



RED NEURAL PREDICTIVA PARA LA REGULACION DE FLUJO EN UN ENFRIADOR DE MOSTO

(PREDICTIVE NEURAL NET FOR FLOW REGULATION IN A MUST COOLER)

Jose Boscan

Universidad Privada Dr. Rafael Belloso Chacín

joseboscán@gmail.com

RESUMEN

La investigación que se presenta tuvo como objetivo proponer el desarrollo de un Control de Flujo para un enfriador de Mosto de una cervecería empleando una Red Neural Predictiva. Siendo necesario describir el funcionamiento del enfriador de mosto, seleccionar el tipo de red neural más adecuado tomando como comparación dos redes neuronales para determinar cuál era más eficiente y cuál sería la más adecuada para el desarrollo del proyecto, luego se establecieron los parámetros operativos, desarrolló la arquitectura de la red Neural y por último se creó un ambiente de simulación para la verificación del desempeño de la red creada. La justificación se realizó desde el punto de vista práctico, teórico y metodológico ya que como fundamento en las teorías de Morales(1992), Palmer(2000), Ogata(1998), Olabe(2003) e Isasi(2004). La investigación está enmarcada en la línea de investigación de sistemas inteligentes del área temática de redes neurales, es de tipo descriptiva y se define como proyecto factible. En términos de la metodología empleada se establecieron cinco fases en función del desarrollo de cada uno de los objetivos planteados utilizando técnicas de autores como Bavaresco (2006), Tamayo(2003), entre otros. Los resultados obtenidos permitieron satisfacer los objetivos planteados logrando obtener los datos que describen comportamiento del proceso, así como la selección de la red más apropiada que en cuyo caso se seleccionó la red Backpropagation, seguidamente se logró establecer los parámetros operativos necesarios para la configuración y funcionamiento de la red, así como la definición de la arquitectura de la red neural propuesta.

Palabras Claves: Redes Neuronales, Control, Enfriadores, Mosto.

ABSTRACT

The objective of the research presented was to propose the development of a Flow Control for a beer brewery using a Predictive Neural Network. Being necessary to describe the operation of the wort cooler, select the most appropriate type of neural network taking as a comparison two neural networks to determine which was more efficient and which would be the most suitable for the development of the project, then the operational parameters were established, developed the architecture of the Neural network and, finally, a simulation environment was created to verify the performance of the network created. The justification was made from the practical, theoretical and methodological point of view since as a foundation in the theories of Morales (1992), Palmer (2000), Ogata (1998), Olabe (2003)



and Isasi (2004). The research is framed in the line of research of intelligent systems of the thematic area of neural networks, is descriptive and is defined as a feasible project. In terms of the methodology used, five phases were established based on the development of each of the objectives set using techniques from authors such as Bavaresco (2006), Tamayo (2003), among others. The obtained results allowed to satisfy the proposed objectives obtaining the data that describe the behavior of the process, as well as the selection of the most appropriate network, in which case the Backpropagation network was selected, then the operational parameters necessary for the configuration and operation were established. of the network, as well as the definition of the proposed neural network architecture.

Keywords: Neural Networks, Control, Coolers, Must

INTRODUCCIÓN

El control automático de procesos es una de las disciplinas que mayor auge y desarrollo ha tenido en los últimos años, dando las bases de lo que hoy se llama la segunda revolución industrial perfeccionando el uso de las maquinarias y la introducción de los sistemas automáticos como apoyo al control de procesos, permitiendo su tecnificación y contribuyendo al mejoramiento de los productos desarrollados en la industria donde tiene una mayor acogida y utilización.

De esta forma, se puede decir que control automático de procesos es una alternativa adecuada para dar solución al mejoramiento del proceso de enfriamiento del mosto para la fabricación de cerveza reduciendo costos operativos y de mano de obra ya que emplearían mecanismos de control sofisticados utilizados en la industria en general incluyendo la industria militar.

Recientemente en el campo del control, se ha introducido nuevas técnicas de control mediante el uso de redes neuronales artificiales con el que se revolucionó el campo de la automatización permitiendo tener procesos complejos controlados con una porción de los recursos empleados en sistemas convencionales.

Las redes neuronales consisten en una especie de copia o reproducción de las propiedades observadas en los sistemas neuronales biológicos, recreados mediante el uso de modelos matemáticos y utilizando mecanismos artificiales como circuitos impresos, computadores o procesadores, con el objetivo de que las maquinas den respuestas similares a las que pueda dar el cerebro humano que se caracterizan por su generalización y robustez. Una Red Neural se compone de unidades llamadas neuronas, cada neurona está compuesta por una serie de entradas interconectadas para dar una sola respuesta o salida.

En la ingeniería del software tradicional el objetivo del programador es dar solución a los problemas planteados mediante el uso modelos matemáticos y algoritmos estructurados de manera que produzcan la respuesta deseada para resolver dichos problemas. En contraposición la solución basada en redes neuronales artificiales se parte de un conjunto de datos de entrada suficientemente significativo con el objetivo de que la red aprenda automáticamente las respuestas más relevantes a los problemas planteados.

En este sentido, el diseño de una red neural tiene menos relación con la estructura de datos, detección de condiciones, y más relación con la selección del modelo de red, las

variables a ser incorporadas, los datos de enseñanza de la red, el entrenamiento, entre otras cosas.

En el desarrollo del proyecto planteado se pretende utilizar los controles inteligentes en conjunto con la ayuda de redes neuronales y el Control de Procesos para desarrollar un mecanismo de control que permita controlar el flujo en el enfriamiento del mosto ya actualmente se ha observado que existen diferencias en la temperatura del mosto y poca homogeneidad de temperatura en el tanque de almacenamiento, dando lugar al crecimiento de bacterias nocivas para el mosto, poco crecimiento de levaduras que retardan la fermentación del producto, mayor consumo de agua helada empleada para el enfriamiento del mosto, menor crecimiento de levadura joven que se emplea para nuevas fermentaciones, lo que afecta la producción de cerveza y provoca diferencias en las características de la cerveza luego de la fermentación.

OBJETIVOS DE LA INVESTIGACIÓN

OBJETIVO GENERAL

Proponer una red neural predictiva para la regulación de flujo en un enfriador de mosto.

OBJETIVOS ESPECÍFICOS

1. Describir el funcionamiento del enfriador de mosto.
2. Seleccionar los parámetros operativos de la red Neural para la regulación de flujo en el enfriador de mosto.
3. Seleccionar el tipo de red Neural entre la red de Backpropagation y red Asociativa más apropiada para la regulación de flujo en el enfriador de mosto.
- 4.- Desarrollar la arquitectura la red neural para la regulación de flujo en el enfriador de mosto.
5. Validar mediante simulaciones el comportamiento de la red neural diseñada.

RESULTADOS DE LA INVESTIGACIÓN

En siguiente apartado se muestra todo lo referente al análisis, desarrollo y validación de los objetivos planteados a lo largo de la investigación, así como la discusión, debate y conclusión de resultados obtenidos durante el proceso investigativo. A continuación, se describen cada una de las fases que contiene éste proyecto de investigación, donde se explicó minuciosamente cada aspecto del desarrollo de la investigación y cómo se logró el cumplimiento de los objetivos propuestos.

FASE I. DESCRIBIR EL FUNCIONAMIENTO DEL ENFRIADOR DE MOSTO

Esta fase inició con la observación acerca del funcionamiento del enfriador de mosto así, como el estudio de la introducción de la inteligencia artificial en el enfriamiento de mosto de cerveza, como práctica de control ideal para modelados complejos en el área industrial, tal y como se pretende realizar en un sistema de enfriamiento de mosto en la producción de cerveza.

