

Control de una extrusora de plástico usando un control PI difuso adaptado con el error de predicción del modelo

Plastic extruder control using a fuzzy PI controller adapted with the prediction error model

M. R. Rodríguez

Departamento de Tecnología Industrial, Sede del Litoral,
Universidad Simón Bolívar (USB),
Caracas 1089, Venezuela
mirodriguez@usb.ve

J. Perdomo, M. Strefezza y W. Colmenares
Dpto. de Procesos y Sistemas, Sartanejas,
Universidad Simón Bolívar (USB),
Caracas 1081A, Venezuela

Resumen

En este trabajo se presenta una estrategia de control difuso que controle los set points de controladores PID que operan sobre una extrusora de plástico optimizando el desempeño de la máquina. Las funciones de pertenencia son modificadas a partir del error de predicción obtenidas de la identificación del modelo. Los resultados muestran que el controlador diseñado es bastante útil.

Palabras claves: Predictivo, identificación, estimador, error, difuso, Mamdani, extrusora, MatLab, HP Vee, optimización.

Abstract

In this work its presented a fuzzy control strategy that controls the set points of PID controllers that operate in a plastic extruder, optimizing the performance of the machine. The membership functions are modified with prediction error obtained of the model identification. The results show that the designed controller is very useful.

Key words: Predictive, model identification, estimator, error, fuzzy, Mamdani, extruder, MatLab, HP VEE, optimization.

1 Introducción

El objetivo del presente trabajo, es diseñar e implementar una estrategia de control difusa que controle las consignas (*set points*) de los controladores PID convencionales que operan sobre el perfil de temperatura de una máquina extrusora de plástico, permitiendo que estos controladores PID trabajen coordinadamente, optimizando el desempeño de la máquina.

Esta extrusora de plástico nos muestra un sistema MIMO, por lo tanto, para realizar este objetivo se procedió a colocar controles PI difusos controlados por el error y la variación del error entre cada salida y entrada. Cada control PI difuso, a su vez, es optimizado en su salida a través de

un error de predicción hallado del modelo de la planta. De esta manera se puede tener el sistema controlado por completo con controles puntuales entrada - salida.

Se trabajo con controles PI difusos del tipo mamdani (Mamdani, 1974), las funciones de pertenencias de salida de cada control PI difuso fue modificada a partir del valor del error de predicción usando un modelo identificado.

Para este trabajo se emuló la extrusora de plástico con la ayuda de una caja de anime, un par de resistencias térmicas y unos ventiladores para ajustar el flujo de aire a través de la caja. La cantidad de aire caliente dentro de cada sección de la caja era medido con unos termopares, este sistema utilizado se comportó muy parecido al real.

Primero se describe la extrusora de plástico, su funcionamiento y como están los controles PID clásicos conectados. Seguidamente se muestra como se implementó la identificación del modelo. Con este modelo calcularemos el Estimador de estado, y usando éste se procede a encontrar las salidas futuras hasta el horizonte de predicción, para esto se mostraran las matrices de predicción.

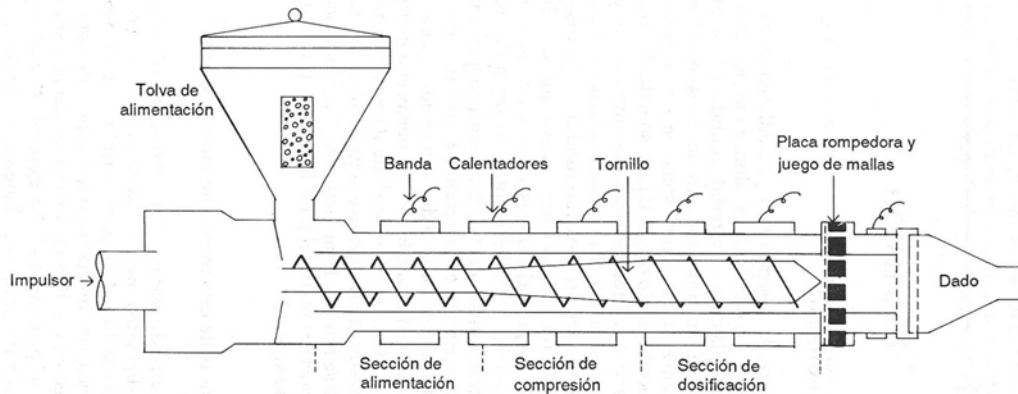


Fig. 1. Características principales de una extrusora de tornillo sinfin simple.

