

CONTROLADORES AVANZADOS EN PLC

Luis Edo García Jaimes¹, Maribel Arroyave Giraldo²

¹Magister en Educación, Especialista en automatización Industrial, Docente Investigador, legarcia47@gmail.com. Politécnico Colombiano J.I.C, Carrera 48 # 7-151

²MSc en Automatización y Control Industrial, Especialista en Automática, Docente Investigador, maribel.arring@gmail.com. Institución Universitaria de Envigado, Carrera 27 B # 39 A Sur 57

RESUMEN

En este artículo se presenta una aplicación del PLC en la implementación de sistemas de control avanzado para regular una planta de flujo y nivel. Se identifica el proceso y se trabajan tres algoritmos de control: un control con redes neuronales, un controlador RST y un controlador PI estimado con el método de asignación de polos. Se desarrolla un programa para el PLC que, junto con el sistema SCADA, permite utilizar estas técnicas de control en la regulación de procesos industriales. El software utilizado incluye además, el diseño de un entorno amigable para la visualización de las variables por parte del usuario. Los resultados obtenidos en el control del proceso, ponen de manifiesto la posibilidad de implementar en el PLC algoritmos de control avanzado con muy buen desempeño.

Palabras clave: Red neuronal, Algoritmo de Control, Control Neuronal.

Recibido: 23 de abril de 2012. Aceptado: 4 de Junio de 2012
Received: April 23rd, 2012. Accepted: June 04th, 2012

PLC ADVANCED CONTROLLERS

ABSTRACT

This paper presents an application of the PLC in the implementation of advanced control systems to regulate a plant of level. The process is identified and the work is based on three control algorithms: a control with neural networks, a RST controller and a PI controller estimated using pole placement. It is developed a program for the PLC which, together with the SCADA system, allows using these techniques of control in the regulation of industrial processes. The Software also includes the design of a user-friendly environment for viewing the variables from the user. The results obtained in the control of the process, demonstrate the likelihood to implement advanced control algorithms with very good performance in the PLC.

Keywords: Neural Network, Control algorithm, Neuronal Control.

1. INTRODUCCIÓN

Actualmente en la industria son muy utilizados los PLC (Controladores lógicos Programables) pero, en la mayoría de los casos, estos se encuentran desarrollando tareas de control ON-OFF, control secuencial o utilizando módulos de control convencional. De igual manera, los sistemas SCADA son generalmente utilizados solo para el monitoreo de las variables y la generación de mímicos.

Cuando se trata de procesos delicados que requieran un alto grado de seguridad y alta exactitud y precisión en su manejo se requiere implementar nuevas técnicas de control avanzado y el PLC puede ser el equipo adecuado para tal fin.

La evolución de los PLC los ha llevado a incluir funciones para el tratamiento y almacenamiento de datos, la energía del proceso, capacidades de comunicación, y control de relés secuenciales, para ser empleados en amplias aplicaciones como el control de movimiento, control de procesos, sistemas de control distribuidos y establecimiento de redes [1].

Se podría pensar que los PLC son subutilizados puesto que algunas referencias de estos controladores disponen de algún tipo de unidades matemáticas que permiten el desarrollo de algoritmos de control avanzado, que en algunas ocasiones, son requeridos por procesos más complejos donde se hace necesario un mayor procesamiento de datos o simplemente para mejorar el control en algunos aspectos como la eficiencia en la respuesta del proceso y la acción del algoritmo de regulación en el manejo de los elementos finales de control.

Al respecto, se tienen referencias de diferentes trabajos orientados a la aplicación del PLC en la ejecución de algoritmos de control no convencional: en [2] se implementa un control adaptable por modelo de referencia en un PLC de la familia S7 de Siemens. La importancia de este trabajo radica en diseñar controladores más poderosos e implantarlos en un dispositivo comercial que es del dominio de la mayoría de los ingenieros que trabajan en la industria, en [3] se realiza con el PLC TSXMicro 3722 un control de nivel en un tanque esférico utilizando un algoritmo de control PI adaptativo con ganancia programable. En [4] se presenta una metodología para implementar

controladores basados en lógica difusa en un PLC S7-300 empleando el lenguaje de programación SCL de STEP 7 y en [5] se referencia el uso de un PLC Allan Bradley para el desarrollo de un control fuzzy adaptativo aplicado a un banco de pruebas de un sistema de refrigeración con la finalidad de aumentar la eficiencia térmica del sistema

En este proyecto se aplican diversas técnicas de control avanzado en la regulación de procesos industriales y se desarrolla un programa para el PLC que, junto con el sistema SCADA permite utilizar estas técnicas, poco comunes pero de muy buen desempeño, en los procesos en donde se han implementado. El software a utilizar incluye además, el diseño de un entorno amigable para la visualización de las variables por parte del usuario.