Posteriormente, se profundizó sobre una visión teórica del proceso de enfriamiento que utiliza la industria cervecera específicamente cervecería polar para la producción de cerveza, consultando libros, folletos, boletines de información que contuvieran tópicos importantes sobre el proceso de fabricación de cerveza y procesos de enfriamiento de mosto, así, como también lectura de manuales técnicos para comprender el funcionamiento del sistema en general, permitiendo de esta forma, describir las generalidades del proceso, detectar oportunidades y definir las variables que intervienen en el mismo. A continuación, se describen los principales elementos que conforman el proceso de enfriamiento de mosto.

El sistema de enfriamiento de mosto está compuesto por una serie de elementos que unidos conforman un equipo del cual depende en gran parte la última fase del cocimiento y del cual haremos énfasis en este apartado. El elemento principal es el enfriador y como se mostrará a continuación el diagrama del sistema es el elemento central de todo el proceso del sistema.

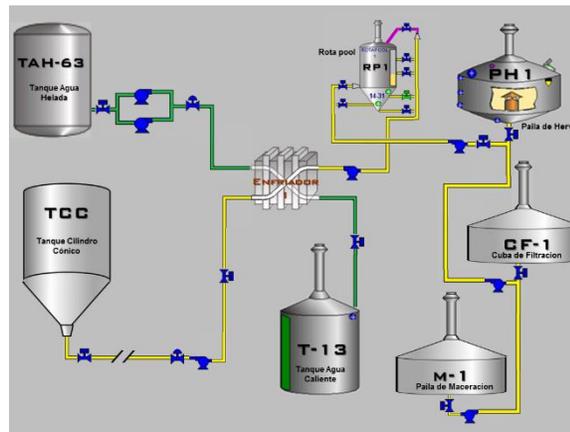


Figura 1 Diagrama de Proceso del Enfriamiento
Fuente: Boscan(2017)

Existen principalmente dos elementos claves en el enfriamiento del mosto, que son la entrada y salida del sistema los cuales están conformados por agua helada que posteriormente se convertirá en agua caliente, que es empleada para el enfriamiento y el mosto caliente que es el segundo elemento se debe enfriar a bajas temperaturas para permitir el crecimiento de levaduras, organismos esenciales para la fabricación de cerveza.

El agua helada es un producto externo que proviene de los tanques de agua helada y es la entrada del proceso de enfriamiento como agente de intercambio térmico por tener una temperatura que oscila entre los 4.2°C y 4.6°C y que no representa ningún riesgo para el producto en caso de entrar en contacto con el mosto. Para la producción de agua helada es utilizada agua cervecera la cual tiene características particulares que la hacen agua potable para consumo humano, siendo estos una gran ventaja ya que, como se mencionó, no representa peligro para el mosto si se perfora alguna placa durante el enfriamiento.

Al igual que el agua helada el mosto caliente proviene de un proceso externo llamado rotapolls, donde el mosto es separado de los sólidos que se producen durante la cocción y donde alcanza una temperatura de 95°C, antes de pasarlo al proceso de enfriamiento donde es llevado a una temperatura promedio de 12°C, temperatura ideal

para el crecimiento de levaduras productoras de cerveza. El mosto enfriado es el resultado del cocimiento macro proceso en el que se introducen materias primas como agua, cebada malteada y lúpulo, dando como resultado el mosto enfriado que a su vez es la entrada del macro proceso de fermentación y maduración cuando es depositado en los tanques de fermentación y maduración.

Una vez conocidas las variables de entrada hablaremos sobre el proceso de enfriamiento y los elementos que lo controlan para producir la salida deseada. El proceso de enfriamiento se produce en el intercambiador de placas el cual está constituido por una serie de láminas onduladas de una forma específica para producir turbulencias en los fluidos maximizando así, el intercambio térmico entre el agua helada y mosto caliente.

Para maximizar este proceso es necesario un riguroso control de flujo de agua helada de manera que se logre disminuir al mínimo la variación de temperatura y la generación de agua caliente en el proceso, principal problema en este tipo de equipos ya que los controles industriales disponibles no permiten controlar de manera adecuada u óptima este tipo de procesos, ya que en la mayoría de los casos las empresas y este es el caso de las cerveceras optan por un control que les permita mantener controlada la temperatura a expensas del consumo de agua, que generalmente es excesivo y de bajo costo, y es por esta razón, se busca un control que permita mantener la temperatura controlada con un bajo consumo de agua helada, siendo este uno de los objetivos de este trabajo de investigación.

El enfriador de placas usado en cervecería polar consta de aproximadamente 250 placas con una capacidad de enfriamiento de 120 m³/h a 8°C permitiendo obtener un máximo rendimiento de enfriamiento en un tiempo por lote de 45 min para 780 hl de mosto que es un lote o cocimiento.

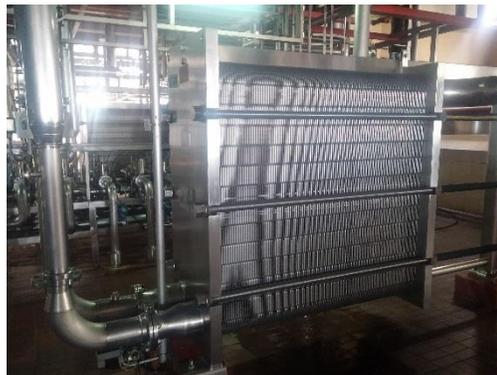


Figura 2 Enfriador de Placas de Cervecería Polar
Fuente: Boscan(2017)

Para lograr que la temperatura se mantenga estable el sistema está provisto de un control automático que regula el flujo de agua helada mediante un constante monitoreo de la temperatura del mosto a la salida del enfriador a través un medidor de flujo y un sensor de temperatura PT-100, el cual mediante unos transmisores envían la señal a un PLC provisto de un control PID que regula el porcentaje de apertura de una válvula reguladora tipo Canflex II de la marca Masoneilan. Este control permite mantener la temperatura regulada durante todo el enfriamiento evitando en lo posible que el mismo se salga de los

parámetros de funcionamiento. En la figura 4.3 se puede observar el diagrama de control actual del sistema.

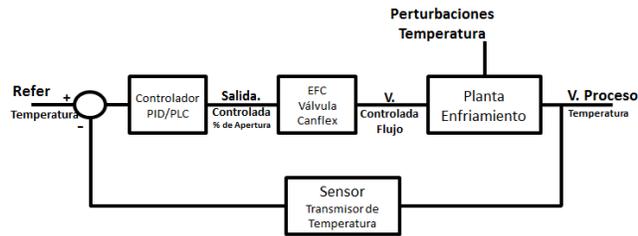


Figura 3: Diagrama de Proceso del Control de Flujo y temperatura
Fuente: Boscan(2017)

El principal componente del control automático es la válvula Canflex II la cual se basa en un obturador esférico, de rotación excéntrica, contenido en un cuerpo de flujo libre. La superficie de asiento del obturador está unida por brazos flexibles al cubo, el cual puede deslizarse sobre un árbol rotativo. El obturador es libre de auto centrarse a lo largo del eje del árbol. De esta forma el mecanismo consigue regular el flujo del agua helada para conseguir la temperatura deseada en el mosto.

El siguiente elemento de control que interviene en el proceso de enfriamiento de mosto es el medidor de flujo electromagnético el cual mediante el uso de electromagnetismo logra medir la velocidad del fluido que pasa por él, de manera que pueda calcular el volumen de líquido que pasa en un periodo de tiempo, para el caso del enfriador de mostos el flujo es medido en m^3/h . Este valor de caudal es utilizado en para determinar la capacidad de enfriamiento en función a la cantidad de agua helada que pasa por él en un tiempo determinado, esto permite controlar la temperatura del mosto aumentando o disminuyendo el flujo de agua helada en el sistema.

Debido a que es un sistema muy complejo por la gran cantidad de elementos que intervienen en el control del flujo y temperatura del mosto existen una serie de problemas y situaciones que derivan en fallas que ocasionan la pérdida del control del proceso durante instantes de tiempo, entre los problemas que se presentan tenemos.

