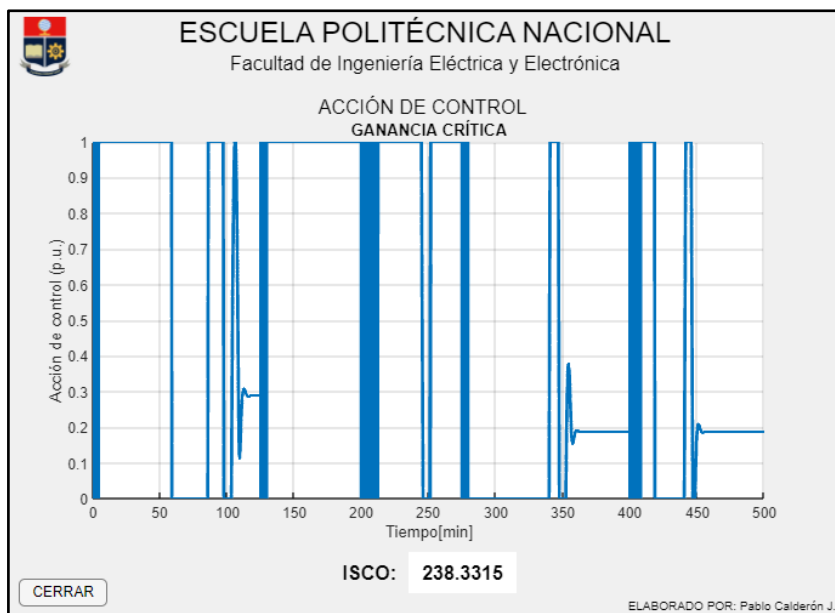


FIGURA 3.50 Salida del controlador Ganancia Crítica frente a cambios de referencia y perturbaciones

3.6 CONTROLADOR DISEÑADO POR SÍNTESIS DIRECTA

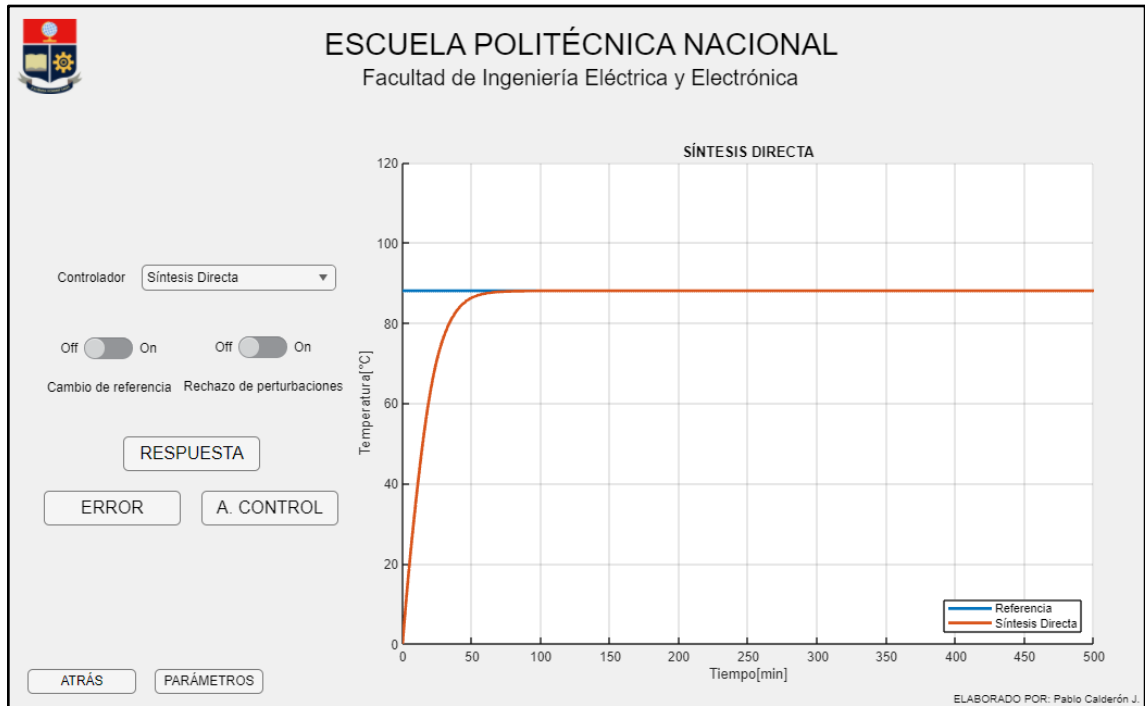


FIGURA 3.51 Respuesta del sistema con controlador Síntesis Directa



FIGURA 3.52 Error del sistema con controlador Síntesis Directa



FIGURA 3.53 Salida del controlador Síntesis Directa

La respuesta del sistema obtenida con el controlador diseñado por el método de Síntesis Directa mostrada en la Figura 3.51 presenta un comportamiento de un sistema de primer orden, es decir, no tiene sobrepicos y su tiempo de establecimiento es el menor frente a los controladores diseñados anteriormente. Además, su acción de control presenta una forma suave lo que resulta ideal para los actuadores del sistema (Figura 3.53).

3.6.1 CAMBIO DE REFERENCIA

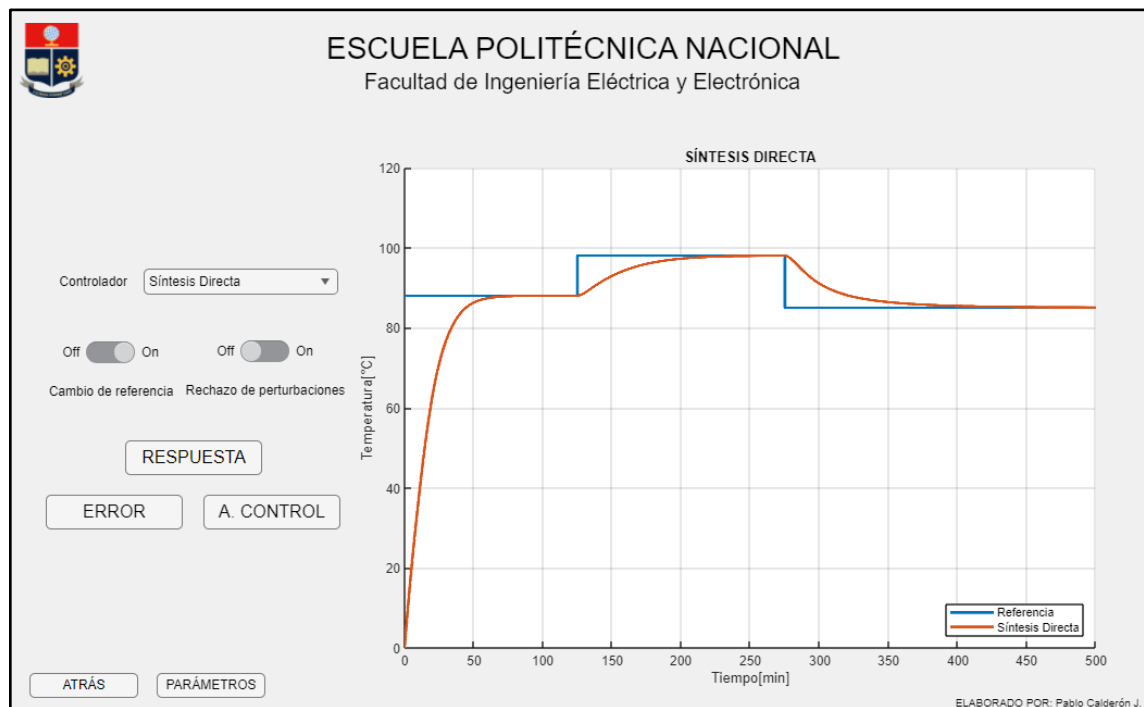


FIGURA 3.54 Respuesta del sistema con controlador Síntesis Directa frente a cambios de referencia



