

MODELIZACIÓN Y CONTROL DE UN SISTEMA NEUMÁTICO USANDO CONTROL INTELIGENTE

RESUMEN

En este documento se presenta el proceso de modelización y control de un sistema neumático usando control inteligente. Diferentes modelos se construyeron: ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy training of Sugeno-type FIS), redes neuronales y un modelo basado en principios físicos fundamentales. El mejor modelo es escogido tomando en cuenta el RMSE (Roots Mean Square Error), como parámetro de comparación. Cuando el mejor modelo es escogido, se proponen dos estrategias de control: PID y control Fuzzy tipo Mamdani. Finalmente, los controladores se analizan para verificar su robustez y se discuten sus resultados.

PALABRAS CLAVES: Sistema neumático, ANFIS, RMSE, PID, control Fuzzy tipo Mamdani.

ABSTRACT

In this document the process of modeling and control of a pneumatic system using intelligent control is described. Different models are built such as: ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy training of Sugeno-type FIS), neural networks and physical first principles. Then, the best one is chosen taking the RMSE (Roots Mean Square Error), as parameter of comparison. When the best model is chosen, two control strategies are proposed: PID and Fuzzy type control Mamdani. Finally the controllers are analyzed to check robustness and their results are discussed.

KEYWORDS: Pneumatic system, ANFIS, PID, RMSE, Fuzzy type control Mamdani.

1. INTRODUCCIÓN

Con la configuración del sistema neumático existente en el laboratorio de Automatización de la Universidad de Ibagué, Corunversitaria, se obtuvo el modelo del sistema a través de: un modelo ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy training of Sugeno-type FIS), otro con redes neuronales y un modelo basado en principios físicos fundamentales, luego de seleccionado el mejor modelo, se halla el control de posición del cilindro recurriendo al control inteligente y a la técnica de control PID.

2. PROCESO DE MODELIZACION

El sistema está conformado por dos cilindros neumáticos colocados verticalmente uno sobre el otro, estos cilindros son de doble efecto y están unidos mediante un eje o vástago que permite al cilindro superior un desplazamiento sobre el mismo vástago que indicará la posición del cilindro en un momento dado y es la variable que se desea controlar. El cilindro superior funciona con una válvula proporcional MYPE 5/3 vías con posición central cerrada, convierte una señal de entrada analógica en las aperturas de sección de paso adecuadas. A la mitad de su tensión nominal, o sea a 5 voltios, la válvula asume

FLAMINIO VERA MÉNDEZ

Ingeniero Industrial, M.Sc.
Prof. del Depto de Ing. Industrial
Universidad de Ibagué (Colombia)
Flaminio.vera@unibague.edu.co

ANA ISABEL GUTIERREZ

Ingeniero Industrial, M.Sc.
Prof. del Depto de Automatización
Universidad de Ibagué (Colombia)
Ana.gutierrez@unibague.edu.co

ALDEMAR MUÑOZ

Ingeniero Mecánico, Ph.D.
Prof. del Depto de Automatización
Universidad de Ibagué (Colombia)
Aldemar.munoz@unibague.edu.co

su posición media neumática en la que todos los bordes de control se hallan cerrados, de forma que, aparte de las fugas, el aire no atraviesa la válvula. A cero voltios y a 10 voltios respectivamente, la válvula asume una de sus posiciones extremas, con la máxima sección de paso de aire. Esta válvula es adecuada para ser utilizada como elemento final de control en combinación con un regulador de posición de alto nivel, para el posicionamiento de un cilindro neumático. En 5 voltios esta en posición de bloqueo. Entre 0 y 4.9 voltios el cilindro desciende y entre 5.1 y 10 voltios sube verticalmente. El cilindro inferior esta empotrado o esta fijado de tal forma que solo permite el movimiento vertical del eje o vástago y servirá de perturbación en el sistema, en la figura 1 se señalan las partes del sistema neumático: 1 Cilindro Superior, 2 Cilindro Inferior, 3 Válvulas, 4 Tarjeta Contador Bidireccional, 5 Sistema de Fijación de Tira, 6 Encoder, 7 Switch, 8 Unión de los cilindros.