- Alteraciones del flujo de agua helada produciendo diferencias de temperatura en el mosto enfriado.
- Consumo excesivo de agua helada debido a sobre enfriamiento del mosto.
- Tiempos de enfriamiento más largos que repercuten en la producción de cerveza ya que el sistema es una cadena de producción y un retardo en algún proceso produce retardo en todo el sistema.
- Costos de producción más elevados que repercuten el precio final del producto terminado.

Por tal razón, se hace necesario que se efectúen constantes ajustes al control PID del enfriador de mosto en cervecería polar para evitar o disminuir en menor grado las fallas que ponen en riesgo el mosto enfriado, así como la producción de cerveza y la continuidad del proceso productivo, es por esta razón que se busca mejorar el PID actual modificando la estructura del mismo a un control inteligente donde se emplea el uso de redes neuronales como agentes de control.

FASE II - SELECCIONAR LOS PARÁMETROS OPERATIVOS DE LA NEURAL PARA LA REGULACIÓN DE FLUJO EN EL ENFRIADOR DE MOSTO

Con el fin de obtener un buen desempeño en la implementación de la red neural que se pretende desarrollar es necesario tener bien claro cuáles son los parámetros de operación donde trabajara la red, los cuales determinan las fronteras y puntos óptimos de funcionamiento de la red de manera que se pueda entrenar en un rango de valores finitos y no para el universo completo lo que dificultaría el proceso de entrenamiento y por consiguiente desempeño de la misma. Estos criterios se determinan en función de los equipos que regulará la red neural, con el fin de no exceder los límites de diseño de los equipos utilizados,

En esta fase inicialmente, se establecerán los parámetros de operación nominales del sistema de enfriamiento de mosto, así como sus valores límites de modo que permita identificar y eliminar las desviaciones fuera de los rangos de operación durante el funcionamiento del control evitando que el mismo exceda los criterios establecidos, resguardando así el proceso productivo. Para comenzar es necesario agrupar los procesos por tipo de dato a documentar como se muestra a continuación.

Inicialmente, se considerará como parámetros operativos, las variables que intervienen en el proceso de enfriamiento de mosto, específicamente las variables relacionadas al enfriador con la finalidad de establecer los rangos nominales de operación, así como sus valores límites y de seguridad para posteriormente utilizarlos como referencia en el diseño y entrenamiento de la red. A continuación, se muestra una tabla con las variables que intervienen en el enfriamiento de mosto.

Cuadro 1:
variables de proceso

EQUIPO	VARIABLES DE PROCESO
ENFRIADOR DE MOSTO	<ul style="list-style-type: none"> - FLUJO DE AGUA HELADA - TEMPERATURA DE AGUA HELADA - FLUJO DE MOSTO CALIENTE - TEMPERATURA DE MOSTO CALIENTE - FLUJO DEL MOSTO ENFRIADO - TEMPERATURA DE MOSTO ENFRIADO

Fuente: Boscán (2017)

Como fue descrito anteriormente una de las entradas del sistema es el agua helada que de acuerdo a los parámetros de diseño del proceso se establecieron valores mínimos y máximos en la variable temperatura en 4,2°C y 4,6°C respectivamente ubicando el punto óptimo de operación y por ende nominal en 4,4°C, igualmente para el flujo del agua helada se establecieron como valores de operación los 120 m³/h como máximo y 40m³/h como mínimo, en estos rangos de temperatura y flujo se realizó la adquisición de los datos de entrenamiento para el desarrollo de la red neural. A continuación, muestra tabla con el resumen de los parámetros operativos para la temperatura y flujo del agua helada.

Tabla 1
Parámetros de operación agua helada

Parámetros de Diseño			
Variable	Mínimo	Nominal	Máximo
Temperatura (°C)	4.2	4.4	4.6
Flujo (m ³ /h)	40	85	120

Fuente: Boscán (2017)

Del mismo modo, se describirán las entradas del sistema asociadas al mosto que de acuerdo a los parámetros de diseño del proceso, se establecieron los valores mínimos y máximos tanto en la variable temperatura como en la variable flujo que para la primera se sitúa entre los 95°C y 98°C ubicando el punto óptimo de operación 96,5°C, igualmente para la variable flujo se establecieron como valores de operación 91 m³/h como máximo y 89 m³/h como mínimo siendo el nominal 90m³/h. A continuación, muestra tabla con el resumen de los parámetros operativos para la temperatura y flujo del mosto caliente.

Tabla 2
Parámetros de operación mosto caliente

Parámetros de Diseño			
Variable	Mínimo	Nominal	Máximo
Temperatura (°C)	95	96,5	98
Flujo (m ³ /h)	89	90	91

Fuente: Boscán (2017)

Seguidamente, se describirán las salidas del sistema las cuales están asociadas al mosto enfriado que de acuerdo a los parámetros de diseño del proceso, se establecieron los valores mínimos y máximos tanto en la variable temperatura como en la variable flujo que para la primera se sitúa entre los 11,8°C y 12,2°C ubicando el punto óptimo de operación 12°C, igualmente para la variable flujo se establecieron como valores de operación 91 m³/h como máximo y 89 m³/h como mínimo siendo el nominal 90m³/h. A continuación, muestra tabla con el resumen de los parámetros operativos para la temperatura y flujo del mosto frío.

Tabla 3
Parámetros de operación para el mosto frío

Parámetros de Diseño			
Variable	Mínimo	Nominal	Máximo
Temperatura (°C)	11,8	12	12,2
Flujo (m ³ /h)	89	90	91

Fuente: Boscán (2017)

Desde el punto de vista de la red neural, se deben establecer parámetros operativos de manera que la red neural trabaje bajo una serie de valores umbrales evitando que el proceso se salga de control por un valor fuera del rango, además al establecer los valores operativos de la red neural estamos indicando cuales son las fronteras de la red, asegurando así el óptimo desempeño de la misma. En el cuadro anexo se indicarán cuáles son los parámetros operativos asociados a la red neural.

Cuadro 2
VARIABLES DE LA RED NEURAL

EQUIPO	VARIABLES DE PROCESO
RED NEURAL	- VALORES DE REFERENCIA - VALORES DE COMPARACION - VALORES DE SALIDA - TIPO DE APLICACIÓN

Fuente: Boscán (2017)

Para llevar a cabo el desarrollo de la red neural es imprescindible definir los parámetros de operación para asegurar el funcionamiento de cada uno de los equipos de proceso de manera segura, con el fin de obtener un producto de acuerdo a los estándares de funcionamiento de los equipos. Los parámetros de las variables indicadas en el cuadro 4.2 se tomarán como punto de partida, para establecer los criterios de la red.

Las entradas de la red están representadas por los valores de referencia, que no es más que el setpoint o valor de consigna al que se quiere llegar y la temperatura del mosto enfriado para hacer la comparación y ajustar la salida para corregir alguna desviación, para los valores de referencia se establecieron valores mínimos y máximos permitidos como entrada en 0°C y 30°C respectivamente ubicando el punto óptimo de operación en 12°C, igualmente para la temperatura del mosto enfriado se establecieron como valores de operación 0°C y 30°C.

Con respecto a los valores de salida de la red neural los mismos se establecieron de acuerdo a los valores de funcionamiento de la válvula reguladora, instalada en el sistema de regulación de flujo la cual posee un convertidor electro neumático que regula la apertura y cierre de la válvula, el convertidor recibe una señal eléctrica comprendida entre 4ma y 20ma y la transforma en presión neumática y para satisfacer todo el rango de apertura se tomó como valores máximos y mínimos de salida de la red 0 y 1 que luego serán convertidos a los valores eléctricos mencionados, esto con el fin de tener un alto grado de exactitud en la apertura y cierre de la válvula reguladora.

