CONTROL DE VELOCIDAD DE LA TURBINA A VAPOR DE LA PLANTA PILOTO

FRANCISCO OCHOA ABAUNZA

Trabajo final para optar al título de
Ingeniero Mecatrónico

Director
ALVARO JOSE REY AMAYA
Ingeniero Mecánico

UNIVERSIDAD AUTONOMA DE BUCARAMANGA
ESCUELA DE CIENCIAS NATURALES E INGENIERIA
FACULTAD DE INGENIERIA MECATRONICA
BUCARAMANGA
2006

Nota de aceptación

_____

_____

_____

_____
Presidente del Jurado

_____
Jurado

_____
Jurado

Bucaramanga 23,11,06

A mis padres y hermanos.
A todos los que estuvieron
A mi lado en este proceso.

TABLA DE CONTENIDO

1. INTRODUCCIÓN 1
2. LÓGICA FUZZY 2
2.1 Introducción a la lógica Fuzzy 2
2.2 Elementos de un sistema de control Fuzzy 4
2.2.1 Fuzzificación de las entradas 4
2.2.2 Evaluación de las reglas de control 6
2.2.3 Defuzzificación de las salidas 8
3. REDES NEURONALES ARTIFICIALES 11
3.1 Estructura y formas de interconexión 11
3.2 La función de propagación 12
3.3 La función de activación 12
3.3.1 La función sigmoidal 12
3.4 Modo de operación 13
3.5 Regla de aprendizaje 13
3.5.1 La regla delta generalizada 13
3.6 Aprendizaje supervisado 14
3.7 La red de retropropagación (Backpropagation) 14
3.8 Validación Cruzada 15
3.8.1 Pérdida de generalización (Generalization Loss) 16
4. CONTROL EN ADELANTO 18
4.1 Generalidades del control en adelanto 18
5. VÁLVULAS 20
5.1 Característica de Flujo 20
6. DESCRIPCIÓN DEL PROCESO 22
6.1 Esquema del circuito térmico 22
7. SELECCIÓN DE INSTRUMENTOS 24
7.1 Selección del actuador 24
7.1.1 Válvula DELTA CP 24
7.1.2 Calculo CV 25
7.2 Selección de sensores 26
7.2.1 Detector de proximidad inductivo 26
7.2.2 Sensor de temperatura 27
7.2.3 Sensor de Presión 28
7.2.4 Platina de orificio 29
7.3 Adquisición y distribución de señales 30
7.3.1 Modulos Field Point 30
7.3.2 Conexiones a los FIELDPOINT 33
7.4 Lenguaje de programación 34
7.4.1 LabWindows CVI 34
8. IMPLEMENTACIÓN DEL CONTROL CLÁSICO (PID) 37
8.1 Sintonización del control PID 37
8.2 Software de control PID 40

8.2.1 Interfaz gráfica 41
7.3 Pruebas y respuesta del sistema 41
7.3.1 Setpoint a 800 rpm 41
9. IMPLEMENTACIÓN DEL CONTROL FUZZY 44
9.1 Definición de los conjuntos Fuzzy 44
9.1.1 Conjuntos Fuzzy 44
9.2 Software de control Fuzzy 46
9.3 Pruebas y respuesta del sistema 48
10. IMPLEMENTACION DEL CONTROL NEURO-PID 51
10.1 Controlador Neuro-PID propuesto 51
10.2 Entrenamiento de la red Backpropagation 52
10.2.1 Datos y selección de variables relevantes 52
10.2.2 Elección de los conjuntos de aprendizaje, validación y test 53
10.2.3 Preprocesamiento de los datos 53
10.2.4 Consideraciones en el entrenamiento 54
10.2.5 Software de la red Backpropagation 54
10.3 Software de control Neuro-PID 55
10.4 Pruebas y respuesta del sistema 57
10.4.1 Setpoint a 800 rpm 57
11. IMPLEMENTACÓN DEL CONTROL FUZZY-PID 60
11.1 Controlador Fuzzy-PID propuesto 60
11.2 El motor de inferencia Fuzzy 60
11.3 Compensación de perturbaciones 63
11.4 SOFTWARE DE CONTROL FUZZY-PID 64
11.5 Pruebas y respuesta del sistema 65
11.4.1 Setpoint a 800 rpm 65
12. DISEÑO MECATRÓNICO 68
13. CONCLUSIONES 70
14. RECOMENDACIONES 72
15. BIBLIOGRAFÍA 74

LISTA DE FIGURAS

Figura	2.1	A. conjuntos borrosos B. conjuntos no borrosos	2
Figura	2.2	Operaciones con lógica borrosa	3
Figura	2.3	Funcionamiento de un sistema de control borroso	4
Figura	2.4	Diferentes formas de la fun. de pertenencia a un conjunto	5
Figura	2.5	Conjuntos borrosos para la temperatura	5
Figura	2.6	Conjuntos borrosos para la velocidad	7
Figura	2.7	Obtención de la fun. de pertenencia del nuevo conjunto de valores de salida.	9
Figura	2.8	Función de pertenencia global y centroide	9
Figura	3.1	Función sigmoidal	13
Figura	3.2	Evolución del error en etapa de aprendizaje	15
Figura	4.1	Conceptos de control en adelanto	18
Figura	5.1	Características de flujo de las válvulas	21
Figura	6.1	Esquema del circuito térmico	22
Figura	7.1	Relación de las válvulas de control DELTA CP	25
Figura	7.2	Válvula DELTA CP	26
Figura	7.3	Detector de proximidad	27
Figura	7.4	Alambre de extensión de termopar tipo K	28
Figura	7.5	Sensor de presión DANFOSS	29
Figura	7.6	Modulo NI FP-1000	31
Figura	7.7.	Comunicación entre el modulo NI FP-1000 y el PC	31
Figura	7.8	Modulo FP TC -120	32
Figura	7.9	Modulo FP AIO-600	33
Figura	7.10	Modulo FP CTR-500	33
Figura	7.11	Ventanas de LABWINDOWS/CVI	35
Figura	8.1	Función escalón	37
Figura	8.2	Análisis gráfico Ziegler-Nichols	37
Figura	8.3	Diagrama de bloques del sistema	40
Figura	8.4	Diagrama de flujo controlador PID	40
Figura	8.5	Interfaz grafica del controlador PID	41
Figura	8.6	Respuesta del controlador PID	42
Figura	8.7	Trasientes de la temperatura de la caldera	42
Figura	8.8	Trasientes del refrigerante del condensador	43
Figura	9.1	Conjunto del error	45
Figura	9.2	Conjunto del cambio del error	45
Figura	9.3	Conjunto de corriente de salida	46
Figura	9.4	Diagrama de flujo controlador FUZZY	47
Figura	9.5	Interfaz del software FUZZY	48
Figura	9.6	Respuesta del controlador FUZZY	49
Figura	9.7	Trasientes de la temperatura de la caldera	49
Figura	9.8	Trasientes del refrigerante del condensador	50
Figura	10.1	Esquema del controlador NEURO-PID	51

Figura 10.2 Esquema de la red empleada 53
Figura 10.3 Interfaz del software de entrenamiento 54
Figura 10.4 Interfaz del software NEURO-PID 56
Figura 10.5 Diagrama de flujo del programa NEURO-PID 57
Figura 10.6 Respuesta del controlador NEURO-PID 58
Figura 10.7 Trasientes de la temperatura de la caldera 59
Figura 10.8 Trasientes del refrigerante del condensador 59
Figura 11.1 Esquema del controlador FUZZY-PID 60
Figura 11.2 Conjunto del cambio en al temperatura de la caldera 61
Figura 11.3 Conjunto del cambio en el caudal del condensador 62
Figura 11.4 Conjunto de la corriente de compensación 62
Figura 11.5 Diagrama de bloques del controlador 63
Figura 11.6 Interfaz del software FUZZY-PID 64
Figura 11.7 Diagrama de flujo del programa FUZZY-PID 65
Figura 11.8 Respuesta del controlador FUZZY-PID 66
Figura 11.9 Trasientes de la temperatura de la caldera 66
Figura 11.10 Trasientes del refrigerante del condensador 67
Figura 12.1 Diseño mecatrónico 69

LISTA DE TABLAS

Tabla 7.1	Código colores válvula DELTA CP	26
Tabla 7.2	Código colores sensor Telemechanique	27
Tabla 8.1	Condiciones estables de sintonización PID	37
Tabla 8.2	Formula para ajuste para respuesta de razón de asentamiento de un cuarto	39
Tabla 8.3	Tabla para la optimización para las perturbaciones	40
Tabla 9.1	Matriz de reglas del controlador	46
Tabla 10.1	Tabla de parámetros para un entrenamiento	55
Tabla 11.1	Matriz de reglas	62

RESUMEN

El objetivo de este trabajo es diseñar e implementar un controlador automático de velocidad para la turbina de vapor de la planta piloto, primero aplicando la teoría clásica del control automático para luego realizar mejoras aplicando otras técnicas de control.

Implementando las diferentes estructuras de controladores se realizan cambios con el fin de obtener la sintonización de los mismos y probar su efectividad sobre el sistema particular a controlar. Se inicia con la estructura PID, se realiza su sintonización y sus respectivas pruebas. Luego se implementa el controlador basado en lógica Fuzzy, se sintoniza y se analiza su comportamiento. Finalmente 2 nuevas estructuras se proponen, la primera un control en adelanto aplicando conceptos clásicos y de lógica Fuzzy y la última reemplaza la lógica Fuzzy del anterior por un modulo de redes neuronales.

1. INTRODUCCIÓN

El control automático es de vital importancia en la industria. En casi todas las fases de procesos industriales se utilizan aparatos de control automático para que mantengan algunas variables dentro de valores requeridos para un producto final. Se pueden identificar fácilmente elementos de control en industrias de procesamiento (ej. Petróleo, química, acero, energía) para el control de la temperatura, presión, caudal; en la manufactura de artículos (ej. partes de automóviles, dispositivos electrónicos) para el control del ensamble, la producción o tratamientos térmicos; en los sistemas de transporte (aviones, trenes, buques, cohetes, proyectiles) para el trafico o también posicionamiento; y en otras aplicaciones como maquinas herramientas, compresores, bombas y en los sistemas generadoras de energía para controlar la velocidad y potencia.

Las ventajas de la aplicación del control son fácilmente visibles y entre ellas se encuentran el aumento en la producción, mejoramiento en la calidad, seguridad en los procesos, economía de materiales, economía de energía y la reducción de inversión de mano de obra en tareas no especializadas.

Este trabajo en su contenido estudia el control automático de la velocidad de la turbina de vapor de la Planta Piloto de la Universidad Autónoma de Bucaramanga en particular. Se aplican inicialmente conceptos de control clásico (Proporcional-Integral-Derivativo) para luego mejorar sus resultados aplicando otras técnicas como la del control en adelanto junto con la Lógica Fuzzy con Redes Neuronales Artificiales.

Este trabajo servirá de guía a todo aquel que desee cumplir con una investigación relacionada con los sistemas de generación de energía térmica, el control convencional y el control inteligente; y será de gran utilidad en las diferentes experiencias de las asignaturas tanto de pregrado como postgrado relacionadas con el área de control automático.

2. LÓGICA FUZZY

2.1 Introducción a la lógica Fuzzy

En la lógica Fuzzy (borrosa) se trabaja con conjuntos, que se definen por sus funciones de pertenencia, que se denotan como $\mu_c(x)$ e indican el grado de pertenencia (entre 0 y 1) del elemento con valor x al conjunto C. Por ejemplo se pueden tener tres conjuntos d tipos de tallas de personas que tengan valores dentro de los siguientes rangos:

BAJA={140,...,170cm} NORMAL={150,...,190cm} ALTA={170,...,200cm}

Las funciones de pertenencia a estos conjuntos borroso podría tener la forma indicada en la figura 2.1(a). En este caso, una persona con una talla de 155 cm. pertenecería en un 50% $(\mu_{BAJA}(155) = 0.5)$ al conjunto de personas BAJAS y en un 25% $(\mu_{NORMAL}(155) = 0.25)$ a las de tamaño NORMAL. En contraposición con los conjuntos borrosos, en lógica binaria tradicional (crisp logia) se utilizan los denominados conjuntos no borrosos (crisp) donde los grados de pertenencia son binarios (0 o 1) como se muestra en la parte b) de la siguiente grafica:

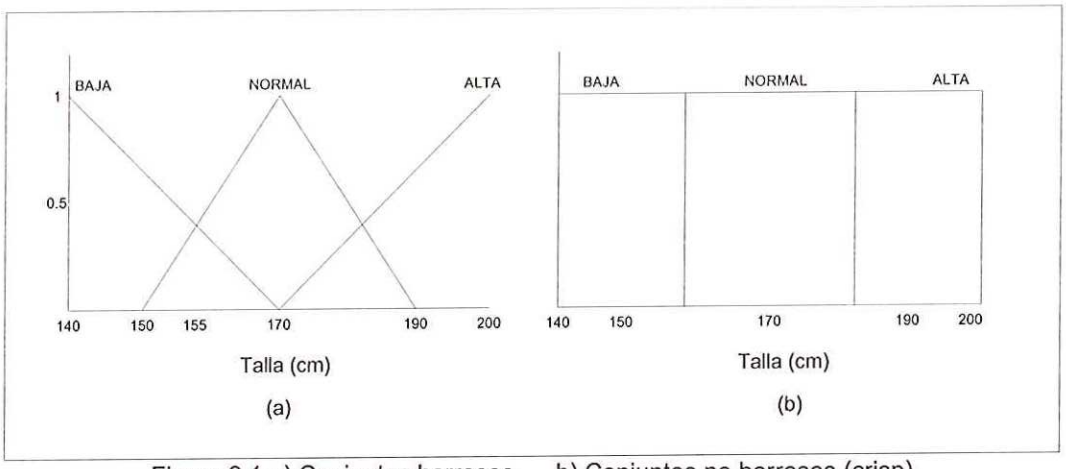


Figura 2.1 a) Conjuntos borrosos b) Conjuntos no borrosos (crisp)

En la lógica borrosa, las operaciones entre conjuntos se plantean en forma de operaciones borrosas entre sus funciones de pertenencia. Las mas utilizadas son las de Unión (U), Intersección (∩) y Complemento (—) para los conjuntos, y las correspondientes suma lógica borrosa (V), producto lógico borroso (Λ) y negación borrosa para las funciones de pertenencia.

Así, estas operaciones aplicadas sobre dos conjuntos borroso A y B con sendas funciones de pertenencia μ_A y μ_B serian:

UNION: $\mu_{A\cup B} = \mu_A(x) \vee \mu_B(x) = \max(\mu_A(x), \mu_B(x))$

INTERSECCION: $\mu_{A\cap B} = \mu_A(x) \wedge \mu_B(x) = \min(\mu_A(x), \mu_B(x))$

COMPLEMENTO: $\mu_{\bar{A}}(X) = 1 - \mu_A(x)$

En el caso de la unión, la función de pertenencia del conjunto resultante se obtiene realizando la operación de suma lógica borrosa entre los grados de pertenencia de cada posible elemento (x) a cada uno de los conjuntos como esta en la figura 2.2

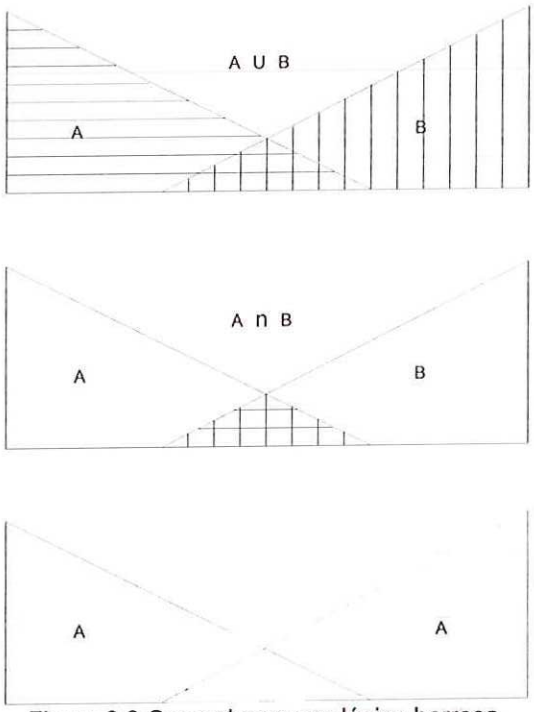


Figura 2.2 Operaciones con lógica borrosa.

El resultado de una suma lógica borrosa coincide con el mayor (max) de los grados de pertenencia (por ejemplo, si los conjuntos fuesen ALTA y DELGADA, una persona un 70% ALTA y un 20% DELGADA pertenecería en un 70% al conjunto de personas ALTAS o DELGADAS). En el caso de la intersección, se realiza el producto lógico o determinación del menor (min) de los grados de pertenencia de un mismo elemento (x) a cada conjunto. La misma persona pertenecería en un 20% al conjunto de personas ALTA que son DELGADA. La función de un conjunto complementario coincide con la función de no pertenencia al conjunto original. En el ejemplo seria una persona un 70% ALTA seria un 30% no ALTA.

2.2 Elementos de un sistema de control Fuzzy

Uno de los motivos de su aplicación es la simplicidad, ya que no requiere constructores matemáticos complejos, lo que permite diseñar mediante la descripción del funcionamiento con lenguaje natural, lo que facilita además las tareas de prueba y mantenimiento del sistema. Otras características importantes son su mayor suavidad en el control comparado con los sistemas convencionales y su posible combinación con tecnologías clásicas ya establecidas con otras más modernas.
En este tipo de control se pueden distinguir 3 partes importantes, fuzzificación (emborronamiento) de los valores de entrada, otra de evaluación de reglas de control borrosas y una última de defuzzificación para obtener los valores concretos de salida. En la figura 2.3 se presenta un esquema del funcionamiento general de un sistema de control borroso.

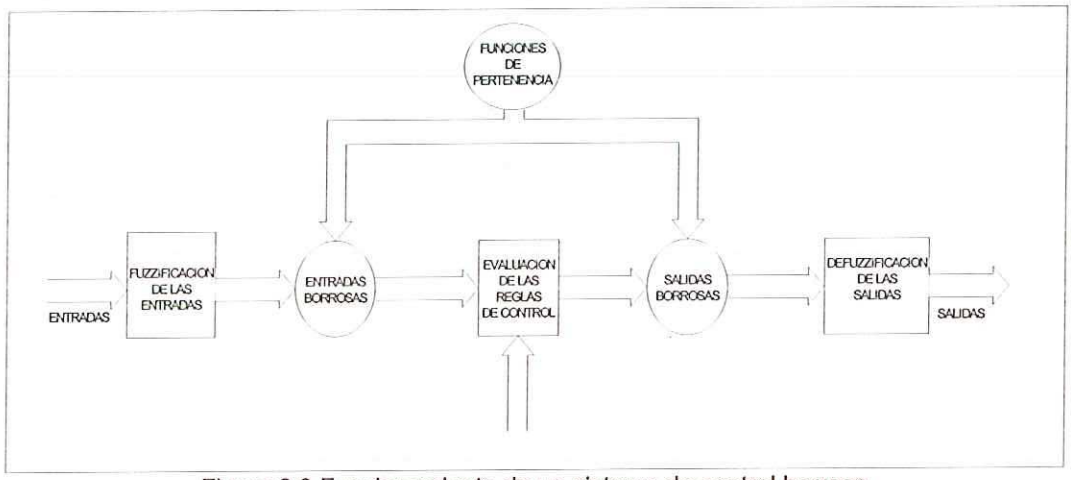


Figura 2.3 Funcionamiento de un sistema de control borroso

2.2.1 Fuzzificación de las entradas

La fuzzificación de una entrada es el proceso por el cual se calcula su grado de pertenencia a uno o varios de los conjuntos borrosos en que se divide el rango de valores posibles para dicha entrada. Por ejemplo, si se trata de un sistema de control de la velocidad de giro de un ventilador cuya entrada es la temperatura ambiente, el rango de posibles temperaturas se podría considerar dividido en tres conjuntos borrosos, que se denominan: FRIA, donde se incluyen temperaturas de 5 a 13 C; FRESCA, con valores desde 9 a 21 C; AGRADABLE, con los valores 17-29C; CALIDA, con valores 25-37C, y el conjunto de temperatura TORRIDA, con valores entre 33 y 40 C.
Estos conjuntos pueden considerarse borrosos si se supone que los valores de temperatura que contienen no pertenecen en el mismo grado al conjunto.
La función de pertenencia permite determinar, a partir del valor de un elemento, su grado de pertenencia al conjunto, siendo este un valor real normalizado entre 0 (no pertenece) y 1 (pertenece al 100%). Esta función se denota como $\mu(x)$, siéndo el valor del elemento. Las funciones de pertenencia deben definirse a partir de la experiencia o la intuición o simplemente utilizando el

sentido común, suelen tener forma triangular, trapezoidal o gaussiana como las que aparecen en la figura 2.4.

