

Recibido: 19 de septiembre del 2012 Aceptado: 13 de febrero del 2013
Publicado en línea: 25 de junio del 2013

Optimización Multiobjetivo mediante Algoritmos Genéticos: Aplicación a Controladores PID Robustos

R. Lagunas-Jiménez¹, V. Moo-Yam¹ y B. Ortiz-Moctezuma²

¹Universidad Autónoma de Campeche, México
Lagunas26@yahoo.com, mookak69@hotmail.com

²Universidad Politécnica de Victoria, México
benortm@hotmail.com

Resumen. En este trabajo se presenta una propuesta de diseño de controladores PID robustos, en referencia a las acciones de control Proporcional-Integral-Derivativo, a partir del enunciado de un problema de optimización multiobjetivo, en donde las soluciones encontradas por medio de un algoritmo genético multiobjetivo (NSGA-II) son seleccionadas por el experto del proceso a controlar.

Palabras clave. Algoritmo Genético Multiobjetivo (MGA), Controlador PID, Función Objetivo, Frente de Pareto, Problema de Optimización Multiobjetivo (MOP), Restricciones, Soluciones no-dominadas.

1 Introducción.

El problema de optimización multiobjetivo tiene sentido cuando los índices de desempeño involucrados están en conflicto, de lo contrario el problema de optimización multiobjetivo puede ser considerado como monoobjetivo, ya que los mismos valores, podrían minimizar o maximizar todos los objetivos simultáneamente. Los Algoritmos genéticos han sido utilizados exitosamente en optimización multiobjetivo. Una de las primeras aplicaciones fue realizada por Fonseca y Fleming en 1988, donde utilizan un algoritmo genético multiobjetivo (*MOGA*), en el control de una turbina de gas [10]. En el año 2000, Herreros propuso en su tesis doctoral un algoritmo llamado “Multi-Objective Robust Control Design (*MRCD*)”, para el diseño de controladores PID robustos [11]. Para la sintonización de los controladores PID, el problema de control, se presenta como un problema de optimización multiobjetivo, de un conjunto de funciones, donde se incluyen los parámetros del controlador. En este trabajo se utiliza el algoritmo genético multiobjetivo, el NSGA-II (Nondominated Sorting Genetic Algorithm) [13], el cual entrega un conjunto de soluciones, todas buenas en el sentido de no-dominancia de Pareto (Conjunto de óptimos de Pareto), donde cada uno de ellas contiene los parámetros del controlador PID. De este conjunto, la persona que plantea el problema de optimización (usuario), puede seleccionar algunas de las soluciones, de

acuerdo con sus preferencias. El NSGA-II se ha utilizado en muchas aplicaciones de control, como se puede ver en [8]-[19]-[14].

En La sección 2 se presentan formalmente las definiciones básicas de Optimización Multiobjetivo (Enfoque de Pareto), así también se presentan algunos principios básicos de incertidumbre de modelado y estabilidad robusta, con la finalidad de diseñar los controladores PID robustos. En el Tema 3 se presenta el esquema de control y el diseño del controlador PID. En el Tema 4 se presentan los resultados de cuatro plantas propuestas, resaltando los correspondientes a la planta 1, donde se muestran tres diferente soluciones, para enfatizar el concepto de optimización multiobjetivo. Finalmente el Tema 5 contiene las conclusiones del trabajo.

2 Conceptos Básicos

A continuación se presentan las definiciones básicas relacionadas con las soluciones óptimas de Pareto o soluciones no-dominadas, en el sentido de que no existen otras soluciones que sean mejores considerando todas las funciones objetivo, (ver [4]).

Definición 1 (*Pareto dominante*): Un vector $\bar{u} = (u_1, \dots, u_k)$ se dice que domina a un vector $\bar{v} = (v_1, \dots, v_k)$ (denotado por $\bar{u} \preceq \bar{v}$) si y sólo si \mathbf{u} es parcialmente menor que \mathbf{v} , es decir, $\forall i \in \{1, 2, \dots, k\}, u_i \leq v_i \wedge \exists i \in \{1, 2, \dots, k\} : u_i < v_i$

Definición 2 (*Óptimo de Pareto*): Una solución $\bar{x}^* \in \Omega$ es óptimo de Pareto, si y sólo si no existe otro $\bar{x} \in \Omega$ tal que $f_i(x)$ domine a $f_i(x^*)$, donde $i \in \{1, 2, \dots, k\}$

Donde Ω denota la región factible del problema de optimización.