Por otro lado, es conveniente establecer el tipo de utilización que se le dará a la red neural propuesta ya que si bien es cierto una red puede ser utilizada en muchas aplicaciones es preciso indicar para que esta diseñada y entrenada y es por eso que se estableció como parámetro operativo de la red la aplicación de la misma, En este sentido se puede indicar que la red neural propuesta será diseñada y entrenada exclusivamente para ser empleada en un control para enfriadores de mosto con las misma características y parámetros que el descrito ya que en su defecto se debe volver a entrenar . A continuación, muestra tabla con el resumen de los parámetros operativos de la red neural propuesta.

Tabla 4.
Parámetros operativos de la red neural

Parámetros de Diseño			
Variable	Mínimo	Nominal	Máximo
Valores de Referencia (°C)	0	12	30
Valor de Comparación (°C)	0	-	30
Salida de la Red (Und)	0	0.12	1
Aplicación	Control de Enfriamiento		

Fuente: Boscán (2017)

FASE III SELECCIONAR EL TIPO DE RED NEURAL ENTRE LA RED DE BACKPROPAGATION Y RED ASOCIATIVA MÁS APROPIADA PARA EL DESARROLLO DEL CONTROL INTELIGENTE PARA LA REGULACIÓN DE FLUJO EN EL ENFRIADOR DE MOSTO

Seguidamente en esta fase, se realizó la toma de la data correspondiente a las variables de campo en condiciones normales, con la finalidad de observar su comportamiento real, tomando en consideración el uso del PID actual en modo manual con el fin de no alterar la información recolectada durante el proceso de investigación. Esta recolección de información se realizó en la sala de control del área de cocimiento en producción durante un enfriamiento completo a fin de obtener una aproximación clara a la realidad del proceso.

Los datos obtenidos en el proceso sirvieron de materia prima para poder determinar la red Neural que mejor se adapta a los cambios en el proceso y la que mejor desempeño diera teóricamente con la data recolectada, en la gráfica (Figura 4.7) se observa la curva de los datos obtenidos y la distribución que se obtuvo durante el proceso de producción.

Datos de Proceso de Enfriamiento de Mosto

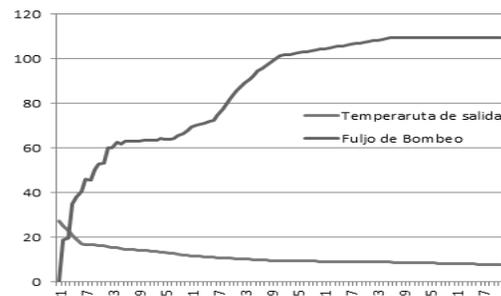


Figura 4: Datos obtenidos de procesos
Fuente: Boscán (2017)

Posterior a la recolección de los datos, se procedió con la selección del método de pruebas que se utilizaría para poder seleccionar técnicamente la red que más se adaptase al tipo de control propuesto en función del desempeño obtenido. Las pruebas realizadas fueron diseñadas con el objetivo de establecer tres características básicas para la selección de la red y se estableció de la siguiente manera:

1. Determinar el desempeño óptimo del algoritmo backpropagation.
2. Determinar el desempeño óptimo del algoritmo Asociativo.
3. Establecer una comparación directa entre ambos métodos

Para cada método de entrenamiento se tomó un total de 50 muestras, ya que con esta cantidad de muestras permitió determinar con precisión el grado de variación de los resultados con respecto al valor promedio de la respuesta de la red con los datos de control obtenidos del proceso. Los resultados obtenidos se analizaron de la siguiente manera: se tomó como valor de la prueba el valor de la salida del control y se constató contra el valor real de la salida del proceso.

Los valores individuales de cada prueba también se analizaron con el objetivo de realizar comparaciones entre distintas configuraciones de los pesos y diseños de las redes a fin de obtener la configuración óptima de la misma. En este caso, se estudió cual es el mejor valor obtenido por cada configuración. Sin embargo, el valor de salida tomado como valor de referencia para cada configuración en algunos casos presentaron grandes variaciones por lo que solo fueron considerados para tener una medida del “mejor caso”.

Para finalizar y de acuerdo con los resultados obtenidos se puede inferir que la red para el tipo de datos y comportamiento del proceso estudiado más apropiada es la Red Backporagation debido a que presenta un mejor comportamiento durante la operación y un mayor porcentaje de aciertos respecto a la red de comparación que fue la red Asociativa, de manera que la red utilizada para el desarrollo del control será la red Backpropagation.

FASE IV DESARROLLAR LA ARQUITECTURA DE LA RED NEURAL PARA LA REGULACIÓN DE FLUJO EN EL ENFRIADOR DE MOSTO

Para el cumplimiento de la fase, se procederá con el desarrollo de la arquitectura del sistema de control propuesto para el control de temperatura de un enfriador de mosto utilizando la herramienta de Matlab “NNTOOL”, el sistema de control está compuesto por dos (02) variables de entrada y una (01) variable de salida mencionado anteriormente, a continuación, se muestra la arquitectura conceptual de la red neural a utilizar.

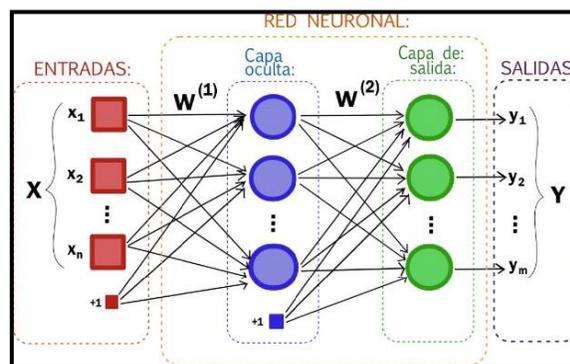


Figura 5: Arquitectura Conceptual de una Red Neuronal
Fuente: Boscan (2017)

Bajo esta arquitectura se empezó a desglosar cada una de las partes que conforman la red neural de manera que se puedan establecer todos los parámetros

técnicos de entrenamiento y de arquitectura para desarrollar la red que posteriormente será entrenada y validada para determinar su eficiencia y robustez durante su ejecución.

Los tipos de red neural estudiados trabajan bajo aprendizaje supervisado y por tanto necesitan un conjunto de parámetros de diseño que les describa la manera y la forma en cómo van a desempeñarse de acuerdo a los valores de respuesta esperados. Por lo tanto, los algoritmos deben ajustar estos parámetros con el fin de minimizar el error en la salida durante el entrenamiento y su ciclo de funcionamiento. Es importante recalcar que no existe una técnica para determinar las características de diseño que maximicen el desempeño de las redes para un problema específico, esta combinación de características es determinada por la experticia del diseñador, el cual debe cumplir con los requerimientos de operación para lo cual las redes neurales son creadas. Cada patrón de entrenamiento se introduce a la red neural para producir una respuesta en la salida, esta respuesta se compara con los patrones que contienen la salida deseada para calcular el error en el aprendizaje, este error indica el camino más apropiado para la actualización de los pesos y ganancias que al final del entrenamiento producirán una respuesta satisfactoria a todos los patrones de entrenamiento.