2. METODOLOGÍA

2.1. Descripción del módulo de nivel y flujo

El modulo para control y monitoreo de nivel y flujo es un sistema de control de procesos que consta de dos tanques: uno ubicado en la parte inferior utilizado como reservorio de agua y otro en la parte superior destinado al control de nivel como se observa en la Fig.1. Mediante una bomba se trasiega el agua desde el tanque inferior al tanque superior estableciéndose un sistema de recirculación de agua que permite realizar el control de flujo o el control de nivel.

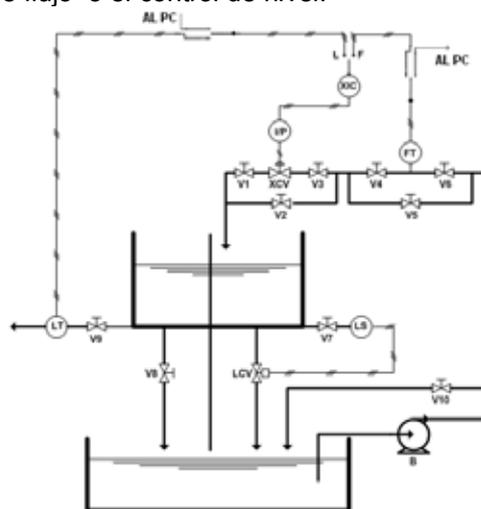


Fig. 1. Diagrama de instrumentación y control del proceso.

Para el control de flujo se dispone de un transmisor de flujo, un controlador electrónico PID, un

convertidor de corriente a nivel, una válvula de control y una bomba para recirculación. También tiene un sistema de válvulas manuales que permiten introducir perturbaciones en el lazo de control de flujo.

Para el control de nivel se dispone de un transmisor de nivel por nivel diferencial, un controlador electrónico PID, un convertidor de corriente a nivel, una válvula de control y una bomba para recirculación. También cuenta con un sistema de válvulas manuales que permiten introducir perturbaciones en el lazo de control de nivel y una válvula solenoide que permite realizar control on-off del nivel.

Las señales provenientes de los sensores de nivel y de flujo se disponen en borneras de modo que se pueden llevar directamente al controlador electrónico PID o se pueden llevar a una tarjeta de adquisición de datos para realizar control por computador o a un PLC para realizar control con este dispositivo. De igual manera, las señales de control provenientes ya sea del controlador PID ó del computador o del PLC se pueden llevar al convertidor de corriente a nivel y de éste a la válvula de control. Esta disposición permite aplicar diferentes técnicas de control de procesos: control análogo, control digital y control con PLC.

2.2. Estructura de la Red Neuronal

La relevancia de las redes neuronales en el control de procesos radica en que se adaptan a los cambios de la planta, de esta manera tienen un comportamiento satisfactorio en plantas con dinámica variables no lineales.

Al adaptarse a los cambios de la planta, no se requiere conocer el sistema dinámico de la misma, sino que estas adaptan el controlador a ellas, la desventaja está en que este entrenamiento es pesado computacionalmente [6].

Las redes neuronales artificiales difieren en sus estructuras tanto en el tipo de red de neuronas como en el modo como se realiza el entrenamiento. Dentro de las redes supervisadas se encuentra como opción el control por modelo inverso donde el controlador, es decir la red neuronal, es entrenada con la salida de la planta para generar una dinámica inversa que anule el modelo dinámico de la planta para así dar como salida el valor donde se desea mantener el

proceso. [7], [8]. La Fig. 2 muestra el esquema de entradas-salidas de una red neuronal

El perceptrón multicapa es en la actualidad una de las arquitecturas más utilizadas para la solución de problemas, debido a su capacidad de aproximación universal, su fácil uso y su aplicabilidad en sistemas de reconocimiento de patrones, en control de procesos, en modelación de procesos dinámicos y en diagnósticos médicos.

Para el control del proceso de nivel se utilizó una topología de red perceptrón multicapa formada por una capa de entrada, una oculta y una capa de salida, donde las neuronas de entrada se encargan de recibir las señales que proceden del exterior, en este caso las salidas del transmisor de nivel en instantes anteriores, un retraso de la variable controlada y un bias. Como función de activación se utilizó la tangente hiperbólica en todas sus capas.

El algoritmo o regla de aprendizaje es el mecanismo mediante el cual se adaptan y se modifican los parámetros de la red. En el caso del perceptrón multicapa el aprendizaje es supervisado, debido, a que se cuenta con los datos de entrada y la referencia deseada, este error entre el valor deseado y el valor real modifica los pesos de la red. La diferencia es estimada mediante una función de error medio cuadrático.