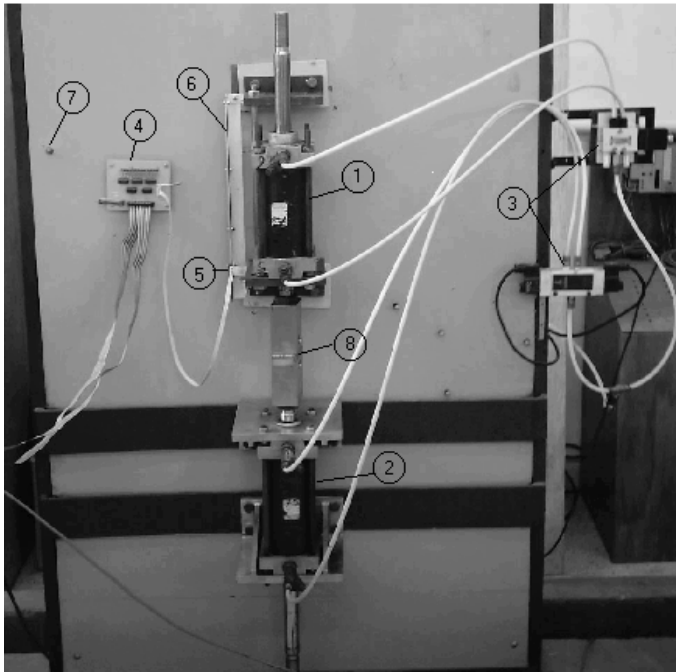


Figura 1. Sistema Neumático

El proceso de adquisición de datos se desarrolló utilizando un computador con una tarjeta de adquisición de datos PCL-711B manufacturado por Advantech. Dos canales de entrada digital (16 bits) fueron usados para tomar los datos de posición del cilindro y una salida analógica (12 bits) fue usada para enviar la señal aleatoria de entrada en voltios de la válvula proporcional. El tiempo de muestreo usado por el proceso de adquisición de datos fue de 100 ms. El tiempo fue seleccionado, dividiendo la constante de tiempo mas rápida del sistema neumático entre 20.

De acuerdo a los datos almacenados se presenta la figura 2 con sus señales de entrada (voltaje) y salida (posición del cilindro neumático).

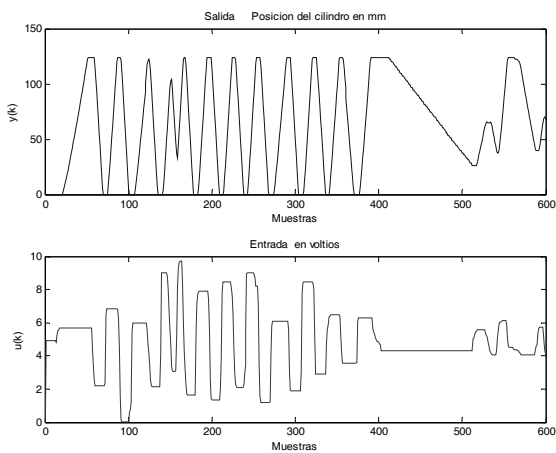


Figura 2. Entrada y salida del sistema Neumático

2.1 Identificación mediante modelo no lineal ANFIS

Para la selección de las entradas se hizo con búsqueda exhaustiva (exhaustive search) [1], sobre todas las posibles combinaciones de las entradas candidatas. La función en Matlab es *exhsrch*, en la cual se seleccionan 3 entradas de 10 candidatas. Sin embargo, *exhsrch* tiene una gran cantidad de cálculo computacional si todas las combinaciones son tratadas. Para este caso el número de modelos ANFIS es $C(10,3) = 120$. Para la identificación de sistemas dinámicos se toman los dos siguientes conjuntos de entradas candidatos:

$$Y = \{y(k-1), y(k-2), y(k-3), y(k-4)\}$$

$$U = \{u(k-1), u(k-2), u(k-3), u(k-4), u(k-5), u(k-6)\}$$

Se escogen dos entradas de Y y una de U para formar las 3 entradas al ANFIS; el número total de modelos ANFIS es entonces $C(4,2)*6=36$, ver figura3, el cual es mucho menor que 120.