El conjunto de parámetros que se requiere para dar inicio a al desarrollo de la arquitectura y posterior entrenamiento de una red Neural están determinados por el tipo de red y los algoritmos de entrenamiento seleccionados para tal fin, entre estos parámetros tenemos: cuantas variables de entrada posee, cuantas variables de salida, el número de capas que conformaran la red neural, cuantas neuronas tendrá cada capa, que tipo de función de activación tendrá en cada capa, cual será valor mínimo de error permitido, cuantas épocas o ciclos de entrenamiento se utilizaran y datos del proceso. Para la red neural que se plantea se emplearan en la arquitectura los siguientes parámetros:

a.-Número de variables de entradas y salidas: El número de variables de entrada salidas hace referencia a la cantidad de datos de entrada que son requeridos para que la red neural pueda generar un valor de salida acorde al requerimiento del proceso, estas salidas son las que se utilizan como respuesta o valor requerido para establecer en el proceso el control para lo cual fue creada la red neural, estos parámetros serán establecidos de la siguiente forma: dos variables de entrada la cuales serán la temperatura de consigna o setpoint y la temperatura de salida del mosto en el enfriador y como variable de salida será un valor comprendido entre 0 y 1 que se utilizara como valores de cálculo para determinar el porcentaje de apertura de la válvula reguladora del flujo de agua helada en el enfriado.

b.-Número elementos (Neuronas) de la capa de entrada: La Capa de entrada de una red Neural es un conjunto de elementos (neuronas) que se encargan de recibir los datos y de distribuirlos hacia el interior de la red neural sin realizar ningún tipo de procesamiento adicional, la cantidad de elementos presentes en esta capa es proporcional al número de variables de entradas que se requieren en la red neural y para el caso de la red que se pretende construir es de una capa con cinco elementos en ella para recibir el valor de consigna o referencia, valor de temperatura de mosto enfriado, la ganancia en rango alto, ganancia en rango medio, ganancia en rango bajo y el tiempo de muestreo.

c.-Número de capas ocultas, capas de salida y elementos (neuronas) presentes en cada capa: las capas ocultas de una red neural tienen como objetivo el de almacenar un valor numérico que representa una porción del aprendizaje obtenido durante el entrenamiento de modo que el conjunto de neuronas presentes en las capas ocultas almacén en forma de datos numéricos conocidos como pesos sinápticos todo el

aprendizaje obtenido durante el entrenamiento de la red neural, debido a la cantidad de información que manejara la red neural serán utilizadas dos capas ocultas en las que se colocaran 8 elementos para la primera capa o capa de entrada, 8 elementos en la capa oculta de manera que se pueda almacenar la mayor cantidad de aprendizaje posible.

La capa de salida representa la capa de enlace entre los elementos ocultos en la red y el exterior de forma que en la capa de salida se recopilan y se interpretan el resultado de cada uno de los elementos presentes en las capas ocultas. En este caso, se utilizó una capa de salida contenida de un elemento integrado que dará la respuesta de la red a la excitación de los elementos de entrada

d.- Función de activación de cada capa: En la función de activación Se suele utilizar distintos tipos de funciones de las que se mencionaran las más utilizadas para el desarrollo de las redes neuronales, entre estas tenemos, las funciones lineales, en las que la salida es proporcional a la entrada, las σ , en las cuales la salida es un valor entre cero y uno las cuales depende de, si la estimulación total supera o no un determinado valor de umbral y las funciones no lineales las cuales no son proporcionales a la entrada y en la actualidad son las más utilizadas debido a la complejidad de las aplicaciones de hoy día. Para el caso del estudio se empleó como función de activación dos tipos de funciones distribuidas entre las capas ocultas de la red, estas funciones serán la función Lineal, y Tangencial

e.- Épocas o ciclos de entrenamiento: una época es la presentación del conjunto completo de datos de entrenamiento, es decir, que al hablar de épocas estamos diciendo que las neuronas fueron entrenadas con el conjunto de datos reservado para tal fin y que esos datos fueron nuevamente pasados por las neuronas tantas veces como se especifique de manera que las neuronas puedan afianzar los conocimientos adquiridos durante el entrenamiento con el objetivo de minimizar el error en la salida. Para la red propuesta se estima que 1000 épocas son suficientes para el entrenamiento de la red, aunque en la mayoría de los entrenamientos no se llega a las épocas establecidas debido a que convergen antes de llegar al valor final.

f.- Regla de Aprendizaje: La red retropropagada trabaja bajo aprendizaje supervisado y por tanto necesita un conjunto de entrenamiento que le describa cada salida y su valor de salida esperado. Para esto el algoritmo debe ajustar los parámetros de la red para minimizar el error cuadrático medio que nos es más que un estimador que mide el promedio de los errores al cuadrado, es decir, la diferencia entre el estimador y lo que se estima elevado al cuadrado.

Para finalizar se mostró una tabla donde están contenidos parámetros de diseño seleccionados para desarrollar la red neural, en la misma se encuentra un resumen de todo lo descrito en este apartado.

Tabla 5
Parámetros de la arquitectura de red

Parámetro a Utilizar	Valor Indicado
Numero de Variables de Entrada	2
Numero Variables de Salida	5
Numero de Capas Ocultas	2
Numero de Capas de Entrada	1
Numero de Capas de Salida	1
Numero de Neurona en Capa Oculta	8
Función de Activación en La Capa	Lineal y Tangencial
Épocas o Ciclos de Entrenamiento	1000
Regla de Aprendizaje	Propagación Hacia Atrás

Fuente: Boscán (2017)

A continuación, se presenta la arquitectura final de la red tomada desde la aplicación Matlab, la misma está formulada y estructurada para poder visualizar la arquitectura real de la red, permitiendo contrastar con la estructura conceptual mostrada en el este apartado, permitiendo tener una idea clara de cómo los parámetros seleccionados influyen directamente en la arquitectura y desempeño de la red.

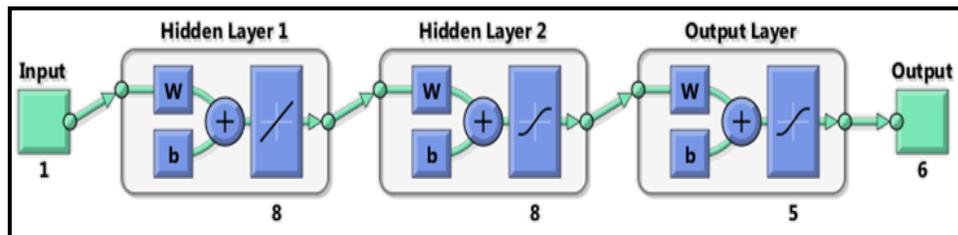


Figura 6: Arquitectura de la Red Propuesta

Fuente: Boscan(2017)

Una vez establecida la arquitectura de la red debemos determinar los parámetros de entrenamiento que serán empleados el toolbox de Matlab "NNTOOL" para el entrenamiento de la red, estos determinan el grado de aprendizaje, la velocidad de aprendizaje y el tiempo que se requiere para que la red creada converja a las respuestas deseadas.

Los mismos están compuestos por: gradiente mínimo, cantidad máxima de fallas, saltos incrementales, saltos hacia atrás, máximo gradiente, entre otros. Inicialmente describiremos cada uno de parámetros e indicaremos cual será el valor empleado para el entrenamiento, determinados mediante ensayos de prueba y error. A continuación, se muestra una tabla resumen de los parámetros de entrenamiento determinados:

Tabla 6
Parámetros de entrenamiento de la red

Parámetro a Utilizar	Valor Indicado
Gradiente Mínimo	1e-25
Cantidad Máxima de fallos	25
Factor de aprendizaje	0,001
Salto Incrementales	0,0001
Salto hacia atrás	10
Máximo gradiente	1e10

Fuente: Boscán (2017)

Una vez obtenidos todos los parámetros de la arquitectura de la red y los parámetros de entrenamiento necesarios, procedemos al entrenamiento y para ello es preciso un conjunto de vectores de entrenamiento que representen un conjunto de distintos escenarios que pudiera recibir la red como entrada.

Es importante mencionar que el conjunto de entrenamiento en lo posible debe ser pequeño, es decir tener una pequeña cantidad de elementos posibles que describan al sistema ya que considerar todas las opciones como vectores de entrenamiento es muy complicado y en algunos otros casos es imposible, este vector de entrenamiento debe estar conformado por datos de entrada y datos de salida conocidos que no es más que el resultado correcto que debe dar la red y se llama deseado.

El siguiente elemento necesario para el entrenamiento, es el conjunto de vectores que contendrán los pesos de cada entrada de cada elemento de la red. Estos pesos son asignados, en un inicio, de manera arbitraria, donde se colocarían valores pequeños, del orden de los decimales, ya que resultaría conveniente puesto que los cambios que van ocurriendo son muy pequeños y fácilmente se van adaptando y acercando al valor deseado. Este vector de entrenamiento se encuentra en el anexo XX y cuenta con los valores de entrada y salida capturados del mismo enfriador y que describen el funcionamiento del proceso.