Definición 3 (*Conjunto de Óptimos de Pareto*): Dado un problema de optimización multiobjetivo (MOP) con un vector de funciones $f(x)$, el conjunto de óptimos de Pareto (P^*) se define como:

$$P^* := \{x \in \Omega \mid \nexists x' \in \Omega f(x') \preceq f(x)\}$$

Definición 4 (*Frente de Pareto*): Para un MOP dado con un vector de funciones $f(x)$ y un conjunto de óptimos de Pareto (P^*), el frente de Pareto (PF^*) se define como:

$$PF^* := \{u = f = (f_1(x), \dots, f_k(x)) \mid x \in P^*\}$$

2.1 Algoritmos Genéticos Multiobjetivo

El algoritmo genético trabaja con una población de soluciones potenciales de un problema de optimización. Cada individuo dentro de la población representa una solución particular del problema, generalmente codificada y conocida como cromosoma. La población evoluciona a través de las generaciones para producir mejores soluciones del problema. Cada individuo dentro de la población tiene asignado un valor de aptitud que expresa que tan bueno es éste en la solución del proble-

ma. Estos algoritmos utilizan un conjunto de operadores genéticos, los cuales operan estocásticamente sobre la población causando variedad en ella por medio de cruzamiento y mutación [5-8].

A diferencia de los algoritmos genéticos simples que buscan una solución única, los algoritmos genéticos multiobjetivo tratan de encontrar tantos elementos del conjunto de Pareto como sea posible. Para esto se deben satisfacer principalmente las siguientes metas:

- Convergencia de las soluciones hacia el conjunto de óptimos de Pareto
- Mantener la diversidad en las soluciones dentro del conjunto de óptimos de Pareto

2.2 Incertidumbre No-Estructurada

Utilizando el modelo de perturbación multiplicativo dado por:

$$G(s) = (1 + W_\Delta(s)\Delta(s))G_o(s) \quad (1)$$

Donde $G_o(s)$, es el modelo de la Planta Nominal, $G(s)$ es la planta con incertidumbre y $\Delta(s)$ es la perturbación multiplicativa que satisface $\|\Delta(s)\|_\infty \leq 1$

$W_\Delta(s)$ es una función de peso que escala a $\Delta(s)$, la cual toma en cuenta la magnitud de la incertidumbre (que depende de la frecuencia). Se asume que el modelo de la incertidumbre es menor que $\pm |W_\Delta(j\omega)|$. Si

$\|\Delta(s)\|_{\infty} \leq 1$, se puede proponer la siguiente relación:

$$\left\| \frac{G(s)}{G_0(s)} - 1 \right\| \leq \|W_{\Delta}(s)\| \quad (2)$$

Y por lo tanto la incertidumbre multiplicativa se puede representar por medio de la siguiente ecuación:

$$\Delta(s) = \frac{G(s) - G_0(s)}{G_0(s)} \quad (3)$$

Es importante mencionar que no se tienen valores experimentales de los modelos de las plantas propuestas aquí, por lo que se propone una cota de las posibles incertidumbres, considerando el efecto de estas en la región de alta frecuencia, que es donde se vuelven significativos los efectos de la incertidumbre debida a dinámicas no consideradas o algunas no-linealidades [1].

La respuesta en frecuencia, correspondiente a la magnitud de la función de peso, es como se muestra en la Figura 1, ver [1]:

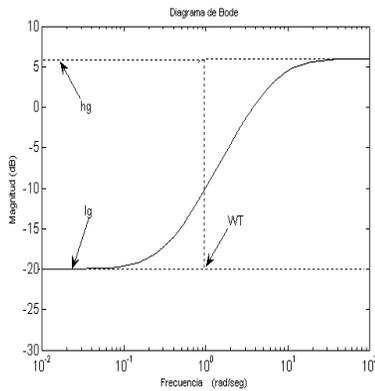


Fig. 1. Función de peso $W_{\Delta}(jw)$

De acuerdo a la Figura 1, $|W_{\Delta}(jw)|$ es pequeña a bajas frecuencias donde $G_0(s)$ representa con precisión al sistema. A frecuencias altas (donde $|W_{\Delta}(jw)| = hg$), la influencia de las dinámicas no-modeladas pueden ser significativas. WT corresponde a la frecuencia de transición que tiene un valor cercano a la frecuencia de corte. La Función de peso se presenta en la Ecuación 4, ver [1]

$$[W_{\Delta}(jw)] = \left| h_g \frac{jw + w_T l_g}{jw + w_T h_g} \right| \quad (4)$$

2.3 Estabilidad Robusta considerando Incertidumbre no-estructurada

La condición de estabilidad robusta es tomada como sigue (ver [9]): Se asume que el sistema retroalimentado nominal (con $\Delta=0$), es internamente estable para un controlador $C(s)$, entonces, el controlador asegura estabilidad robusta, del sistema de control, **si y solo si** el Teorema 1 se satisface.