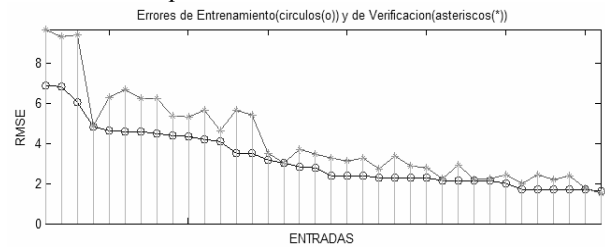


Figura 3. Selección de entradas con exhaustive search

Se encontró que las entradas seleccionadas con la función *exhaustive search* con la información de la raíz del error cuadrático medio RMSE (Roots Mean Square Error) fue para entrenamiento RMSE de 1.6094 y para validación RMSE de 1.4777, ver figuras 3 y 4. Lo anterior corroboró que $(y(k-1), y(k-2), y(u(k-1)))$ eran las mejores entradas seleccionadas para el ANFIS.

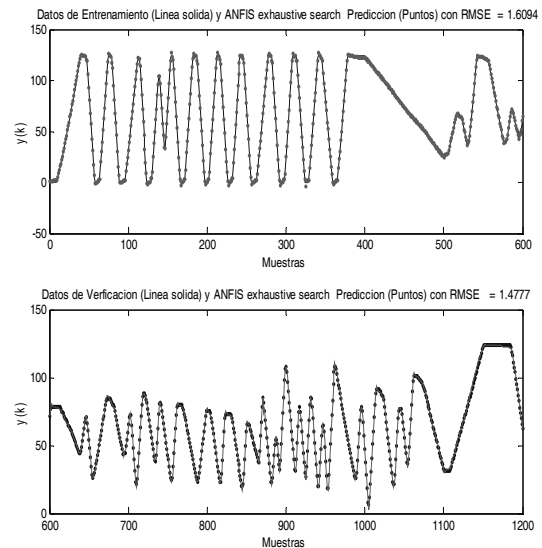


Figura 4. Modelo ANFIS, a través de (exhaustive search)

2.2 Identificación mediante modelo de redes neuronales

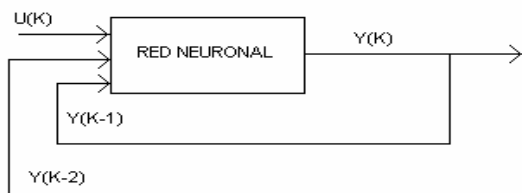
Tres conjuntos de datos fueron utilizados: Entrenamiento (70%), validación (30%) y un conjunto test de otra muestra de datos para utilizar parada rápida (early stopping).

La arquitectura escogida fue una red recurrente; por medio de un proceso iterativo, las neuronas de la capa oculta fueron incrementadas hasta 7. Debido a la naturaleza del sistema no lineal se tomó como función bipolar sigmoide, tansig, mientras que en la capa de salida, se escogió una neurona con una función lineal, purelin, ver figura 5 b). La sintaxis de la red es la mostrada a continuación [2]:

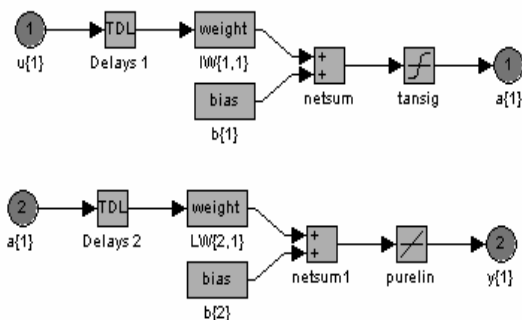
```
mnet3 = newff (minmax (Un2), [7 1], {'tansig'
'purelin'},'trainlm');
```

La función de entrenamiento *lm* (Levenberg-Marquardt) fue escogida porque es el algoritmo más rápido, con el compromiso entre los métodos quasi-Newton y gradiente conjugado. De acuerdo con la guía de usuario de Matlab, *lm* es la mejor función para problemas de aproximación.

Primero que todo, los conjuntos de datos fueron escalados entre -1 y 1 para mejorar la operación del algoritmo. La topología de la red neuronal se muestra en la figura 5 a) [2].



a) Topología de la red neuronal



b) Arquitectura de la red neuronal

Figura 5. Topología y arquitectura de la red recurrente implementada

El desempeño de la red neuronal fue de convergencia rápida, usando early Stopping dando una mejor generalización.

Al hacer la validación de la salida (posición del cilindro en mm) entre el sistema real y el sistema simulado se encontró que tienen buen ajuste, como se puede observar en la figura 6.

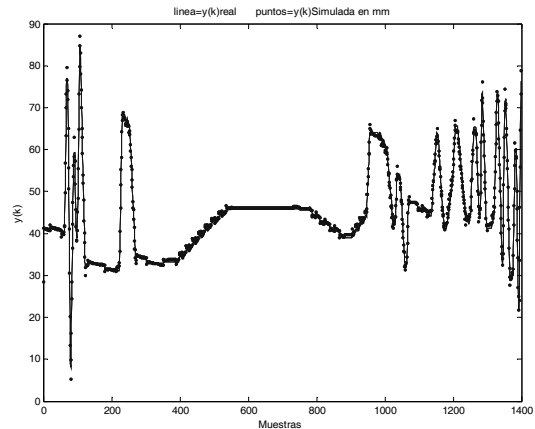


Figura 6. Validación de la señal de salida real y simulada con red neuronal

La raíz del error cuadrático medio RMSE (Roots Mean Square Error) fue para entrenamiento RMSE de 1.7640 y para validación RMSE de 1.6322.

2.3 Identificación del modelo basado en principios físicos fundamentales

El diagrama realizado en Simulink para implementar el modelo basado en principios físicos esta dividido en tres partes: la válvula proporcional, el cilindro neumático y por último el análisis de ecuaciones para posición del cilindro, ver figura 7 [3].

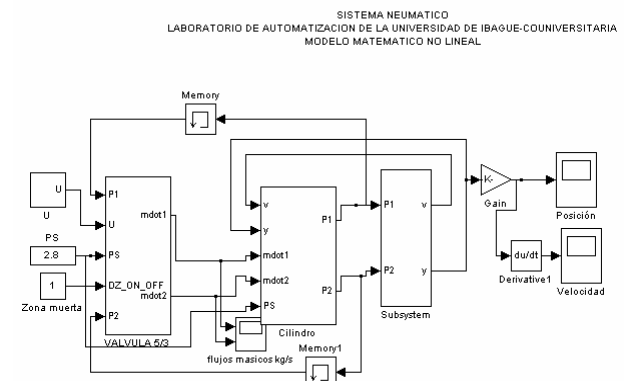


Figura 7. Diagrama del modelo basado en principios físicos del sistema Neumático.

Se tienen las siguientes ecuaciones para la válvula:
La ecuación (2.1) describe la dinámica del flujo másico, [3].

$$\dot{m} = (\pm) A_{eff} \cdot P_1 \sqrt{\frac{2k}{RT \cdot (k+1)}} \left[\frac{2}{k+1} \right]^{\frac{1}{k+1}} \cdot \Psi \left(\frac{P_1}{P_2} \right) \quad (2.1)$$

Donde:

± indica el cargue y descargue.