2 Extrusora de plástico

La extrusora es el componente principal de un proceso de extrusión. La componen un motor, una caja de velocidades, un cilindro donde va alojado un tornillo en forma helicoidal; el cual empuja y comprime el volumen de polímero y finalmente una matriz en el extremo del sistema tubular el cual da la forma al polímero; sin embargo, un sistema de extrusión consiste de varios otros componentes trabajando en conjunción entre ellos. Ver Fig. 1.

La extrusora está constituida principalmente por un tornillo de Arquímedes que se ajusta con precisión dentro de la camisa cilíndrica, apenas con el espacio suficiente para rotar. El polímero sólido se alimenta en un extremo y en el otro sale el material sometido a extrusión ya perfilado. Dentro de la máquina el polímero se funde y homogeniza. La extrusora posee controles PID que controla cada resistencias de calentamiento durante el proceso de calentado del material.

3 Modelos matemáticos

Un modelo matemático de un sistema dinámico se puede definir como un conjunto de ecuaciones que representa una aproximación a la dinámica del sistema (Ljung, 1999). Dado que los sistemas se pueden representar de varios modos diferentes, un modelo matemático no es único para un sistema dado; su representación depende de los objetivos y perspectivas individuales del diseñador del sistema de control.

Se observa como se implementó cada PI difuso entre cada salida y entrada. Como se implementa el control de las funciones de pertenencias de las salidas a través del error futuro usando otra regla lingüística.

Por último se muestran los resultados teóricos simulados en MatLab y los resultados práctico sobre la extrusora.

Con el fin de diseñar controladores para un sistema dinámico, es necesario tener un modelo, el cual sea una descripción adecuada de la dinámica del sistema (Astrom y Wittenmark, 1994). El proceso de construcción de modelos y estimación de los parámetros desconocidos de la planta a partir de los datos experimentales es llamado *identificación de sistemas* (ISIS) ver Fig. 2.

La identificación de sistemas permite construir modelos matemáticos de sistemas dinámicos basados en datos experimentales; esto se realiza, esencialmente, ajustando los parámetros dentro de un modelo dado hasta que su salida coincida, tanto como sea posible, con la salida experimental.

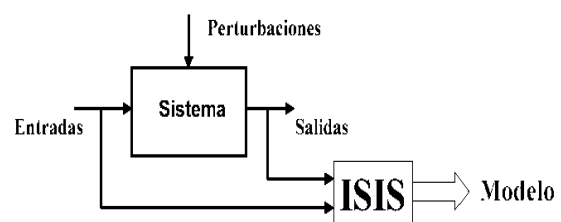


Fig. 2. Esquema para la identificación.

Las técnicas de identificación (Camacho y Bordons, 1995) se aplican a modelos muy generales. Los modelos más comunes son las descripciones en ecuaciones en diferencias lineales como ARX (AutoRegressive with eXogeneous input) y ARMAX (AutoRegressive Moving

Average with eXogeneous input) así como todos los tipos de modelos de espacio de estados lineales

Se procedió a encontrar las salidas del sistema controlado con los PID clásicos con respecto a perturbaciones a las entradas, se obtuvieron las gráficas mostrada en las Figs. 3 y 4.