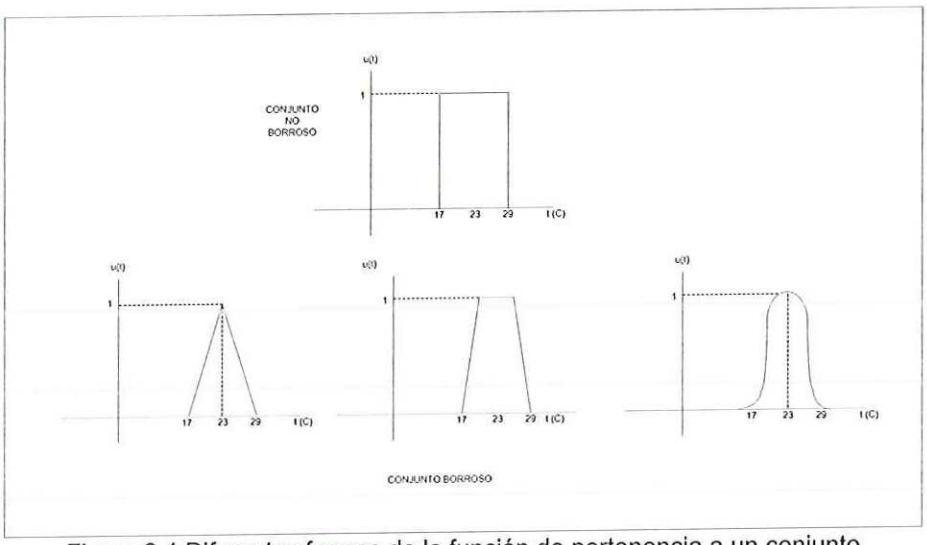


Figura 2.4 Diferentes formas de la función de pertenencia a un conjunto

Utilizando conjuntos triangulares en el problema del ventilador, se pueden tener funciones de pertenencia para todo el domino de posibles valores de entrada como las indicadas en la siguiente figura:

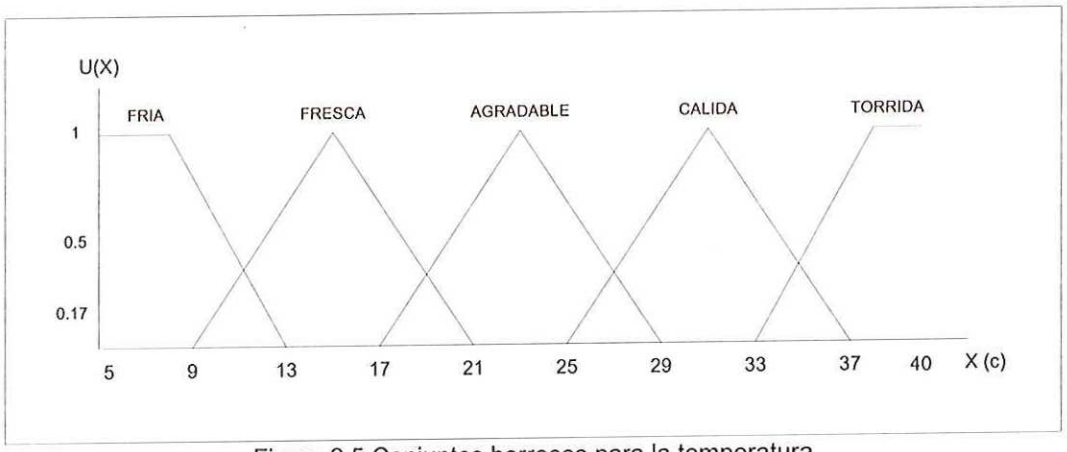


Figura 2.5 Conjuntos borrosos para la temperatura

De acuerdo a la figura anterior, si la temperatura ambiente de entrada al sistema es de 15 C, se trata de una temperatura totalmente FRESCA. Si fuese de 16 C, seria un 83% FRESCA; mientras que 18 C se podría considerar como FRESCA (50%) o AGRADABLE (17%).

Denominando a los N conjuntos como $A_1, A_2, ...A_3$ los valores que se obtienen después de la etapa de fuzzificación son los grados de pertenencia del valor de entrada x a cada uno de estos conjuntos borrosos: $\mu_{A1}(x), \mu_{A2}(x), ...\mu_{AN}(x)$.

$$\mu_{FRIA}(18) = 0.0 \qquad \mu_{TORRIDA}(18) = 0.0$$
$$\mu_{CALIDA}(18) = 0.0 \qquad \mu_{AGRADABLE}(18) = 0.17$$
$$\mu_{FRESCA}(18) = 0.5$$

2.2.2 Evaluación de las reglas de control

Para controlar el comportamiento del sistema, se debe establecer una serie de reglas de la forma SI-ENTONCES para indicar la acción a realizar en función del conjunto al que pertenece la entrada al sistema. La forma general de una regla es:

R: SI(x es A) ENTONCES (y será C)

También se pueden utilizar las notaciones:

R: A-> C R: (A;C)

La primera parte de la regla es el antecedente. La segunda parte (ENTONCES) se denomina consecuente donde van contenidos los nombres de los conjuntos borrosos a los que deben pertenecer las salidas del sistema si se cumple el antecedente correspondiente.

En el control de velocidad de un ventilador, para poder establecer las reglas, es preciso realizar una división del dominio de posibles valores de salida, en este caso velocidades de rotación, creando una serie de conjuntos borrosos, de forma similar a como se hizo con la temperatura de entrada. En la figura 2.6 se muestran estos conjuntos para la velocidad, que se han denominado de la siguiente forma: PARADO, incluye las velocidades entre 0 y 20 r.p.m.; LENTA, con velocidades en el rango 10 r.p.m. -30 r.p.m.; MEDIA = {20...40}; RAPIDA = {30…50}; y MAXIMA = {40…60}.

Las reglas de control serian en este caso:

Regla 1: SI (Temperatura es FRIA) ENTONCES (Velocidad será RAPIDO)
Regla 2: SI (Temperatura es FRESCA) ENTONCES (Velocidad será LENTA)
Regla 3: SI (Temperatura es AGRADABLE) ENTONCES (Velocidad será MEDIA)
Regla 4: SI (Temperatura es CALIDA) ENTONCES (Velocidad será RAPIDA)
Regla 5: SI (Temperatura es TORRIDA) ENTONCES (Velocidad será MAXIMA)

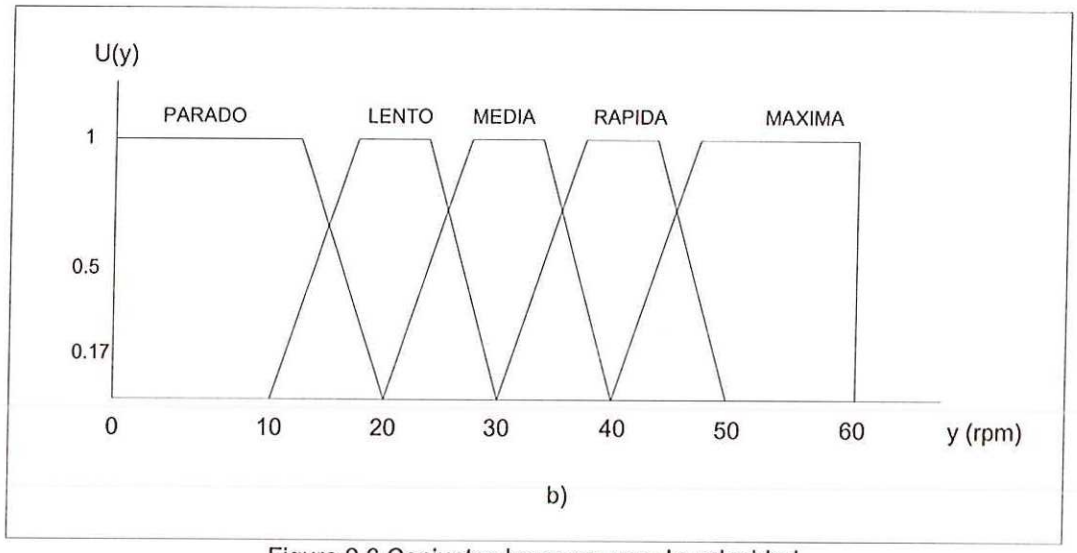


Figura 2.6 Conjuntos borrosos para la velocidad

Las reglas definidas componen la base de reglas del sistema. Su evaluación consiste en determinar que regla (o reglas) se activará ante un determinado valor de entrada. Para averiguarlo, se parte del grado de pertenencia de dicho valor a cada uno de los diferentes conjuntos borrosos del dominio de entrada. En el caso mostrado en la figura anterior, para una temperatura de 18º C, los grados de pertenencia eran $\mu_{FRESCA}(18) = 0.5$, $\mu_{AGRADABLE}(18) = 0.17$ y el resto cero, por lo que es evidente que se activarían (o dispararían) las reglas 2 y 3, ya que se esa temperatura es FRESCA (50%) y AGRADABLE (17%).

Regla i: Si (x es Ai) ENTONCES (y será Ci)
Peso de la regla i = $\mu_{Ai}(x)$
$(\mu_{Ci}(y))$ = Peso de la regla i = $(\mu_{Ai}(x))$

Cuando el sistema tiene varias entradas, el antecedente se compone varias condiciones referidas a los conjuntos a los que pertenecen estas.

En el caso de dos entradas, se tendrían reglas como:

Regla i: SI ((x1 es Ai) Y (x2 es Bi)) ENTONCES (y será Ci)
Regla j: SI ((x1 es Aj) Y (x2 es Bj)) ENTONCES (y será Cj)

Para calcular el peso asociado a cada una de estas reglas, se aplican los operadores producto y suma lógica borrosa.

Peso Regla i = min $(\mu_{Ai}(x_1), \mu_{Bi}(x_2))$
Peso Regla j = máx $(\mu_{Ai}(x_1), \mu_{Bi}(x_2))$

$\mu_{Ci}(y)$ = Peso Regla i = min $(\mu_{Ai}(x_1), \mu_{Bi}(x_2))$
$\mu_{Ci}(y)$ = Peso Regla j = máx $(\mu_{Ai}(x_1), \mu_{Bi}(x_2))$

En los sistemas con más de una salida, el grado de pertenencia de la salida a un conjunto se corresponderá con el mayor peso de todas las reglas en cuyo consecuente aparezca el conjunto:

Regla i: Si... ENTONCES (y1 será C) Y (y2 será D)
Regla j: Si... ENTONCES (y1 será C) Y (y2 será E)

$\mu_c(y_1)$ = máx (Peso regla i, Peso regla j)
$\mu_D(y_2)$ = Peso regla i
$\mu_E(y_2)$ = Peso regla j

Cuando se tienen las reglas que definen el comportamiento del sistema, se procede a la defuzzificación de las salidas.

2.2.3 Defuzzificación de las salidas

La defuzzificación de las salidas consiste en obtener un valor numérico para cada una de las salidas del sistema a partir de los conjuntos borrosos a los que pertenecen. En el caso del mismo problema del ventilador, se puede llegar a la conclusión, mediante la evaluación de las reglas, de que la velocidad deber ser MEDIA, pero esto no es suficiente, ya que es preciso obtener un valor numérico que indique la velocidad exacta a la que debe girar el ventilador.

Existen varias técnicas de defuzzificación. Las más utilizadas son el método del centroide, método del semifallo y método de la media ponderada.

2.2.3.1 Método del centroide

Es el mas utilizado. Consiste en crear para la salida del sistema una función de pertenencia a un nuevo conjunto obtenido como unión de aquellos a los que pertenece parcialmente el valor de salida. Esta nueva función puede calcularse mediante la suma de las funciones de pertenencia de estos conjuntos, pero multiplicadas aritméticamente por el grado de pertenencia de la salida al subconjunto, que ya fue calculado en la fase anterior de evaluación de las reglas de control. Si se activan dos reglas (Ri y Rj), obteniéndose que la salida (y) pertenece a los conjuntos Ci y Cj en los grados dados por los pesos de las correspondientes reglas, entonces la función de pertenencia del nuevo conjunto C, unión de los anteriores, seria:

$$\mu_c(y) = \text{Peso Regla Ri} * \mu_{ci}(y) + \text{Peso Regla Rj} * \mu_{cj}(y)$$

Otra posibilidad, sería el considerar las funciones originales simplemente limitadas superiormente por el valor de los pesos. En este caso, se escogería utilizando el producto lógico borroso, en lugar del producto aritmético.

$$\mu_c(y) = \min(\text{Peso Regla Ri} * \mu_{ci}(y)) + \min(\text{Peso Regla Rj} * \mu_{cj}(y))$$

Si la temperatura es de 18° C, se activaron las reglas 2 y 3, correspondientes a velocidades LENTA y MEDIA con pesos 0.5 y 0.17, respectivamente, por lo que el nuevo conjunto de valores de salida, unión de los anteriores, se calcularía sumando las funciones sombreadas si se sigue el primer criterio (producto aritmético) como en la parte a de la siguiente figura 2.7, y sumando las de la figura 2.7.b si se utiliza el segundo criterio (producto lógico borroso).

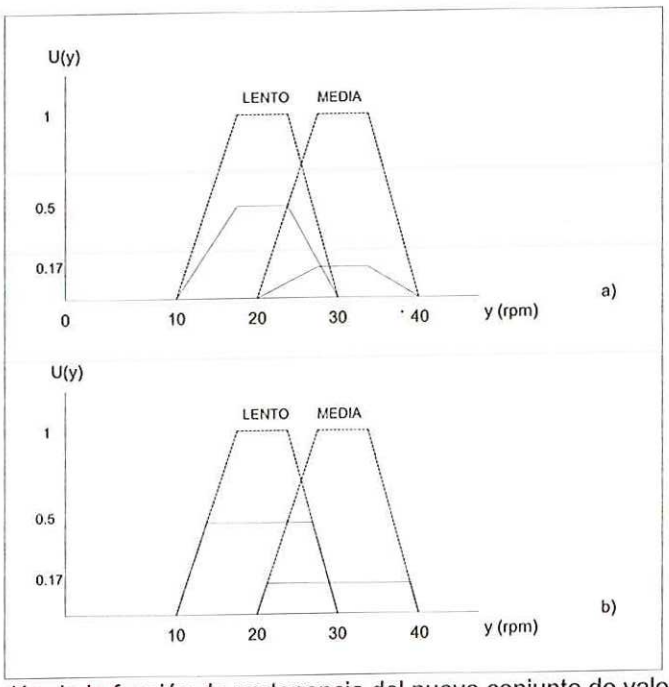


Figura 2.7 Obtención de la función de pertenencia del nuevo conjunto de valores de salida: (a) Producto aritmético. (b) Producto lógico borroso

En el caso del producto lógico borroso, si se calcula dicha suma, la función de pertenencia global seria la que aparece en la siguiente figura:

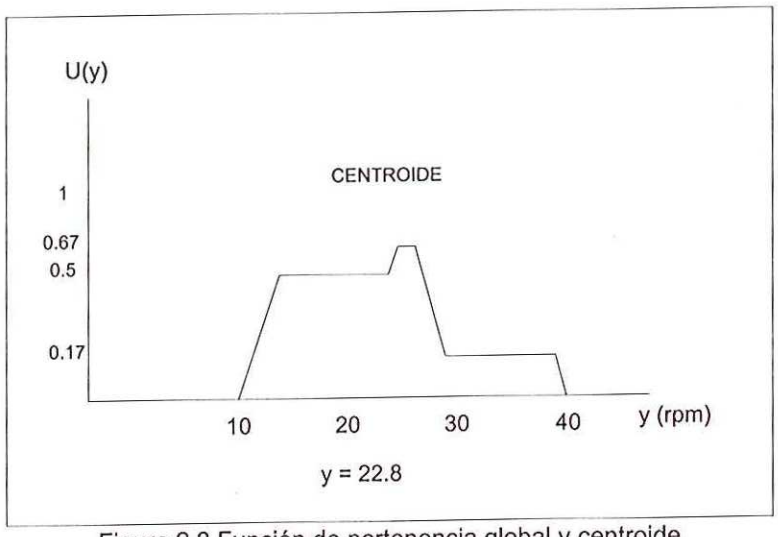


Figura 2.8 Función de pertenencia global y centroide

Cuando se tiene la función de pertenencia global, se calcula el valor exacto de la salida como el centroide (centro de gravedad) de esta función mediante la expresión general:

$$y = \frac{\int y\mu(y)dy}{\int \mu(y)dy}$$

Ecuación. 2.1

Cuando se trabaja con valores de salida discretos, las integrales se reemplazan por sumatorias en el rango de los n valores posibles para la salida:

$$y = \frac{\sum_{k=1}^{n} y_k \mu(y_k)}{\sum_{k=1}^{n} \mu(y_k)}$$

Ecuación 2.2

Para el caso del problema del ventilador se tiene:

$$y = Centroide = \frac{\int_{10}^{40} y\mu(y)dy}{\int_{10}^{40} \mu(y)dy} = \frac{253.3}{11.1} = 22.8rpm$$

Para obtener este valor con la forma de la sumatorias se tiene:

$$y = Centroide = \frac{Centroide_{LENTA} * Subarea_{LENTA}(y) + Centroide_{MEDIA} * Subarea_{MEDIA}(y)}{Subarea_{LENTA} + Subarea_{MEDIA}}$$

Ecuación 2.3

$$y = \frac{20*8+30*3.1}{8+3.1} = \frac{253.3}{11.1} = 22.8rpm$$

Este método del centroide fue el implementado en el programa para el control Fuzzy y Neurofuzzy propuesto en este proyecto. Trabajos de investigación han mostrado que el método de defuzzificación no influye de forma significativa en las respuestas efectivas de un controlador basado en la lógica Fuzzy.

3. REDES NEURONALES ARTIFICIALES

Las neuronas se modelan mediante unidades de proceso. Cada unidad de proceso se compone de una red de conexiones de entrada, una función de red (de propagación), encargada de computar la entrada total combinada de todas las conexiones, un núcleo central de proceso, encargado de aplicar la función de activación, y la salida, por dónde se transmite el valor de activación a otras unidades.

Función de propagación o de red: Calcula el valor de base o entrada total a la unidad, generalmente como simple suma ponderada de todas las entradas recibidas, es decir, de las entradas multiplicadas por el peso o valor de las conexiones. Equivale a la combinación de las señales excitatorias e inhibitorias de las neuronas biológicas.

Función de activación: Es la característica principal de las neuronas, la que mejor define el comportamiento de la misma. Se usan diferentes tipos de funciones, desde simples funciones simples a funciones no lineales. Se encarga de calcular el nivel o estado de activación de la neurona en función de la entrada total.

Conexiones ponderadas: hacen el papel de las conexiones sinápticas, el peso de la conexión equivale a la fuerza o efectividad de la sinápsis. La existencia de conexiones determina si es posible que una unidad influya sobre otra, el valor de los pesos y el signo de los mismos definen el tipo (excitatorio/inhibitorio) y la intensidad de la influencia.

Salida: calcula la salida de la neurona en función de la activación de la misma y se toma como salida el valor de activación. El valor de salida cumpliría la función de la tasa de disparo en las neuronas biológicas.

3.1 Estructura y formas de interconexión

Para diseñar una red se debe establecer como estarán conectadas unas unidades con otras y determinar adecuadamente los pesos de las conexiones. Lo más usual es disponer las unidades en forma de capas, hablándose de redes de una, de dos o de más de dos capas, es decir las llamadas redes multicapa.

Lo más usual es disponer tres o más capas: la primera capa, la capa de entrada actúa como buffer de entrada, almacenando la información bruta suministrada a la red o realizando un sencillo pre-proceso de la misma; la capa de salida actúa como interfaz o buffer de salida, almacenando la

respuesta de la red para que pueda ser leída; Las capas ocultas, las capas intermedias, principales encargadas de extraer, procesar y memorizar la información.

3.2 La función de propagación

Se encarga de calcular la entrada total de la neurona como combinación de todas las entradas. La función lineal de base, utilizada en este proyecto consiste en la sumatoria de las entradas ponderadas.

Dado una unidad *j*, y *n* unidades conectadas a ésta, si se llama *X* al vector de entradas (que coincide con las salidas de las unidades de la capa anterior) y *Wj* al vector de pesos de las conexiones correspondientes, esta función quedaría así

$$net_j(X, W_j) = \sum_{i=1}^{n} x_i w_{ij}$$

Ecuación 3.1

Al representar los pesos se utilizan dos subíndices para indicar que conectan dos unidades, *i* y *j*, dónde *j* se refiere la unidad actual.

3.3 La función de activación

Se suele distinguir entre funciones lineales, en las que la salida es proporcional a la entrada; funciones de umbral, en las cuales la salida es un valor discreto (típicamente binario 0/1) que depende de si la estimulación total supera o no un determinado valor de umbral; y funciones no lineales, no proporcionales a la entrada.

3.3.1 La función sigmoidal

Es probablemente la función de activación más empleada en la actualidad.

$$act_j(net_j) = \frac{1}{(1 + e^{-net_j/\sigma})}$$

Ecuación 3.2

Se trata de una función continua no lineal. La función sigmoidal posee un rango comprendido entre 0 y 1. Esto, aplicado a las unidades de proceso de una red neuronal artificial significa que, sea cual sea la entrada, la salida estará comprendida entre 0 y1.

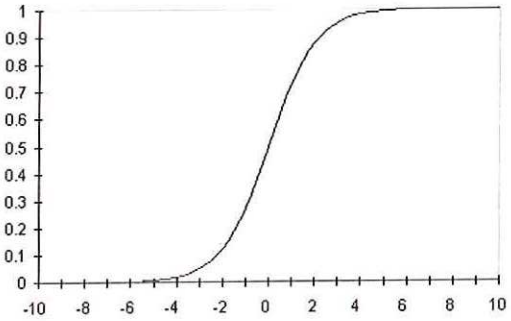


Figura 3.1 Función sigmoidal

La salida de una neurona vale 0.5 cuando la entrada es nula, esto significa que una neurona tiene cierta actividad aún en ausencia de estimulación. Al aumentar la estimulación la neurona aumenta su activación, y la disminuye si la estimulación es inhibitoria, de forma parecida a como se comportan las neuronas reales.

La función de activación empleada en el desarrollo de la red neuronal empleada en este proyecto es precisamente la función sigmoidal.

3.4 Modo de operación

En cualquier red neuronal cabe distinguir la fase o proceso de aprendizaje, opcionalmente una fase de prueba, y la fase de aplicación.

El aprendizaje consiste en la presentación de patrones a la red, y la subsiguiente modificación de los pesos de las conexiones siguiendo alguna regla de aprendizaje que trata de optimizar su respuesta, generalmente mediante la minimización del error (empleado en este proyecto). El modo de aprendizaje más sencillo consiste en la presentación de patrones de entrada junto a los patrones de salida deseados para cada patrón de entrada, por eso se llama aprendizaje supervisado.

3.5 Regla de aprendizaje

Cualquiera que sea el tipo de aprendizaje usado, la regla de aprendizaje usada, indica como se modifican los pesos de las conexiones en función de los datos usados en la entrada.

3.5.1 La regla delta generalizada

Esta modifica los pesos realizando en cada ciclo de aprendizaje un incremento de los pesos proporcional a la tasa de variación del error respecto al peso, en sentido negativo.