FIGURA 3.55 Error del sistema con controlador Síntesis Directa frente a cambios de referencia



FIGURA 3.56 Salida del controlador Síntesis Directa frente a cambios de referencia

Frente a cambios de referencia (Figura 3.54), el controlador diseñado por el método de Síntesis Directa lleva el error a cero en un tiempo menor que los controladores previos, sin embargo, aún es un tiempo elevado. La ventaja frente a ellos es que su acción de control es mucho más suave (Figura 3.56).

3.6.2 RECHAZO DE PERTURBACIONES

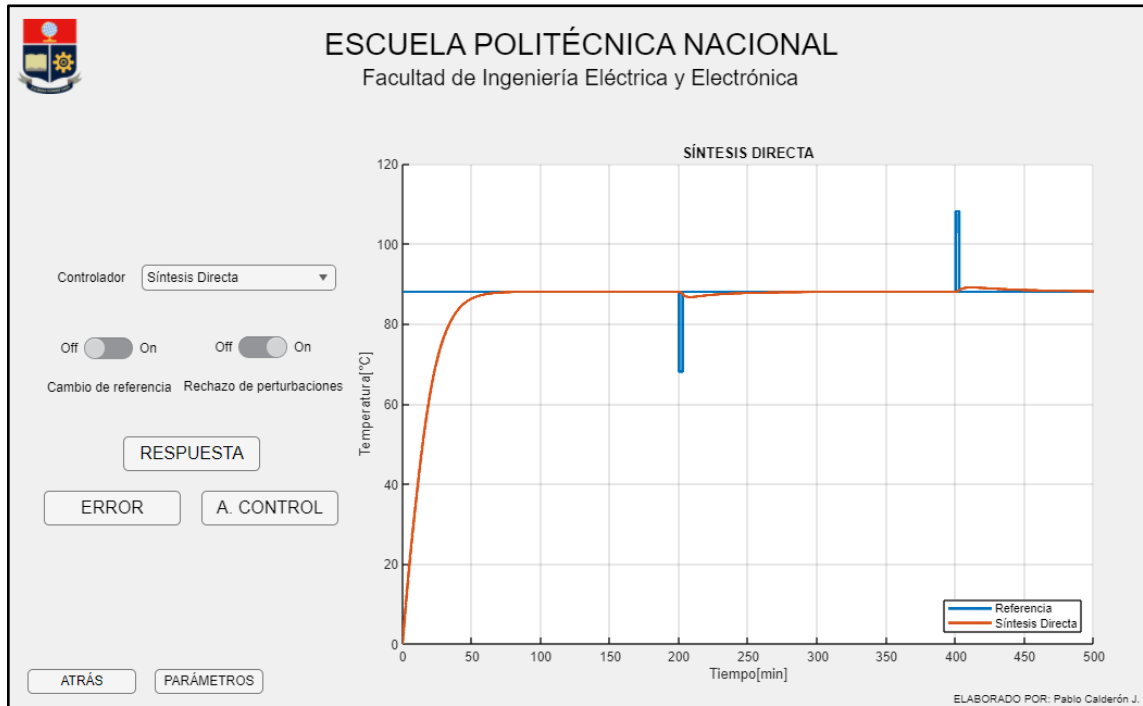


FIGURA 3.57 Respuesta del sistema con controlador Síntesis Directa frente a perturbaciones



FIGURA 3.58 Error del sistema con controlador Síntesis Directa frente a perturbaciones



FIGURA 3.59 Salida del controlador Síntesis Directa frente a perturbaciones

Cuando se introducen perturbaciones en el sistema con controlador de Síntesis Directa, el controlador tarda un tiempo aproximado de 50 minutos en poder llevar la respuesta de la planta (Figura 3.57) al valor de la referencia, este tiempo es mucho menor que los tiempos que les toma a otros controladores, pero no es ideal, pues en el caso del CSTR se requiere de un control de temperatura más preciso.

3.6.3 CAMBIO DE REFERENCIA Y RECHAZO DE PERTURBACIONES

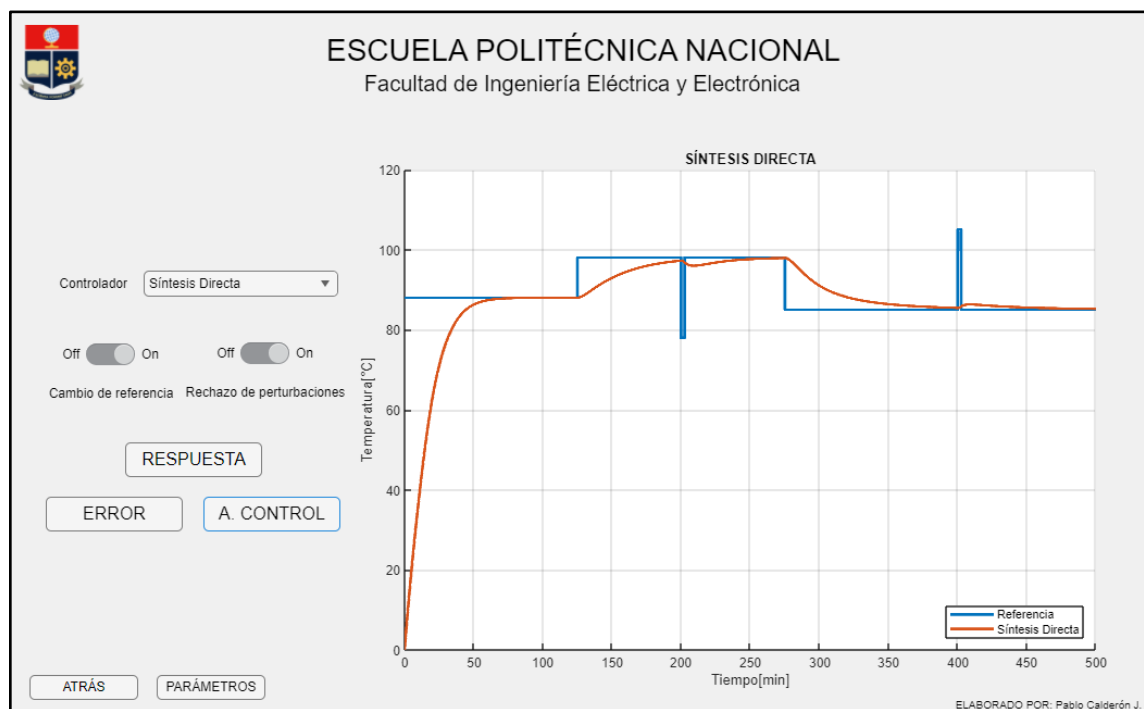


FIGURA 3.60 Respuesta del sistema con controlador Síntesis Directa frente a cambios de referencia y perturbaciones