P1 : Presión absoluta

A_{eff} : Área orificio para cada orificio de la válvula.

La ecuación (2.2) describe las áreas efectivas de cada restricción [3]

$$A_{eff} = A_m \cdot \frac{\left(1 - \left(\frac{u - U_s}{U_o - U_s} \right)^c \right)^D}{\alpha_2 \cdot P_s^2 + \alpha_1 \cdot P_s + \alpha_0} \quad (2.2)$$

El factor de carga Ψ_c esta descrito por la ecuación (2.3) y Ψ_D (factor de descarga) por la ecuación (2.4), la cual muestra dependencia del sentido del flujo másico. P_n es la presión de la cámara que se llena (ecuación 2.3) o la que se vacía (ecuación 2.4) [3].

$$\Psi_c = \left[1 - \left(\frac{\frac{P_n}{P_s} - b}{1 - b} \right)^\beta \right]^\gamma \quad (2.3)$$

$$\Psi_D = \sum_{n=0}^{n=N} A_n \cdot \left(\frac{P_{atm}}{P_n} \right)^n \quad (2.4)$$

Suponiendo un proceso isotérmico ($T_1 = T_2 = T$), se obtiene el siguiente resultado al excitar el sistema con una señal de voltaje manual aleatoria:

$$P_1 (A \cdot \dot{y} + V_{1D}) = m_1 RT \quad (2.5)$$

$$P_2 (A(L - y) + V_{2D}) = m_2 RT \quad (2.6)$$

Donde A es el área del cilindro, T es la temperatura absoluta en la cámara del cilindro, L es la longitud del cilindro, además (y) es la posición del cilindro, ver figura 8, R la constante particular para el aire, P1, P2 las presiones en las cámaras de la válvula, V1D, V2D los volúmenes fijos en las cámaras.

Diferenciando las ecuaciones (2.5) y (2.6) se tiene:

$$\dot{P}_1 = \frac{RT}{A y + V_{1D}} \dot{m}_1 - \frac{A P_1}{A y + V_{1D}} \dot{y} \quad (2.7)$$

$$\dot{P}_2 = \frac{RT}{A(L - y) + V_{2D}} \dot{m}_2 - \frac{A P_2}{A(L - y) + V_{2D}} \dot{y} \quad (2.8)$$

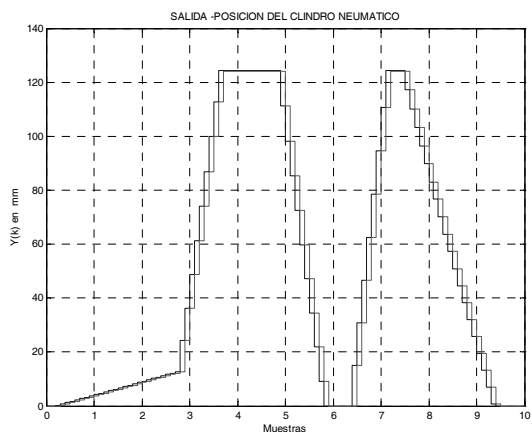


Figura 8. Posición del cilindro obtenida a partir del modelo basado en principios físicos.

Para el modelo basado en principios físicos se halló la raíz del error cuadrático medio RMSE=2.3523 para entrenamiento y RMSE=2.0153 para verificación, indicando una buena precisión.

El modelo del sistema encontrado por búsqueda exhaustiva (Exhaustive Search), se seleccionó como el mejor, dado que presentó el menor resultado de la raíz del error cuadrático medio RMSE. Con este modelo seleccionado se implementaron los controladores Fuzzy y PID.