Hay que tomar en cuenta que para entrenar una red hay varios métodos, los cuales, en su mayoría, están basados en el método del gradiente descendente con modificaciones sutiles pero que reflejan distintos resultados y la retropropagación está basado en este método, el algoritmo empleado para el entrenamiento de la red es el siguiente:

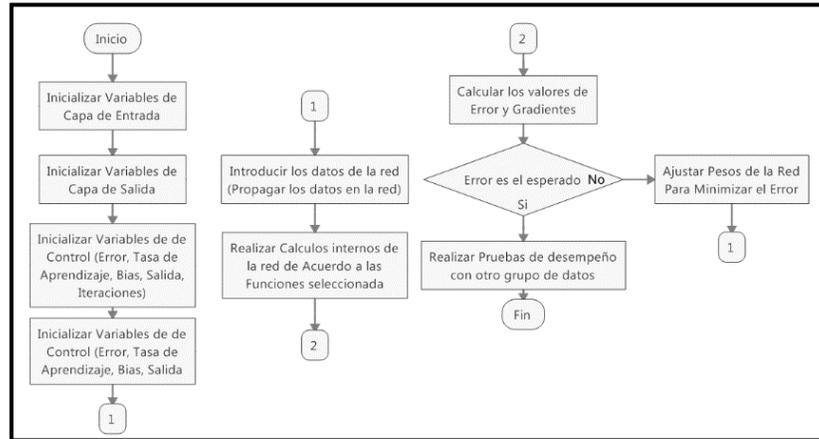


Figura 7: Diagrama de flujo para el entrenamiento de una red
Fuente: Boscan(2017)

Para finalizar, se puede acotar que la estructura presentada fue el resultado de una serie de pruebas realizadas utilizando diferentes arquitecturas (tal y como se mostró) y sometiéndolas a prueba con datos de control con el fin de determinar la arquitectura más adecuada para el tipo de datos y la velocidad que maneja la red durante su funcionamiento.

El siguiente paso luego del diseño de la red es el entrenamiento y para ello utilizaremos el toolbox de Matlab NNTOOL el cual, mediante diferentes métodos configura y entrena diferentes redes de una forma fácil e intuitiva sin tener que hacer configuraciones complejas y cálculos repetitivos y engorrosos. Inicialmente se creó la red diseñada en el nntool quedando de la siguiente manera:

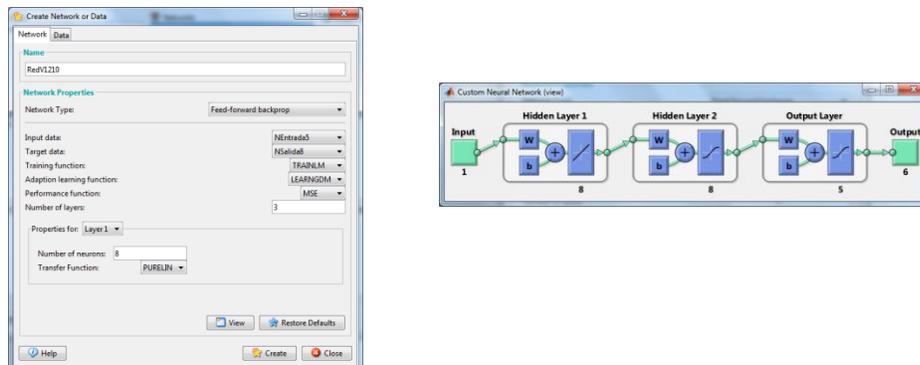


Figura 8: Creación de la Red en NNTOOL
Fuente: Boscan(2017)

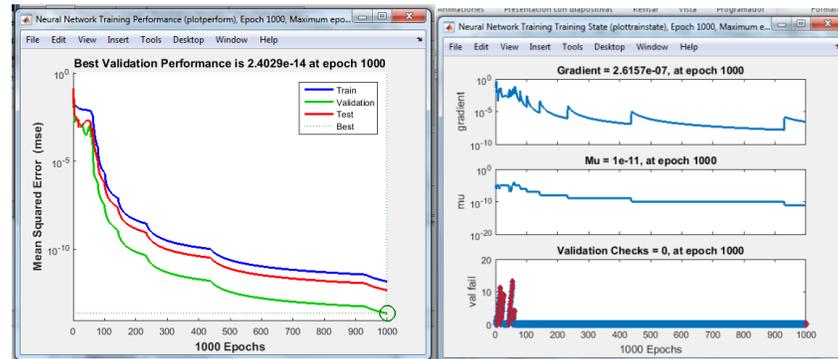


Figura 9: Graficas de desempeño y estado de entrenamiento
Fuente: Boscán (2017)

Para finalizar, se puede indicar que el desarrollo del diseño de la red arrojó muy buenos resultados desde el punto de vista del desarrollo del diseño de la red y que se confirmaron en el proceso de validación del control propuesto y es donde se pondrá a prueba el desempeño del diseño y de no cumplir con lo propuesto se iniciará nuevamente el proceso de diseño y entrenamiento hasta conseguir la mejor configuración de red posible.

FASE V VALIDAR MEDIANTE SIMULACIONES EL COMPORTAMIENTO DEL CONTROL INTELIGENTE DISEÑADO

Una vez desarrollado el sistema de control basado en la red neuronal, se planteó validar el comportamiento del sistema, donde se procedió a realizar un modelo matemático con datos tomados de diferentes escenarios operacionales durante el enfriamiento de mosto con el fin de validar el comportamiento de la red con el PID actual. Posteriormente, se realizó un montaje del sistema para su simulación bajo la herramienta Simulink de Matlab, el cual se describió más adelante, el ambiente de simulación permitió obtener una comparación del sistema donde se logró obtener el desempeño del control propuesto versus el sistema actual.

MODELO MATEMÁTICO

Para determinar el modelo matemático del proceso mediante una función de transferencia es necesario utilizar una serie de modelos paramétricos y no paramétricos que existen y sus diferentes estructuras, brindados por la herramienta ident® (System Identification tool) de Matlab. Entre los Modelos paramétricos tenemos: ARX, ARMAX, OUTPUT ERROR (OE) Y BOX JENKINS (BJ). Y los no paramétricos por ser de libre estructura el sistema ident® de Matlab lo identifica como "Función de Transferencia". Con la aplicación de alguno de estos modelos se persigue encontrar la mejor aproximación de comportamiento del proceso permitiendo el modelo seleccionado pueda cumplir con:

- El mejor Ajuste
- Estabilidad del Sistema
- Correlación en bandas proporcionales
- El orden Más Bajo del polinomio.

Para la determinación del modelo matemático se emplearon diferentes ensayos con los modelos seleccionados, se procedió a realizar una tabla comparativa donde se estableció un criterio de selección que se basó en seleccionar el modelo que mejor representó al sistema o que mejor porcentaje de acierto tuviese respecto a los datos de prueba el cual fue determinado comparando el diagrama de correlación, el mapa de polos y ceros y el porcentaje de aceptación del modelo. El resultado de estos ensayos se presenta a continuación.