En el aprendizaje se busca la minimización del error, la dirección de búsqueda comúnmente utilizada es el método del descenso del gradiente, debido a que las neuronas de la red están agrupadas en capas de distintos niveles, es posible aplicar el método del gradiente de forma eficiente, dando como resultado la aplicación del algoritmo de retropropagación o regla generalizada.

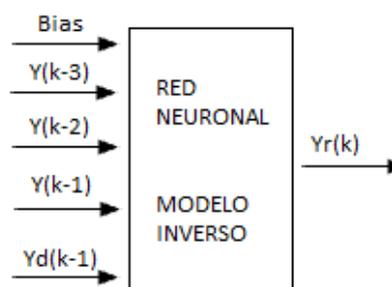


Fig. 2. Esquema de entradas-salidas a la red neuronal.

En la Fig. 3 se presenta el esquema de control utilizado para regular el proceso mediante el uso de redes neuronales

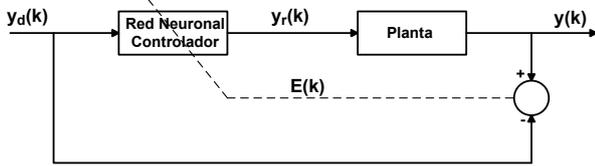


Fig. 3. Esquema de control.

El tipo de aprendizaje de la red es especializado, la entrada a la red es el objetivo y la salida es la señal correspondiente a la acción de control. Toda la programación de la red se realizó mediante funciones creadas en SCL. La minimización del error está dada por [4]

$$E(k) = \frac{1}{2} (Y_d(k) - Y(k))^2 \quad (1)$$

La adaptación de los pesos está dada por

$$w(k) = w(k-1) + \alpha (Y_d(k) - Y(k)) \operatorname{sech}^2(s_j) x_i \quad (2)$$

2.3. Controlador RST

La Fig. 4 muestra la configuración básica para implementar el algoritmo de control RST. [9], [10]

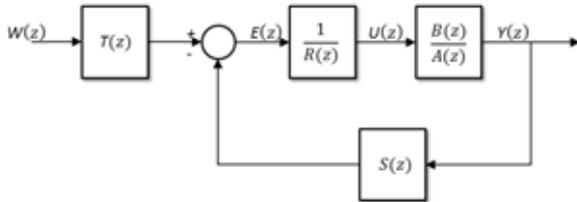


Fig. 4. Estructura control RST

El sistema a controlar tiene como función de transferencia:

$$G(z) = \frac{B(z)}{A(z)} \quad (3)$$

Se asume que la ley de control está determinada por:

$$U(z) = \frac{1}{R(z)} [T(z) \cdot W(z) - S(z) \cdot Y(z)] \quad (4)$$

La función de transferencia del sistema de control en lazo cerrado es:

$$\frac{Y(z)}{W(z)} = \frac{\frac{B(z)}{A(z)} \cdot \frac{1}{R(z)} \cdot T(z)}{1 + \frac{B(z)}{A(z)} \cdot \frac{1}{R(z)} \cdot S(z)} \cdot T(z)$$

$$\frac{Y(z)}{W(z)} = \frac{B(z)T(z)}{A(z)R(z) + B(z)S(z)} \quad (5)$$

La ecuación característica del sistema está dada por:

$$A(z)R(z) + B(z)S(z) = 0 \quad (6)$$

Donde:

$A(z)$ = Polinomio mónico orden n

$B(z)$ = Polinomio no mónico orden $(n-1)$

$R(z)$ = Polinomio mónico orden $(n-1)$

$S(z)$ = Polinomio no mónico orden $(n-1)$

Para determinar los polinomios $R(z)$ y $S(z)$ se iguala la ecuación Diofántica a un polinomio deseado $Q(z)$ de igual orden. $Q(z)$ determina la respuesta transitoria del sistema de control.

$$A(z)R(z) + B(z)S(z) = Q(z) \quad (7)$$

$Q(z)$ polinomio de orden $(2n-1)$

El polinomio $Q(z)$ se toma como:

$$Q(z) = Q_m(z) \cdot Q_0(z) \quad (8)$$

$Q_m(z)$ polinomio de orden n

$Q_0(z)$ polinomio orden $n-1$

El polinomio $Q_m(z)$ asegura que se cumplan las condiciones de diseño.

El polinomio $Q_0(z)$ completa el orden de $Q(z)$.