La modificación de cada peso se calcula sumándole la discrepancia entre la salida deseada y la obtenida, multiplicado por la entrada y por un coeficiente de aprendizaje:

$$w(t+1) = w(t) + \eta \cdot x_i \cdot (T\arg et - Output)$$

Ecuación 3.3

3.6 Aprendizaje supervisado

El aprendizaje consiste en la modificación de los pesos de las conexiones en el sentido de reducir la diferencia entre la salida obtenida y la deseada. Los pasos generales a seguir por este algoritmo son los siguientes:

Asignar aleatoriamente los pesos de todas las conexiones (preferiblemente con valores pequeños)

Seleccionar un patrón de entrada y el patrón de salida deseado correspondiente.

Presentar el patrón de entrada y calcular la salida de la red mediante las operaciones usuales: sumatoria de las entradas ponderadas, función de activación y transferencia a la siguiente capa, hasta llegar a la capa de salida.

Cálculo del error entre la salida obtenida y la deseada. El error (función objetivo) se suele definir como la suma de los cuadrados de las diferencias entre las salidas reales obtenidas y las deseadas, promediado para todas las unidades de salida y todos los patrones de entrenamiento. Si el error es menor de cierto criterio fijado, incrementar el número de ejemplos correctos; si todos los ejemplos se han clasificado correctamente, finalizar, sino, continuar.

Aplicar la regla de aprendizaje, es decir, ajustar los pesos de las conexiones tratando de disminuir el error, mediante el gradiente del error. Para reducir el error habrá que modificar los pesos de las conexiones, en proporción a la tasa de variación del error con respecto a la variación del peso, o sea, la derivada del error respecto al peso.

Volver al paso 2

3.7 La red de retropropagación (Backpropagation)

La retropropagación (el algoritmo de aprendizaje empleado en este proyecto) consiste en propagar el error hacia atrás, de la capa de salida hacia la capa de entrada, pasando por las capas ocultas intermedias y ajustando los pesos de las conexiones con el fin de reducir dicho error.

3.8 Validación Cruzada

En un proceso de entrenamiento se debe considerar, por una parte, un error de aprendizaje, que se suele calcular como el error cuadrático medio de los resultados proporcionados por la red para el conjunto de patrones de aprendizaje. Con una red suficientemente grande, puede reducirse tanto como se quiera solo con llevar a cabo más iteraciones. Por otra parte, existe un error de generalización, que se puede medir empleando un conjunto representativo de patrones diferentes a los utilizados en el entrenamiento. De esta manera, podemos entrenar una red neuronal haciendo uso de un conjunto de aprendizaje, y comprobar su eficiencia real, o error de generalización, mediante un conjunto de test.

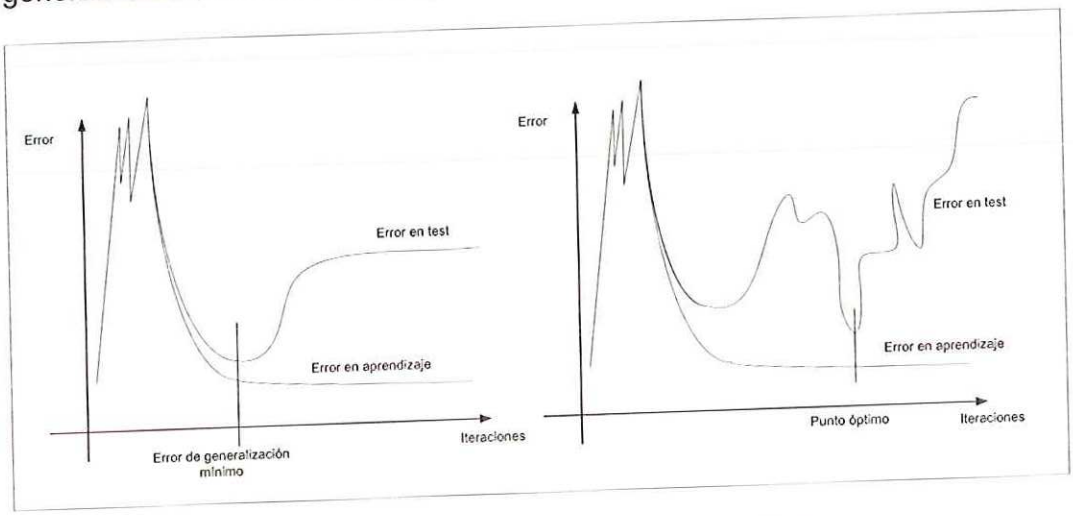


Figura 3.2 Evolución del error en etapa de aprendizaje

Si se entrena una red hasta alcanzar un pequeño error en aprendizaje, la eficacia real del sistema o generalización se degrada.

Si se representa a la vez el error en aprendizaje y el error en test durante el transcurso del aprendizaje, se obtiene una grafica como la de la figura 3.2 de la izquierda donde se observa que después de la fase inicial, en la que pueden aparecer oscilaciones en el valor del error, el de aprendizaje tiende a disminuir monótonamente, mientras que el error de generalización a partir de cierto punto comienza a incrementarse, lo que indica una degradación progresiva del aprendizaje.

Este fenómeno se da debido a que al principio la red se adapta progresivamente al conjunto de aprendizaje, acomodándose al problema y mejorando la generalización. Sin embargo, en un momento dado el sistema se ajusta demasiado a las particularidades de los patrones empleados en el entrenamiento, aprendiendo incluso el ruido en ellos presente, por lo que crece el error que comente ante patrones diferentes a los empleados en el

entrenamiento (error de generalización). En este momento la red no ajusta correctamente el mapping, sino que simplemente esta memorizando los patrones del conjunto de aprendizaje, lo que técnicamente se denomina sobreaprendizaje o sobreajuste (overtraining o overfitting), pues la red esta aprendiendo demasiado perdiendo la capacidad de interpolar y extrapolar.

Idealmente una arquitectura de red neuronal debe entrenarse hasta un punto óptimo en el que el error de generalización sea mínimo. El procedimiento consistente en entrenar y validar a la vez para detenerse en le punto óptimo se denomina validación cruzada (cross validation) y es ampliamente utilizado en la fase de desarrollo de una red neuronal supervisada como el MLP.

En la parte derecha de la figura 3.2 se observa una parte realista de la situación del aprendizaje. En realidad pueden presentarse varios mínimos para el conjunto de test, debiendo detener el aprendizaje en el punto óptimo de mínimo error de generalización, y no quedarse en el primer mínimo en test que aparezca. Distintas técnicas de parada temprana (early stopping) existen, aunque muchas veces basta con dejar que el aprendizaje discurra hasta una cota razonable de error dependiendo del problema, guardando periódicamente las distintas configuraciones intermedias de pesos, para luego utilizar los que proporcionaron un error de test mínimo.

3.8.1 Pérdida de generalización (Generalization Loss)

Existen diferentes criterios de parada. Sea E la función objetivo (función del error) del algoritmo de entrenamiento, por ejemplo el error cuadrado. El error del conjunto de entrenamiento (error de entrenamiento), $E_{tr}(t)$, es el error promedio por cada ejemplo sobre el conjunto de entrenamiento, medido después de una época t. El error de validación, $E_{va}(t)$, es el error correspondiente en el conjunto de validación y es utilizado por el criterio de parada. El error de prueba, $E_{te}(t)$, es el error correspondiente en el conjunto de prueba; no es conocido por el algoritmo de entrenamiento pero estima el error de generalización y por ende evalúa la calidad de la red después del entrenamiento. En la realidad, el error de generalización usualmente se desconoce y únicamente el error de validación se puede utilizar para su cálculo.

$E_{opt}(t)$ se define como el menor error de validación obtenido en todas las épocas hasta t:

$$E_{opt}(t) := \min_{t' \le t} E_{va}(t')$$

Ecuación 3.4

La perdida de generalización en una época t se define como el incremento relativo del error de validación sobre el mínimo hasta el momento (en porcentaje):

$$GL(t) = 100 \cdot \left(\frac{E_{va}(t)}{E_{opt}(t)} - 1 \right)$$

Ecuación 3.5

Una de las razones para parar el entrenamiento obviamente es una alta pérdida de generalización, porque directamente indica sobreajuste. Por lo tanto este valor GL nos indica detención tan pronto la perdida de generalización exceda un cierto valor.

GL_α : parar después de la primera época t con $GL(t) > \alpha$

4. CONTROL EN ADELANTO

4.1 Generalidades del control en adelanto

El control en adelanto es una mejora del control con realimentación, que en si es simple, siendo esta su gran ventaja pero teniendo como su mayor desventaja que ante cualquier perturbación requiere perder el estado de su valor consigna para que el controlador empiece a actuar lo que se puede ver como una estrategia de control reactiva[1]. Por su naturaleza, este tipo de control resulta en una desviación temporal en la variable controlada. Muchos procesos permiten este tipo de desviaciones. En muchos otros procesos sin embargo, estas desviaciones deben ser minimizadas a tal punto que el control en realimentación simple no podría tener un buen desempeño.
La idea de un control en adelanto es de compensar las perturbaciones antes que afecten la variable controlada. Específicamente, el control en adelanto mide las perturbaciones antes que entren al proceso y de acuerdo a ellas hace los ajustes pertinentes para que la variable controlada no se desvíe de su consigna.

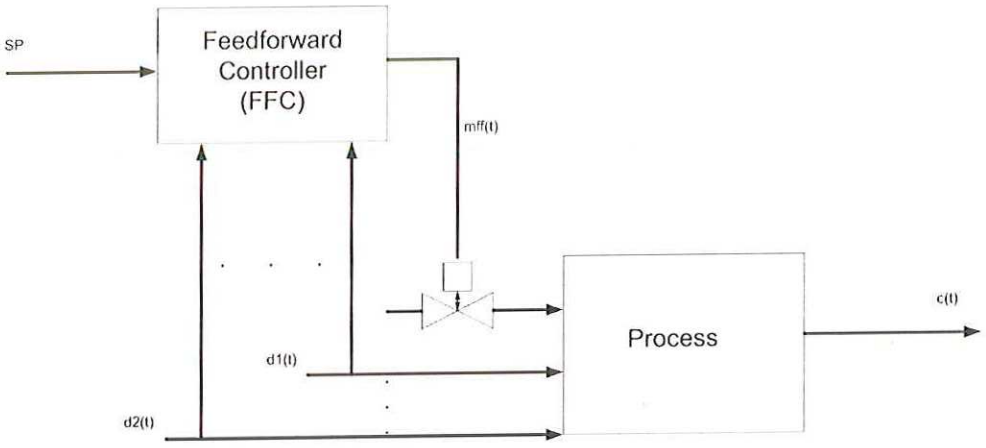


Figura 4.1 Concepto de control en adelanto

d(t) es una perturbación entrando al proceso, tan pronto el controlador en adelanto (FFC) capta la perturbación, un nuevo valor es calculado por el controlador mff(t) y es enviado al proceso (válvula).

[1] Smith, Corripio. Principles and Practice of Automatic Process Control. 2nd Edition. Pag. 494.

Esta estructura de control en adelanto ha demostrado ser muy efectiva en la gran mayoría de ensayos realizados en distintos tipos de plantas, y ha sido utilizado en numerosas estrategias de control. Los controladores PID combinados con controladores por adelanto son la nueva generación de controladores en plantas como las de generación de energía por medio de la energía solar.[2]

[2] Rubio et al., Control de campos de colectores solares. Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial. Octubre 2006. Pag. 5.

5. VÁLVULAS

Las válvulas son unos de los instrumentos de control más esenciales en la industria. Siendo un elemento mecánico con el cual se puede iniciar, detener o regular la circulación (paso) de fluidos mediante una pieza movible que abre, cierra u obstruye en forma parcial uno o más orificios o conductos.

La válvula automática de control (parte motriz y cuerpo) generalmente constituye el último elemento en un lazo de control instalado en la línea de proceso y es el orificio que continuamente cambia su sección de paso para controlar un caudal en una forma determinada, para el caso de este proyecto el caudal de vapor.

Cv es una unidad que indica la capacidad de la válvula. El coeficiente del flujo de la válvula (Cv), es el número de galones por minuto de agua a una temperatura de 60 F, que pueden pasar a través de la restricción de la válvula con una perdida de un psi. Este número es el utilizado para el dimensionamiento de la válvula.

Para cada tipo determinado de válvula, el coeficiente Cv es proporcionado por el fabricante en graficas o tablas de Cv en funcion del diámetro y la apertura.

$$Cv = Cv(d,x)$$

Ecuación 6.1

5.1 Característica de Flujo

Es la relación entre el flujo que pasa por una válvula y su apertura. Los fabricantes proveen la relación caudal apertura para perdida de carga constante (relación de Cv con la apertura). Esta es una propiedad de la válvula. Existen características inherentes conocidas. En la figura 5.1 se presentan algunas de ellas.

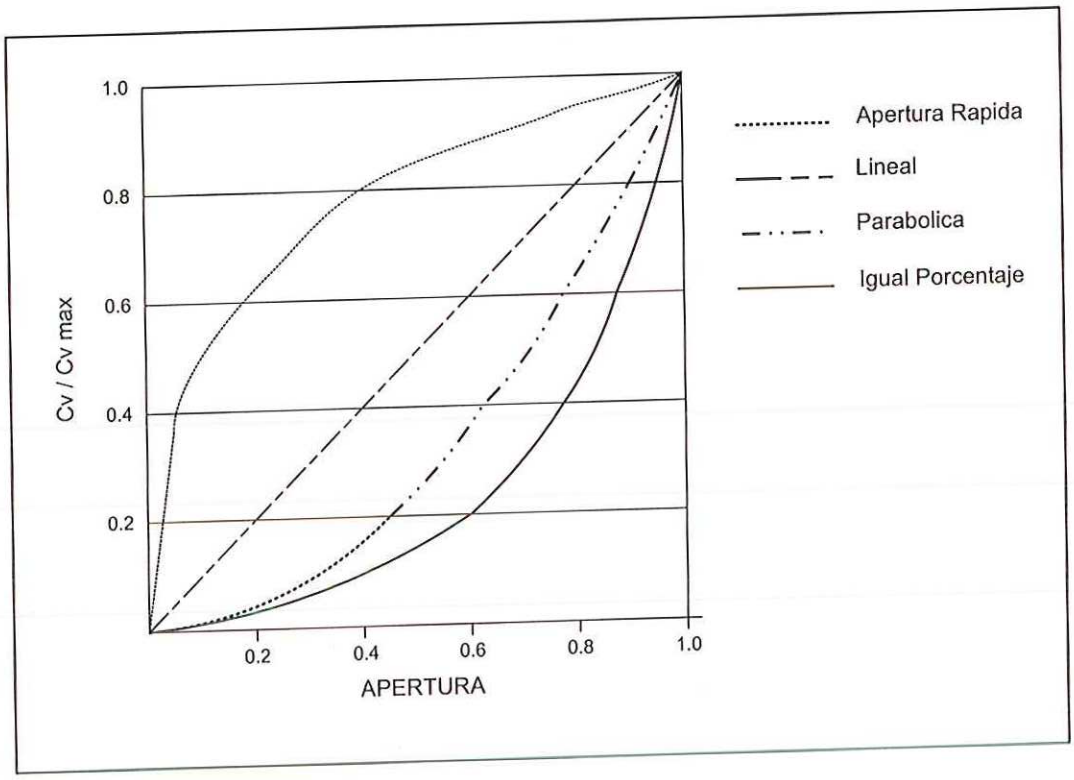


Figura 5.1 Características de flujo de las válvulas

6. DESCRIPCIÓN DEL PROCESO

6.1 Esquema del circuito térmico

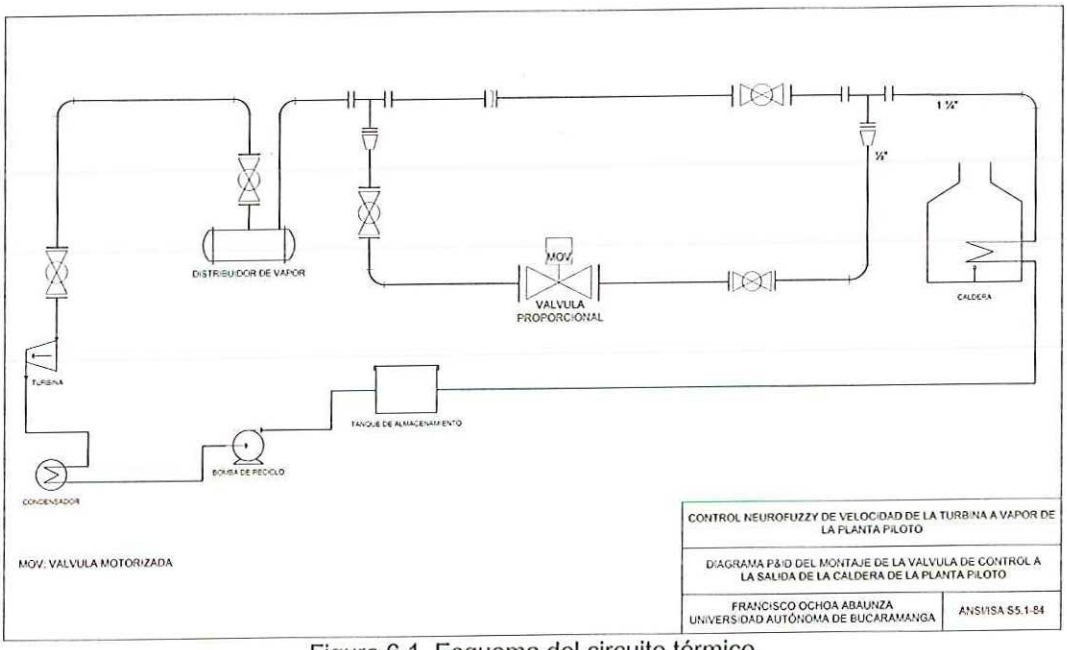


Figura 6.1. Esquema del circuito térmico

En general, las plantas térmicas utilizan la energía de un combustible para producir electricidad. El agua es calentada en una caldera hasta que se convierte en vapor. Este vapor es llevado luego a una turbina que contiene aspas conectadas a un eje.
A medida que el vapor se mueve por los alabes, el eje empieza a rotar. Este eje esta conectado al rotor de un generador que produce la energía eléctrica.

En la planta piloto se encuentra instalada una turbina de vapor, que es alimentada con vapor de agua en estado saturado (a la presión de la caldera) proveniente de una caldera pirotubular.

El agua que entra a la caldera es evaporada debido a que el comportamiento de esta es como un gran intercambiador de calor donde la calor que se origina en los gases de combustión del gas natural se transfiere al agua que va fluyendo por unos tubos dentro de la carcaza. Luego el vapor ingresa a la turbina axial (tipo Terry) donde se expande chocando con los alabes de la turbina, produciendo trabajo al hacer girar el eje de esta que a su vez esta conectado a un generador eléctrico (motor de corriente continua conectado como generador).

Una vez el vapor se expande dentro de la turbina, una mezcla liquido-vapor de baja energía se dirige a un condensador (con la corriente de agua de refrigeración a temperatura ambiente) y de esta forma el vapor se condensa con excitación independiente tipo shunt.

A la salida del condensador se encuentra una bomba que trabaja con presión de vació y lleva el condensado a la caldera.

La variable manipulada en la planta es la corriente que opera la válvula de control y su objetivo principal es mantener la velocidad de la turbina en el valor deseado. Las perturbaciones más importantes son los cambios en la presión de la caldera y en la corriente de agua del condensador.

Existe además, una característica especial de la planta en estudio. Esta tiene que ver con el montaje de la válvula de control. Esta está localizada lejos de la entrada de la turbina y no a la entrada como en todos los montajes similares. Lo último se hizo con la intención de añadir un tiempo muerto significativo al proceso.

Este tiempo, sumado con el retardo que el actuador presenta (después que el controlador le envía la señal y antes que empiece a operar) es una dificultad significativa para el control del sistema. Posiblemente el elemento dinámico mas difícil de manejar[1]. El sistema de control propuesto permite mantener la velocidad de la turbina constante, ajustada a un valor necesario para la generación de energía eléctrica. Aspecto importante ya que esta planta es una reproducción a escala de una planta térmica de generación de energía en donde condiciones de velocidad estables en los generadores son un factor primordial.

[1] F.G. Shinskey. "Sistemas de Control de Procesos". Tomo I.Mc Graw Hill. 1996. Pg. 10.

7. SELECCIÓN DE INSTRUMENTOS

Todos los sistemas de control automático requieren de instrumentos que permitan leer variables del sistema, capturar las señales de los lectores, generadores de señales para ser enviadas a los actuadores y los mismos actuadores que son los que finalmente van a influir directamente en la acción de control.
En este proyecto la variable sobre la cual se actúa directamente modificando su valor es la apertura de la válvula de control que estrangulara el vapor proveniente de la caldera reduciéndole su presión y a la vez su energía interna lo cual afecta el movimiento angular del rotor de la turbina ya sea para aumentar su velocidad o disminuirla.

7.1 Selección del actuador

7.1.1 Válvula DELTA CP

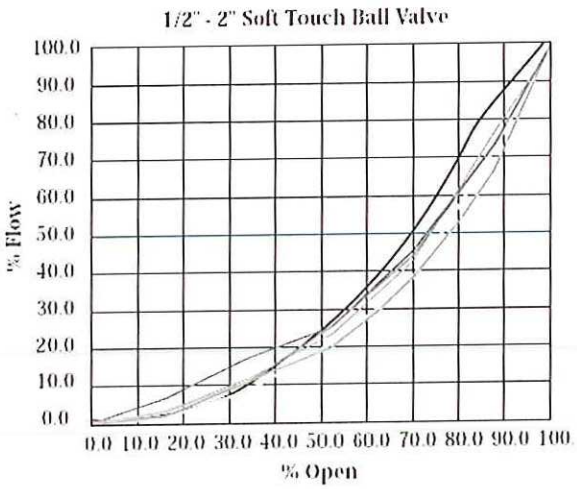
La válvula que seleccionada, es de la compañía DELTA CONTROL PRODUCTS INC, en su línea ST VALVULAS DE BOLA (SoftTouch Ball Valves).