Teorema 1 El sistema en lazo cerrado con incertidumbre de la Figura 2, es robustamente estable para toda Δ , tal que $\|\Delta(s)\|_{\infty} \leq 1$, **si y solo si** $\|W_{\Delta}(s)T(s)\|_{\infty} < 1$, donde $T(s)$ es la función de transferencia complementaria del sistema de control.

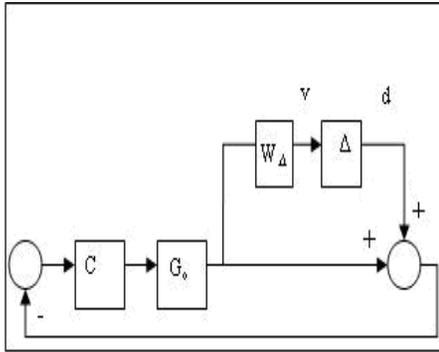


Fig. 2. Sistema de Control retroalimentado con incertidumbre

3 Diseño del Controlador PID

Para el diseño del controlador PID propuesto en esta investigación, se consideran sistemas lineales e invariantes en el tiempo, de una entrada-una salida (SISO). El esquema de control propuesto, como se muestra en la Figura 3, contiene el modelo de la planta $G(s)$, la variable de salida (variable controlada) $Y(s)$, la variable de referencia (*set point*) $R(s)$, la perturbación de carga $v(s)$, la variable de error $E(s)$ y la variable de control $u(s)$.

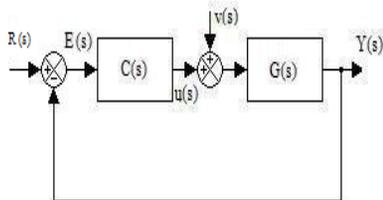


Fig. 3. Esquema de control utilizado

El modelo del controlador PID, representado por $C(s)$, es presentado por medio de la Ecuación 5.

$$C(s) = K_p \left(1 + \frac{1}{T_i s} + \frac{T_d s}{1 + T_f s} \right) \quad (5)$$

Se propone el modelo que incluye un filtro pasa bajas, en la acción derivativa, para evitar que el ruido de medición se multiplique. En este trabajo $T_f = 0.1 T_d$

3.1 Especificaciones de diseño

Las especificaciones de diseño del controlador PID, consideradas en esta investigación, son las siguientes:

- Seguimiento de la señal de referencia
- Atenuación de la perturbación de carga
- Robustez ante incertidumbres del modelo de la planta
- Atenuación del ruido de medición

Las especificaciones deseadas del sistema de control pueden formularse en términos de minimización de normas H_∞ y \mathcal{L}_1

Las funciones objetivo son planteadas considerando los efectos de la perturbación de carga, y seguimiento de la señal de referencia.

3.2 Funciones Objetivo

Para el diseño de los controladores PID, se proponen las siguientes Funciones Objetivo:
Función Objetivo 1

$$J_1 = \left(\left\| G_{er} \frac{1}{s} \right\| \right)_1 \quad (6)$$

donde $\|\cdot\|_1$ expresa la norma \mathcal{L}_1 , la cual permite minimizar las variaciones de la señal de error, en el dominio temporal, ante el efecto de la señal de referencia $r(t)$, ver[4]-[20]. Donde G_{er} se define como:

$$G_{er} = \frac{1}{1 + G(s)C(s)} \quad (7)$$

El Objetivo 2, al ser minimizado disminuye el efecto de la perturbación de carga sobre la salida [11]-[15], éste se define como:

$$J_2 = \left\| \frac{1}{s} G_{yv} \right\|_\infty \quad (8)$$

donde $\|\cdot\|_\infty$ denota la norma H_∞ . La Función G_{yv} esta dada por:

$$G_{yv} = \frac{G(s)}{1 + G(s)C(s)} \quad (9)$$

Como se puede apreciar, en (7) y (9), los parámetros del controlador (K_p , T_i , T_d y T_f), están incluidos en las Funciones Objetivo, las que serán minimizadas por el *MOP* dentro del problema de optimización, arrojando como resultado, a los valores de los parámetros del controlador. G_{yv} denota a la función de transferencia, que relaciona a $Y(s)$ como variable de salida, y $v(s)$ como variable de entrada. El producto de $1/s$ por G_{yv} corresponde realmente a la variable $Y(s)$, ya que $v(s)=1/s$. Las señales de prueba usadas en este trabajo son del tipo escalón.

3.3 Restricciones

En el planteamiento del problema de optimización se proponen tres restricciones. La Restricción 1, se muestra en (10).

$$M_s = \|S(s)\|_\infty = \max_{0 \leq \omega < \infty} |S(s)| \leq \beta \quad (10)$$

Donde:

$$S(s) = \frac{1}{1 + G(s)C(s)} \quad (11)$$

La Restricción 1, contiene a la función de transferencia $S(s)$, llamada función de sensibilidad, que asegura que, el controlador diseñado, sea capaz de minimizar las posibles variaciones en las dinámicas de la planta (variación de parámetros). Este criterio está expresado en términos de la curva de Nyquist, de la función de transferencia de lazo abierto $L(s)=C(s)G(s)$. Así, el valor de M_s es el recíproco de la distancia más corta, de la curva de Nyquist y el punto crítico -1. En [2-3], se proponen valores de M_s en el rango de 1.3 a 2.

La Restricción 2 se utiliza para acotar, a valores preestablecidos, la señal de control u . Esto es muy importante en la práctica, dado que si se obtienen valores muy grandes de u , esto podría ocasionar la saturación de los actuadores. La Restricción 2 se presenta por medio de (12).

$$\|G_{ur}(s)\|_{\infty} \leq \alpha, \quad (12)$$

donde:

$$G_{ur}(s) = \frac{C(s)}{1+G(s)C(s)} \quad (13)$$

La Restricción 3 mostrada por (14), asegura Estabilidad Robusta del sistema de control, considerando la presencia de incertidumbre no-estructurada [9], [12],[16-18], [20].

$$\|W_{\Delta}(s)T(s)\|_{\infty} < 1. \quad (14)$$

Para construir la función de peso, mostrada por la Ecuación 4, se considera que las plantas presentan un diez por ciento de incertidumbre en frecuencias bajas y un doscientos por ciento en frecuencias altas (arriba de la frecuencia de corte).

Finalmente, la condición dada en (15), junto con las Restricciones: 1, 2 y 3, definen la región factible (Ω) del problema de optimización.

$$polos(real(T_{yv})) < 0 \quad (15)$$

3.4 Modelos de las plantas propuestas

Las plantas que fueron seleccionadas para evaluar el desempeño de los controladores PID fueron tomadas de [10]. La Planta 1 corresponde a un modelo de tercer orden, con

polos repetidos. El modelo de la Planta 2 presenta un retardo de tiempo considerable, éste tipo de fenómenos se presentan en procesos químicos, biológicos, metalúrgicos y en algunos otros sistemas de control de procesos. En particular, La Planta 3, requiere atención especial, dado que es un modelo (complejo), de octavo orden, por lo que se requiere un controlador robusto para evitar inestabilidad. Finalmente La Planta 4 corresponde a una función transferencia de cuarto orden. Las plantas propuestas se presentan en La Tabla I

Tabla 1. Modelos de las plantas propuestas

1	$G(s) = \frac{1}{(s+1)^3}$
2	$G(s) = \frac{e^{-5s}}{(s+1)^3}$
3	$G(s) = \frac{1}{(s+1)^8}$
4	$G(s) = \frac{1}{(s+1)(0.2s+1)(0.04s+1)(0.008s+1)}$

El *MOP*, NSGA-II, interactúa con MATLAB® con el fin de que en éste software sean evaluadas las funciones objetivo y las restricciones del problema de optimización, contenidas en una Función MATLAB®.