Tabla 7
Resultado la función de transferencia del sistema

METODO	ORDEN	% ESTIMACION	% APROXIMACION	ESTABILIDAD	RESIDUOS
PARAMETRICOS					
ARX	441	96.12	81.52	INESTABLE	EXCELENTE AUTOCORRELACION
ARX	641	99.09	92.18	INESTABLE	BUENA AUTOCORRELACION
ARMAX	4411	96.78	92.16	INESTABLE	BUENA AUTOCORRELACION
ARMAX	5411	97.34	92.25	INESTABLE	BUENA AUTOCORRELACION
ARMAX	4421	96.88	92.09	ESTABLE	EXCELENTE AUTOCORRELACION
OE	331	94.93	91.47	INESTABLE	MALA AUTOCORRELACION
OE	431	92.04	90.97	INESTABLE	BUENA AUTOCORRELACION
BJ	32221	96.68	95.17	INESTABLE	EXCELENTE AUTOCORRELACION
BJ	22221	97.04	92.40	INESTABLE	BUENA AUTOCORRELACION
NO PARAMETRICOS					
FUN. TRANSF.	21	73.57	73.33	INESTABLE	MALA AUTOCORRELACION
FUN. TRANSF.	31	92.79	92.66	ESTABLE	BUENA AUTOCORRELACION
FUN. TRANSF.	41	86.45	81.8	INESTABLE	BUENA AUTOCORRELACION
FUN. TRANSF.	42	69.24	72.71	INESTABLE	BUENA AUTOCORRELACION

Fuente: Boscán (2017)

Una vez realizado el ensayo con los modelos seleccionados, se procedió a seleccionar el modelo que mejor desempeño presentó en función a los parámetros descritos, este modelo fue el de Función de Transferencia de tercer orden (resaltado en negritas en la tabla anterior) el cual presento como puntos principales para ser un buen modelo, una buena respuesta temporal, correlación cruzada, salida del modelo dentro de los rangos operacionales y estabilidad en lazo cerrado por lo que dio como resultado una función de transferencia de orden 2, con 2 polos y 1 cero respectivamente.

En la gráfica de la respuesta temporal, se puede observar que la respuesta a un estado transitorio es de aproximadamente 100 milisegundos antes de la estabilización, haciéndolo dinámicamente controlable estimado a través de métodos de identificación de sistemas. A continuación, se mostró la respuesta del modelo ante los datos de prueba con un porcentaje de aciertos de más del 90%.

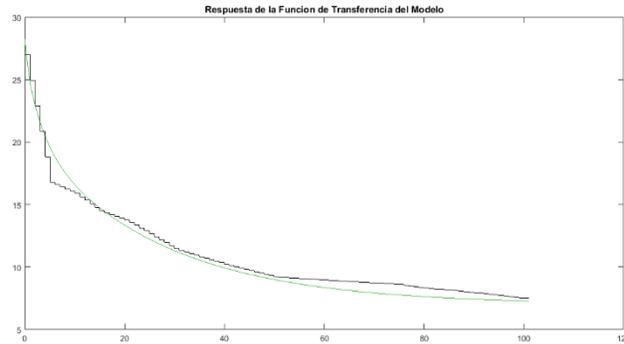


Figura 10: Respuesta del Modelo a la data de prueba
Fuente: Boscan (2017)

A continuación, se procedió a evaluar la estabilidad del sistema con el criterio de Ruth-Hurwitz para Sistemas discretos de manera que se pueda comprobar si el modelo obtenido es estable, y para que este lo sea según el criterio se debe cumplir con tres premisas a partir de un polinomio característico que se describe según Ruth de la siguiente forma:

$$P(s) = a_0s^2 + a_1s + a_2$$

Donde el denominador del polinomio característico en el orden continuo se presenta como:

$$s^2 + 0.39s + 0.0224$$

Dónde:

$$a_0 = 1; a_1 = 0.39; a_2 = 0.0224$$

De acuerdo al teorema de Ruth para que el sistema sea estable se deben cumplir con una serie de condiciones de manera que se garantice no contenga raíces fuera del círculo unitario, Una de las primeras condiciones es que el polinomio no posea coeficientes nulos y todos sea positivos lo cual se cumple ya que están todos los coeficientes del polinomio y además son valores positivos. Posterior a esta revisión, se debe construir la tabla de signos la cual indica si existen raíces positivas. Para finalizar, se puede decir que, para que la función no tenga raíces positivas, es decir, que el sistema sea estable se debe cumplir que en la tabla resultante no debe haber cambios de signos en la primera columna lo cual se cumple en todos los renglones, y en consecuencia podemos afirmar que el sistema es estable ya cumple con todos los criterios que indica Ruth para que un sistema sea estable. Otra manera de determinar si el sistema es estable es evaluando la ubicación de los polos dentro del círculo unitario, este análisis de estabilidad se basa en el criterio que dice, que si los mismos están ubicados dentro del círculo unitario (plano S) el sistema es estable

Para finalizar, se puede decir que el sistema es completamente estable, teniendo sus polos (x) dentro del círculo unitario, confirmándose la elección y validación de modelo matemático estimado. Así mismo el modelo cumple con los requisitos de tener un buen ajuste antes perturbaciones y puede utilizarse como función de transferencia para el diseño del controlador. En el cuadro 4.3 se muestra la función de transferencia resultante que representa el sistema y que se empleara para la validación de la propuesta.

Cuadro 3:
Función de transferencia en s

Modelo	Función de Transferencia (S)
TF21	$\frac{0.0018s-0.4385}{s^2+0.39s+0.0224}$

Fuente: Boscán (2017)

VALIDACIÓN DEL CONTROL INTELIGENTE DISEÑADO

Una vez diseñado todo lo necesario para la validación del controlador, es necesario verificar el correcto funcionamiento con data originaria del proceso que se lleva a cabo en el enfriador de mosto, para lo cual, se utilizara la data real con la finalidad de comprobar si el control propuesto funciona correctamente. Vale la pena resaltar que esta data se extrajo en el enfriador y que fue la misma donde se ensayó el modelo matemático.

Para validar correctamente el control propuesto se hizo es necesario agregar como entrada de referencia, la data proveniente de la planta y así poder estudiar su comportamiento validando los resultados obtenidos en función de la robustez, estabilidad y tiempo de estabilización mostrados en la figura 4.28 a continuación en la misma se describe el comportamiento del controlador diseñado por etapas de funcionamiento destacando aspectos en el grafico que más adelante serán analizados respectivamente:

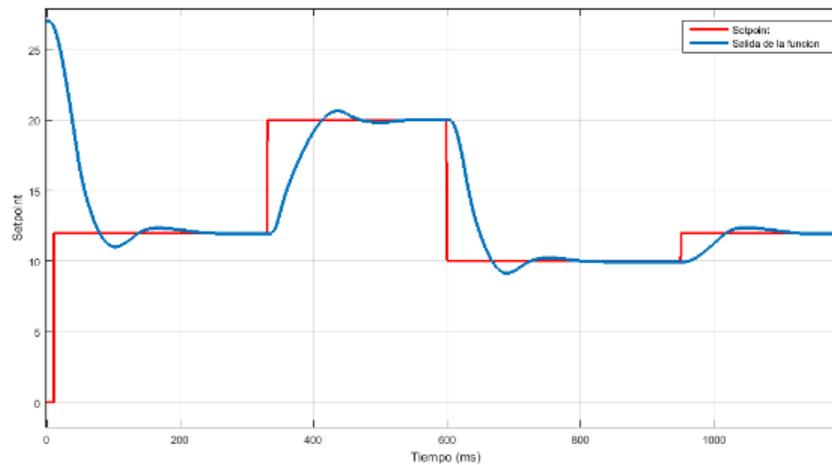


Figura 11: Respuesta del Control Diseñado
Fuente: Boscan(2017)

En esta figura se evidencia, que contra eventos agresivo el control reacciona eficientemente llevando nuevamente, al sistema al punto de consigna en un tiempo de recuperación bastante bueno a continuación se muestra una tabla que resume todas las características dinámicas de la respuesta.

Cuadro 4
Características de respuesta de salida del controlador

Características del Sistema		Porcentaje (%)
Indicadores de Eficiencia		
Tiempo Pico	60 ms	-
Máximo Sobre paso	1 °C	10%
Tiempo de Subida	80ms	-
Tiempo de Estabilización	120 ms	-
Tiempo Muerto	10 ms	-

Fuente: Boscan (2017)

Como se puede visualizar a través del cuadro, los indicadores favorables serían el tiempo pico, tiempo de subida y tiempo muerto. Por otra parte, el sistema presenta un máximo sobre paso pequeño lo que indica que el control ante cambios bruscos busca el punto de consigna con la efectividad que otros controladores modernos no pudieran hacer.