Los parámetros tenidos en cuenta para su selección son los siguientes:

- Resistencia a altas temperaturas: Esta válvula es ideal para aplicaciones con vapor (sellos resistentes a altas temperaturas).
- Resistencia a la corrosión: Debido a que se trabaja con vapor saturado, la válvula reguladora debe ser resistente a la acción corrosiva del agua ya que al mas mínimo cambio en temperatura o presión habrá presencia de agua.
- Bajos deltas de presión: Presenta bajas caídas de presión a través de ella, lo cual es ideal para aplicaciones de control automático.
- Disponibilidad: Disponibilidad de distribución en Colombia
- Precio: Su bajo precio comparado con otras de iguales características.

Esta válvula funciona a 24 voltios de corriente continua y con una señal de control de 0 a 20 mA o de 0 a 10 Voltios (Se puede seleccionar modificando conexiones en su carcaza). Esta válvula combina múltiples Cv's y bajos torques, lo que le permite precisión en el control. El bajo torque se consigue gracias a los asientos resistentes que esta tiene, la buena compresión del resorte y la rotación de la bola. Esto le asegura que nunca se tenga la necesidad de múltiples actuadores o actuadores de más de 44 pulgadas por libra (en seco).

En la figura 7.1 se puede observar el comportamiento de la válvula:



Color Code	Size	Model No.
	1/2"	ST 05-2-03
	3/4"	ST 75-2-10
	1"	ST 1-2-15
	1-1/4"	ST 125-2-37
	1-1/2"	ST 150-2-41
	2"	ST 2-2-71

Figura 7.1 Relación de las válvulas de control deltacp, % de fluido vs. % de abertura

Las válvulas de bola son ampliamente utilizadas en el control de una gran variedad de procesos industriales que trabajan con diversos fluidos a condiciones de presión y temperatura variadas. Su característica de apertura versus flujo es igual porcentaje, es decir, que para cada cambio de la posición de apertura de la válvula, el flujo cambiará en un porcentaje constante independiente de su valor. Suponga que una válvula esta abierta un 30% y en ese momento circula un caudal de 3.9 gpm, al abrirse la válvula 10% mas el caudal cambiara a 6.24 gpm, es decir, 60% de su valor, ahora, si la válvula se abre otro 10% el caudal que dejara pasar ahora será 9.98 gpm o sea se incrementa otra vez en un 60%.

7.1.2 Calculo CV

Se determina el factor DeltaP de acuerdo a la formula:

DeltaP = 0,42 * Pia = 58,674

Donde Pia es la presión absoluta a la entrada de la válvula:

Pia = 125 + 14,7 = 139,7

Se calcula ahora Po (caída de presión a través de la válvula):

Po = Pia – DeltaP = 81,026

Calculamos Cv de la formula:

$$Cv = \frac{Q}{3 * \sqrt{DeltaP * Po}} = 0{,}4834$$

Ecuación 7.1

Donde Q es el flujo másico de vapor en libras/hora. De acuerdo con el Cv calculado y teniendo en cuenta que para garantizar una caída de presión elevada a través de la válvula esta debe seleccionarse un diámetro menor a la tubería sobre la cual va montada, se seleccionó el tamaño cuyo Cv se aproxime mas al calculado. Esta válvula es 05-2-10 en acero inoxidable y con un diámetro de ½ ".

Figura 7.2 Válvula DELTA CP

Código colores cableado	**Significado**
Negro	Común
Rojo	Alimentación 24 volts
Verde	Señal de entrada (AIO 600)
Blanco	Señal de salida (realimentación)

Tabla 7.1 Código colores válvula DELTA CP

7.2 Selección de sensores

7.2.1 Detector de proximidad inductivo

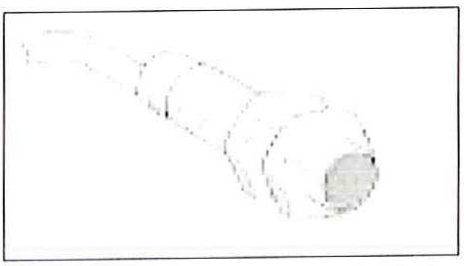


Figura 7.3 Detector de proximidad

Este sensor registra el paso de cualquier elemento metálico cerca de su área de detección (sección transversal circular) para este caso, un pulso por cada 360° que gire el rotor. Una característica importante de la carcasa plástica de este sensor es que permite ser utilizado en ambientes hostiles donde pueda existir grasa, aceite, solventes etc. Además es un sensor fácilmente reemplazable y encontrado en la industria. Tiene la característica que permite conectarse en forma PNP o NPN lo que significa que puede ser configurado para que opere como normalmente conectado o normalmente abierto. Cuenta con protección a sobre voltajes, trabaja con señales rectificadas sin filtrar en un rango de voltajes que va de 12 a 24 volts.

En los criterios de selección de este sensor se encuentran:

- Resolución: Permite trabajar a una frecuencia de hasta 5000 Hz.
- Precio: Es un sensor económico y fabricado por una compañía ampliamente reconocida (Telemechanique) lo cual es una garantía.
- Facilidad de la medición: Al ser un sensor inductivo es de fácil instalación ya que la configuración del rotor de la turbina tiene acoplado un disco con dientes que nos permite medir los pulsos y así las revoluciones a las que esta girando el eje de la turbina.

Código colores cableado	Significado
Marrón (BN)	Suministro Voltaje (Vsupp)
Azul (BU)	Común (COM)
Negro (BK)	Voltaje señal (Vin)

Tabla 7.2 Código colores sensor Telemecanique

7.2.2 Sensor de temperatura

Para sensar la temperatura de la salida de la caldera (Aleación de Cromel-Alumel) en PVC calibre 20 referencia K20/5/502.

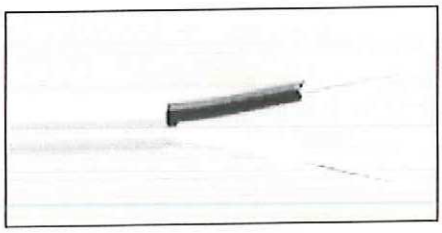


Figura 7.4 Alambre de extensión de termopar tipo k

Esta referencia de la extensión de termocupla que se utilizó, se divide en tres partes y tiene el siguiente significado:

La primera sección conformada por una letra y un número de dos cifras. La letra que se designa a través de las normas ASTM E 230, de acuerdo al tipo de alambre que se utiliza. Los siguientes dos numero indican el calibre del alambre utilizado. Para este caso, calibre 20.

La segunda parte contiene un solo número. De acuerdo al tipo de sensor (si es termocupla o alambre de extensión de termopar), a la tolerancia y a la contextura del alambre. Para este proyecto, es un alambre de extensión de termopar sólido de tolerancia estándar. Y la tercera parte, consiste e un número de tres cifras, mediante la cual la compañía (KOBOLD), de acuerdo al tipo de aislamiento que tenga lo identifica. En este caso la serie 502 (Aislamiento en PVC).

7.2.3 Sensor de Presión

Figura 7.5 Sensor de Presion DANFOSS

El transmisor compacto MBS 3000 esta diseñado para ser utilizado en la mayoría de aplicaciones industriales y ofrece una medida de presión confiable aun bajo condiciones ambientales hostiles. La señal que este sensor transmite está en el rango de 4 a 20 mA midiendo presión absoluta. La señal enviada por este sensor es ideal para ser capturada por el FIELD POINT AIO 600 ya que su señal esta en el rango de trabajo de los FIELD POINTS. Su rango de temperatura va de -40 a 85° C debido a esto es necesario adicionar en su instalación facilidades adicionales, llenas de agua que eviten el contacto directo del vapor a 175° C ya que esta temperatura no es soportada por el sensor directamente.

No hubo necesidad de adquirir este sensor ya que la planta piloto ya contaba con ellos lo cual sumado a las características ideales, hizo de estos sensores ideales para el montaje ademas de su fácil desmonte y montaje en otra seccion de la planta debido a que cuenta con roscas que permiten que se rosquen en ellas acoples rápidos.

7.2.4 Platina de orificio

El caudal de vapor producido por la caldera se calculó recurriendo a un método muy utilizado en la industria, económico y muy efectivo. Este método de tipo inferencial (ya que deduce la cantidad de fluido midiendo una propiedad presente en el momento de circulación) empleado se implementó instalando una platina con orificio concéntrico en la entrada a la turbina, determinándose así el caudal de vapor que ingresaba a la turbina.

La medida de caudal por medio del diferencial de presión mediante platina de orificio es muy confiable y económica respecto a otras modalidades como Pitot, Ventura, Coriolis o turbina. Lo cual fue el factor preponderante para su uso.

7.3 Adquisición y distribución de señales

7.3.1 Modulos Field Point

Para la adquisición de los datos en este proyecto, se utilizó la tecnología Field Point de la National Instruments, que consiste en un sistema modular, diseñado para aplicaciones industriales en la medición, el control y el registro de datos. Este sistema es de fácil instalación y configuración y tiene la ventaja de trabajar en tiempo real.

Los bancos de Field Point se pueden conectar a otros dispositivos tales como computadores, redes industriales, usando Ethernet, puertos RS 232 y RS 485, tecnología de Field Bus entre otros.

Este sistema proporciona alta certeza, y contiene módulos individuales para la entrada y salida de señales tanto análogas como digitales, para la conexión directa de sensores y actuadores en ambientes industriales.

Los módulos utilizados en este proyecto fueron:

7.3.1.1 NI FP-1000

Este módulo es el que permite la conexión directa al puerto serial del Computador, mediante comunicación RS 232. Maneja la comunicación entre el PC y los módulos de entradas y salidas, que registran las señales.

El modulo NI FP-1000, se comunica a una rata máxima de 115.2 Kb/s; este módulo tiene puerto para comunicación RS 232 y RS 485. Este dispositivo es inteligente, pues indica si se presenta algún problema de comunicación entre la computadora y los módulos.

Figura 7.6 Modulo NI FP-1000

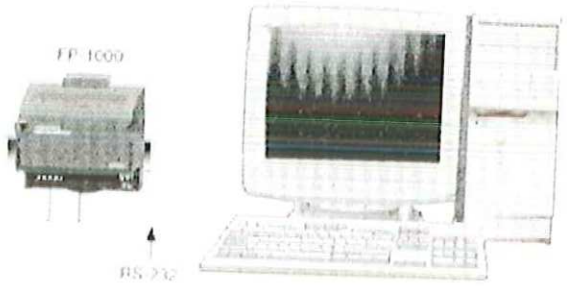


Figura 7.7 Comunicación entre el Modulo NI FP-1000 y el PC

El modulo FP NI-1000, se alimenta con una fuente de poder cuyo voltaje de salida este entre 11 y 30 Vdc; el mismo filtra y regula la señal de alimentación. Este modulo puede ser instalado en un riel estándar de 35mm.

7.3.1.2 FP TC-120

Este módulo es el modulo que se utiliza para la adquisición de las señales que envía la termocupla ubicada a la salida de la caldera. Este módulo tiene capacidad para 8 termocuplas o para 8 entradas de milivoltios.

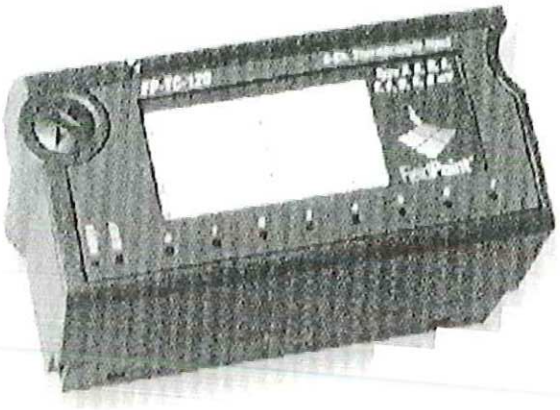


Figura 7.8 Modulo FP TC-120

Este módulo contiene un microcontrolador que compensa y linealiza la lectura de la termocupla por los estándares NIST-90, usando una rutina avanzada de linealización que asegura una máxima precisión.

El módulo de termocuplas, trabaja con la base terminal FP-TB-3, la cual es construida isotérmicamente, para minimizar los errores causados por el calor de fuentes cercanas o de módulos adyacentes; esto le asegura una máxima precisión.

7.3.1.3 FP AIO-600

Este modulo contiene 8 canales. 4 de entradas y 4 de salida. Las entradas pueden ser configuradas para recibir señales en voltaje o en miliamperios (mA) de sensores o transmisores industriales. Sus cuatro salidas pueden ser utilizadas en rangos de mA entre 0 a 20 o 4 a 20. Este modulo cuenta con una rata de actualización de 1.7 Khz y es el utilizado para recibir las señales de los sensores de presión con las cuales se calcula el flujo másico de vapor que ingresa a la turbina y la señal de realimentación de la válvula. Además es utilizado para enviar la señal de control al actuador (DELTA CP).

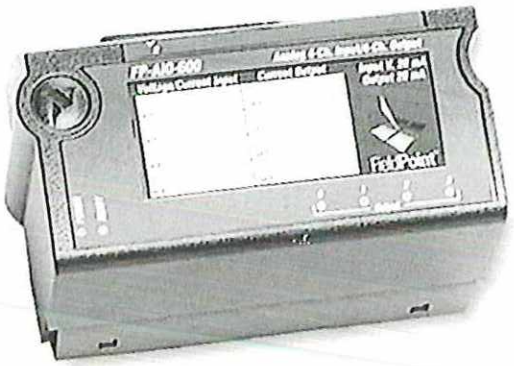


Figura 7.9 Modulo FP AIO-600

7.3.1.4 FP CTR-500

Este módulo contiene 8 canales contadores de pulso, de 16 bits (65536) cada uno, además tiene 4 compuertas de entrada y 4 salidas, que se pueden configurar para operar de diferente forma.
Este módulo es el que se utiliza en el sistema, para adquirir la señal del sensor de presencia, el cual ayuda para calcular las r.p.m. del rotor de la turbina.

Figura 7.10 Modulo CTR-500

Este módulo necesita una fuente de poder que le suministre de 10-30 Vdc. Cada canal del FP-CTR-500, se puede configurar para trabajar con una señal de

sincronización externa (Vin) o con una señal interna, que su circuito genera, que va de 1 a 32 KHz.

El modulo FP-CTR-500 se debe montar en una base terminal universal, ya sea una FP-TB-1 o FP-TB-2; cada canal de salida tiene 3 terminales: una entrada o salida (Vin o Vout), la alimentación (Vsup) y el común.

7.3.2 Conexiones a los FIELDPOINT

7.3.2.1 Lectura de Presión

Esta se realiza en el modulo FP-AIO-600. Los Pines 2 y 4 corresponden a las entradas 0 y 1 de corriente donde se conectan los sensores identificados como PA y PB.

7.3.2.2. Lectura de la Realimentación de la válvula DELTA CP

Se realiza en el modulo FP-AIO-600. El Pin 7 correspondiente a la entrada 4 de voltaje donde se conecta la señal enviada por la válvula.

7.3.2.3. Salida de corriente a la válvula DELTA CP

Mediante el mismo modulo para la lectura de las presiones y la realimentación de la válvula se envía la corriente. El Pin 9 sirve de canal entre el sistema de control y la válvula a través de la salida 0 en corriente.

7.3.2.4 Lectura de la Temperatura

La lectura de la temperatura se realiza mediante el modulo FP-TC-120. La termocupla utilizada se ubica en la entrada 0 que tiene asignada los pines 1 y 2.

7.3.2.5 Lectura de pulsos

Esta lectura de pulsos se obtiene del sensor TELEMECHANIQUE el cual es un sensor inductivo que envía un voltaje siempre que se presente un elemento metálico frente a el. Estos pulsos son utilizados para calcular la velocidad del rotor de la turbina en r.p.m. El modulo utilizado es el CTR-500 donde los pines 1, 17 y 18 son utilizados.

7.4 Lenguaje de programación

Actualmente existen un sin numero de lenguajes de programación con los cuales se pueden desarrollar distintos proyectos dependiendo del área especifica. En el área de control y adquisición de datos se han desarrollado en los últimos años varios lenguajes que permiten llevar a cabo proyectos de este tipo.

7.4.1 LabWindows CVI

LABWINDOS/CVI es un completo ambiente ANCI C desarrollo para crear aplicaciones de instrumentos virtuales basados en GPIB, PXI, VXI, tarjetas de adquisición de datos, Field Point entre otros. El contiene las librerías incorporadas, para la adquisición, análisis, control y visualización de señales; además trae un editor de interfase grafica, en la cual el usuario puede construir sus aplicaciones de una forma rápida, simple y sencilla. LABWINDOS/CVI también realiza la generación automática del código, con lo cual se puede interactuar y modificar el mismo, antes de agregarlo al proyecto.

LABWINDOS/CVI, permite crear interfaces graficas localizadas, crear y trabajar con componentes ActiveX, y desarrollar múltiples aplicaciones de medición y automatización, poderosas y fáciles de manejar en un solo programa. LABWINDOS/CVI combina un ambiente interactivo, flexible, de fácil uso, y con compiladores en código ANSI C.

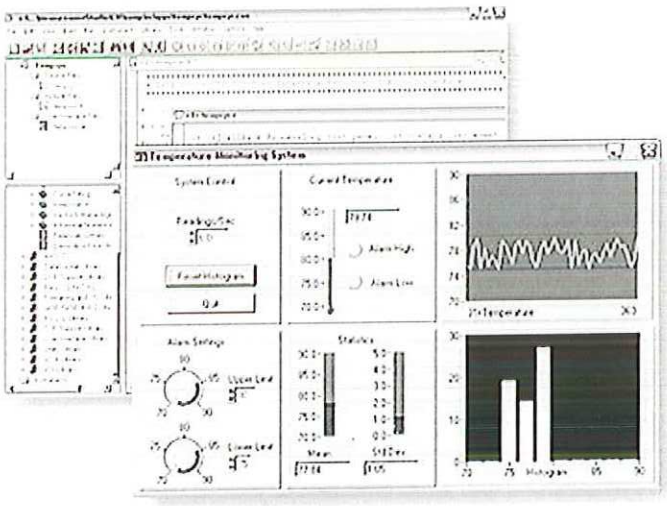


Figura 7.11 Ventanas de LabWindows/CVI

Para crear una aplicación en LABWINDOS/CVI, se empieza por la interfaz grafica. En esta interfaz, se seleccionan los controles a utilizar en el diseño especifico de la aplicación, se puede también modificar la apariencia y la función de estos controles de acuerdo a la necesidad. Una vez diseñada esta interfaz, se genera automáticamente el código fuente en lenguaje C, que responde a los controles de la interfaz grafica.

Para completar la aplicación se deben seleccionar las librerías para la medición, tales como las que permiten la integración del hardware que se esta utilizando, y las de análisis de señales, e integrarlas al código generado anteriormente, esto se

realiza a través de los function Panels, los cuales se convierten en una vía grafica para insertar los parámetros y valores necesarios. Además de esto, LABWINDOS/CVI, cuenta con una ventana que le indica e identifica los errores presentes en el código.

8. IMPLEMENTACIÓN DEL CONTROL CLÁSICO (PID)

8.1 Sintonización del control PID

Para sintonizar adecuadamente el control de velocidad se debe observar su respuesta al escalón en lazo abierto. En base a estas características se decidió optar por el método de sintonización de Ziegler Nichols.

La prueba en lazo abierto se realizó teniendo en cuenta que la caldera estuviera en estado encendido, es decir que se le estuviera entregando calor al agua que va por los tubos de la misma, mientras los datos eran tenidos en cuenta. Esto con el fin de darle condiciones iguales de presión en ambos estados estables del proceso a analizar y mantener un estado estable en su operación.

Otras variables del proceso a considerar para mantener las condiciones de la prueba lo mas semejantes posible, son la apertura a la salida del distribuidor de vapor totalmente abierta al igual que la válvula de entrada a la turbina.

La toma de datos se inició en un estado estable con la válvula abierta fijamente a una corriente constante determinada, luego de la estabilización del proceso en cierta velocidad, se envió un escalón de corriente a la válvula lo que aumentó la apertura de esta y permitió llegar a otra condición estable distinta a con la cual se inició la captura de datos.

Es importante recordar que la válvula DELTA CP está configurada "normalmente abierta" lo que indica que al recibir señal de corriente por parte del controlador ella se cerrará proporcionalmente a esta magnitud.

		Apertura de las valvulas [%]		
	Corriente [mA]	Delta CP	Distribuidor	Ent. Turbina
Estado estable inicial	10	53	100	100
Estado estable final	7	68	100	100

Tabla 8.1. Condiciones estables de sintonización PID

En la función escalón no existe estado de transición ya que cambia de un valor a otro en el mismo tiempo (tiempo=0) como ilustra la siguiente figura:

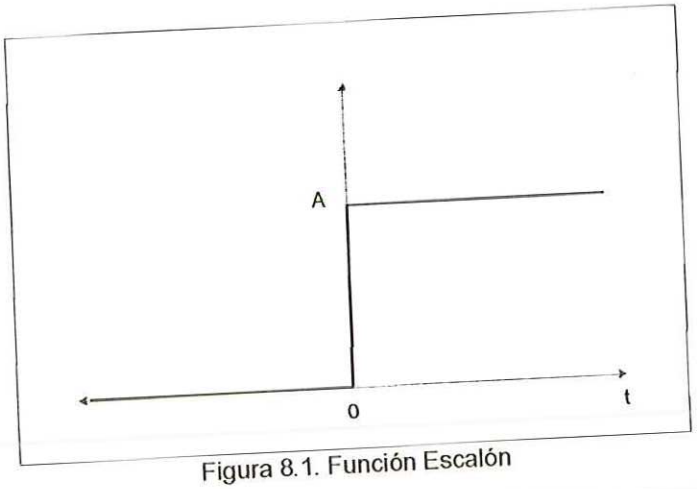


Figura 8.1. Función Escalón

Mediante un procedimiento de ajuste de los datos Velocidad vs. Muestra (realizado por MATLAB) entre los 2 estados estables y resultantes del análisis de datos, a una función polinómica de cuarto orden, se obtuvieron los siguientes valores a partir de la figura 8.2.