FIGURA 3.61 Error del sistema con controlador Síntesis Directa frente a cambios de referencia y perturbaciones



FIGURA 3.62 Salida del controlador Síntesis Directa frente a cambios de referencia y perturbaciones

3.7 CONTROLADOR DISEÑADO POR REDES NEURONALES

El controlador predictivo basado en Redes Neuronales presenta una respuesta con un pequeño sobrepico (Figura 3.63), sin embargo, se observa que su tiempo de establecimiento es bajo, y su acción de control (Figura 3.65) es más agresiva que la del

controlador de Síntesis Directa, pero menor que las de los controladores Ziegler Nichols, Dahlin y, especialmente, Ganancia Crítica.

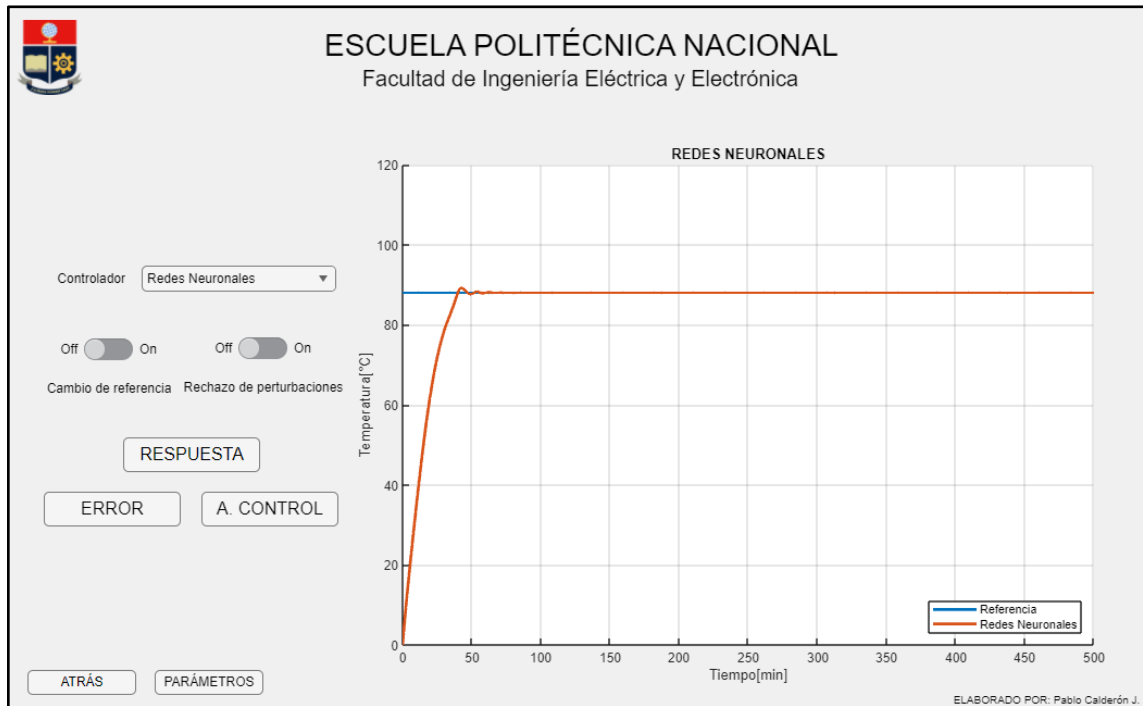


FIGURA 3.63 Respuesta del sistema con controlador basado en Redes Neuronales



FIGURA 3.64 Error del sistema con controlador basado en Redes Neuronales



FIGURA 3.65 Acción de control del controlador basado en Redes Neuronales

3.7.1 CAMBIO DE REFERENCIA

Se observa en la Figura 3.66 que el controlador predictivo basado en Redes Neuronales responde de manera muy veloz frente a los cambios de referencia. Esta respuesta también presenta pequeñas oscilaciones alrededor de la referencia, que podrían ser obviadas debido al hecho de que el valor de la salida se encuentra dentro del rango del 2% aceptado. En cuanto a la acción de control (Figura 3.68), cuando la referencia tiene un cambio ascendente es un poco más agresiva que cuando baja.



FIGURA 3.66 Respuesta del sistema con controlador basado en Redes Neuronales frente a cambios de referencia



FIGURA 3.67 Error del sistema con controlador basado en Redes Neuronales frente a cambios de referencia



FIGURA 3.68 Acción de control del controlador basado en Redes Neuronales frente a cambios de referencia

3.7.2 RECHAZO DE PERTURBACIONES

Como se observa en la Figura 3.69, el Controlador Predictivo basado en Redes Neuronales logra que la salida del sistema se estabilice rápidamente en tiempos menores a 25 minutos, como se puede ver en la gráfica del error presentada en la Figura 3.70.