Finalmente, el polinomio $T(z)$ puede determinarse como:

$$T(z) = \varphi \cdot Q_0(z) \quad (9)$$

Donde

$$\varphi = \left. \frac{Q_m(z)}{B(z)} \right|_{z=1} \quad (10)$$

Para garantizar error de estado estable igual a cero se adiciona un integrador a la ecuación correspondiente a la Ley de control con lo cual se obtiene:

$$u(z) = \frac{1}{\Delta R(z)} [T(z)W(z) - s(z)y(z)] \quad (11)$$

2.4. Control PI

Los parámetros del controlador se diseñan de modo que el sistema en lazo cerrado tenga sus polos ubicados en el lugar deseado de manera que se satisfagan las condiciones de operación deseadas para el proceso [11]. Si $D(z)$ es el controlador y $G_p(z)$ es la función de transferencia del sistema, la ecuación característica será:

$$1 + D(z) * G_p(z) = 0 \quad (12)$$

La ecuación característica deseada debe ser del mismo orden que la correspondiente a la ecuación sistema-controlador:

$$(z_1 + p_1)(z_2 + p_2) \dots (z_n + p_n) = 0 \quad (13)$$

Comparando las ecuaciones (12) y (13) se obtienen n ecuaciones simultáneas cuya solución contiene los parámetros del controlador PI con función de transferencia:

$$D(z) = \frac{U(z)}{E(z)} = \frac{q_0 z + q_1}{z - 1} \quad (14)$$

De hecho, el controlador PI es un controlador convencional y su aplicación se toma como referente de comparación para el desempeño de los demás controladores.

3. SISTEMA SCADA

En la Fig.5 se muestra la visualización mostrada por el sistema de control.

Para el diseño del sistema SCADA se utilizó, como se mencionó anteriormente, un panel de siemens KTP600 DP, programado en Wincc flexible. Para facilitar la visualización de la identificación o el control del proceso se implementaron cinco imágenes de pantalla diferentes, la primera es la imagen inicial donde el usuario visualiza los elementos principales del proceso involucrado, en este caso nivel, se cuenta con cuatro botones que permiten la selección ya sea de la toma de datos del proceso para su posterior identificación, o los botones de controladores PI, RST y Neuronal para seleccionar la estrategia de control a utilizar. Cada

uno de estos botones lleva a una nueva imagen de pantalla según sea el caso.

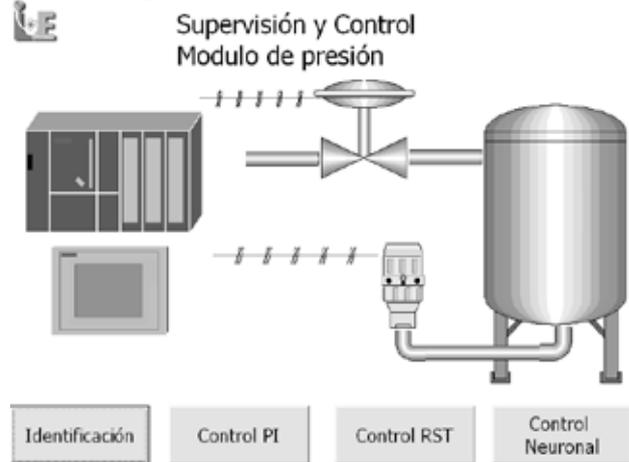


Fig. 5. Imagen principal del sistema SCADA.

Cada botón abre una nueva imagen en pantalla, así por ejemplo al presionar el botón control neuronal aparece la imagen de la Fig. 6.

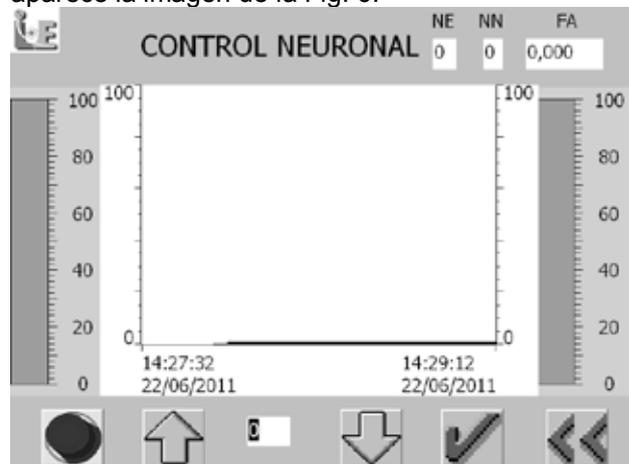


Fig.6. Imagen de control neuronal del sistema SCADA.

De igual manera, para las demás imágenes de pantalla, se cuenta con un área de grafica donde se visualiza la salida del controlador, es decir el estado de la válvula, el nivel actual entregado por el sensor y el punto de control deseado, la barra indicadora de la izquierda muestra el valor del set point y la barra de la derecha el nivel. La flecha arriba- abajo es para incrementar o decrementar el set point y se desplaza según el incremento digitado en el campo que se encuentra entre ellas, además un botón de paro, un botón para habilitar el almacenamiento de los datos y un botón para volver a la página inicial.

Como variables de entrada al algoritmo están NE número de entradas de la red neuronal, NN número de neuronas en la capa oculta y FA factor de aprendizaje de la red.