Se procedió a levantar el modelo de estos datos, para esto se utilizó la aplicación de MatLab "IDENT", y se obtuvo el sistema representado por la ecuación 1.

$$H = \begin{bmatrix} \frac{0.05299}{s^2 + 0.2s + 0.05383} & \frac{0.492s}{10s^2 + 2.5s + 0.4} \\ \frac{1.3s}{20s^2 + 6s + 0.2} & \frac{0.7988}{22s^2 + 4s + 0.8057} \end{bmatrix} \quad (1)$$

con este modelo se procederá a encontrar las matrices de predicción del sistema. Apoyándose en los principios básicos de balances de materia y energía complementados con los termodinámicos de combustión y transferencia de calor, se puede llegar a resultados satisfactorios en el

cálculo de las necesidades de un horno por medio de este modelo sencillo. Algo a destacar es el uso de colchas de lana mineral por los beneficios que ésta presenta tanto en ahorro de energía como en su facilidad de instalación y poco peso.

4 Matrices de predicción

Recordemos que cuando hablamos de control predictivo lo fundamental es determinar las predicciones en función del modelo del que disponemos. En esta sección nos ocuparemos de la formulación explícita de las predicciones para el caso en el que tengamos una representación en Variables de Estado del sistema a controlar. Esto es:

$$x(k+1) = Ax(k) + Bu(k) \quad (2)$$

$$Ym(k) = Cx(k) \quad (3)$$

$$x(0) = x_0 \quad (4)$$

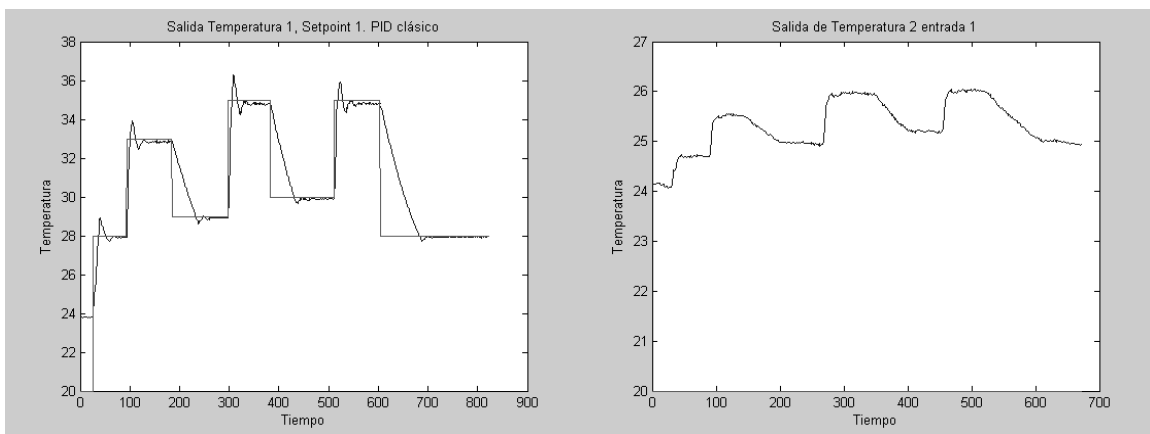


Fig. 3. Gráficas del sistema con sólo los PID clásicos salida 1 y 2 en función de la primera entrada.