3. CONTROL FUZZY BASADO EN UN MODELO ANFIS

Para la construcción del controlador fuzzy se utilizó el de tipo Mamdani. Los modelos borrosos de Mamdani se basan en las reglas "si... entonces" y su estructura entregada por el Matlab, es la siguiente [4] [5] [6] [7]:

La construcción de este controlador borroso o Fuzzy se hizo para el control de posición en el sistema neumático, las variables de interés para el sistema son: el error de posición, el cual estará definido por la diferencia entre el setpoint y el valor real de posición, y el cambio del error o velocidad del sistema. Se usa como actuador la válvula que regula el suministro de aire, ver figura 9.

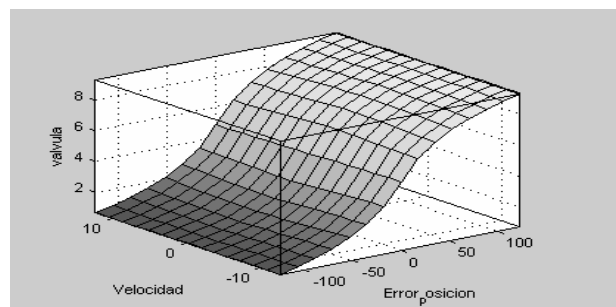


Figura 9. Características de las entradas y salida del controlador

Con la estructura del modelo ANFIS y el controlador Fuzzy, se hicieron las pruebas finales de validación.

De la salida del sistema para el control de posición del cilindro Neumático sin perturbación, ver figura 10, se obtuvo la siguiente información: valor de referencia o setpoint de 60 mm, tiempo de establecimiento o settling time de 1.6 segundos, un sobreimpulso de 2.5%.

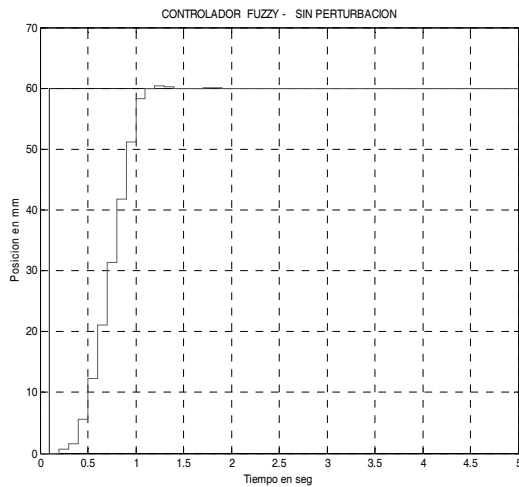


Figura 10. Salida del sistema sin perturbación utilizando controlador Fuzzy.

Para un valor de referencia o setpoint de 60 mm, aplicando a los 3 segundos una perturbación se logró un tiempo de establecimiento o settling time de 2 segundos, un sobreimpulso de 5%.

Por último, se puede apreciar en la figura 11, que al cambiar la referencia de 60 mm a la referencia de 55 mm se obtuvo un tiempo de establecimiento o settling time de 2 segundos y un sobreimpulso de 6.6%.

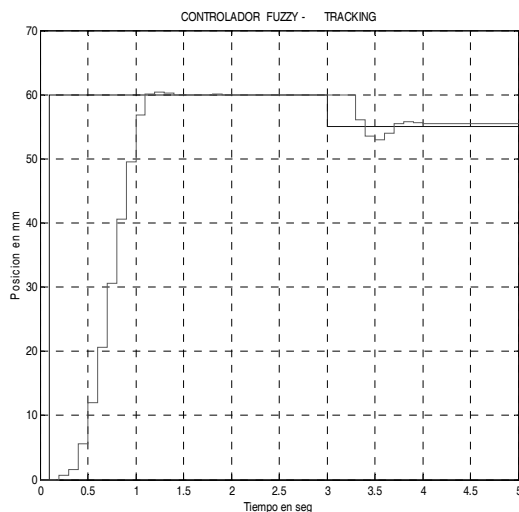


Figura 11. Salida del sistema aplicando tracking, utilizando controlador Fuzzy.