El mismo SCADA fue trasladado para ser utilizado desde el PC y poder monitorear y controlar el proceso tanto desde el panel del operador como desde el PC, además el PC facilita el almacenamiento de datos ya que posee mayor capacidad de memoria.

4. PROGRAMA DEL PLC

El programa diseñado en el PLC está compuesto por 10 bloques, 3 bloques de organización que son el OB100 donde se encuentran los datos de inicialización del programa, solo se ejecuta una vez al iniciar, El OB1 necesario para la ejecución y el OB35 (Fig.7) donde se encuentra todo el código del programa para ser ejecutado cíclicamente cada 100ms; 2 bloques de datos, el DB1 necesario para el funcionamiento del código principal y el DB2 para el almacenamiento de datos históricos; Un bloque de función asociado a una fuente SCL donde se encuentra el programa principal llamado desde el OB35 y finalmente, cuatro funciones FC105 y FC106 para la escalización de los datos análogos, FC1 es una función creada para el envío y la recepción de los datos donde se llama a FC105 y FC106 y FC2 es una función para generar números aleatorios.

El programa principal llamado desde OB35 (Fig.7) y elaborado en el FB1 está codificado en SCL, el software desarrollado consta de los switches habilitadores según los botones identificación, control PI, RST y neuronal, en identificación se adquiere el valor del nivel por medio de la entrada PEW752 configurada para recibir corriente de 4-20mA ya que el transmisor de nivel entrega señal estándar en corriente. Además de la entrada, se envía el dato de apertura de la válvula por la salida PAW752 también en corriente, para llevarlo directamente al I/P convertidor de corriente a nivel y finalmente a la válvula, adicional a esto los datos son graficados y almacenados para posteriormente ser procesados. En las demás selecciones para los controladores se realiza algo similar, pero el dato de salida se convierte en el valor arrojado por la ley de control dada por cada uno según el tipo de controlador.

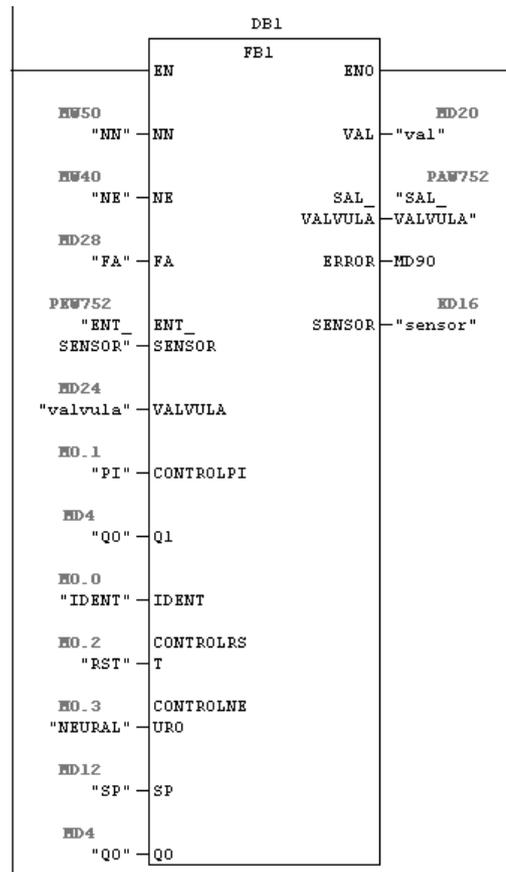


Fig. 7. Programa del OB35.

5. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

5.1. Identificación del sistema

Para obtener el modelo del sistema de nivel se utilizó el método de la curva de reacción, para ello se tomaron los datos de apertura de válvula y la respuesta del sistema de nivel a través del sensor de nivel, tomados mediante el PLC y almacenados en el PC por medio del sistema SCADA, para posteriormente analizarlos con el toolbox de identificación de sistemas de Matlab (IDENT) y de este modo calcular el modelo. En la Fig. 8 se observan los datos tomados del sistema real y la curva obtenida al graficar la función de transferencia obtenida. Con la ayuda del Matlab se estimaron el modelo del sistema continuo y el modelo equivalente del sistema discreto para el sistema de nivel. Estos modelos se dan a continuación:

Modelo para el sistema continuo:

$$Gp(s) = \frac{3.678}{48.459s + 1} \quad (15)$$

Modelo para el sistema discreto

$$Gp(z) = \frac{0.1376z - 0.0141}{z^2 - 0.4975 - 0.4681} \quad (16)$$

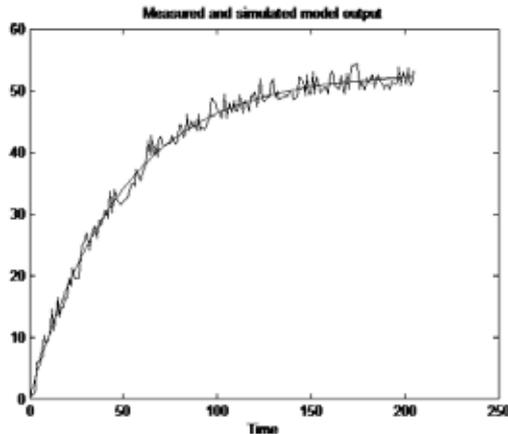


Fig. 8. Validación del modelo.