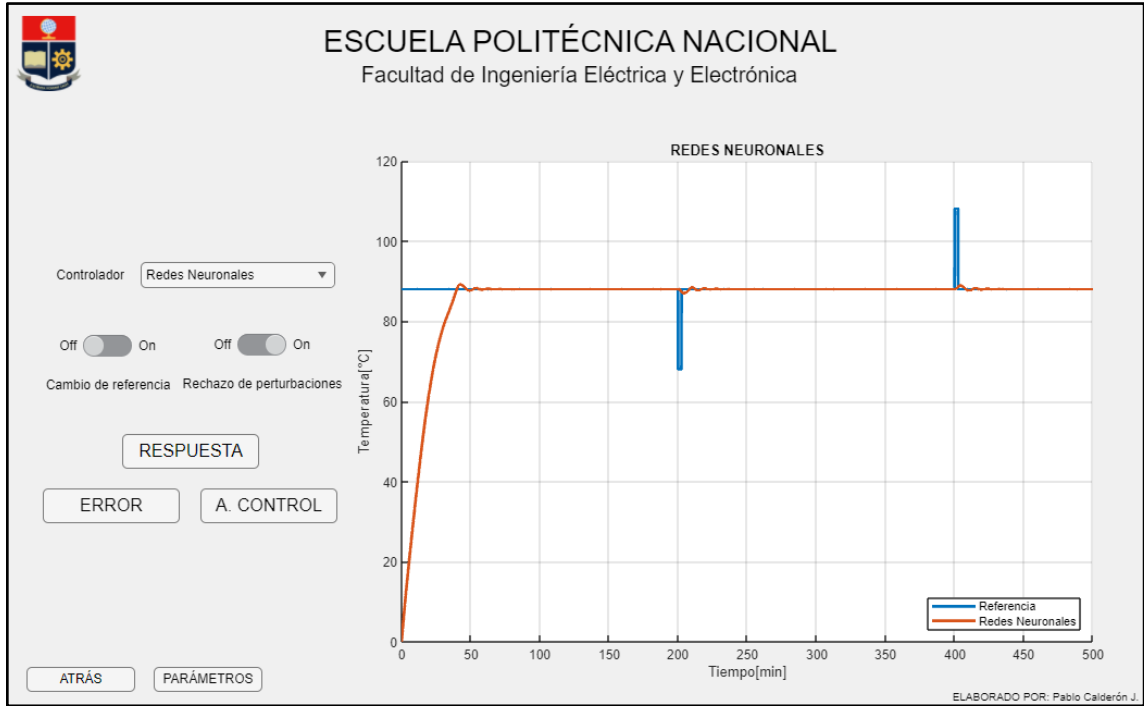


FIGURA 3.69 Respuesta del sistema con controlador basado en Redes Neuronales frente a perturbaciones



FIGURA 3.70 Error del sistema con controlador basado en Redes Neuronales frente a perturbaciones



FIGURA 3.71 Acción de control del controlador basado en Redes Neuronales frente a perturbaciones

3.7.3 CAMBIO DE REFERENCIA Y RECHAZO DE PERTURBACIONES

Como se observa en la Figura 3.72, el controlador mantiene la respuesta del sistema en valores cercanos a la referencia, sin embargo, puede presentar pequeñas oscilaciones cuando la referencia incrementa su valor y cuando se presentan perturbaciones negativas.

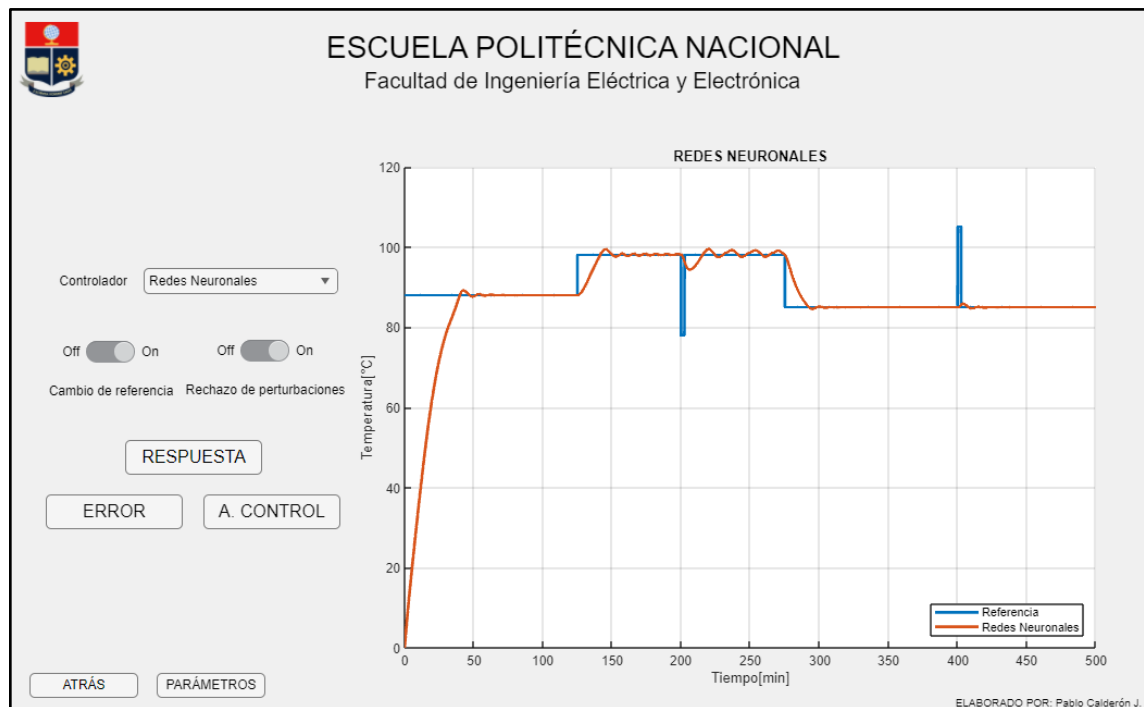


FIGURA 3.72 Respuesta del sistema con controlador basado en Redes Neuronales frente a cambios de referencia y perturbaciones



FIGURA 3.73 Error del sistema con controlador basado en Redes Neuronales frente a cambios de referencia y perturbaciones

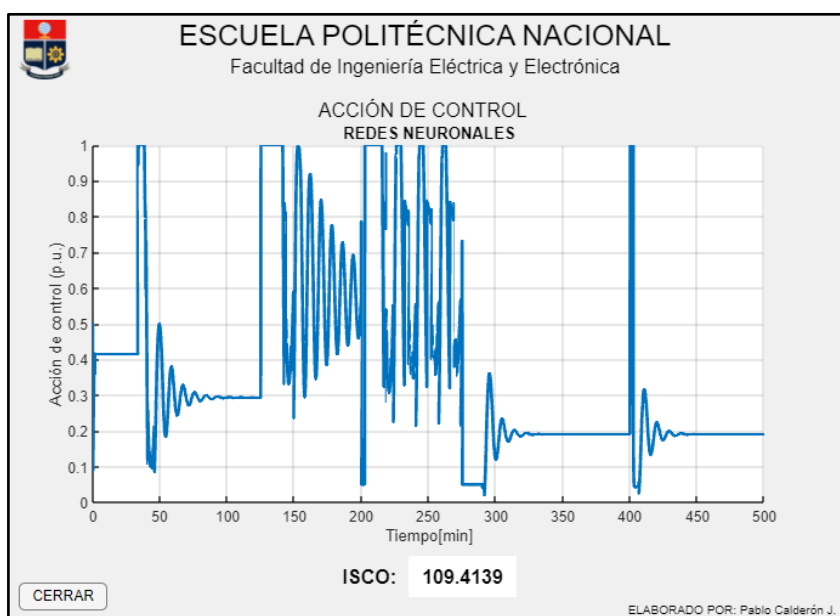


FIGURA 3.74 Acción de control del controlador basado en Redes Neuronales frente a cambios de referencia y perturbaciones

3.8 COMPARACION DE ÍNDICES DE DESEMPEÑO

TABLA 3.6 ISE obtenidos del sistema con distintos controladores

Ziegler Nichols	Dahlin	Ganancia Crítica	Síntesis Directa	Redes Neuronales
11.4305	7.9017	13.6693	6.3456	5.59

TABLA 3.7 ISCO obtenidos del sistema con distintos controladores

Ziegler Nichols	Dahlin	Ganancia Crítica	Síntesis Directa	Redes Neuronales
31.1461	39.2675	103.6351	40.2586	51.1751

De las Tablas 3.5 y 3.6 se puede concluir que los controladores de Dahlin, Síntesis Directa y Redes Neuronales son los que mejor equilibrio presentan entre ISE e ISCO, por lo que serían los más recomendables para cuando el sistema únicamente debe mantener una referencia.