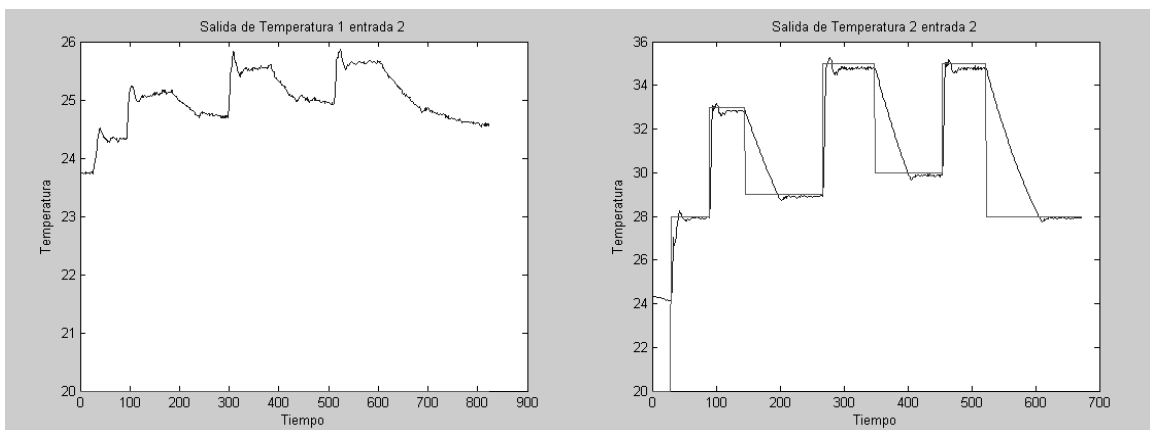


Fig. 4. Gráficas del sistema con sólo los PID clásicos salida 1 y 2 en función de la segunda entrada.

donde x es el vector de estado, u es el vector de control, y Y_m es el vector salida. Supondremos que u es del tipo escalón y se mantiene igual durante el valor de horizonte de predicción, el cual es el número de predicciones que deseo tener, por lo tanto tenemos lo siguiente:

$$\begin{bmatrix} x(1) = Ax(0) + Bu(0) \\ x(2) = A^2x(0) + [AB + B]u(0) \\ x(3) = A^3x(0) + [A^2B + AB + B]u(0) \\ \vdots \\ x(N) = A^Nx(0) + [A^{N-1}B + A^{N-2}B + \dots + AB + B]u(0) \end{bmatrix} \quad (5)$$

donde N es el horizonte de predicción. De (3) podemos encontrar el vector de predicción de los N estados. Y con estos Hallar las N salidas de predicción.

$$\begin{bmatrix} x(1) \\ x(2) \\ x(3) \\ \vdots \\ x(N) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A \\ A^2 \\ A^3 \\ \vdots \\ A^N \end{bmatrix} x(0) + \begin{bmatrix} B \\ AB + B \\ A^2B + AB + B \\ \vdots \\ \sum_{j=1}^N A^{N-j}B \end{bmatrix} u(0) \quad (6)$$

$$\hat{X} = AAx(0) + ABu(0) \quad (7)$$

donde AA es la matriz de predicción para los estados y AB la de los controles. Con estas se halla los valores de la salidas futuras de la siguiente manera.

$$\hat{Y} = CC\hat{X} \quad (8)$$

$$CC = \begin{bmatrix} C & 0 & \dots & 0 \\ 0 & C & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & C \end{bmatrix} \quad (9)$$

Donde la Matriz CC es la matriz C ampliada en el número de predicciones. El problema para predecir las salidas es que hay que estimar los estados para esto diseñaremos un Observador de Estado.

5 Observador de estado

Para desarrollar el observador de estado, adoptemos la siguiente nomenclatura: $\xi(k+1|k)$ es el estimado de los estados en $k+1$ dado que conocemos la salida en k . $\xi(k|k)$ es entonces el estimado de los estados en k dado que se conoce la salida en k .

El observador, propuesto originalmente por Kalman (Kalman, 1960), es el siguiente:

$$\xi(k|k) = \xi(k|k-1) + K(y(k) - C\xi(k|k-1)) \quad (10)$$

$$\xi(k+1|k) = A\xi(k|k) + Bu(k) \quad (11)$$

combinando las dos ecuaciones anteriores se obtiene:

$$\xi(k+1|k) = (A-LC)\xi(k|k-1) + Bu(k) + Ly(k) \quad (12)$$

donde $L = AK$.