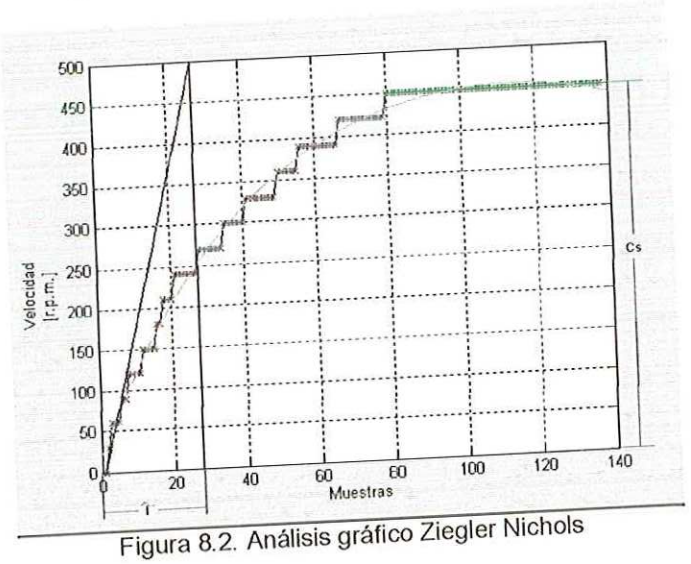


Figura 8.2. Análisis gráfico Ziegler Nichols

Respuesta de la señal de salida del transmisor:

Cs = 500 r.p.m.

Constante de tiempo, τ
τ = 56 s

Retardo, correspondiente al retardo de la válvula:
t_0 = 6 s

Siendo la ganancia de estado estacionario del proceso:

$$K = \frac{\Delta Cs}{\Delta m} = 166700$$

Donde Δm es el cambio escalón que se le aplica al proceso y es igual a 0.003 A.

Ziegler Nichols, basándose además en sus fórmulas propuestas, desarrolladas a partir de los parámetros de ajuste, para un modelo de primer orden, a la curva de reacción del proceso, propusieron unas fórmulas de ajuste para respuesta de razón de asentamiento de un cuarto mostradas en la siguiente tabla.

Tipo de controlador		Ganancia Proporcional K_c	Tiempo de Integración τ_I	Tiempo de Derivación τ_D
Proporcional	P	$\frac{1}{K}\left(\frac{t_0}{\tau}\right)^{-1}$		
Proporcional-integral	PI	$\frac{0.9}{K}\left(\frac{t_0}{\tau}\right)^{-1}$	$3.33t_0$	
Proporcional-integral derivativo	PID	$\frac{1.2}{K}\left(\frac{t_0}{\tau}\right)^{-1}$	$2t_0$	$0.5t_0$

Tabla 8.2. Formula para ajuste para respuesta de razón de asentamiento de un cuarto.

Teniendo en cuenta la optimización para las perturbaciones obtenidas de la tabla 8.4. bajo el criterio de la minimización de la integral del error absoluto se tiene:

$$IEA = \int |e(t)dt|$$

Ecuación 8.1

Tipo de controlador		Ganancia Proporcional K_c	Tiempo de Integración τ_I	Tiempo de Derivación τ_D	Constantes
Proporcional	P	$\frac{a}{K}\left(\frac{t_0}{\tau}\right)^b$			$a = 0.902$ $b = -0.985$
Proporcional-integral	PI	$\frac{a_1}{k}\left(\frac{t_0}{\tau}\right)^{b_1}$	$\frac{\tau}{a_2}\left(\frac{t_0}{\tau}\right)^{b_2}$		$a_1 = 0.984$ $b_1 = -0.986$ $a_2 = 0.608$ $b_2 = 0.707$
Proporcional-integral derivativo	PID	$\frac{a_1}{K}\left(\frac{t_0}{\tau}\right)^b$	$\frac{\tau}{a_2}\left(\frac{t_0}{\tau}\right)^{b_2}$	$a_3\tau\left(\frac{t_0}{\tau}\right)^{b_3}$	$a_1 = 1.435$ $b_1 = -0.921$ $a_2 = 0.878$ $b_2 = 0.749$ $a_3 = 0.482$ $b_3 = 1.137$

Tabla 8.3. Tabla para la optimización para las perturbaciones

Y considerando también el ajuste en el tiempo muerto por el muestreo en la toma de datos siendo t_{0c}:

$$t_{0c} = t_0 + 0.5\tau$$

$$\tau_{0c} = 34s$$

Los resultados del cálculo de las constantes K_c, K_I, K_D a utilizar fueron:

$K_c = 1.4 \times 10^{-5}$

$\tau_I = 44$

$\tau_D = 15$

$K_I = 3.2 \times 10^{-7}$

$K_D = 2.1 \times 10^{-4}$

De acuerdo a los parámetros calculados con la respuesta a un escalón, con el sistema en lazo abierto se tiene el siguiente diagrama de bloques:

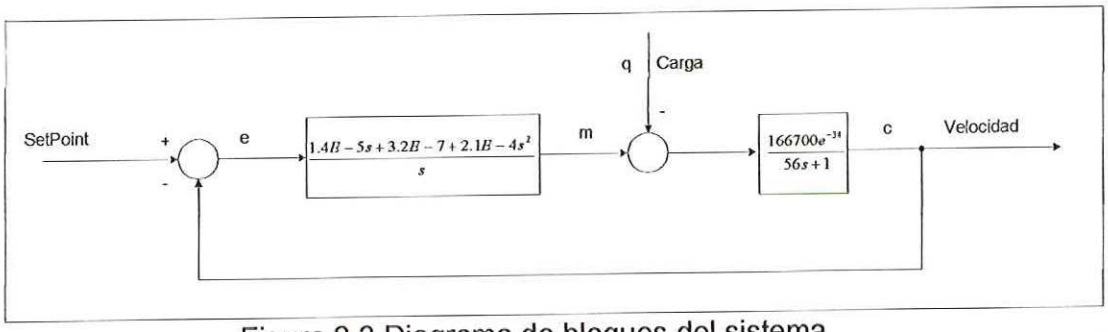


Figura 8.3 Diagrama de bloques del sistema

8.2 Software de control PID

El programa de control PID es encargado de tomar las variables del sistema y de acuerdo a la velocidad de consigna indicada al software este mismo se encarga de llevarlo a la velocidad de turbina que se desea.

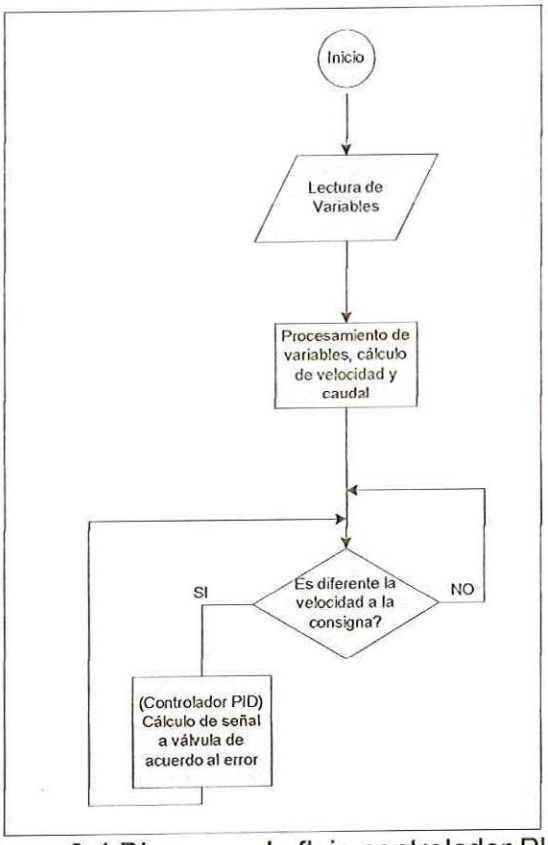


Figura 8.4 Diagrama de flujo controlador PID

8.2.1 Interfaz gráfica

La interfaz diseñada para el control PID muestra las variables leídas del sistema como velocidad, temperatura a la salida de la caldera, las presiones tanto aguas arriba como aguas abajo de la platina de orificio, así como nos permite leer las constantes del controlador (Kp, Ki, Kd), a su vez el caudal de vapor que ingresa a la turbina, la corriente que se le aplica a la válvula de control, la apertura de la válvula y el error entre la velocidad consigna y la velocidad actual.
La interfaz permite igualmente variar el set point de velocidad, las constantes del controlador y el tiempo de muestreo del control.

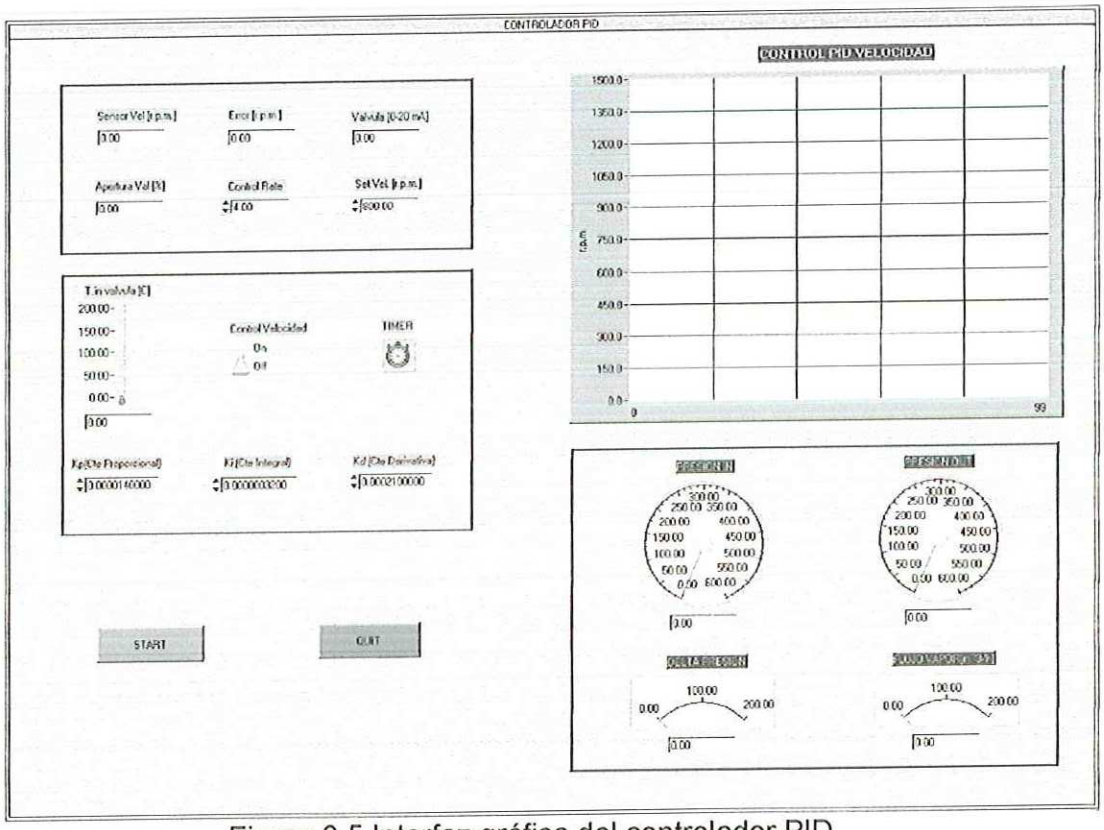


Figura 8.5 Interfaz gráfica del controlador PID

7.3 Pruebas y respuesta del sistema

7.3.1 Setpoint a 800 rpm

Durante las pruebas, el tiempo de muestreo fue de 4 segundos.
La efectividad del controlador fue evaluada con un valor de velocidad consigna de 800 r.p.m.

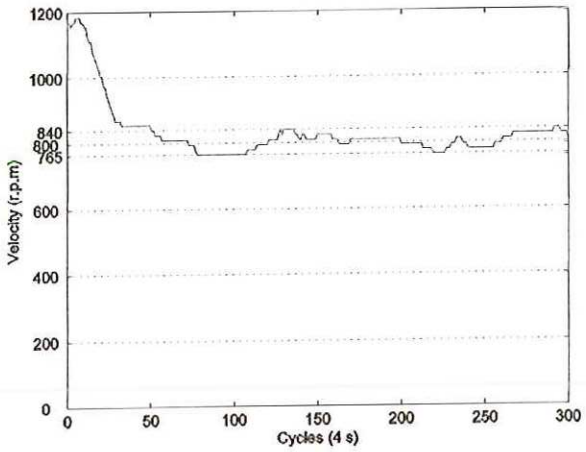


Figura 8.6 Respuesta del controlador PID

El controlador PID propuesto es capaz de actuar cerca del valor establecido aun cuando se presentan constantes variaciones en la temperatura de la caldera y en el flujo de refrigerante del condensador. Estas variaciones se muestran en las figuras 8.7 y 8.8.
Una vez que la variable controlada alcanza el Set Point, su máximo pico sobre el valor deseado es 840 r.p.m y el mínimo 765 r.p.m., dando un error de 5% y de 4.4% sobre y bajo el valor deseado respectivamente.

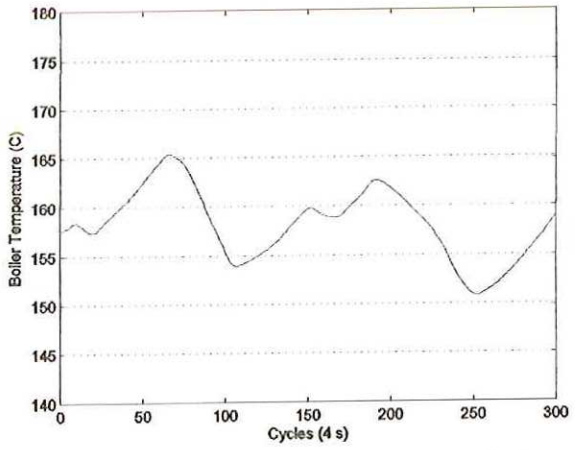


Figura 8.7 Trasientes de la temperatura de la caldera

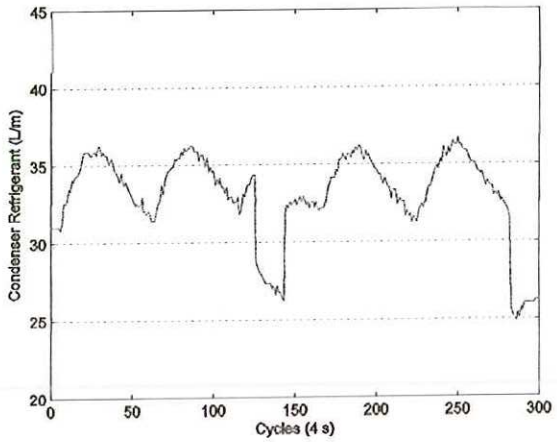


Figura 8.8 Trasientes del refrigerante del condensador

En los capítulos siguientes del trabajo se buscará mejorar el comportamiento del sistema reduciendo los errores en las respuestas al controlador PID. Se emplearán metodologías como el control Fuzzy y el control en adelanto que consiste, como ya se pudo ver en el capítulo 4 en la adición al controlador PID de módulos de control extras para que estos detecten cambios en las variables perturbadoras antes que el control PID lo haga y actúen generando corrientes compensatorias para de esta forma evitar al máximo que el sistema se salga de su estado estable.
En el capitulo 9 se tratara el control Fuzzy, el 10 hablará de la primera aplicación del control en adelanto añadiéndose delante del controlador PID una red neuronal y el capitulo 11 tratará el control en adelanto con un modulo Fuzzy y el controlador clásico.

9. IMPLEMENTACIÓN DEL CONTROL FUZZY

9.1 Definición de los conjuntos Fuzzy

Para la definición de los conjuntos Fuzzy se tuvo en cuenta la experiencia sobre el funcionamiento del sistema térmico. Se observó durante varias oportunidades el sistema funcionar y se determinaron los siguientes aspectos importantes:

- La caldera funciona mediante un control ON-OFF entre un rango de 100 y 120 psi lo cual significa que en ciertos momentos la caldera va a estar encendida mientras levanta la presión, lo que ocasiona una perturbación al sistema de control de velocidad.
- El sistema presenta un alto tiempo muerto representado en la distancia significativa existente entre el actuador y el equipo a controlar, lo que significa que para cambios de presión en la caldera o en la apertura de la válvula se notarán los cambios en la velocidad del eje de la turbina con bastante retraso.
- Los cambios en la excitación del sistema hacen que se presenten perturbaciones representadas en disminución o aumento en la velocidad para mayor o menor porcentaje de excitación respectivamente.
- El caudal de refrigeración del condensador ubicado a la salida de la turbina es suministrado directamente del exterior (de la calle) y no mediante una bomba que mantenga un flujo constante, lo que conlleva a tener perturbaciones por cambios en caudal de refrigeración.

De acuerdo a la experiencia manejando el sistema se plantearon subconjuntos triangulares alrededor de un punto 0 y en una cantidad impar (3), ya que no es tan complejo de manejar y permiten una precisión suficiente[1].

9.1.1 Conjuntos Fuzzy

Para este controlador Fuzzy se tuvieron en cuenta 2 conjuntos de entrada, el del error y el del cambio del error y 1 conjunto de salida, el de la corriente a la válvula. Cada conjunto de entrada esta dividido en 3 subconjuntos identificados con los siguientes términos lingüísticos:

[1] Martin, Sanz. Redes Neuronales y Sistemas Difusos. 2ª Edicion. Alfaomega. Pag. 254.

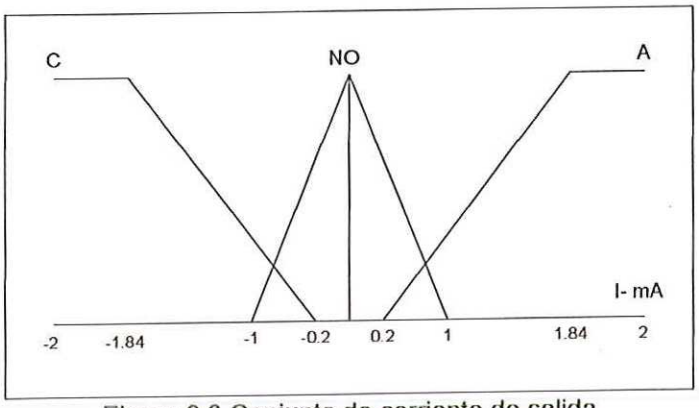


Figura 9.3 Conjunto de corriente de salida

El controlador Fuzzy recibe ambas señales numéricas, E y ΔE. Después, en la etapa de fuzzificación estos 2 valores son convertidos en términos lingüísticos (N, Z, P).

La matriz de reglas que gobierna el comportamiento del sistema (tipo Mandami) se pueden observar en la tabla 9.1.

ΔE CAMBIO DEL ERROR \ E ERROR	N	C	P
N	C	C	A
C	C	NO	A
P	C	A	A

Tabla 9.1 Matriz de reglas del controlador

Para hallar el valor final a ser enviado a la válvula, se aplicó el método de centro de áreas.

9.2 Software de control Fuzzy

Al igual que el controlador PID, el controlador FUZZY se encarga de llevar la variable controlada a su valor consigna.

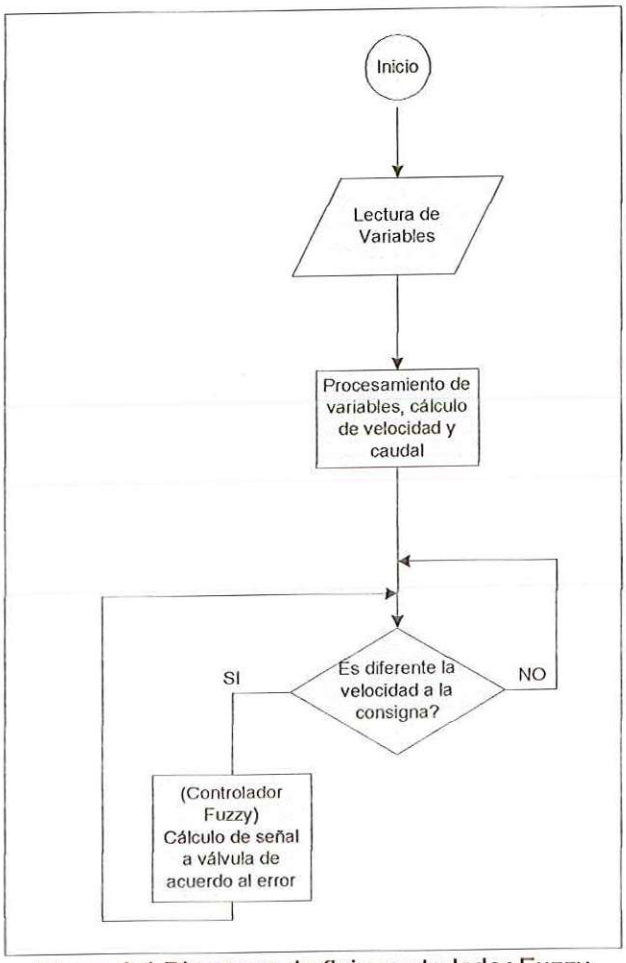


Figura 9.4 Diagrama de flujo controlador Fuzzy

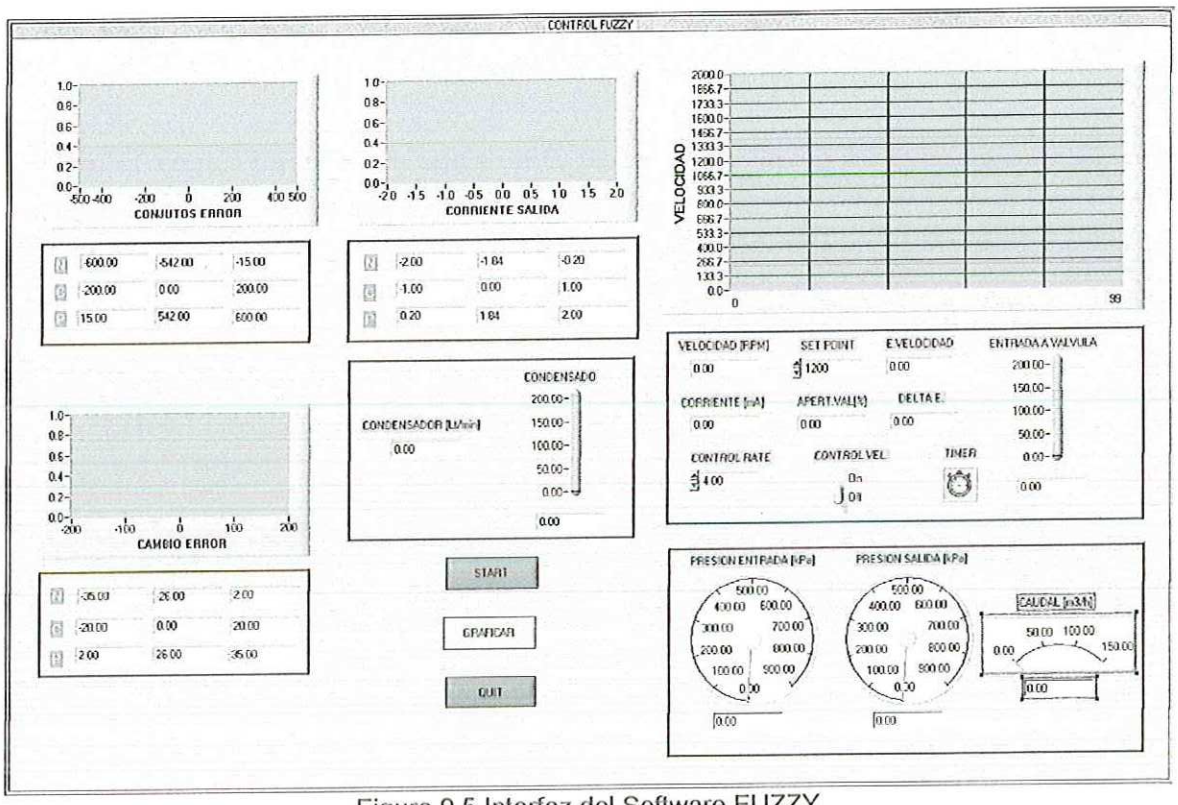


Figura 9.5 Interfaz del Software FUZZY

El programa controlador basado en lógica Fuzzy cuenta con una interfaz que permite variar los parámetros de los conjuntos. Además, al igual que la interfaz del software controlador PID, permite visualizar las distintas variables involucradas en el proceso (ex. Temperatura condensador, Temperatura caldera, caudal de vapor etc.).