3.8.1 CAMBIO DE REFERENCIA

TABLA 3.8 ISE obtenidos del sistema con distintos controladores frente a cambios de referencia

Ziegler Nichols	Dahlin	Ganancia Crítica	Síntesis Directa	Redes Neuronales
36.8073	27.2318	21.0817	18.7048	9.8049

TABLA 3.9 ISCO obtenidos del sistema con distintos controladores frente a cambios de referencia

Ziegler Nichols	Dahlin	Ganancia Crítica	Síntesis Directa	Redes Neuronales
56.2031	69.1988	220.6354	63.0349	89.9743

Comparando los valores de ISE (Tabla 3.7) se observa una notable diferencia entre el controlador predictivo basado en Redes Neuronales y los demás, no obstante, el índice ISCO (Tabla 3.8) presenta un valor mayor que el de otros controladores, lo cual representa una acción de control más agresiva, y por lo tanto genera un mayor desgaste de los actuadores.

3.8.2 RECHAZO DE PERTURBACIONES

TABLA 3.10 ISE obtenidos del sistema con distintos controladores frente a perturbaciones

Ziegler Nichols	Dahlin	Ganancia Crítica	Síntesis Directa	Redes Neuronales
16.5868	13.1971	20.3412	11.4514	10.5316

TABLA 3.11 ISCO obtenidos del sistema con distintos controladores frente a perturbaciones

Ziegler Nichols	Dahlin	Ganancia Crítica	Síntesis Directa	Redes Neuronales
40.5785	48.3367	139.2387	40.6105	54.9712

En cuanto a las perturbaciones, se observa en la Tabla 3.9 que el menor índice de Integral de Error al Cuadrado lo tienen el controlador basado en Redes Neuronales y el de Síntesis Directa, en cuanto al índice correspondiente a la acción de control (Tabla 3.10) este último presenta un valor mucho menor.

3.8.3 CAMBIO DE REFERENCIA Y RECHAZO DE PERTURBACIONES

TABLA 3.12 ISE obtenidos del sistema con distintos controladores frente a cambios de referencia y perturbaciones

Ziegler Nichols	Dahlin	Ganancia Crítica	Síntesis Directa	Redes Neuronales
42.7047	35.8311	31.3327	23.6059	14.7685

TABLA 3.13 ISCO obtenidos del sistema con distintos controladores frente a cambios de referencia y perturbaciones

Ziegler Nichols	Dahlin	Ganancia Crítica	Síntesis Directa	Redes Neuronales
65.982	79.8543	238.3315	62.8741	109.4139

Considerando que, en funcionamiento normal, el sistema puede presentar tanto cambios de referencia como perturbaciones resulta ideal realizar la comparación de ISE e ISCO para los controladores frente a ambos escenarios a la vez. De la Tabla 3.11 se observa que el menor índice del error con respecto a los demás le corresponde al controlador predictivo basado en Redes Neuronales. Por otra parte, la acción de control menos agresiva (Tabla 3.12) es la presentada por el controlador de Síntesis Directa.

4 CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

4.1 CONCLUSIONES

- El tanque reactor de agitado continuo CSTR es muy utilizado en la actualidad en la industria química, debido a que presenta una mezcla homogénea de los reactivos en todos los puntos internos facilitando las reacciones químicas.
- Los controladores diseñados por los métodos de lazo abierto, como son Ziegler Nichols y Dahlin, tienen comportamientos similares, entregando respuestas de primer orden, sin sobrepicos, sin embargo, la diferencia es que el método de Dahlin reacciona de manera más rápida, alcanzando la referencia en menor tiempo y por lo tanto teniendo un menor ISE.
- El controlador diseñado por el método en lazo cerrado de Ganancia Crítica no es recomendable para este sistema, en las pruebas realizadas presentó una respuesta tipo diente de sierra con un sobrepico muy alto y un tiempo de establecimiento también elevado. Además, la acción de control entregada por este fue la más agresiva para los actuadores que se encargan de regular la temperatura de las reacciones químicas.
- El controlador de síntesis directa presenta una respuesta de primer orden y su tiempo de establecimiento es aceptable, además de tener la acción de control más suave para los actuadores. Este controlador es muy recomendable para controlar la temperatura del tanque reactor de agitado continuo CSTR para aplicaciones en las que el cambio de temperatura requerido pueda tener un tiempo de establecimiento de alrededor de 50 minutos.
- Para aplicaciones que requieren cambios de temperatura en tiempos cortos, la mejor opción es el controlador predictivo basado en Redes Neuronales, que a pesar de presentar un sobrepico en su respuesta, este es muy pequeño y no afecta en gran medida al funcionamiento del sistema.
- El controlador predictivo basado en redes neuronales demostró ser más eficiente que los controladores diseñados por métodos tradicionales para controlar la temperatura de la chaqueta del tanque reactor de agitado continuo CSTR, respondiendo de manera rápida frente a cambios de referencia y minimizando eficazmente el efecto de las perturbaciones en tiempos relativamente cortos.

4.2 RECOMENDACIONES

- Siempre es recomendable entender el funcionamiento del tanque reactor de agitado continuo CSTR, así como su modelo matemático para poder realizar la configuración de parámetros para cada controlador.
- Se recomienda que, para la implementación de la interfaz, se realicen las pruebas necesarias en Simulink y se guarden los resultados obtenidos en bases de datos, pues las simulaciones de este proceso con sus respectivos controladores pueden tomar tiempos muy largos (varias horas en el caso de redes neuronales) por lo que resulta imposible realizarlas en tiempo real cada vez que se corre la interfaz.
- Se recomienda estudiar y entender las herramientas de redes neuronales que proporciona Simulink de MATLAB antes de utilizarlas, para poder llevar a cabo el entrenamiento de estas de la manera más adecuada de acuerdo con el proceso que se desea controlar.
- Para un correcto entrenamiento de la red neuronal, se recomienda disponer de un número muy grande de datos, pues estos se deben dividir en tres grupos, entrenamiento, validación y comprobación, por lo que mientras más datos se tenga para cada una de estas etapas, será mayor la posibilidad de reducir el error de las predicciones a cero.
- Se recomienda, para futuros trabajos de titulación, realizar pruebas de esta red neuronal utilizando otras topologías para comprobar si su rendimiento sigue siendo óptimo y es aplicable en otras plantas o se requiere un nuevo entrenamiento. Así también, se recomienda realizar variaciones en otras variables de las que depende la temperatura de la chaqueta del tanque reactor de agitado continuo CSTR, por ejemplo, el flujo de entrada de refrigerante, con el objetivo de realizar un control predictivo multivariable basado redes neuronales, que podría mejorar aún más el rendimiento del sistema.