4 Resultados

El valor de los parámetros del NSGA-II fueron los siguientes:

- Codificación: binaria
- Tamaño de la población: 100.
- Numero de generaciones: 100
- Probabilidad de cruzamiento: 0.80
- No. de puntos de cruzamiento: 1
- Probabilidad de Mutación: 0.09

Para resaltar el hecho de que en un problema de optimización multiobjetivo, se tiene más de una solución óptima, en la Tabla 2 se presentan tres soluciones del conjunto de óptimos de Pareto para la Planta 1

Tabla 2. Parámetros de tres controladores para la Planta 1

Parámetros			
	K_p	T_i	T_D
PID1-1	5.0642	2.1542	0.9735
PID1-2	4.5125	2.5657	1.0150
PID1-3	5.3154	1.5189	0.9700
Valor de las funciones objetivo			
$1/M_s$	$\ W_\Delta T\ _\infty$		
	Obj. 1	Obj. 2	
PID1-1	0.9660	0.4253	0.512
		0.958	
PID1-2	0.9466	0.5685	0.5488

		0.896
PID1-3	1.0095	0.3092
		0.5038
		0.994

4.1 Resultados de la planta 1

En la Figura 4 se muestra el Frente de Pareto, del problema de optimización multiobjetivo (MOP), utilizado para encontrar un conjunto de *buenas soluciones* (Soluciones no-dominadas desde el punto de vista de Pareto), para el controlador PID de la Planta 1. En la Figura 4, se presentan las tres soluciones seleccionadas (*PID1-1*, *PID1-2* y *PID1-3*) que aparecen en la Tabla II.

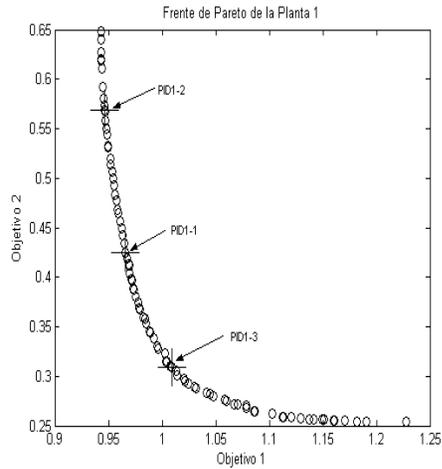


Fig. 4. Frente de Pareto del problema de optimización de la Planta 1

En la Figura 5 se presentan los resultados de los tres controladores PID de la tabla 2. En estos resultados se puede observar como los diferentes objetivos estan

en conflicto entre si. Por ejemplo, la curva correspondiente a PID1-1 presenta menor sobrepaso que la de PID1-3, sin embargo, esta ultima es mejor en cuanto a la perturbacion de carga. La curva de PID-3 Tiene un comportamiento intermedio con respecto a las otras dos. En la misma Figura 5, tambien se muestra.laseñal de salida de la Planta 1 para un controlador sintonizado con el método de Ziegler-Nichols [21]. Ambas señales están modelados por un escalón unitario.

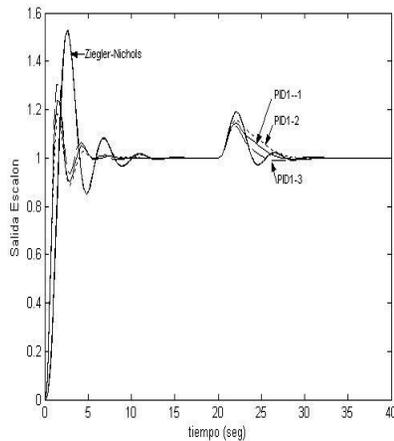


Fig. 5. Señal de salida de La Planta 1

La Figura 6 muestra la curva de Nyquist y el recíproco de M_s del sistema de control de la Planta 1.

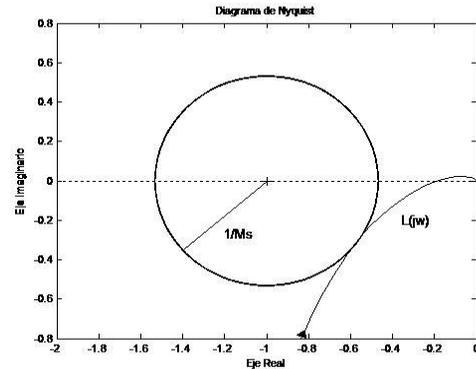


Fig. 6. Curva de Nyquist y la distancia $1/M_s$ de la Planta 1

Finalmente en la Figura 7 se muestra la grafica de Bode correspondiente a las magnitudes de $T(jw)$ y W_{Δ}^{-1} y donde se puede apreciar que se cumple la condición:

$|T(jw)| \leq 1/W_{\Delta}$ lo cual hace que se cumpla el Teorema 1.