9.3 Pruebas y respuesta del sistema

9.3.1 Setpoint a 1200 rpm

Después de multiples configuraciones probadas se optó por esta configuración que nos permite una controlabilidad sobre el sistema para velocidades superiores a 1200 r.p.m. En las gráficas siguientes se muestran los resultados obtenidos para un Set point de 1200 r.p.m.

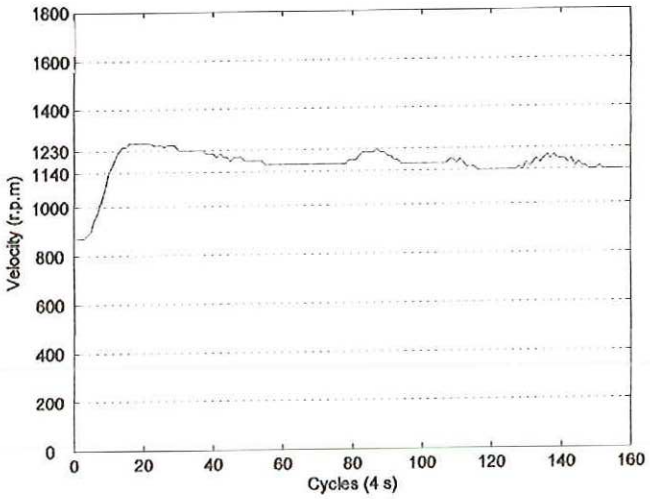


Figura 9.6 Respuesta del controlador FUZZY

El controlador FUZZY muestra aceptables resultados ya que para la velocidad consigna presento picos por arriba del valor deseado de 2.5 % y por debajo de 5 % bajo los efectos críticos que producen las perturbaciones ilustradas en las figuras 9.7 y 9.8.

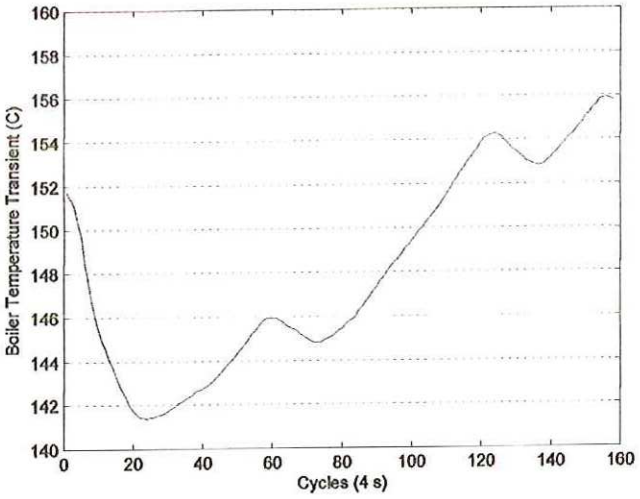


Figura 9.7 Trasientes de la temperatura de la caldera

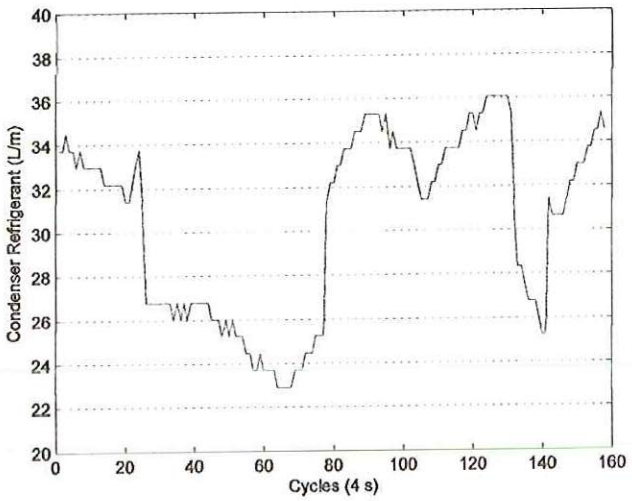


Figura 9.8 Trasientes del refrigerante del condensador

10. IMPLEMENTACION DEL CONTROL NEURO-PID

La implementación de este tipo de control se realizó con el fin de llevar a cabo mejoras al control clásico implementado. Como es conocido el sistema térmico de la planta piloto tiene diferentes perturbaciones que alejan la velocidad de operación de la turbina de la velocidad consigna. Mediante el estudio del comportamiento del sistema realizado para obtener los conjuntos fuzzy, se determinaron las perturbaciones que influyen sobre su comportamiento y que se pueden medir. Para contrarrestar los efectos producidos por el cambio en la presión de la caldera y el cambio en el caudal de refrigeración del condensador, ubicado en la descarga de la turbina; se propone hacer un control en adelanto, haciendo que el sistema reaccione ante cambios en las variables antes mencionadas tratando de mantener por si mismo la velocidad del eje de la turbina que es la variable controlada.

10.1 Controlador Neuro-PID propuesto

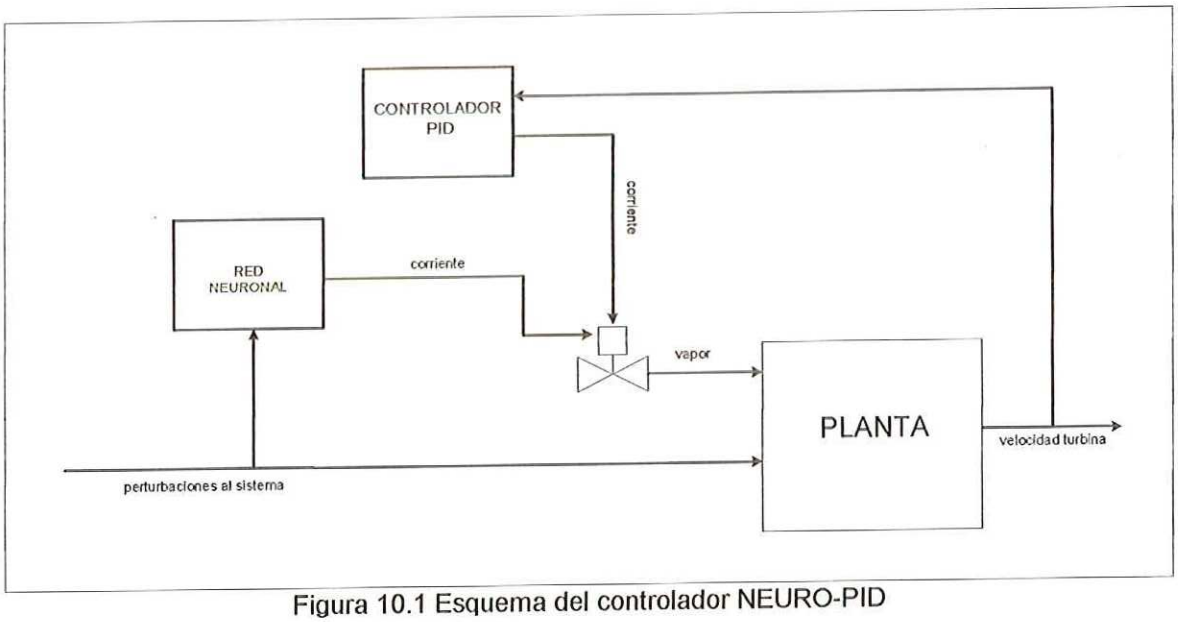


Figura 10.1 Esquema del controlador NEURO-PID

En la figura anterior se puede observar como el controlador NEURO-PID consta de dos bloques, el controlador PID que se encarga de responder ante cambios en la variable controlada y el correspondiente a la red neuronal que se encarga de supervisar los cambios en las variables que causan perturbaciones al sistema. De acuerdo a los cambios detectados por la red neuronal, esta envía una señal de corriente a la válvula igual a la corriente que debería tener de acuerdo a las condiciones sensadas.

10.2 Entrenamiento de la red Backpropagation

Para la implementación del controlador NEURO-PID se implementó una red backpropagation asignándole al inicio del ciclo de entrenamiento, los pesos y los bias de cada neurona de manera aleatoria.
Debido a que lo que se busca con la implementación de la red neuronal es hacer un mapping (mapeo) del sistema junto con sus perturbaciones, se seleccionó la red Backpropagation, siendo esta heteroasociativa. Lo que indica que computa cierta función difícilmente expresable en forma analítica teniendo en cuenta un conjunto de entradas y uno de salidas.

La función de activación seleccionada es de tipo sigmoidal ya que la regla delta generalizada (regla de aprendizaje utilizada por el algoritmo Backpropagation), requiere el uso de neuronas cuya función de activación sea continua y por tanto diferenciable.[1]

Para la selección de la topología de red y su tipo de entrenamiento además de su característica de heteroasociatividad se tuvo en cuenta que la red de retropropagación es la red neuronal por excelencia, empleada en mas del setenta por ciento de los casos[2], lo que transmite cierta confianza al utilizarla ya que existe suficiente información sobre aplicaciones y mejoras sobre esta.

10.2.1 Datos y selección de variables relevantes

Los datos se capturaron justamente para este proyecto (no se disponía de una base de datos o histórico) con la limitante en la toma de datos debido a que una encendida de planta implica un alto consumo de agua, de energía (bombas tanto de reciclo de agua como de condensado) y de combustible (gas natural). Para la selección de las variables se siguió la estrategia de observar las que mas influían en el comportamiento del sistema y para las cuales su medición no representaba mayor complejidad y se disponían de los instrumentos necesarios para hacerlo.
Las variables a tomar en cuenta para el entrenamiento son: Temperatura a la salida de la caldera, caudal de vapor que entra a la turbina, Temperatura del condensado, velocidad de la turbina y caudal de agua de refrigeración del condensador.

---

[1] Hilera, Martinez. Redes Neuronales Artificiales. Fundamentos, modelos y aplicaciones. 1ª Edicion. Alfaomega. Pag. 137.

[2] Martin, Sanz. Redes Neuronales y Sistemas Difusos. 2ª Edición. Alfaomega. Pag. 213.

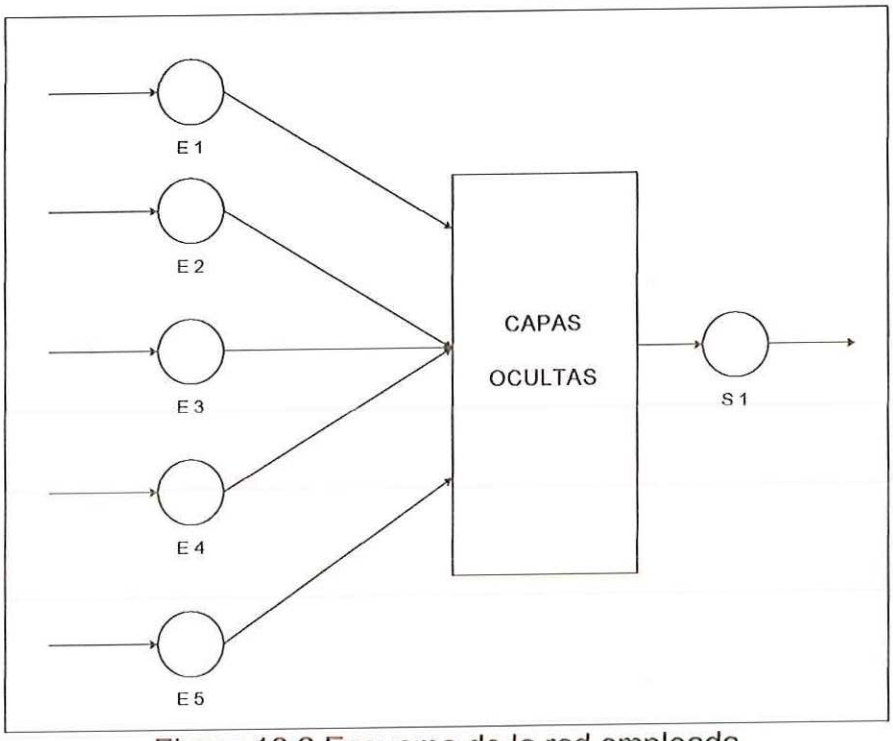


Figura 10.2 Esquema de la red empleada

10.2.2 Elección de los conjuntos de aprendizaje, validación y test

Se emplearon datos obtenidos mediante una prueba donde el caudal de refrigeración junto con la apertura de la válvula de control se modificaban. Para el aprendizaje se seleccionaron 1000 patrones de datos (5 entradas, 1 salida), para la validación 300 datos y para el test o prueba 62 datos.

10.2.3 Preprocesamiento de los datos

Teniendo en cuenta el tipo de función de activación (sigmoidal) y debido a que esta arroja un valor para X muy grandes igual a 1 se debe realizar un escalado de las variables de entrada ya que, por citar un ejemplo, si se le ingresa a una neurona valores de la temperatura de salida de la caldera (que están entre 140 y 180 C) la salida de esta seria muy cercana a la unidad lo que no permitiría un mapeo correcto del sistema. Es por esto que se definieron como entradas los cocientes entre los datos capturados por los sensores y los valores máximos que podrían llegar a tomar estas variables en cualquier momento. De esta manera se asegura que el rango sea [0,+1] lo que permitirá un desplazamiento de la variable a calcular sobre los puntos de la función con mayor cambios pronunciados en la pendiente. Otros tipos de preprocesamiento más complejos como transformadas de Fourier o técnicas de extracción de rasgos podrían haber sido empleados,

pero se ha comprobado que algo tan sencillo como el cociente entre ciertas variables (ratios) dan muy buenos resultados.[3]

10.2.4 Consideraciones en el entrenamiento

La estrategia del entrenamiento a seguir es la que muchos autores recomiendan siendo la de empezar con 1 sola capa oculta, que según pruebas realizadas en diferentes proyectos en muchos casos siempre será suficiente. Se entrenó partiendo de 1 sola capa oculta y 1 sola neurona, cada vez añadiendo más neuronas a esta capa, para este caso hasta 35 unidades ocultas, de acuerdo a los resultados obtenidos, convirtiéndose en un problema más de prueba y error.
Según varios autores, es importante tratar siempre de mejorar la capacidad de generalización de la red, para lo cual se empleó el conjunto de validación, calculándose el error para este cada 5 épocas y comparándose con el menor error obtenido hasta el momento en la validación, de ahí que se empleó el término GL (Generalization loss o pérdida de generalización) estableciéndose en un valor de 10%.

10.2.5 Software de la red Backpropagation

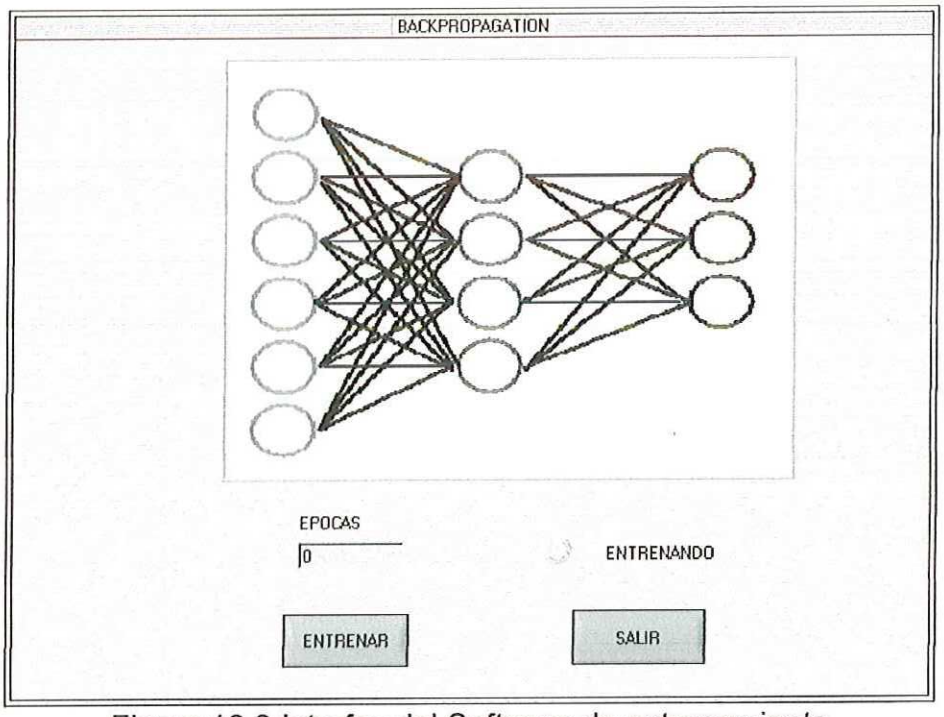


Figura 10.3 Interfaz del Software de entrenamiento

[3] Martin, Sanz. Redes Neuronales y Sistemas Difusos. 2ª Edición. Alfaomega. Pag. 217.

El software desarrollado para el entrenamiento de la red dispone de una interfaz grafica donde el usuario puede observar en que época se encuentra de entrenamiento al igual que iniciar o detener el mismo. Durante el tiempo que dura el programa modificando pesos un LED (diodo emisor de luz) se enciende en rojo para indicar que el proceso ha comenzado.
El código del programa debe ser modificado si el usuario desea cambiar los parámetros de entrenamiento:

Parámetro	Variable en el código	Descripción
entradas	#define e _	Numero de entradas o variables de la red
capas	#define num_capas _	Numero de capas de la red, entradas, ocultas y salida.
capas ocultas	#define u _	Numero de capas ocultas de la red.
patrones	#define patrones _	Numero de patrones con los que se entrena. Se leen de un archivo
patronesv	#define patronesv _	Numero de patrones de validación. Se leen de un archivo.
epocas	#define epocas _	Numero máximo de épocas en las cuales la red entrenara.
alpha	alpha[_,_,_]	Coeficiente de aprendizaje de la red. Por cada capa se define uno.
beta	beta[_,_,_]	Coeficiente utilizado para calcular el momento. Por cada capa se define uno

Tabla 10.1 Tabla de parámetros para un entrenamiento

10.3 Software de control Neuro-PID

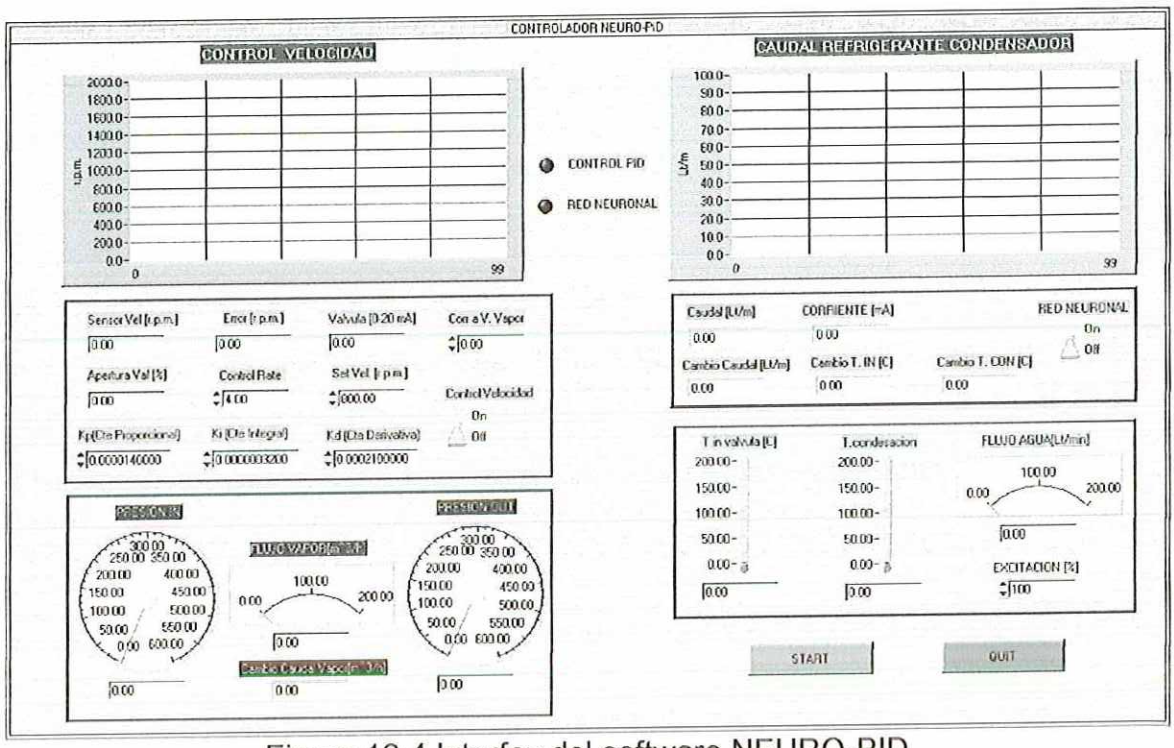


Figura 10.4 Interfaz del software NEURO-PID

El software NEURO-PID cuenta con una interfaz gráfica de usuario donde se le permite al operario de la planta modificar los parámetros del control PID convencional tales como Kp, Ki y Kd al igual que el tiempo de muestreo del controlador. Además son visualizadas las variables como, apertura actual de la válvula de control, la corriente enviada en cada instante a la misma, la velocidad de la turbina y el error relativo a la consigna. Complementando lo anterior se observan los datos de las presiones en la platina de orificio (aguas arriba, aguas abajo), el caudal de vapor, el caudal de agua de refrigeración, su cambio con respecto al tiempo, las temperaturas de salida de la caldera y del condensado y la corriente arrojada por la red neuronal.