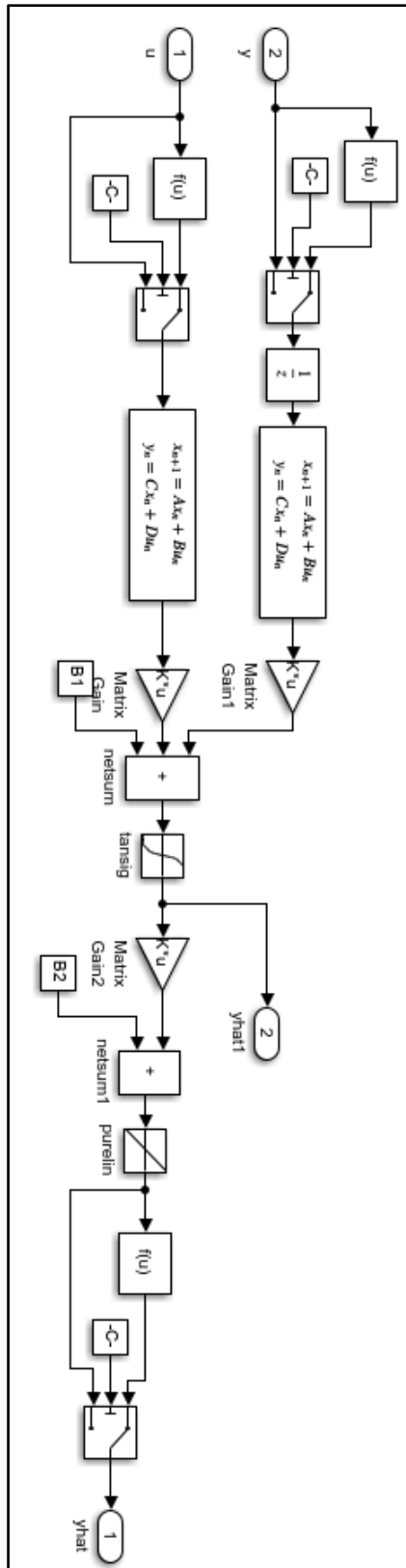
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] S. Benites, «El Reactor de Tanque Agitado Continuo,» UNAC, Callao, 2011.
- [2] O. Camacho, A. Rosales y F. Rivas, Control de Procesos, Quito: EPN Editorial, 2020.
- [3] A. Creus, Instrumentación Industrial, México: Alfaomega, 2010.
- [4] S. Castaño, «Control Automático Educación,» [En línea]. Available: <https://controlautomaticoeducacion.com/control-realimentado/control-pid-accion-proporcional/>. [Último acceso: 2022].
- [5] A. Simmonds, N. Cabrera, N. Berdugo, J. Roldán y E. Yime, «Implementación de control PID de nivel en laboratorio usando PLC Siemens S7-300,» *Revista UIS Ingenierías*, vol. 17, nº 2, pp. 159-177, 2018.
- [6] C. Smith y A. Corripio, Control Automático de Procesos, México: LIMUSA, 2005.
- [7] K. Rosillón y M. Martínez, «Metodología para la sintonización de controladores PID industriales,» *Revista Electrónica de Estudios Telemáticos*, vol. 18, nº 1, pp. 24-46, 2019.
- [8] K. J. Astrom y B. Wittenmark , *Adaptative Control*, Mineola, New York: DOVER PUBLICATIONS, INC, 2008.
- [9] J. Jinho, A. Anuradha M y L. Eugene, «Adaptive control of time-varying systems with gain-scheduling,» de *American Control Conference*, Washington, 2008.
- [10] M. Picón M y F. De la Cruz, «Control adaptativo por modelo de referencia de un,» *REVISTA INGENIERÍA* , vol. 14, nº 2, pp. 7-13, 2007.
- [11] J. C. Godoy Ortega, «Control Adaptativo en Tiempo Real.,» Escuela Politécnica Nacional, Quito, 2011.
- [12] D. J. Matich, «Redes Neuronales: Conceptos y Aplicaciones,» Universidad Tecnológica Nacional, El Rosario, 2001.
- [13] R. Dorf y R. Bishop, *Modern Control Systems*, New Jersey: PEARSON, 2010.
- [14] O. De Jesus y M. Hagan, «PREDOPT,» The Mathworks Inc., 2000.

- [15] L. Carvajal, Metodología de la Investigación Científica. Curso general y aplicado, 28 ed., Santiago de Cali: U.S.C., 2006, p. 139.
- [16] S. M. Pérez Londoño, J. J. Mora Flórez y G. Morales España, «Estrategia de Re-entrenamiento de redes neuronales para mejorar el control de la excitación de una máquina síncrona,» *Scientia Et Technica*, vol. XII, nº 32, pp. 37-42, 2006.
- [17] B. Guo, H. Liu, Z. Luo y F. Wang, «Adaptative PID Controller Based on BP Neural Network,» *International Joint Conference on Artificial Intelligence*, pp. 148-150, 2009.
- [18] C. Martínez Quintero, J. L. Díaz Rodríguez y A. Pardo García, «Application of Neural Networks to AC Motors Speed Control,» *Revista Colombiana de Tecnologías de Avanzada*, vol. 2, nº 20, pp. 113-118, 2012.
- [19] F. Sun, Z. Sun y P.-Y. Woo, «Neural Network-Based Adaptative Controller Design of Robotic Manipulators with an Observer,» *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 12, nº 1, pp. 54-67, 2001.
- [20] M. Lazar y O. Pastravanu, «A neural predictive controller for non-linear systems,» *Mathematics and Computers in Simulation*, vol. 60, pp. 315-324, 2002.
- [21] M. Borja, R. Molero, N. Cuellar, M. Montes y D. Separovich, «Control de un Sistema de Segundo Orden Basado en Redes Neuronales,» *Universidad Nacional de Ingeniería*, pp. 14-22.

ANEXOS

ANEXO A: Red Neuronal implementada en Simulink de MATLAB



ANEXO B: Código de función de sintonización para el controlador predictivo implementado en Simulink de MATLAB

```
function u = tuning(co,y,ref)

e = ref-y;
abs_e = abs(e);

if (abs_e > 0.03)
    fact = 3;
else
    fact = 22;
end

if (abs_e < 0.06)
    if (e > 0)
        u = co * (1 + abs_e * 0.5 * fact);
    else
        u = co * (1 - abs_e * fact);
    end
else
    u = co;
end

if (u > 1)
    u = 1;
end

end
```