4. CONTROL PID DISCRETO BASADO EN MODELO ANFIS

Para la consideración de la no linealidad, se debe tener en cuenta la saturación de la válvula proporcional, por lo que se tuvo en cuenta el efecto Windup, cuando la señal de 10 voltios sature el actuador, el incremento de la señal de control, debido al crecimiento del término integral, a la salida del controlador PID, no hará que la respuesta sea más rápida sino que esté limitada.

Las ecuaciones (2.9) y (2.10) describen el controlador PID (proporcional, integral y derivativo) clásico en tiempo continuo. El controlador tiene la siguiente configuración [8] [9] [10]:

$$u(t) = K_p \left[e(t) + \frac{1}{T_i} \int e(\tau) d\tau + T_d \frac{de(t)}{dt} \right] \quad (2.9)$$

Donde

$$u(t) = u_p(t) + u_i(t) + u_d(t) \quad (2.10)$$

Las ecuaciones (2.11) y (2.12) determinan las ganancias de control P(proporcional) I(Integral) y D(derivativa).

$$P = K_p, I = \frac{K_p}{T_i}, D = K_p \cdot T_d \quad (2.11)$$

Resumiendo:

$$u(t) = P \cdot e(t) + I \int e(\tau) d\tau + D \frac{de(t)}{dt} \quad (2.12)$$

Para la discretización (controlador discreto), se hallaron las ecuaciones en diferencias, (2.13) y (2.14), de tal forma que aproxime su comportamiento a una ecuación diferencial. El periodo de muestreo fue de 100 ms y se hallan de nuevo las acciones de control proporcional, integral y derivativo en este mismo orden:

$$\begin{aligned} u_p(k) &= P \cdot e(k), \\ u_i(k) &= u_i(k-1) + I \cdot T_s \cdot e(k), \\ u_d(k) &= \frac{D}{T_s} [e(k) - e(k-1)] \end{aligned} \quad (2.13)$$

La acción de control en tiempo discreto es:

$$u(k) = u_p(k) + u_i(k) + u_d(k) \quad (2.14)$$

La estrategia que se realizó está basada en un control clásico Proporcional, Integral y Derivativo. Se utilizaron las reglas de sintonización de Ziegler Nichols, si bien este método se presenta para sistemas estables, los valores obtenidos se utilizan como valores iniciales para luego hacer el ajuste final, el cual se realiza buscando las ganancias óptimas para el desempeño deseado, obteniéndose los siguientes resultados finales para $K_p=0.20$ $K_i=0.228$ y $K_d=0$ [8] [9] [10]. Se tuvo en cuenta un periodo de muestreo de 100ms y se simuló el sistema tanto para tracking como para rechazo a

perturbaciones. Se tomó una referencia de 60 mm y luego un tracking de referencia de 60 mm a 55 mm.

El control de posición del cilindro Neumático sin perturbación, ver figura 12, para el valor de referencia o setpoint de 60 mm fue de un tiempo de establecimiento o settling time de 3 segundos y un sobreimpulso de 5%.

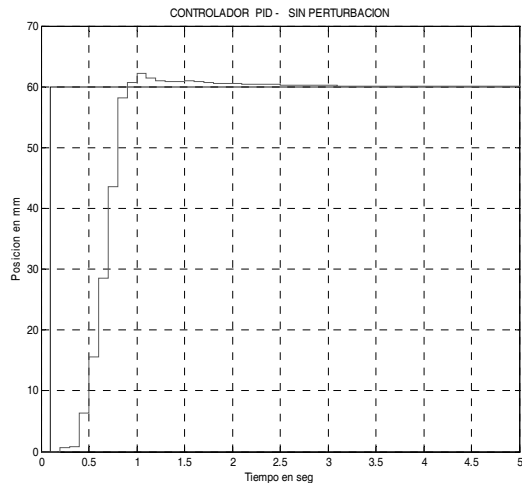


Figura 12. Salida del sistema sin perturbación, utilizando controlador PID .