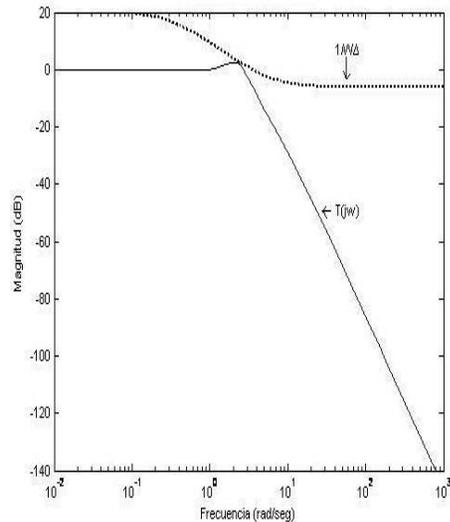


Fig. 7. Diagrama de Bode (Mag.) de la Planta 1 con PID1-2

4.2 Resultados de la planta 2

En La Tabla 3 se presentan los parámetros de los controladores PID para las tres plantas restantes, los cuales fueron seleccionados entre todos los que conforman las soluciones no-dominadas del conjunto de óptimos de Pareto. En la misma Tabla III se presentan los valores de las funciones objetivo y las restricciones del problema de optimización.

Tabla 3. Parámetros de los controladores

	Planta 2	Planta3	Planta 4
Kp	0.668	0.836	2.72
Ti	4.216	4.61	0.989
Td	1.418	2.316	0.193
Obj. 1	6.721	6.52	0.432
Obj. 2	6.31	5.55	0.36
Rest. 1	1.99	1.95	1.12
Rest.. 2	7.34	9.2	29.9
$\ W_{\Delta} T\ _{\infty}$	0.6873	0.722	0.6760

La señal de salida de la Planta 2 se muestra en la Figura 8, donde se puede apreciar la respuesta inversa, al inicio de la respuestas al escalón y a la perturbación, ocasionada por el retardo en el modelo de la planta propuesta.

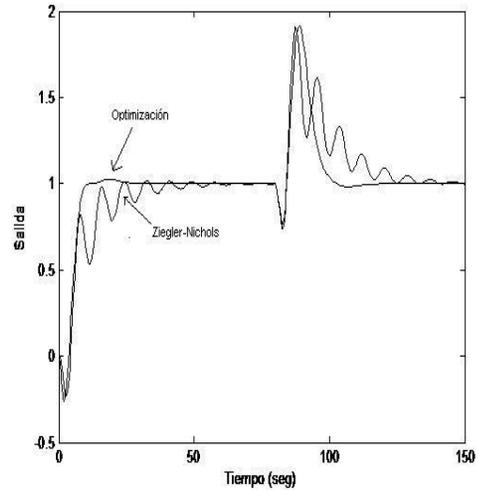


Fig. 8. Señal de salida de La Planta 2.

4.3 Resultados de la planta 3.

La salida de la Planta 3, Figura 9, correspondiente al controlador sintonizado mediante el método de optimización multiobjetivo, presenta un sobrepaso menor que la respuesta con el método de Ziegler-Nichols. También se observa que los efectos de la perturbación (80 segundos), modelada por un escalón unitario, son similares en cuanto a la amplitud se refiere, sin embargo, en el tiempo de establecimiento, es mejor la acción del controlador diseñado con el método de optimización.

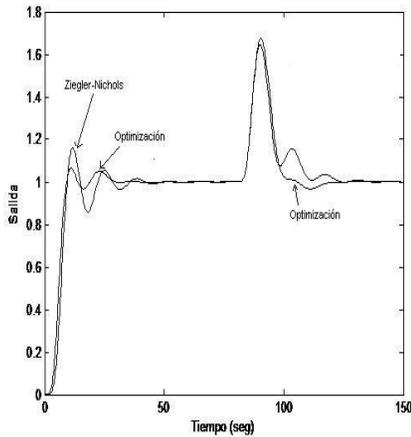


Fig. 9. Señal de salida de La Planta 3

4.4 Resultados de la planta 4.

Para la última planta propuesta, la salida del proceso con el controlador sintonizado mediante el método de optimización multiobjetivo, muestra una marcada diferencia con respecto a la salida del sistema con el controlador PID sintonizado con el método Ziegler-Nichols. Se puede ver a través de la Figura 10, que con el método de optimización, la respuesta a la entrada de referencia es muy suave (no existe sobrepaso prácticamente), sin embargo la sintonización con Ziegler-Nichols, presenta una mejor respuesta a la señal de perturbación. La respuesta seleccionada de entre todas soluciones obtenidas (no-dominadas), fue tomada prefiriendo un mejor desempeño de la respuesta a la entrada de referencia.