ANEXO C: Código de función de optimización para controlador predictivo implementado en Simulink de MATLAB

```

function [sys,x0,str,ts] =
predopt(t,x,u,flag,N2,Ts,Nu,maxiter,csrchfun,rho,alpha,S1,IW,LW1_2,LW2_1,B1,B
2,Ni,Nj,min_i,max_i,minp,maxp,mint,maxt,Normalize)
%PREDOPT Executes the Predictive Controller Approximation based on Gauss
Newton.
%

% Copyright 1992-2010 The MathWorks, Inc.
% Orlando De Jesus, Martin Hagan, 1-25-00

switch flag,

    %%%
    % Initialization %
    %%%
    case 0,
        load_system('ptest3sim2');
        if Normalize
            IW_gU=((maxt-mint)/(maxp-minp))*IW;
        else
            IW_gU=IW;
        end

        set_param('ptest3sim2/Subsystem','B2',num2str(B2,20),'B1',mat2str(B1,20),'LW2
_1',mat2str(LW2_1,20), ...

        'LW1_2',mat2str(LW1_2,20),'IW',mat2str(IW,20),'IW_gU',mat2str(IW_gU,20), ...

        'Ts',num2str(Ts),'S1',num2str(S1),'Ni',num2str(Ni), ...

        'Nj',num2str(Nj),'minp',num2str(minp,20),'maxp',num2str(maxp,20), ...

        'minp',num2str(minp,20),'mint',num2str(mint,20),'maxt',num2str(maxt,20), ...

        'Normalize',num2str(Normalize),'Nu',num2str(Nu));
        assignin('base','t_init',cputime);
        assignin('base','cont_u',0);
        [sys,x0,str,ts]=mdlInitializeSizes(N2,Ts,Nu,alpha,S1,Ni,Nj,min_i,max_i);

    %%%
    % Update %
    %%%
    case 2,
        sys =
        mdlUpdate(t,x,u,N2,Ts,Nu,maxiter,csrchfun,rho,alpha,S1,Ni,Nj,min_i,max_i,minp
,maxp,mint,maxt,Normalize);

    %%%
    % Output %
    %%%
    case 3,
        sys = mdlOutputs(t,x,u,Nu,Ni);

```

```

% Terminating %
% Terminating %
case 9,
    close_system('ptest3sim2',0);
    assignin('base','t_end',cputime);
    sys = [];

otherwise
    nnerr.throw('Control',['unhandled flag = ',num2str(flag)]);
end

%end sfundsc1

%
%=====
%
% mdlInitializeSizes
% Return the sizes, initial conditions, and sample times for the S-function.
%=====
%
%
function
[sys,x0,str,ts]=mdlInitializeSizes(N2,Ts,Nu,alpha,S1,Ni,Nj,min_i,max_i)

global tiu dUtilde_dU
global N1 d alpha2 upi uvi

sizes = simsizes;

sizes.NumContStates = 0;
sizes.NumDiscStates = Ni+Nu-1+(S1+1)*(Nj-1);
sizes.NumOutputs = 1;
sizes.NumInputs = -1;
sizes.DirFeedthrough = 0;
sizes.NumSampleTimes = 1;

sys = simsizes(sizes);

% State Index:
%
%          x(1:Ni-1) = Previous Plant input u - Controller output (Size
Ni-1).
%          x(Ni) = Actual Plant input u - Controller output (Size 1).
%          x(Ni+1:Nu+Ni-1) = Next Plant input u - Controller output (Size Nu-1).
%          x(Nu+Ni) = Previous NN 2nd layer output (Size 1).
%          x(Nu+Ni+1:Nu+Ni+S1) = Previous NN 1st layer output (Size S1).
%
% Last two variables will repeat in case of multiple outputs. Not tested
yet.
%
x0 = zeros(Ni+Nu-1+(S1+1)*(Nj-1),1);
% OJ 1-31-00 We place initial Plant input u - Controller output at mid
range.
x0(Ni:Nu+Ni-1) = (max_i-min_i)/2;
str = [];
ts = [Ts 0]; % Inherited sample time

```

```

tiu=Ni;
dUtilde_dU = eye(Nu);
dUtilde_dU(1:Nu-1,2:Nu)=dUtilde_dU(1:Nu-1,2:Nu)-eye(Nu-1);
N1=1;
d=1;
alpha2      = alpha*alpha;
upi   = [1:Nu-1 Nu(ones(1,N2-d-Nu+2))];
uvi   = [tiu:N2-N1+Ni];

% end mdlInitializeSizes

%
%-----
% mdlUpdate
% Handle discrete state updates, sample time hits, and major time step
% requirements.
%-----
%
function sys = mdlOutputs(t,x,u,Nu,Ni)
sys = x(Ni);

%end mdlUpdate

%
%-----
% mdlOutputs
% Return the output vector for the S-function
%-----
%
function sys =
mdlUpdate(t,x,u,N2,Ts,Nu,maxiter,csrchfun,rho,alpha,S1,Ni,Nj,min_i,max_i,minp
,maxp,mint,maxt,Normalize)

global tiu dUtilde_dU
global N1 d alpha2 upi uvi

Ai=num2cell(zeros(2,Nj));
for k=1:Nj-1
    Ai{1,k}=x(Nu+Ni+1+(k-1)*(S1+1):Nu+Ni+S1+(k-1)*(S1+1));
    Ai{2,k}=x(Nu+Ni+(k-1)*(S1+1)); % delayed plant
output
end
Ai{1,Nj}=u(4:3+S1);

ref(1:N2,1)=u(1);
initval = '[upmin(Nu)]';

upmin=[x(Ni+1:Nu+Ni-1);x(Nu+Ni-1)];
u_vec(1:Ni-1,1)=x(2:Ni);
if Normalize
    ref=((ref-mint)*2/(maxt-mint)-1);
    Ai{2,Nj}=((u(3)-mint)*2/(maxt-mint)-1); % Actual NN output
    upmin=((upmin-minp)*2/(maxp-minp)-1);
    u_vec=((u_vec-minp)*2/(maxp-minp)-1);
else
    Ai{2,Nj}=u(3);
end
end

```



```
sys=x;
```

```
%end mdlUpdate
```

[14]

ESCUELA POLITÉCNICA NACIONAL



**DISEÑO, SIMULACIÓN Y COMPARACIÓN DE CONTROLADORES DISEÑADOS
POR MÉTODOS TRADICIONALES FRENTE A CONTROLADORES PID
ADAPTATIVOS BASADOS EN REDES NEURONALES CON PROPAGACIÓN
INVERSA APLICADOS A UN TANQUE REACTOR DE AGITADO CONTINUO
(CSTR)**

INTERFAZ PARA VISUALIZACIÓN DE RESULTADOS: MANUAL DE USUARIO

Elaborado por:


PABLO DAVID CALDERÓN JÁCOME

Quito, marzo 2023

PANTALLA DE INICIO

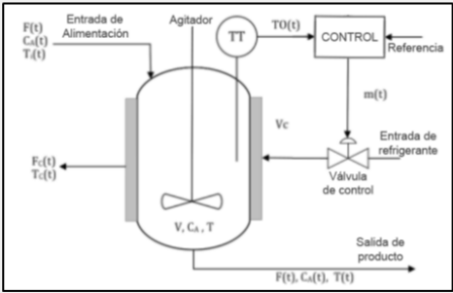
En la pantalla inicial se presenta el tema del proyecto de titulación, junto con el diagrama P&ID del sistema CSTR, mismo al que se le aplica el control de temperatura planteado, adicionalmente, esta pantalla cuenta con dos opciones:

- INICIAR: Permite ingresar a la pantalla para visualizar los resultados obtenidos.
- SALIR: Permite cerrar la interfaz.