Si los autovalores de $A-LC$ están en el círculo unitario, el observador converge asintóticamente al valor real del estado que queremos estimar, L se conoce como la matriz de ganancia de estimación y siempre se trata de escoger para que sea pequeña. Para calcular L se encontraron los autovalores de la matriz de estado A , y después con la función de MatLab “*place*” se halló el valor de L . Con estas matrices de predicción podemos hallar el error del sistema para el Horizonte de Predicción que deseamos. Este error estará representado por la ecuación (13).

$$CoaP = (\text{Setpoint} - \hat{X}) \quad (13)$$

6 Diseño del control difuso

El procedimiento más importante en el diseño de un control difuso es imponer un juego de reglas lingüística que pueda generar un buen resultado. En este caso, cuando el problema del sistema se hace MIMO el número de reglas se pueden hacer muy grandes. Por eso decidimos usar controles PI difuso MANDANI SISO, implementado por (Mamdani, 1976), en los cuales, es fácil implementar las reglas desde el conocimiento de experiencias con la señal de salida. Pero este proceso emula al modelo como si las salidas fuesen independiente de una sola entrada, sabemos por experiencias que cada salida depende de todas las entradas, pero depende más de una sola, eso se puede observar en las gráficas de identificación del modelo de las Figs. 3 y 4. En el diagrama mostrado en la Fig. 5 se encuentra la implementación de los controles PI difusos sobre sistema.

Las funciones de pertenencia para la entrada de la regla del error de predicción consta de tres valores; P (pequeño), M (mediano) y G (grande). Y la salida consta de tres paso también P, M, G. Estas funciones de pertenencias se puede ver en la Fig. 6.

Para generar el control PI Difuso se generaron las reglas mostrado en la Tabla 1, estas dependen de error del sistema y de la variación del error (Sugeno, 1985).

Tabla 1. Reglas para el control PI difuso, la salida es ΔU .

Error Error	N	Z	P
N	Ng	Np	Z
Z	Np	Z	Pp
P	Z	Pp	Pg

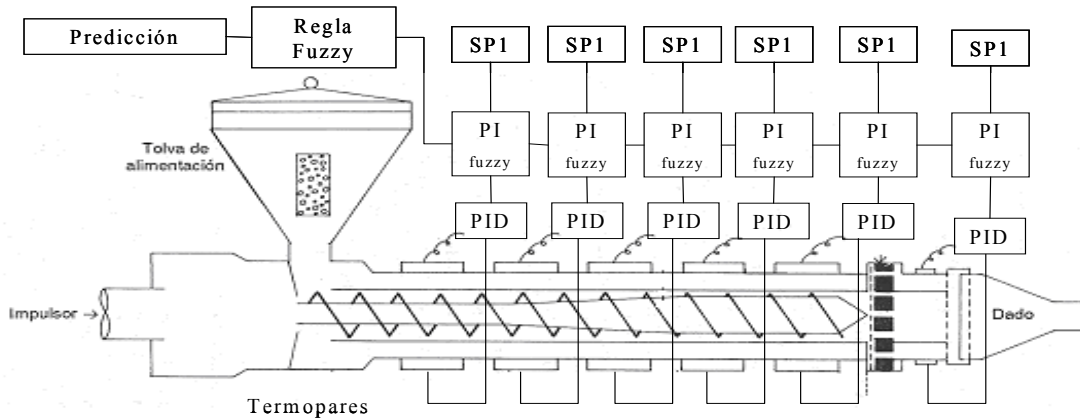


Fig.5. Implementación del control difuso en la extrusora.

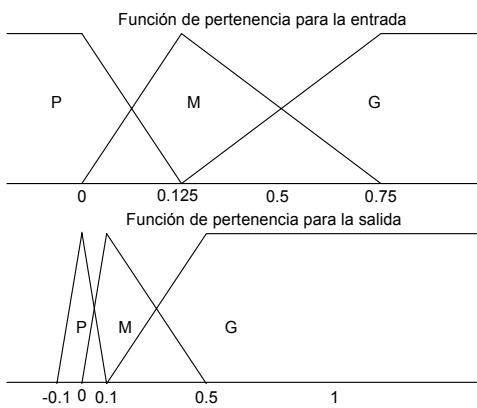


Fig. 6. Funciones de pertenencia para las reglas del error de predicción.