El programa consta de dos bloques de código básicamente, ejecutados de acuerdo a 2 temporizadores fijados en valores distintos, para el control PID se fijo en 4 segundos mientras que para la red neuronal se fijo en 2 segundos.

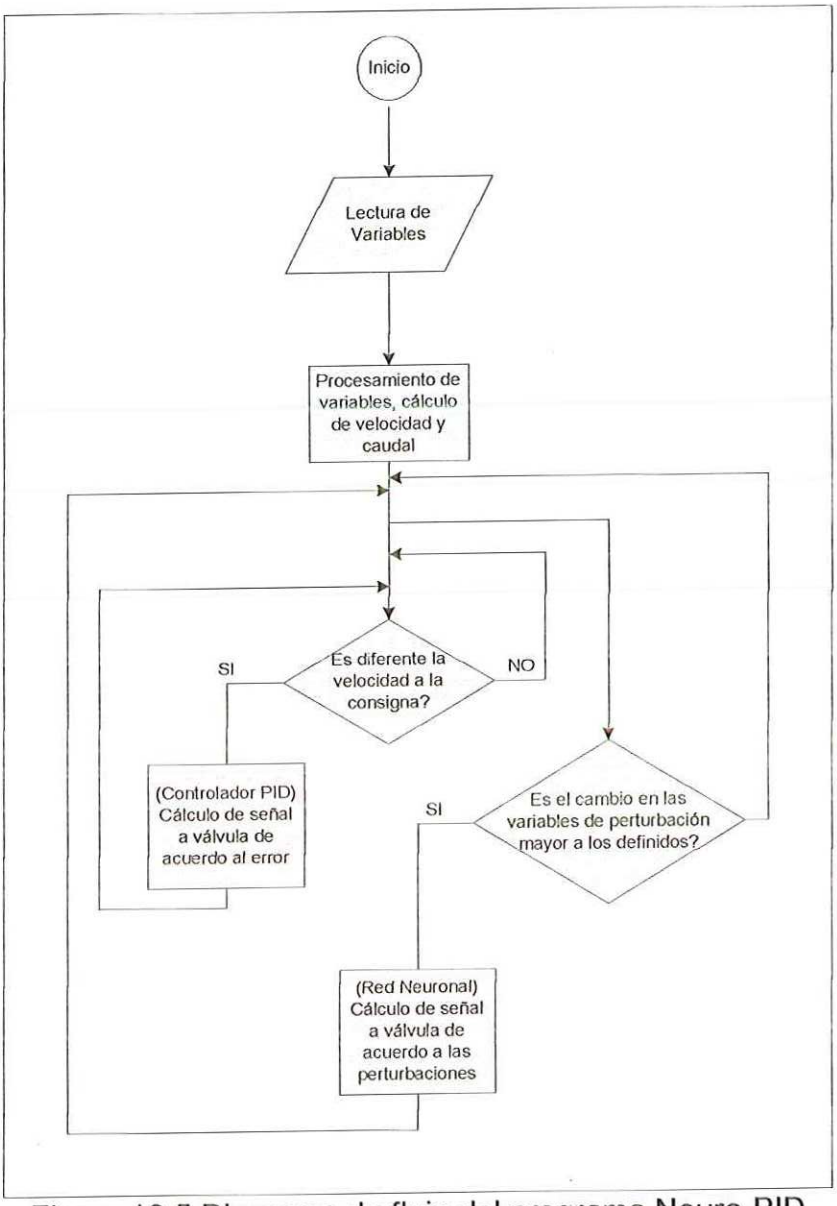


Figura 10.5 Diagrama de flujo del programa Neuro-PID

La respuesta arrojada por la red neuronal compensa los cambios en las variables que producen perturbación al sistema. La señal de la red es igual a la que el sistema debería tener para conservar cierta velocidad de consigna, teniendo valores determinados en todas las otras variables medidas.

10.4 Pruebas y respuesta del sistema

10.4.1 Setpoint a 800 rpm

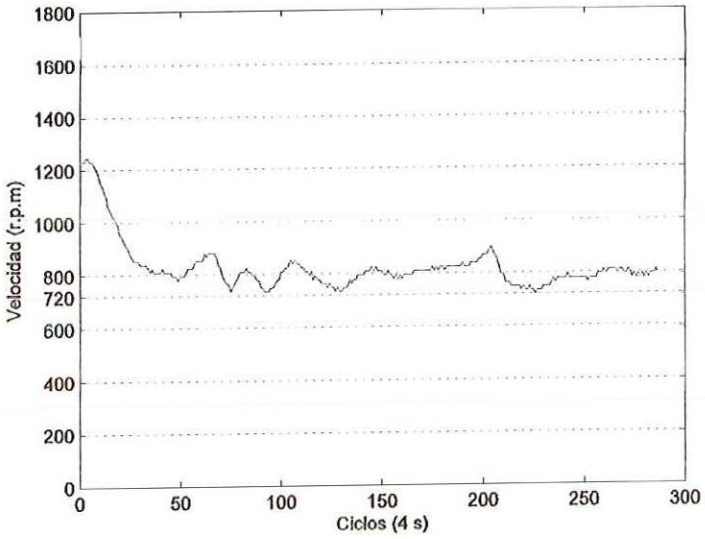


Figura 10.6 Respuesta del controlador NEURO-PID

El controlador NEURO-PID permite picos máximos de 7.5% y 12.5% lo que nos indica que el controlador con respecto al PID puro no mejoró. El error presentado tanto por arriba como por debajo es mayor al presentado en el controlador clásico. Además se presentan fluctuaciones con alta frecuencia lo que nos indica que hay inestabilidad en cierto grado.

En las figuras 10.7 y 10.8 se pueden observar los comportamientos de las variables Temperatura de la caldera y Caudal de refrigerante. Variables que inciden notoriamente en el comportamiento del sistema.

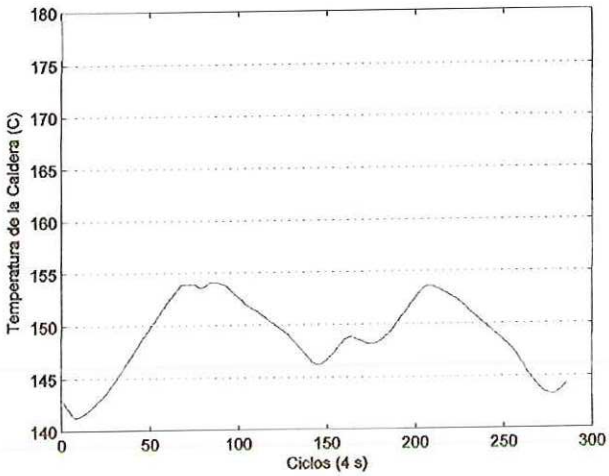


Figura 10.7 Trasientes de la temperatura de la caldera

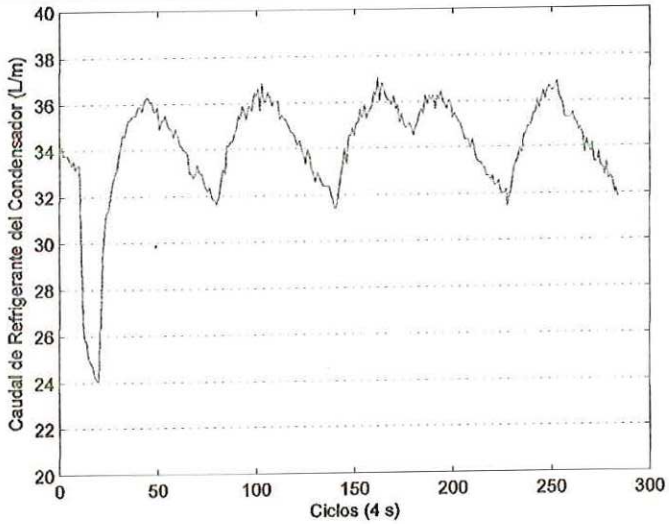


Figura 10.8 Trasientes del refrigerante del condensador

11. IMPLEMENTACÓN DEL CONTROL FUZZY-PID

Al igual que la implementación del controlador NEURO-PID, la implementación propuesta en este capítulo pretende mejorar la respuesta del control PID.
Bajo el mismo esquema de control en adelanto (ahora empleando un motor de inferencia Fuzzy) el sistema responde a los cambios de presión y caudal refrigerante del condensador buscando la estabilidad en la velocidad de la turbina.

11.1 Controlador Fuzzy-PID propuesto

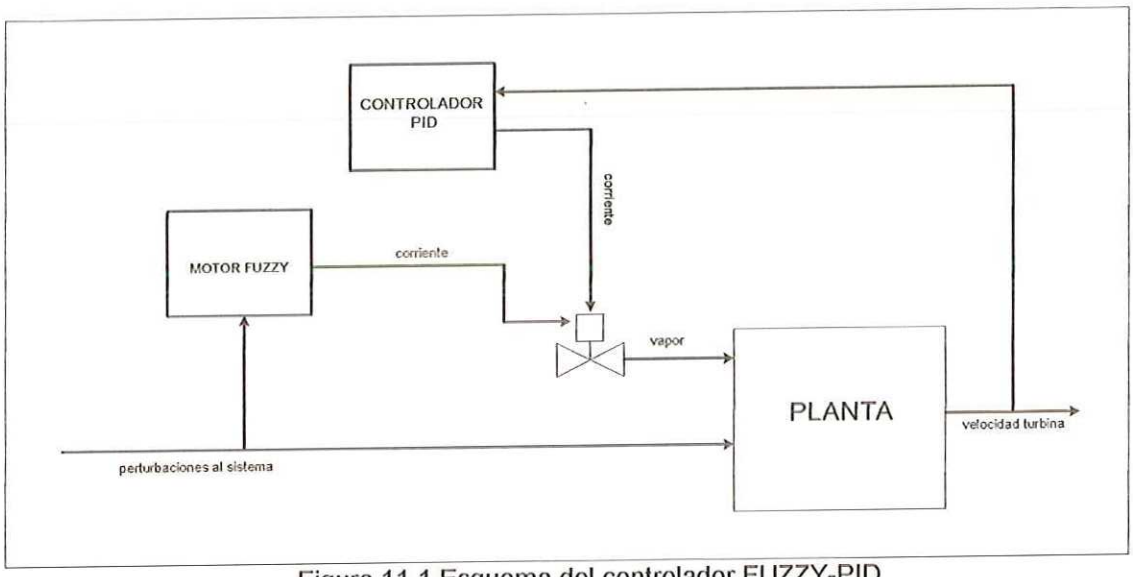


Figura 11.1 Esquema del controlador FUZZY-PID

En la figura anterior se puede observar como el controlador FUZZY-PID consta de dos bloques, el controlador PID que se encarga de responder ante cambios en la variable controlada y el correspondiente al motor de inferencia Fuzzy que se encarga de supervisar los cambios en las variables que causan perturbaciones al sistema. Dependiendo de los cambios detectados por el bloque Fuzzy en adelanto, una corriente de compensación es sumada a la arrojada por el controlador PID para mantener la estabilidad.

11.2 El motor de inferencia Fuzzy

Esta idea de un sistema supervisado evalúa si ocurre un cambio en la presión de la caldera o en el caudal de refrigeración del condensador y si pueden provocar una desviación de la velocidad de su valor consigna. En dado caso se calcula y se ejecuta una acción.

Un método intuitivo y confiable, basado en el conocimiento y experimentación por parte de los autores[1], se emplea para obtener los subconjuntos para las variables lingüísticas y para la definición de las reglas. Esta forma heurística de diseño de estrategias de control para procesos de control automático es útil[2] y es la base de la lógica Fuzzy.

El motor Fuzzy diseñado para esta aplicación tiene 2 conjuntos de entrada (cambio en la presión de la caldera y cambio en el caudal de refrigeración del condensador) y 1 de salida (corriente de compensación). Cada conjunto de entrada esta dividido en 3 subconjuntos identificados con los siguientes términos lingüísticos:

N→ Negative
Z → Zero
P → Positive

Para el conjunto de salida, existen 3 subconjuntos definidos:

C→ Close
NO → No operation
O → Open

El motor Fuzzy recibe ambas señales numéricas, ΔT_p y ΔV_w. Luego viene la etapa de fuzzificación donde los 2 valores son convertidos en términos lingüísticos (N, Z, P).

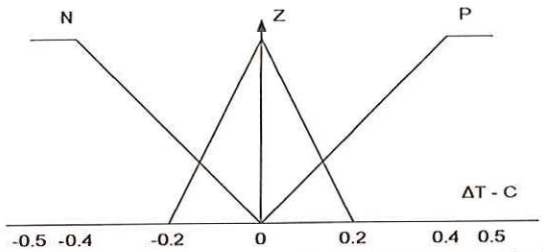


Figura 11.2. Conjunto del cambio en la temperatura de la caldera

[1] S. Lu and B.W. Hogg." Predictive Coordinated Control for Power-Plant Steam Pressure and Power Output". Control Eng. Practice, Vol. 5 No. 1 pp.79-89. 1997.

[2] V. Mazzone. "Controladores PID". Control Automatico I. 2002.

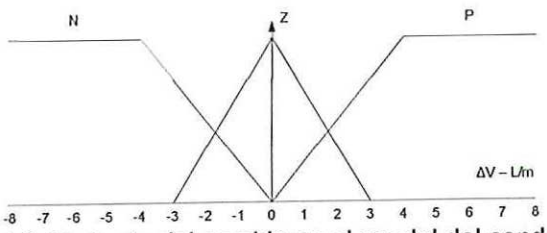


Figura 11.3 Conjunto del cambio en el caudal del condensador

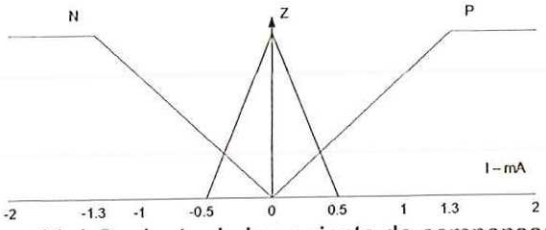


Figura 11.4 Conjunto de la corriente de compensación

Dentro del motor existe una matriz de reglas previamente definida que se encarga de escoger que subconjuntos del conjunto de salida actuarán dependiendo de las reglas que hayan sido disparadas.

Un sistema Fuzzy tipo Mamdami fue desarrollado y tiene un grupo de valores $R^{(l)}$ con la forma:

$$R^{(l)} : IF\ x_1 \text{ is } F_1^l \text{ and } \ldots \text{and } x_n \text{ is } F_n^l$$
$$\text{THEN } y \text{ is } G^1$$

Donde: F_i^l y G^1 son conjuntos Fuzzy.

Las reglas que describen al supervisor están incluidas en la Tabla 1.

ΔT_p Boiler Temperature Delta

ΔV_w Condenser refrigerant Delta \ ΔT_p	N	Z	P
N	C	C	NO
Z	C	NO	O
P	NO	O	O

Tabla 11.1 Matriz de reglas

La defuzzificación es donde el valor final a ser enviado a la válvula es definido de acuerdo a cualquiera de los métodos existentes. En este trabajo se aplicó el método de centro de áreas porque es el más utilizado[3] y la obtención de buenos resultados no depende del método de defuzzificación[4].

$$y = \frac{\sum_{l=1}^{M} y^{-l}(\mu_{B^l}(y^{-l}))}{\sum_{l=1}^{M}(\mu_{B^l}(y^{-l}))}$$

donde y^{-l} el centro del conjunto G^l (definido como el lugar donde $\mu_{G^l}(y)$ alcanza su máximo valor), y el termino $\mu_{B^l}(x)$ es calculado empleando la regla del mínimo (el valor fuzzificado mínimo entre las 2 entradas es escogido).

11.3 Compensación de perturbaciones

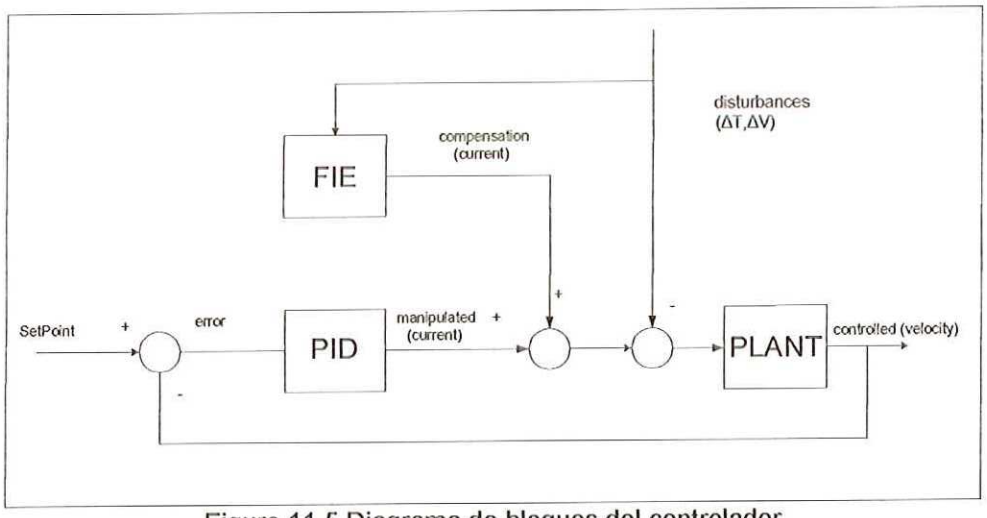


Figure 11.5 Diagrama de bloques del controlador

Como al controlador se le puede mostrar el momento en que una perturbación empieza a suceder, tiene sentido que se utilice esta información para diseñar un

[3] J. Hilera and V. Martinez. "Redes Neuronales Artificiales". AlfaOmega. Pg. 345. 2000.

[4] D. Rangel and L. Brito. "Estudio Comparativo de los Diferentes Métodos de Defuzzificación utilizados en la Lógica Fuzzy, para el Control Automático de la Temperatura y el Caudal a la Carga de la Corriente de Calentamiento de un Intercambiador de Calor". Universidad Autónoma de Bucaramanga. 2004.

controlador en Adelanto con la idea de mejorar el desempeño del sistema de lazo cerrado existente. La corriente enviada a la válvula cada vez que el controlador lee las variables y calcula la salida es:

$$I = I_{FIE} + I_{PID}$$

11.4 SOFTWARE DE CONTROL FUZZY-PID

De la misma manera que el software NEURO-PID, la interfaz FUZZY-PID le permite al operario de la planta modificar los parámetros del control PID convencional tales como Kp, Ki y Kd al igual que el tiempo de muestreo del controlador. Todas las demás variables también se pueden observar junto con la corriente de compensación calculada por el motor Fuzzy.

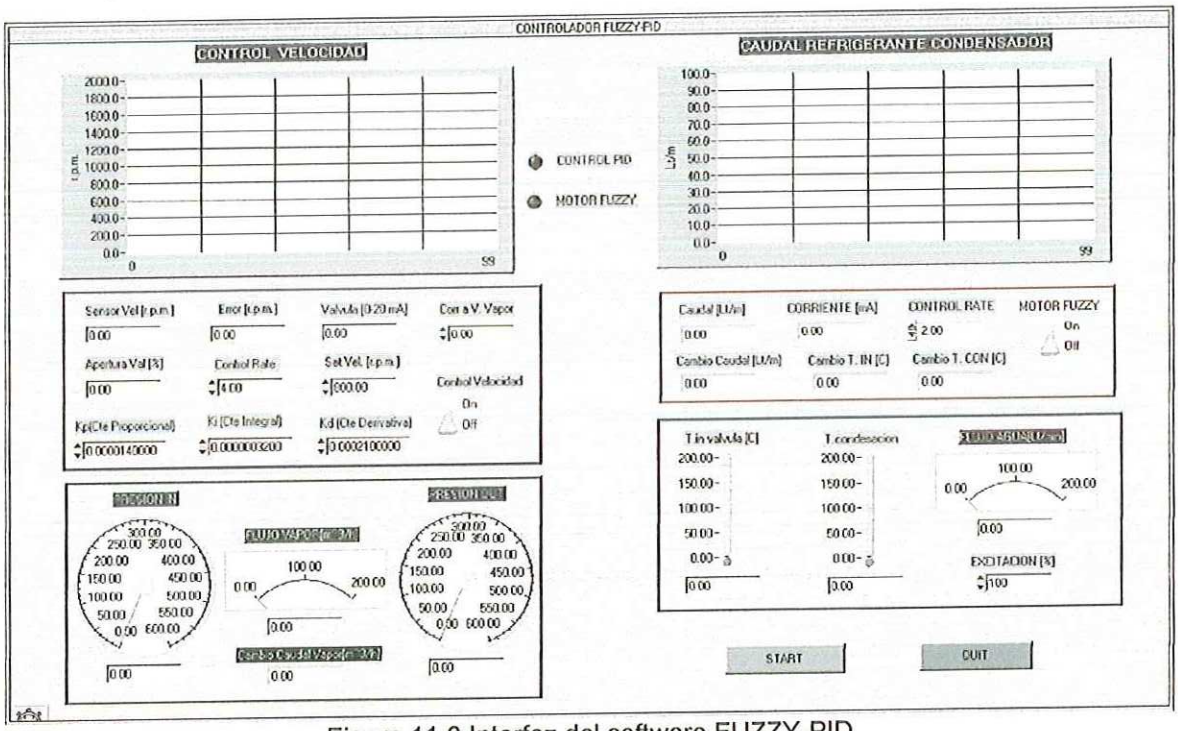


Figura 11.6 Interfaz del software FUZZY-PID

El programa consta de dos bloques de código básicamente, ejecutados de acuerdo a 2 temporizadores fijados en valores distintos, para el control PID se fijo en 4 segundos mientras que para el motor de inferencia Fuzzy se fijó en 2 segundos.