5.2. Control neuronal

El algoritmo de control neuronal no requiere ni de modelo de la planta ni de cálculos adicionales, solo la selección del factor de aprendizaje, para este caso los mejores resultados se obtuvieron con un valor de 0.6 y se realizó un ajuste experimental al multiplicar la ley de control por 0.5 para disminuir la ganancia del actuador. La respuesta del sistema controlado se muestra en la Fig. 9, donde se grafica el set point, el nivel en el tanque y la salida del controlador, es decir la actuación de la válvula de control. Se aprecia una respuesta de control sin sobreimpulsos, con buena velocidad y exactitud. Este algoritmo realiza un buen control en todo el rango de trabajo en el que se probó pero, su acción sobre el actuador es muy fuerte y como consecuencia el elemento final de control queda sometido a oscilaciones de gran amplitud lo que no es conveniente para la buena conservación de sus elementos.

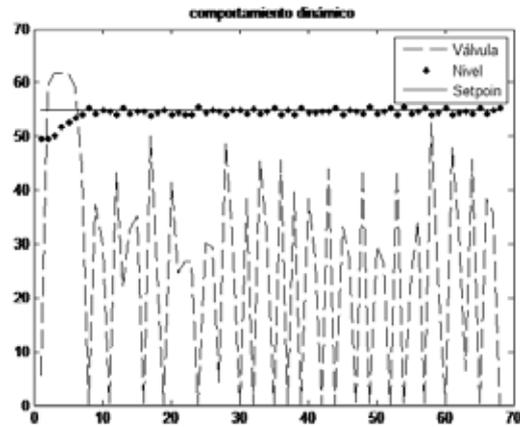


Fig. 9. Respuesta del sistema controlado con control neuronal.

5.3. Controlador RST

Para diseñar el controlador RST al sistema de nivel se asume un tiempo de establecimiento $t_s=100s$, coeficiente de amortiguamiento $\xi=0.8$, y periodo de muestreo $T=10s$. Esto ubica los polos en $z=0.64 \pm 0.198i$. Para completar el orden se adicionan a la ecuación característica dos polos no dominantes ubicados en $z = 0.1$

La ecuación característica: $Q = Q_m Q_0$ se toma como:

$$Q = (z^2 - 1.28z + 0.4488)(z - 0.1)(z - 0.1) = 0$$

$$Q = z^4 - 1.48z^2 - 0.1025z + 0.009488 = 0$$

Para mejorar la exactitud del controlador en el sistema se le adiciona un integrador, así la ecuación (7) toma la forma:

$$\Delta A(z)R(z) + B(z)S(z) = Q(z) \quad (17)$$

En donde:

$$R = z + R_1$$

$$S = S_0 z^2 + S_1 z + S_2$$

Es decir:

$$(z - 1)(z^2 - 0.4975z - 0.4681)(z + R_1) + (0.1376z - 0.0141)(S_0 z^2 + S_1 z + S_2) = z^4 - 1.48z^3 + 0.7148z^2 - 0.1025z + 0.004488$$

Comparando término a término y resolviendo las ecuaciones resultantes se obtiene:

$$R_1 = -0.1024, \quad S_0 = 0.8682,$$

$$S_1 = 3.9553, \quad S_2 = -3.72$$

El polinomio T es:

$$T = \varphi Q_0, \quad Q_0 = (z - 0.1)(z - 0.1)$$

$$\varphi = \frac{Q_m}{B} \Big|_{z=1} = 1.366$$

$$T = 1.366(z - 0.1)(z - 0.1)$$

$$= 1.366z^2 - 0.2732z + 0.01366$$

$$T = 1.366 - 0.2732z^{-1} + 0.01366z^{-2}$$

$$R = z - 0.1024 = 1 - 0.1024z^{-1}$$

$$S = 0.8682z^2 + 3.9553z - 3.72$$

$$= 0.8682 + 3.9553z^{-1} - 3.72z^{-2}$$

Por lo tanto, la ley de control es:

$$u(z) = \frac{1}{1 - 0.1024z^{-2}} [(1.366 - 0.2732z^{-1} + 0.01366z^{-2})W(z) - (0.8682 + 3.9553z^{-1} - 3.72z^{-2})Y(z)]$$