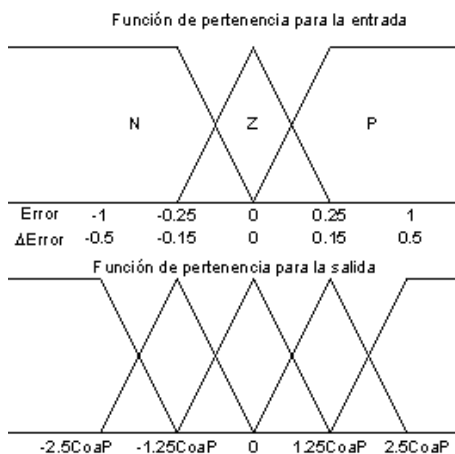


Fig.7. Funciones de pertenencia para las reglas del PI Difuso MANDANI

Donde; N es negativo, P es positivo, Z es cero, Np es Negativo pequeño, Ng es negativo grande, Pp es Positivo pequeño y Pg es Positivo grande. Las funciones de pertenencias se pueden ver en la Fig. 7. Observe que las funciones de pertenencias para la salida del Control

dependen del valor de las reglas del error de predicción CoaP. Por lo tanto, las funciones de pertenencias se van haciendo grande mientras el error de predicción es grande, de esta manera el control puede realizar controles rápidos, cuando el error de predicción es pequeño las funciones de pertenencias a la salida se hacen angostas y los controles son pequeños.

7 Resultados

Se implementaron los controles sólo para dos resistencias en la extrusora, pero se puede extender a todas las resistencias fácilmente, se implementaron las simulaciones en MatLab obteniendo buenos resultados, pero hay que revisar como funciona en el sistema debido a las no-linealidades, en las gráficas de la Fig. 8 se pueden observar los resultados de la simulación.

Después se implementó el control en HP VEE (Hewlett Packard Visual Engineering Environment) y se observaron las respuestas del sistema. El control es más lento, pero lo más importante es que la variación de temperatura en el proceso no cambia por más de un grado centígrado, lo que provee una buena calidad en el producto final. En la Fig. 9 podemos observar los resultados del control de la planta desde el panel de HP VEE, los cuales fueron importados a MatLab para otros análisis.

Se puede decir que este control posee lo mejor de las dos teorías, la teoría de controles difusos y la teoría de control predictivo. Usa matrices de Predicción, pero no se debe usar un método para optimizar el control debido a las variaciones del modelo, los PI difusos se encarga de eso, haciendo el control más rápido que cualquier control predictivo. Problema que posee esto es que no se pueden controlar las restricciones del sistema, tan bien, como con un control predictivo robusto.

Por otro lado, usa controles difusos SISO sobre un sistema MIMO, esto minimiza las generaciones de reglas, debido a que mientras más aumente el sistema más difícil es implementar las reglas. Pero las salidas de estos controles depende del error de predicción y esto hace que dependan de

las entradas del sistema. Realizando una especie de control dependiente de todas las entradas.

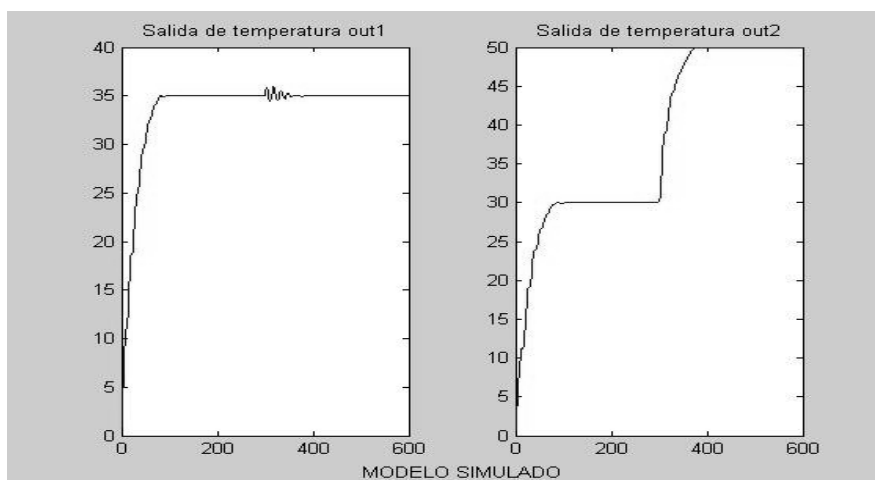


Fig. 8. Gráficas del sistema simulado en MatLab.