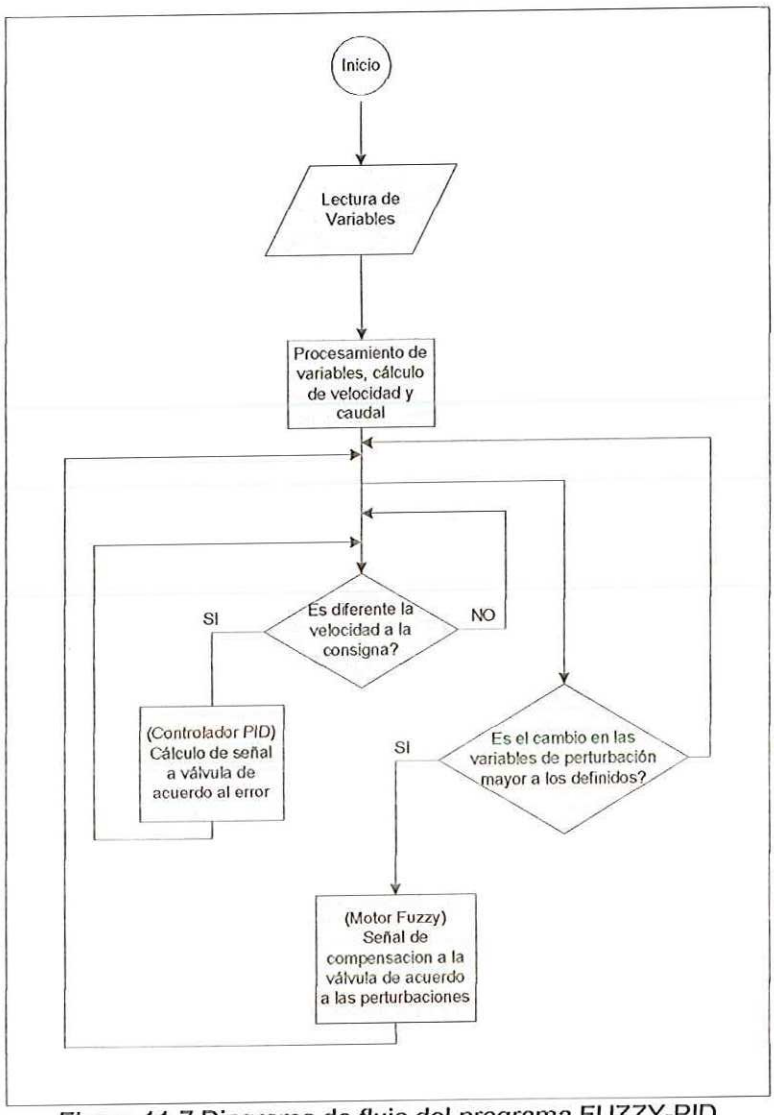


Figura 11.7 Diagrama de flujo del programa FUZZY-PID

La señal que envía el motor de inferencia Fuzzy corresponde a la señal de compensación la cual es sumada a la salida calculada por el controlador PID.

11.5 Pruebas y respuesta del sistema

11.4.1 Setpoint a 800 rpm

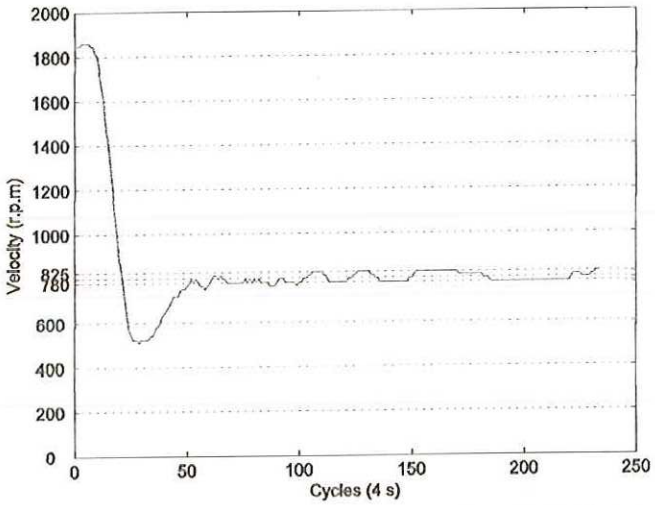


Figura 11.8 Respuesta del controlador FUZZY-PID

Como se esperaba el controlador Fuzzy-PID muestra una mejora al controlador PID. Bajo perturbaciones significativas exhibidas in las figuras 10.9 y 10.10 se puede observar en la figura 10.8 que los picos no exceden el 3% y el 2.5 % sobre y bajo el valor deseado respectivamente.

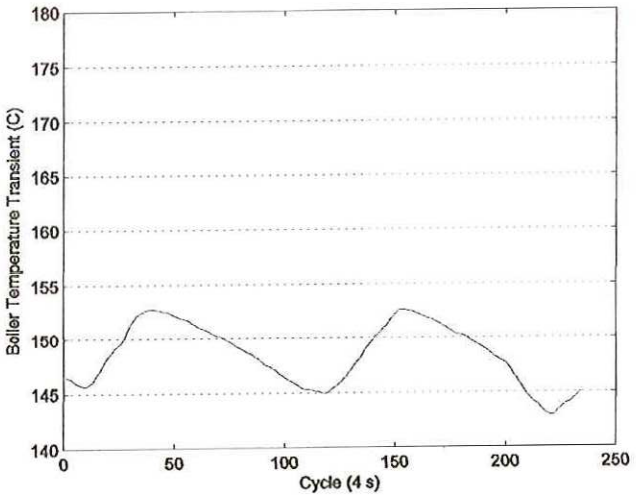


Figura 11.9 Trasientes de la temperatura de la caldera

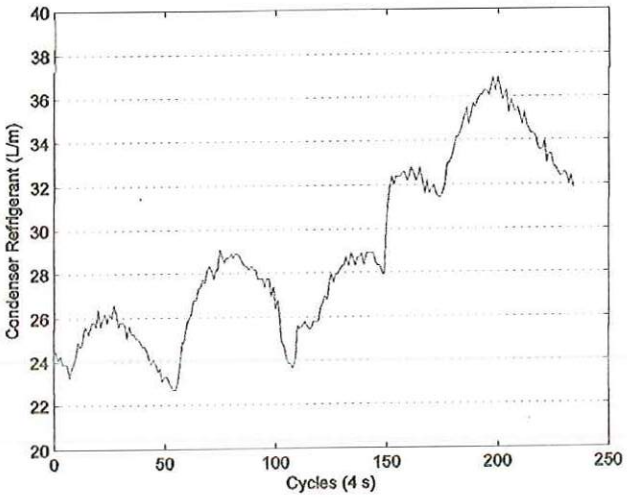


Figura 11.10 Trasientes del refrigerante del condensador

12. DISEÑO MECATRÓNICO

El concepto de mecatrónica se basa en integrar conocimientos de varias áreas de la Ingeniería, principalmente de la mecánica y la electrónica. Cuando estos conocimientos se integran y se relacionan entre sí, resulta más completa la evaluación de los problemas de diseño.

La mecatrónica es una disciplina orientada a integrar las tecnologías de la Ingeniería Mecánica, Electrónica y Computación para innovar productos, procesos o sistemas.

Existen muchas máquinas que podrían considerarse de tipo mecatrónico, sin embargo, el concepto de la mecatrónica no se basa en el hecho de que estos productos tengan componentes mecánicos, eléctricos y de computo, sino también en la forma en que estos productos fueron diseñados y desarrollados.[1]

El propósito de tener una metodología que permita desarrollar máquinas de tipo mecatrónico, es que dicha metodología permita:

- Reducir los tiempos de diseño e implantación
- Reducir los costos asociados al diseño y la implantación.
- Tener un orden de actividades en un proyecto integral
- Visualizar la dirección de un proyecto

La Fig.1 muestra la relación de algunas actividades generales asociadas al desarrollo de una máquina de este tipo. La Figura 12.1 muestra el diagrama de actividades desarrolladas durante este proyecto.

[1] J. Vargas. "Metodología aplicada al desarrollo de máquinas mecatrónicas". Centro de Ingenieria y desarrollo Industrial. Queretaro, México.

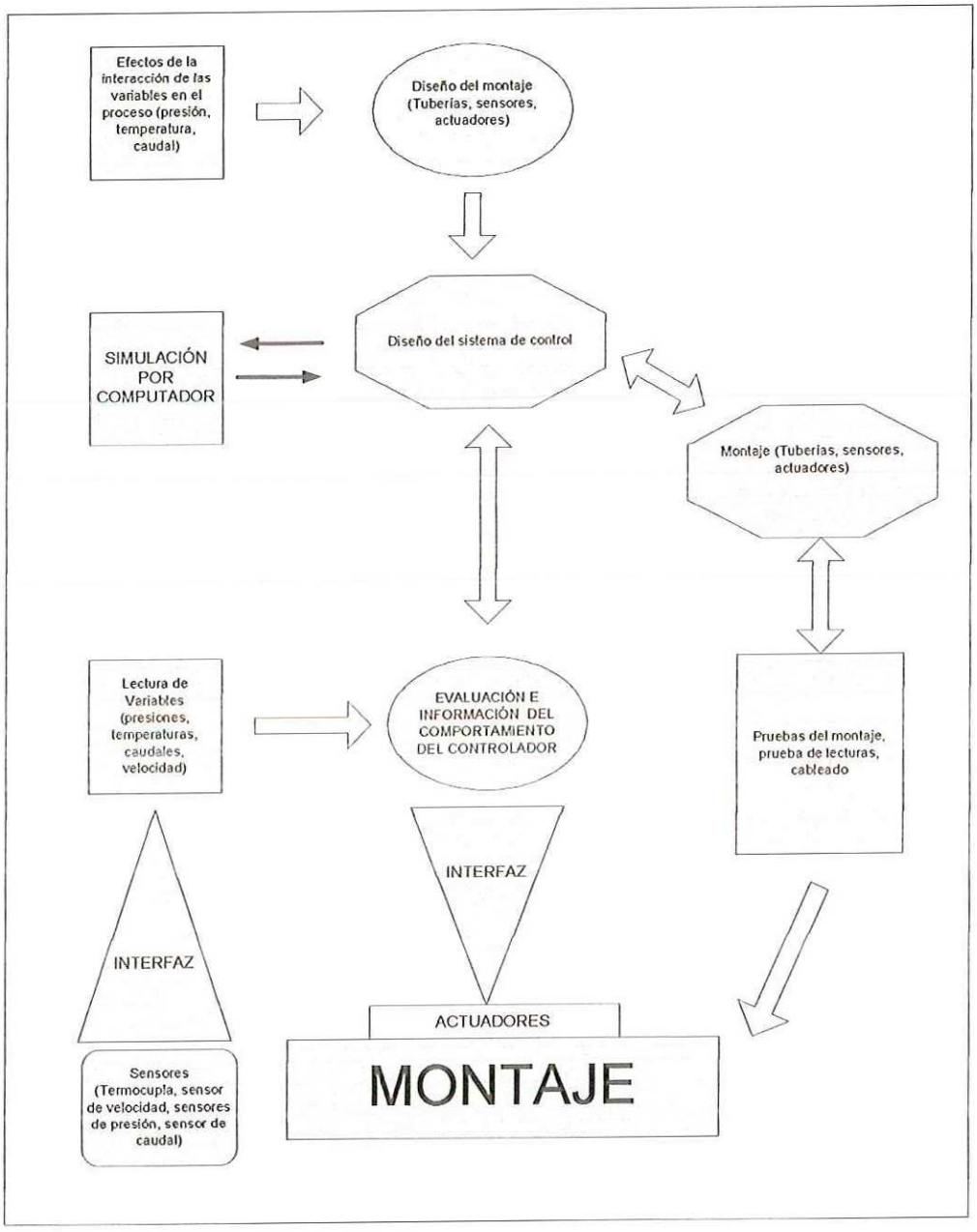


Figura 12.1 Metodología del diseño mecatrónico empleada

13. CONCLUSIONES

- Se diseñaron diferentes software de control (PID, FUZZY, FUZZY-PID, NEURO-PID), de uso fácil y disponible para la aplicación en diferentes prácticas de control industrial, en el laboratorio de plata piloto de la Universidad Autónoma de Bucaramanga.

- Se instaló la instrumentación requerida (sensor inductivo para la velocidad, platina de orificio, 2 termocuplas, 2 sensores de presión, válvula de control y módulos de adquisición de datos) que permitió el desarrollo e implementación del control automático de velocidad de la turbina de vapor de la planta piloto.

- Se diseñó, instaló, y se puso en marcha el sistema de control (instrumentación, tubería, actuador, hardware, software) de velocidad de la turbina de vapor ubicada en el laboratorio de planta piloto de la Universidad Autónoma de Bucaramanga.

- Los resultados obtenidos en este trabajo muestran la efectividad que tiene el controlador PID sobre este tipo de sistema térmico en particular, con diferentes perturbaciones y alto tiempo muerto.

- El controlador Fuzzy arrojó resultados óptimos para valores de Set point iguales o superiores a 1200 r.p.m. debido a que la configuración de los conjuntos fue realizada para tal fin.

- La sintonización del controlador Fuzzy, depende ampliamente tanto de las reglas definidas en la Matriz de reglas así como de los diferentes parámetros de los conjuntos de las variables, tanto de entrada como de salida. Estos parámetros de los conjuntos son el solapamiento de conjuntos, su ubicación cerca al punto cero y los "shoulders" de los conjuntos extremo.

- Se diseñó e implementó un motor de inferencia Fuzzy, el cual fue ubicado como complemento al control PID. Este motor se localizó en control en adelanto al controlador convencional.

- Se implementaron diferentes técnicas de control para el control de velocidad de la turbina de vapor como lo son el control clásico, el control con lógica Fuzzy y el control en adelanto. Este último con 2 alternativas. El primero con el bloque en adelanto basado en lógica Fuzzy y el segundo basado en redes neuronales.

- Con respecto a la implementación del controlador basado en lógica Fuzzy, se puede decir que comparado con los controladores PID, consumió mucho más tiempo su diseño y sintonización debido a que no existen metodologías especificas, aparte de la de prueba y error para su sintonización.

- Las perturbaciones inherentes del sistema como el cambio en la presión de la caldera y la variación en el caudal de refrigerante del condensador hacen al sistema inestable, inestabilidades resueltas por el controlador PID y Fuzzy-PID diseñados.

- Es imprescindible varios experimentos sobre la planta que nos indiquen el comportamiento y relación entre las variables del sistema para poder determinar un punto de partida en los parámetros de los conjuntos Fuzzy. Lo anterior no es conveniente para procesos donde hay alto consumo de recursos.

- Se diseñó e implementó una red neuronal la cual fue ubicada como complemento al control PID. Esta red se ubicó en control en adelanto al controlador clásico.

- El motor de inferencia Fuzzy añadido al controlador PID en adelanto arrojó buenos resultados ya que se anticipa a los cambios que empiezan a ocurrir en el comportamiento del sistema y arroja una corriente de compensación según las perturbaciones.

- La red neuronal agregada al controlador PID en adelanto no arrojó buenos resultados debido a que los resultados en cuanto a estabilidad estuvieron por debajo de los resultados obtenidos con el controlador PID.

- La utilización de un sistema de adquisición de datos de buen comportamiento, de fácil uso, y de última tecnología, permite satisfactoriamente disminuir los problemas de ruido que se puedan presentar en las señales adquiridas.

- LabWindows/CVI, es un ambiente, que permite desarrollar cualquier tipo de plataforma de visualización, control y registro, de un sistema industrial.

14. RECOMENDACIONES

Es indispensable para este circuito térmico en particular, implementar un sistema de control continuo de la presión de la caldera que permita mantener un valor constante que no afecte el flujo de vapor y tampoco se presenten variaciones en la velocidad de la turbina.

Es de vital importancia la instalación de una torre de enfriamiento que permita reducirle la temperatura al agua de refrigeración del condensador para poderla llevar a almacenamiento y así ahorrar agua mientras la planta se encuentra en funcionamiento. Esto también llevaría a que existiera un flujo continuo de agua ya que lo suministraría una bomba directamente del tanque.

Para la implementación de un control Fuzzy, se hace necesario, el previo establecimiento de los métodos y alternativas a utilizar en cada uno de los bloques que lo conforman. De esta forma se puede obtener mejores resultados, en el momento de la sintonización del sistema.

Es importante decidir y hacer un balance entre número de épocas, tiempo de entrenamiento y resultados aceptables ya que se pueden presentar especializaciones, altos tiempos de entrenamiento o resultados no muy buenos

Los resultados dependen de los valores iniciales, aleatorios, de las conexiones. Esto hace que sea conveniente entrenar varias redes con distintas valores iniciales y elegir la que mejor funcione.

El entrenamiento de la red neuronal para este caso específico tardó mucho tiempo y los resultados no fueron óptimos. Se podrían obtener mejores resultados si se invierte mucho mas tiempo concentrándose sólo en el entrenamiento, modificando número de entradas, coeficientes de aprendizaje, coeficientes de momento, número de neuronas en la capa oculta y valores de bias.

El tiempo de cómputo aumenta mucho al aumentar el tamaño de la red. Ya que el volumen de cálculo es proporcional al número total de conexiones. En la práctica, al aumentar el tamaño de la red, hacen falta más ejemplos de aprendizaje, y eso provoca un aumento en el tiempo de aprendizaje.

La parálisis: esto sucede cuando los pesos quedan ajustados a valores muy grandes, esto hace operar a las unidades de proceso con una activación muy próxima a 1, y por lo tanto, el gradiente del error, tiende a 0, en consecuencia no se producen modificaciones en los pesos, el aprendizaje queda detenido. Por eso es conveniente aleatorizar los pesos de las conexiones con valores

pequeños y usar la tasa de aprendizaje, también pequeña, a pesar de que se ralentice el aprendizaje.

Otras técnicas que pueden ayudar a no caer en mínimos locales consisten en añadir cierto nivel de ruido a las modificaciones de los pesos de las conexiones.

Otra medida propuesta es añadir ruido a las conexiones, pero esto es más útil para darle robustez y aumentar la capacidad de generalización de la red. Estas medidas, por contra, aumentan el tiempo de aprendizaje.

15. BIBLIOGRAFÍA

C.A. SMITH, A.B. CORRIPIO. Control Automático de Procesos. Teoría y Práctica, Limusa, México (1991).

A.D. KULKARNI. Computer vision and fuzzy-neural systems. Prentice-Hall, 2001.

V. B. Rao. Neural Networks and Fuzzy Logic M&T Books, IDG Books Worldwide, Inc. 1995.

F.G. Shinskey. "Sistemas de Control de Procesos. Tomo I.Mc Graw Hill. 1996.

L. Prechelt. "Early stopping- but when?". Fakultält für Informatik. Universität Karlsruhe, Germany.

C.Maffezzoni."Boiler-Turbine Dynamics in Power-Plant Control". Control Eng. Practice, Vol. 5 No. 3, pp. 301-312. 1997.

G. Klefez. "Automatic Control of Steam Power Plants". Bibliographisches Institut, Zürich. 1986.

S.G. Dukelow. "The Control of Boilers". ISA Press. 1986.

C. Maffezzoni. "The Dynamics of Steam Generators. Masson Ed. 1989.

C. Maffezzoni. "The Control of Steam Generators. Masson Ed. 1990.

S. Lu and B.W. Hogg." Predictive Coordinated Control for Power-Plant Steam Pressure and Power Output". Control Eng. Practice, Vol. 5 No. 1 pp.79-89. 1997.

P.K. Saha, M. Shoib and J. Kamruzzaman. "Development of a Neural Network based Integrated Control System of 120 ton/h capacity boiler". Computers & Electrical Engineering. Pg. 423-440. 1998.

K.J. Astrom and B Wittenmark. "Adaptive Control". Addison Wesley, 1989.

S. Isaka and K. Chu. "Industrial Temperature Control". Industrial Applications of Fuzzy Technology in the World. pp. 10. 1995.

A. Cardoso, J Henriques and A. Dourado. "Fuzzy Supervisor and Feedforward Control of a Solar Power Plant Using Accessible Disturbances".

J. Jantzen. "Fuzzy Supervisory Control". Tech. report no 98-H-875 (proc), November 11, 1998.

V. Mazzone. "Controladores PID". Control Automatico I. 2002.

M. Mahmoud, K. Dutton and M. Denman. " Design and Simulation of a Nonlinear Fuzzy Controller for a Hydropower Plant". Electric Power Systems Research. Pg. 87-99. 2005.

J. Hilera and V. Martinez. "Redes Neuronales Artificiales". AlfaOmega. Pg. 345. 2000.

D. Rangel and L. Brito. "Estudio Comparativo de los Diferentes Métodos de Defuzzificación utilizados en la Lógica Fuzzy, para el Control Automático de la Temperatura y el Caudal a la Carga de la Corriente de Calentamiento de un Intercambiador de Calor". Universidad Autónoma de Bucaramanga. 2004.

B. Martin del Brio, A. Sanz. "Redes Neuronales y Sistemas Difusos". Alfaomega. 2002. Pg. 262.

J. Vargas. "Metodología aplicada al desarrollo de máquinas mecatrónicas". Centro de Ingenieria y desarrollo Industrial. Queretaro, México.

Comerford R., *"Mecha...what?"*, IEEE Spectrum, Tutorial/Design, August 1994.

Memis A., Robert M. Parking, *"Engineering Education for Mechatronics"*, IEEE Transactions on Industrial, Electronics, Vol.43, No.1, February 1996.