ESCUELA POLITÉCNICA NACIONAL


Facultad de Ingeniería Eléctrica y Electrónica



DISEÑO, SIMULACIÓN Y COMPARACIÓN DE CONTROLADORES DISEÑADOS POR MÉTODOS TRADICIONALES FRENTE A CONTROLADORES PID ADAPTATIVOS BASADOS EN REDES NEURONALES CON PROPAGACIÓN INVERSA APLICADOS A UN TANQUE REACTOR DE AGITADO CONTINUO (CSTR)

ELABORADO POR: Pablo David Calderón Jácome
DIRECTOR: Ing. Jorge Andrés Rosales Acosta, PhD.

PANTALLA DE VISUALIZACIÓN DE RESULTADOS



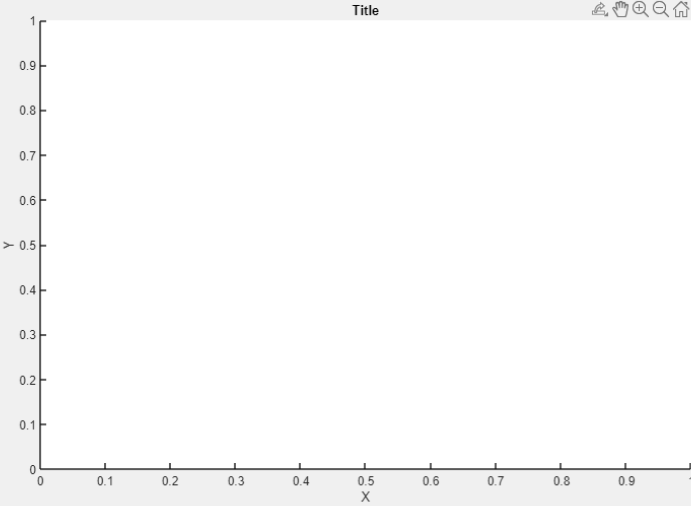
ESCUELA POLITÉCNICA NACIONAL

Facultad de Ingeniería Eléctrica y Electrónica

Controlador:

Off On Off On

Cambio de referencia Rechazo de perturbaciones



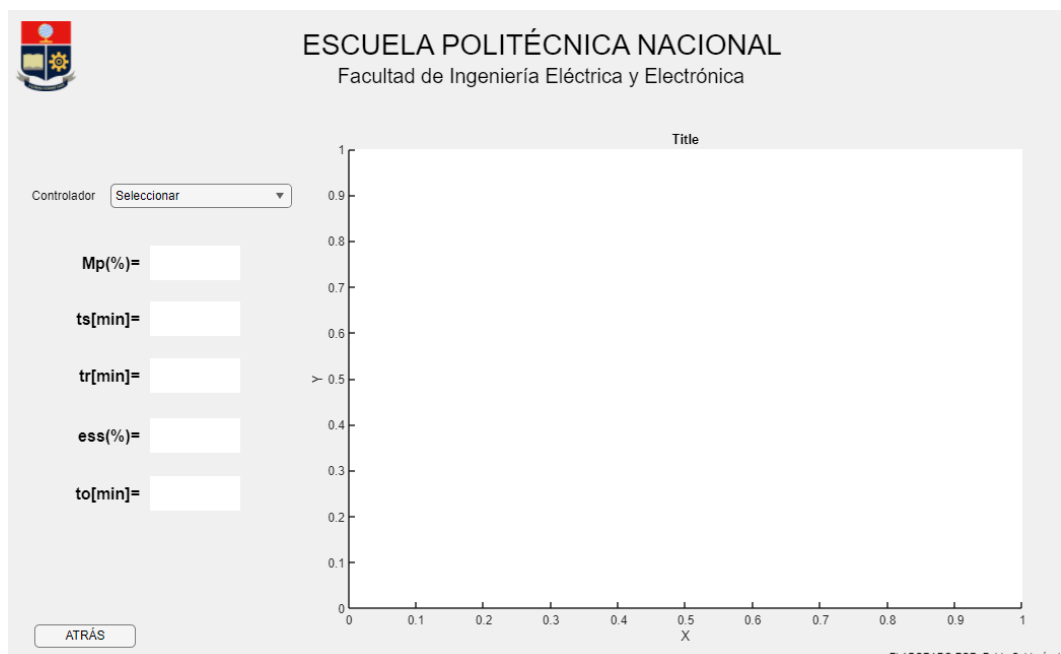
ELABORADO POR: Pablo Calderón J.

En esta pantalla se pueden visualizar los resultados obtenidos de las simulaciones realizadas para los distintos controladores y bajo distintas condiciones, los elementos que permiten seleccionar dichas características se detallan a continuación:

- **CONTROLADOR:** Permite seleccionar el tipo de controlador que se aplica sobre la planta del proceso.
- **CAMBIO DE REFERENCIA:** Permite habilitar o deshabilitar los cambios de referencia a aplicar en la señal de entrada del sistema, cuenta con un cambio de referencia ascendente y uno descendente.
- **RECHAZO DE PERTURBACIONES:** Permite habilitar o deshabilitar las perturbaciones que se introducen al sistema para observar el comportamiento de los controladores.
- **RESPUESTA:** Grafica la respuesta deseada una vez seleccionado el controlador, y si se requieren cambios de referencia o perturbaciones.
- **ERROR:** Abre una ventana adicional donde se muestra el error del sistema con las condiciones de controlador, cambio de referencia y perturbaciones seleccionadas.
- **A. CONTROL:** Abre una ventana adicional donde se muestra la acción de control del controlador con las condiciones de controlador, cambio de referencia y perturbaciones seleccionadas.
- **ATRÁS:** Este botón permite volver a la pantalla principal.
- **PARÁMETROS:** Permite acceder a la pantalla de visualización de parámetros que caracterizan al sistema con cada uno de los controladores.

Adicionalmente, esta pantalla presenta un eje, en el cual se van a graficar las respuestas deseadas.

PANTALLA DE VISUALIZACIÓN DE PARÁMETROS



En esta pantalla se visualizarán las respuestas del sistema a una entrada escalón, junto con la medición de sus respectivos parámetros:

- $M_p(\%)$: muestra el máximo sobreimpulso presentado por el sistema, en porcentaje.
- $t_s[\text{min}]$: tiempo de establecimiento del sistema, en minutos.
- $t_r[\text{min}]$: tiempo de crecimiento del sistema, en minutos.
- $ess(\%)$: error en estado estable del sistema, en porcentaje.
- $t_o[\text{min}]$: tiempo de retardo o tiempo muerto del sistema, en minutos.

Esta pantalla cuenta con un selector que permite elegir el controlador deseado, una vez seleccionado se carga automáticamente la gráfica y los valores de los parámetros.

Adicionalmente, cuenta con el botón ATRÁS que permite volver a la pantalla de visualización de resultados.

ORDEN DE EMPASTADO