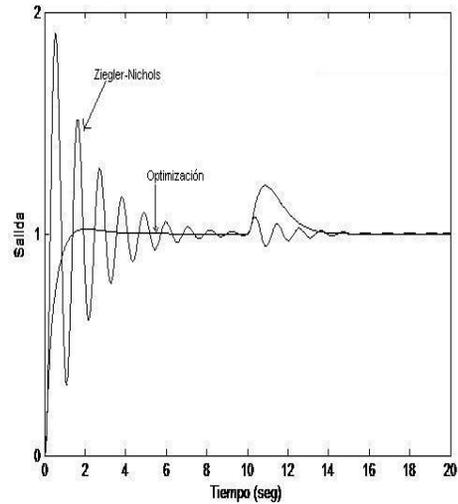


Fig.10. Señal de salida de La Planta 4

5 Conclusiones

De acuerdo a los resultados, se puede decir que las funciones objetivo propuestas fueron bien formuladas, así como el cumplimiento de las restricciones. Como parte importante en la evaluación de los controladores PID con el método de optimización, mediante un MOP, se compararon los resultados con los controladores diseñados a través del método de Ziegler-Nichols. Se pudo observar que en todos los casos presentados, se obtuvo una buena respuesta de la señal de referencia, menor sobrepaso, tiempo de establecimiento menor y relación de decaimiento menor. También es un resultado sobresaliente, el hecho de que la señal de salida del proceso, alcanza valores en estado estacionario con pocas oscilaciones, como se aprecia con mayor énfasis en las Plantas 2 y 4. Lo mismo se presenta en el caso de la perturbación de

carga, con excepción de la Planta 4, como se puede ver en las gráficas presentadas, los efectos de ésta se atenúan en un tiempo más corto. También es importante mencionar que el valor de M_s se mantuvo siempre dentro del rango propuesto, lo que asegura que los sistemas controlados son poco sensibles ante posibles cambios en las dinámicas de las plantas. Así mismo se observa en las tablas 2 y 3, que en todos los casos se cumple La Restricción 3 que asegura Estabilidad Robusta del sistema de control, considerando la presencia de incertidumbre no-estructurada que En cuanto al problema del ruido de alta frecuencia en la medición de la salida, éste se atenúa con la adición del filtro pasa-bajas en el término derivativo.

En trabajos futuros se pueden proponer controladores PID robustos de dos grados de libertad, para sistemas de control lineales en invariantes en el tiempo de una entrada-una salida, mediante una propuesta de optimización multiobjetivo, utilizando un algoritmo genético multiobjetivo.

6 Referencias

1. Ackermann, J., Blue, P., Bunte, T., Äuvenc, L., Kaesbauer, D, Kordt, M. Muhler, Odenthal, Ä.: Robust Control: The Parameter Space Approach. Springer-Verlag, London (2002)
2. Åström, K. J., Panagopoulos, H., Hägglund, T.: Design of PI Controllers based on Non-Convex Optimization. Automatica, vol. 34, No. 5, pp. 585-601 (1998)
3. Åström, K. J., Hägglund, T. :PID Controllers: Theory, Design, and Tuning. Second Edition, Instrument Society of America, Reserch Triangle Park, NC, (1995)
4. Campos-Delgado D., Zhou Kemin. : Mixed $L_1/H_2/H_\infty$ control design: numerical optimization approaches. International Journal of Control, vol 76, no. 7, pp. 687-697, (2003)
5. Coello-Coello,C., Van Veldhuizen, D., Lamont, G.: Evolutionary Algorithms for Solving Multi-Objective Problems. Kluwer Academic Publishers, (2002)
6. Coello-Coello, A.: An Update Survey of Evolutionary-Based Multiobjective Optimization Techniques: State of the Art and Future Trends. In 1999 *Congress on Evolutionary Computation*, Washington, D.C., IEEE Service Center, pp. 3-13, (1999)
7. Coello-Coello, A., Landa-Becerra, R. Evolutionary Multiobjective using a Cultural Algorithm. In 2003 *IEEE Swarm Intelligence Symposium*, IEEE Service Center, Indianapolis, Indiana, USA, pp. 6-13, April (2003)
8. Coello-Coello, C., Van Veldhuizen, D., Lamont, G.: Evolutionary Algorithms for Solving Multi-Objective Problems. Springer, (2007)