De acuerdo a lo especificado en el cuadro 4.4, se puede observar que el control propuesto presenta una respuesta eficiente en función de los parámetros seleccionados que no poseen otros controladores diseñados por lo que se puede afirmar que la propuesta satisface en gran medida el objetivo planteado al inicio de este proyecto.

Para finalizar con el proceso de validación, se muestra el resultado de la investigación en función de tener una clara idea del producto resultante de la investigación de manera que se dé respuesta cualquier interrogante que pueda surgir al lector acerca del funcionamiento del control y la forma de cómo está diseñado el módulo de Simulink de Matlab donde se realizó la implementación para validación del mismo.

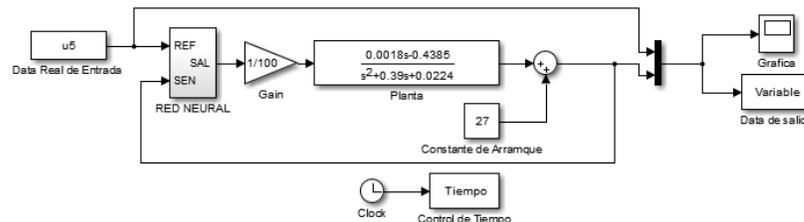


Figura 12: Diagrama de Simulink del Controlador
Fuente. Boscan(2017)

Como se puede observar en el diagrama 4.29 existe un bloque llamado RED NEURAL, este no es más que el bloque que realiza el control de la red y envía los parámetros necesarios para que la red interactúe con el resto del diagrama de simulación, proporcionando un valor de entrada a la planta para que la misma se comporte de acuerdo a lo esperado.

Si se entra en este bloque, se puede observar una serie de parámetros adicionales que son empleados para que el experto pueda mejorar o adaptar la red a diferentes escenarios o comportamientos de la planta sin tener que entrenar nuevamente a la red para que reconozca este nuevo escenario. En la figura 4.30 se muestran el interior del bloque de la red y los diferentes parámetros que se pueden modificar

La prueba final del control fue introducirle una data tomada durante el funcionamiento del PID instalado y el control propuesto arrojando excelente resultado. En la figura 4.31 se muestra el comportamiento del PID actual y el control inteligente durante un enfriamiento donde la línea morada corresponde al PID instalado y la línea marrón al control inteligente, en ella se puede apreciar la mejora sustancial del comportamiento de la temperatura al utilizar el control propuesto.

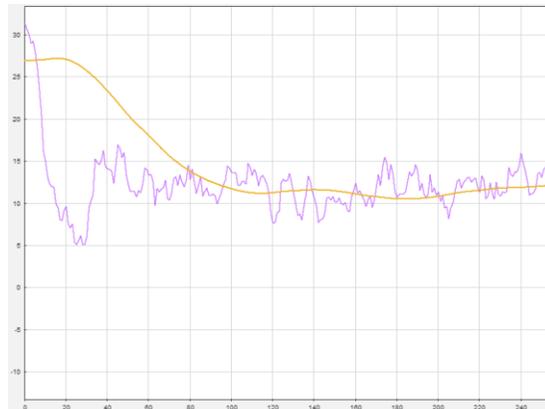


Figura 13: Comparación PID Control Inteligente
Fuente: Boscan(2017)

Para finalizar, se puede decir que fueron cubiertos los objetivos planteados al desarrollar un control basado en redes neuronales y que será de mucho provecho para futuros investigadores que se dediquen a esta área del control y la automatización, espero que esta investigación rinda sus frutos y pueda ser implementada totalmente y que se demuestre que se pueden realizar muy buenos trabajos.

CONCLUSIONES

En los criterios de selección de los parámetros operativos se tomaron como punto de partida los parámetros donde el sistema opera de manera que el control este dentro de la operación rutinaria el equipo, que para este caso es el enfriador de mosto. Esta práctica trajo muy buenos resultados ya que permitió que el control trabajara bajo los mismos criterios que la planta y no estuviese en discordancia con el proceso sin tener que hacer ajustes posteriores.

Posteriormente, en la fase tres se seleccionó un tipo de red entre las alternativas que se tenían, que más se adaptara al tipo de dato y comportamiento de la dinámica del sistema, en esta fase se establecieron pautas y formas de selección que resultaron en una buena selección y que pueden ser empleadas en futuras investigaciones como método de selección de redes neuronales. El resultado demostró que el establecer criterios adecuados proporcionó una buena base para la selección de la red utilizada en la investigación

Seguidamente, en el desarrollo de la fase cuatro que consistió en el diseño de la red neuronal de acuerdo a los criterios de selección y parámetros operativos de las fases anteriores, se procedió al diseño de los que sería la red utilizada en el control desarrollado

utilizando una serie de técnicas innovadoras que permitieron obtener la mejor configuración y la red que mejor se adaptase a la dinámica del sistema, así como los parámetros de entrenamiento que se emplearon en el entrenamiento de la misma. El resultado obtenido en esta fase sentó las bases para el cumplimiento de los objetivos ya que el producto desarrollado arrojó excelentes resultados en la validación.

En la fase cinco se realizó la validación del control y para ello se requería generar un modelo matemático que representase el sistema, y para logra esto. Inicialmente se procedió a procesar la data como medio de obtención de modelos matemáticos a través de la teoría de identificación de sistemas, luego se eliminaron datos incorrectos a través de la interpolación, y finalmente se filtraron los datos que luego fueron comprobados a través de métodos paramétricos de identificación.

Esto trajo como resultado una serie de modelos matemáticos, que se emplearon para el proceso en general, y para los diferentes puntos de operación de la variable. Una vez validados los modelos se seleccionó uno de acuerdo a las características dinámicas estables, de menor orden y correlacional. El modelo seleccionado fue el FT 21 con un ajuste del 90% con respecto al 100% de los datos ordenados.

Por otra parte, se desarrolló el sistema de control y mediante el modelo matemático se procedió a validar el control aplicando técnicas modernas de comprobación mediante simulaciones se obtuvo un excelente resultado obtiene un control robusto, con un performance apropiado a la dinámica del sistema y que cumple con todo lo planteado al inicio de este proyecto

Para finalizar y en concordancia con todo lo expuesto, se puede concluir que el control propuesto cumple y excede todos los objetivos planteados en gran medida, el sistema de control obtenido satisface todas las expectativas e interrogantes que surgieron durante el desarrollo de la investigación y que se puede estar seguro que servirá de base para futuras investigaciones en esta área.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Creus, A. (2005). Instrumentación Industrial Editor Marcombo 2005 ISBN 8426713610 año 2000 México.
- Konz, S. (2001). "Sistemas modernos de control" Addison-Wesley
- González, J. (2013) **Automatización del sistema de ensayos de penetración de cono para estudios de resistencias de suelo** Universidad Rafael Beloso Chacín Maracaibo.
- Ogata (2001) **Control Clásico – Moderno para sistemas dinámicos**. Editorial Mw Graw Hill. 2da Edición 2001.
- Rosillon (2013) **Modelado matemático experimental de la línea principal de flujo en un banco de pruebas piloto para válvulas neumáticas**. Universidad Rafael Beloso Chacín Maracaibo
- Kasmatopoulos, E. (1997) **Structures for Identification of Dynamical Systems IEEE International** Vol 6 1995
- Bertona. L. (2005) **Entrenamiento de redes Neuronales Basados en Algoritmos Evolutivos** Universidad de Buenos Aires Buenos Aires Argentina
- Russel. S. (2004) **Inteligencia Artificial un Enfoque Moderno**. Editorial Pearson educación. Madrid España