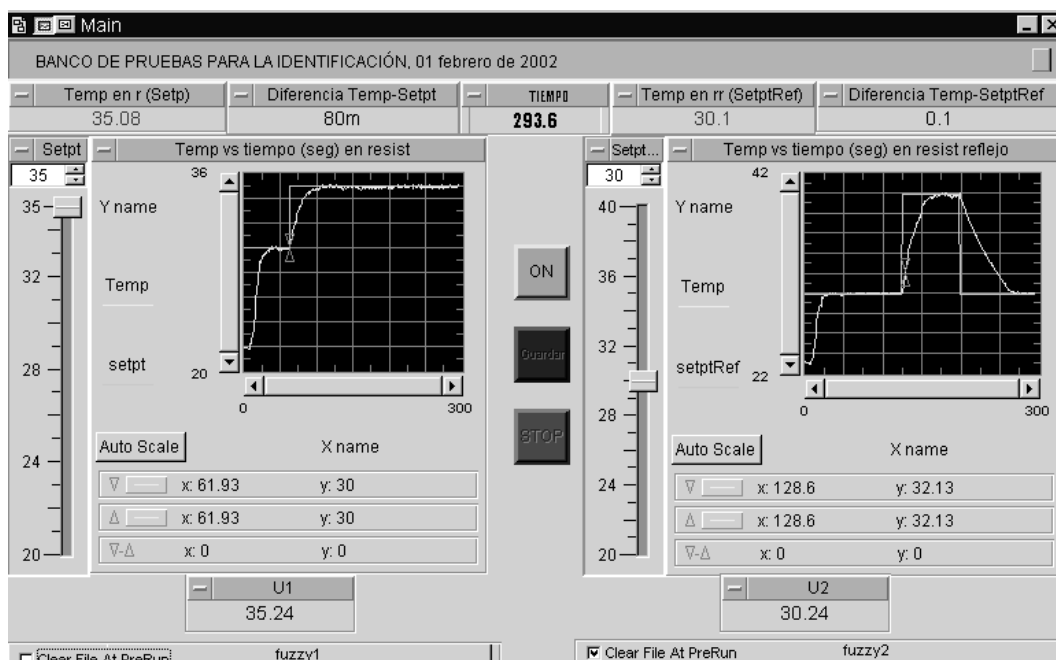


Fig. 9. Panel frontal del control de la extrusora con un PI difusos adaptados con el error de predicción del modelo.

Referencias

- Avner S, 1988, Introducción a la metalurgia física.
 Astrom KJ y Wittenmark B, 1994, Adaptive control, Addison-Wesley, 2nd edition, New York.
 Camacho EF y Bordons C, 1995, Model predictive control in the process industry, Advances in Industrial Control. Springer, Berlin.
 Kalman RE, 1960, A new approach to linear filtering and prediction problems, Journal of Basic Engineering (Tran, ASME, serie D), V. 82, No.3, pp. 35 - 45.

- Ljung L, 1999, System identification: theory for the user, Prentice Hall, Inc., 2nd edition, New Jersey.
 Mamdani EH, 1974, Applications of fuzzy algorithms for control of simple dynamic plant, IEEE Proceedings, Vol. 121, No.12, pp. 1585-1588.
 Mamdani EH, 1976, Advances in the linguistic synthesis of fuzzy controllers, Internacional Journal Man-Machine Stud, Vol. 8, No.1, pp. 669-678.
 Sugeno M, 1985, An introductory survey of fuzzy Control", information sciences, Vol. 36, No. 1-2, 59-8.