Llevando la ecuación anterior a una ecuación en diferencias se obtiene:

$$u(k) = 1.366w(k) - 0.2732w(k - 1) + 0.01376w(k - 2) - 0.8682y(k) - 3.9553y(k - 1) + 3.72y(k - 2) + 0.1024u(k - 1) \quad (18)$$

Se realizaron experimentalmente algunos ajustes en la ecuación en diferencias obtenida con el fin de mejorar la respuesta del proceso, estos ajustes se realizaron en línea con el proceso en funcionamiento, el término $-3.9553y(k - 1)$ fue cambiado por $-3.5y(k - 1)$ obteniendo una gran mejora en la respuesta del sistema ya que el algoritmo original tenía muy baja ganancia. En la gráfica de la figura 10 se muestra la respuesta del sistema controlado con el algoritmo RST.

En la Fig.10 se observan el set point, la respuesta del nivel en el tanque y la actuación de la válvula, la respuesta no es muy rápida pero no presenta sobreimpulso significativo, el sistema se estabiliza con un error de estado estable aceptable. Este controlador mostró su mejor desempeño cuando el punto de operación del sistema se tomó en la zona comprendida entre el 45% y el 80% del rango de nivel. La acción de control sobre el actuador es muy suave y no presenta oscilaciones significativas.

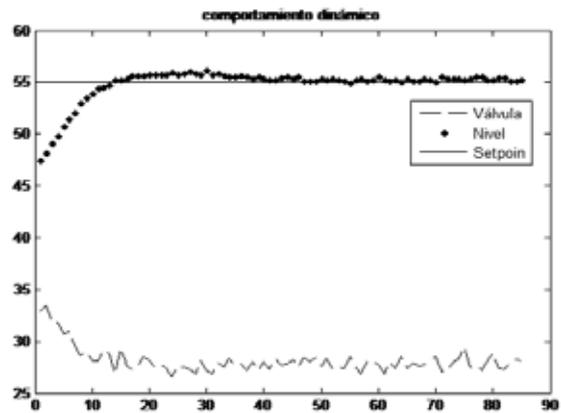


Fig. 10. Respuesta del sistema controlado con RST

5.4 Control PI

Para diseñar el controlador PI al sistema de nivel se asume un tiempo de establecimiento $t_s=100s$, coeficiente de amortiguamiento $\xi=0.8$, y periodo de muestreo $T=10s$. Esto ubica los polos en $z=0.64 \pm 0.198i$ y da como resultado que el controlador tiene como función de transferencia:

$$D(z) = \frac{U(z)}{E(z)} = \frac{2.22z - 2.19}{z - 1} \quad (19)$$

El controlador PI a diferencia de los otros dos controladores, presenta un sobreimpulso moderado como se observa en la respuesta al escalón mostrado en la Fig. 11 aplicado en la zona de mejor respuesta. Se ve que el sistema presenta buena velocidad de respuesta y exactitud y que su acción sobre el elemento final de control es suave y con oscilaciones leves, pero esto no sucede en otras zonas de trabajo donde la respuesta del sistema controlado presenta un mayor sobreimpulso y un tiempo de estabilización más alto.

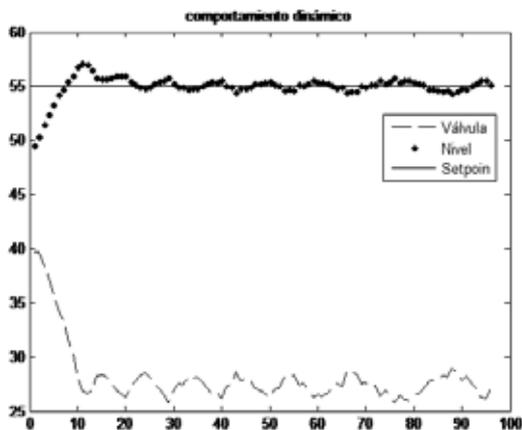


Fig. 11. Respuesta del sistema controlado con el PI

En la tabla 1 se muestran los resultados de la integral del cuadrado del error (ICE) para la respuesta del sistema, con cada uno de los controladores, se aprecia claramente que para todo el rango de trabajo el menor ICE de la respuesta es presentado por el controlador neuronal excepto en el escalón del 45%, 55% y 70% donde es el PI es el controlador que presenta menor ICE.

Tabla 1. Integral del cuadrado del error (ICE)

Escalón	NEURO	PI	RST
40	43,0271	3998,24	2326,64
35	57,3786	104,889	-----
45	48,9929	29,5722	1793,1
50	47,9005	51,7134	618,357
55	58,854	51,6686	115,055
60	59,5927	99,342	11403,8
65	47,3327	64,0916	931,76
70	60,2924	56,4368	1181,72
75	70,563	86,1653	811,853
80	105,224	137,817	-----
85	162,489	193,684	-----

Se realizaron algunos análisis estadísticos sobre la variabilidad de la variable controlada con los diferentes algoritmos y en diferentes zonas de trabajo.