9. Doyle. J., Francis, B., Tannenbaum, A.: Feedback Control Theory. Macmillan Publishing Company, (1992)
10. Fonseca, C., Fleming, P.: Multiobjective Optimization and Multiple Constraint Handling with Evolutionary Algorithms-Part I: A unified Formulation, IEEE Trans. Syst., Man, Cybern., vol. 28, No. 1, pp. 26-37, January, (1998)
11. Herreros López A.: Diseño de controladores Robustos Multiobjetivo por medio de Algoritmos Genéticos. Tesis Doctoral, Departamento de Ingeniería de Sistemas y Automática, Universidad de Valladolid, España, (2000)
12. Jamshidi Mo. Coelho, Dos Santos, Krohling, R., Fleming, P.: Robust Control Systems with Genetic Algorithms. CRC Press LLC, (2003)
13. Kalyanmoy, D., Pratap, A., Agarwal, S., Meyarivan, T.: A Fast and Elitist Multiobjective Genetic Algorithm: NSGA-II. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, vol. 6, No. 2, pp. 182-197, April, (2002)
- 14 Kasat, R., Kunzru, D., Saraf, N., Gupta, S.: Multiobjective Optimization of Industrial FCC Units using Elitist Non-dominated Sorting Genetic Algorithms. Ind. Eng. Chem. Res. 41, pp. 4765-4776, (2002)
15. Kristiansson, B., Lennartson, B.: Robust tuning of PI and PID Controllers. Control Systems Magazine IEEE Vol. 26 No. 1 pp. 55-69 February (2006)
16. Lennartson, B., Kristiansson, B.: Pass Band and High frequency Robustness for PID Control. Proceedings of the 36th Conference on Decision & Control, San Diego California, pp. 2666-2671, December (1997)
17. Ming-Tzo Ho., Chia-Yi Lin. : PID Controller Design for Robust Performance. Proceedings on Decision and Control, Las Vegas, Nevada USA, December (2002)
18. Panagopoulos, H., Åström, K., Hägglund, T.: Design of PID Controllers based on Constrained Optimization. Proceedings of the American Control conference, San Diego California, pp. 3858-3862, June (1999)
19. Sánchez, G., Minaya Villasana, Streffeza, V.: Solving Multi-Objective Linear Control Design Problems Using Genetic Algorithms. Proceedings of the 17th World Congress the International Federation of Automatic Control, Seoul, Korea, July 6-11, pp. 12324-12329 (2008)
20. Zhou K., Doyle, J.: Essentials of Robust Control. Prentice Hall (1998)
21. Ziegler, G., Nichols, N.: Optimum Settings for Automatic Controllers. Trans. ASME, vol. 64, no. 11, pp 759-768 (1942)

Reseñas de los autores:

**José Rubén Lagunas Jiménez.**

Obtuvo el título de Ingeniero en Comunicaciones y Electrónica en la ESIME del IPN y el grado de Doctor en Ciencias con especialidad en Control Automático, en el CINVESTAV-IPN, México DF. Actualmente trabaja como Profesor – Investigador Titular en la Facultad de Ingeniería de la Universidad Autónoma de Campeche. Líneas de investigación: Control difuso, Optimización multiobjetivo.

**Victor Moo Yam.** Obtuvo el título de Ingeniero en Electrónica en la Universidad Autónoma de Campeche y el grado de Doctor en Ciencias con especialidad en Bioelectrónica, en el CINVESTAV-IPN, México DF. Actualmente trabaja como Profesor – Investigador Titular en la Universidad Autónoma de Campeche..

Líneas de investigación: Sensores químicos.

**Benjamín Ortiz Moctezuma.**

Obtuvo el título de Ingeniero Mecánico en la ESIME del IPN y el grado de Doctor en Ciencias con especialidad en Control Automático, en el CINVESTAV-IPN, México DF. Actualmente trabaja como Profesor – Investigador en la Universidad Politécnica de Victoria, Tams., México. Líneas de investigación: Sistemas con Retardo en control automático.