Los resultados con el PID, cuando se aplica una perturbación a los 3 segundos son: tiempo de establecimiento de 3 segundos y un overshoot de 20%.

En la figura 13 se puede visualizar, que al cambiar la referencia de 60 mm a la referencia de 55 mm se obtuvo un tiempo de establecimiento o settling time de 6 segundos y un sobreimpulso de 18.33%.

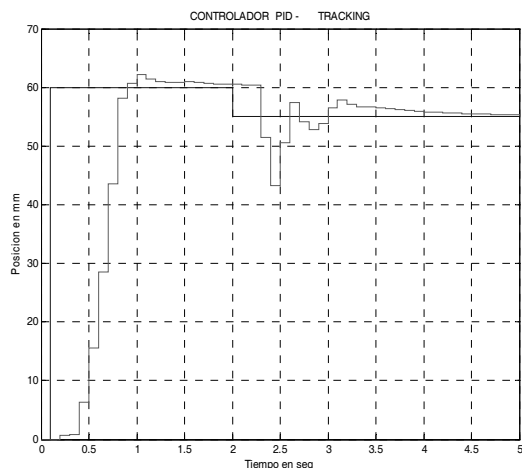


Figura 13. Salida del sistema aplicando tracking, utilizando controlador PID

Los resultados del controlador PID discreto dan menor desempeño que los del controlador Fuzzy.

5. CONCLUSIONES

El modelo del sistema neumático no lineal que más se ajustó a la dinámica fue el ANFIS de búsqueda exhaustiva (Exhaustive Search), porque mostró mayor precisión (menores valores de RMSE), mayor cobertura y potencialidad en su método.

Aunque el controlador PID no fue el mejor, presentó un buen desempeño. Su funcionamiento fue aceptable ante cambios de referencias o setpoints y perturbaciones.

Estrategias de control Fuzzy presentaron el mejor desempeño para la regulación de este sistema no lineal. Su comportamiento dinámico fue mejor en comparación con el PID.

6. BIBLIOGRAFÍA

- [1]. LENNART Ljung's. System Identification, Theory for the User, Prentice-Hall, 1987.
- [2]. VANDEWALLE J. Notas de clase "Intelligent Control System", Master program in industrial control engineering, Universidad de Ibagué Corunversitaria, Universiteit Gent, Katholieke Universiteit Leuven, 2003.
- [3]. RAMIREZ I., Modelling and control of pneumatic servo positioning system, Master Thesis. Katholieke Universiteit Leuven, 2003.
- [4]. TAKAGI T., SUGENO M. Fuzzy Identification of Systems and Its Applications to modeling an control, IEEE Trans.Syst, Man, Cybern., vol. 15, pp. 116-132, 1985.
- [5]. ESPINOSA J. Fuzzy Modeling and Control, Ph.D. Thesis(Draft version), ESAT-SISTA. Katholieke Universiteit Leuven, 2000.
- [6]. JYH SHING, JANG R. ANFIS: Adaptive network based fuzzy inference systems, IEEE Trans. on System, Man and Cybernetics, Vol. 23, No. 3, pp. 665-685, May/June, 1993
- [7]. ESPINOSA J., Control Avanzado de Procesos- Una visión Integral, Sexto congreso nacional Asociación Colombiana de Automática, Ibagué, 2004.
- [8]. FRANKLIN, G.F., J.D. Powell, and M.L. Workman, "Digital Control of Dynamic Systems", Second Edition, Addison-Wesley, 1990.
- [9]. DE KEYSER R. Notas de clase Adaptive and Predictive Control, Master program in industrial control engineering, Universidad de Ibagué, Corunversitaria, Universiteit Gent, Katholieke Universiteit Leuven, 2002.
- [10]. DORF R., BISHOP R., Modern control systems. Addison Wesley Longman, 1998