La tabla 2 muestra los resultados obtenidos, se observa que en la zona de trabajo comprendida entre el 40% y el 75% la menor variabilidad la presenta el controlador RST

Tabla 2. Desviación estándar de la respuesta del sistema controlado

Escalón	NEURO	PI	RST
35	0,338003	0,406212	
40	0,348188	0,426973	0,122359
45	0,295245	0,40807	0,177217
50	0,441238	0,417097	0,129364
55	0,469048	0,361728	0,14726
60	0,400207	0,267573	0,168091
65	0,381089	0,199402	0,191591
70	0,407632	0,25939	0,335043
75	0,382094	0,447584	0,379866
80	0,381934	0,963485	
85	0,385892	0,534827	

Finalmente, se realizaron pruebas estadísticas sobre el consumo energético relativo de los diferentes algoritmos (Área bajo la curva de la respuesta del EFC) se observa que, en promedio no existe diferencia significativa en este aspecto. La tabla 3 muestra los resultados obtenidos.

Tabla 3. Consumo energético relativo del elemento final de control (Área bajo la curva)

Escalón	NEURO	PI	RST
35	22,5152	27,3436	
40	22,6995	23,7235	27,2467
45	23,8826	27,8464	27,874
50	24,1573	28,1328	27,945
55	26,0938	28,0394	28,1184
60	28,2715	28,3974	28,2534
65	31,1963	28,9585	29,5781
70	37,0389	30,0073	31,2328
75	44,103	32,7845	34,4182
80	49,936	38,0100	
85	60,4432	63,3802	

6. CONCLUSIONES

El controlador Neuronal arrojó los mejores resultados en cuanto a que presenta el menor índice de la integral del error al cuadrado (ICE), pero el peor desempeño en cuanto a la acción sobre el elemento final de control, con el RST se obtuvieron buenos resultados en cuanto a exactitud y estabilidad pero la respuesta es muy lenta, generando el mayor ICE de los tres controladores. Con algunas modificaciones realizadas en línea a estos algoritmos y leyes de control se logró mejorar considerablemente la respuesta de ambos.

El controlador PI se utiliza como referencia por facilidad de cálculos y de implementación y por su amplio uso en múltiples situaciones. Su desempeño fue bueno en cuanto a velocidad de respuesta y su ICE pero su desempeño aceptable quedó limitado a una determinada zona de trabajo comprendida entre el 35% y el 75% del rango de la variable controlada.

7. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

[1] Cercós, Javier Nevot, *Diseño de un controlador avanzado basado en redes neuronales para la gestión de la mezcla aire gasolina en un motor alternativo*. Tesis Doctoral, 12 1999.

[2] Pérez, J et al. *Control adaptativo implantado en un PLC*. Impulso, Revista de Electrónica, Eléctrica d Sistemas Computacionales. Instituto Tecnológico de Sonora. 2009.

[3] Pérez, A et al. *Desarrollo de un sistema de control adaptativo tipo programador de ganancia para la regulación del nivel en un tanque esférico*. Universidad de Carabobo. Facultad de Ingeniería. Escuela de Ingeniería Eléctrica. Departamento de Sistemas y Automática. 2010.

[4] Guarnizo, C. *Metodología para la implementación de controlador difuso tipo Takagi-Sugeno en PLC s7-300*. Revista Tecnura Vol. 15 No. 30 pp. 44 - 51 Julio - Diciembre de 2011

[5] Valverde, a et al. *Estudio experimental de un control adaptativo para un sistema de refrigeración*. Scientia et Technica Año XIV No 38, Universidad Tecnológica de Pereira. ISSN 0122-1701, Junio de 2008.

[6] Widrow, "Adaptive Inverse Control", In the Behavioral Science Workshop on Adaptive Systems in Control and Signal Processing, 1-5, Lund, Sweden: Lund Institute of Technology, Pergamon Press, 1986.

[7] Vasile, P et al. *An approach of DC driving system neural control by inverting forward model*. 10 Mediterranean Electrotechnical Conference, 2000.

[8] Kasparian, V et al. *Neural network structure for process control using direct and inverse process model*. 1992.

[9] *Design for Sine wave References by Means of an Auxiliary Diophantine Equation*. Proceedings of the 44th IEEE Conference on Decision and Control, Seville, Spain. 2005.

[10] Landau, I. *The RST digital controller Design and applications*. Laboratoire d'Automatique de Grenoble. IEEE. Francia 1997.

[11] García, L. *Control digital. Teoría y práctica*. Politécnico Colombiano. ISBN 978-958-44-8641-7. Medellín 2010.