

SISTEMA DE CONTROL PARA EL ALMACENAMIENTO INTERMEDIO DE GASOLINA NATURAL

Paola P. Oteiza^{a,b,d}, Diego A. Rodríguez^{a,c,d}, y Nélica B. Brignole^{a,d}

^a*Laboratorio de Investigación y Desarrollo en Computación Científica (LIDeCC), Dpto. de Ciencias e Ingeniería de la Computación (DCIC), Universidad Nacional del Sur(UNS), Av. Alem 1253, Bahía Blanca, Argentina.*

^b*Comisión de Investigaciones Científicas, Calle 526 entre 10 y 11, La Plata, Argentina.*

^c*Facultad de Ciencias Exactas, Univ. Nacional de Salta (UNSa), Av. Bolivia 5150, Salta, Argentina.*

^d*Planta Piloto de Ingeniería Química (PLAPIQUI), CCT-UAT, UNS-CONICET, Camino La Carrindanga Km. 7, Bahía Blanca, Argentina.
poteiza@plapiqui.edu.ar, drodriguez@plapiqui.edu.ar, dybrigno@criba.edu.ar*

Palabras Claves: Algoritmos Genéticos, simulación dinámica, optimización, control, planeamiento, gasolina natural.

Resumen. En Rodríguez *et al.*, Ind Eng Chem Res., 52 (25), 8579–8588 (2013) se desarrolló un paquete general con el fin de encontrar una óptima red de cañerías para el transporte de gasolina natural proveniente de yacimientos gasíferos. Con esta herramienta, se analizó la distribución de líneas de transporte para yacimientos que se encuentran en la provincia de Santa Cruz (Argentina) y se localizaron los nodos concentradores. En estos nodos se proyecta almacenar la gasolina natural. Entonces, se desea controlar en forma óptima estos tanques con el objetivo de garantizar el suministro a la planta de procesamiento. Por lo tanto, en este trabajo analizamos la respuesta dinámica del sistema y, como primera etapa del estudio, optimizamos conjuntamente mediante Algoritmos Genéticos los parámetros de un controlador Proporcional-Integral-Derivativo y otro Proporcional-Integral de forma desacoplada.

1 INTRODUCCIÓN

En la situación actual de alta demanda de energía y valores crecientes del precio de combustibles, la gasolina natural es una valiosa fuente para la obtención de otros productos de alta demanda (Cañete *et al.*, 2012). La gasolina natural se obtiene como producción secundaria de los yacimientos gasíferos que se encuentran dispersos en grandes áreas. Entonces, una logística que optimice la ubicación de las líneas de transporte, centros de almacenamiento y plantas de procesamiento del producto final es esencial para maximizar la rentabilidad de la actividad.

Con esta motivación, en Rodríguez *et al.* (2013) adoptamos un enfoque táctico para desarrollar un algoritmo metaheurístico híbrido denominado SAG (Simulated Annealing with GAMS). Hemos elaborado un paquete general cuyo objetivo es minimizar el costo total de una red de cañerías e identificar la localización estratégica de los nodos concentradores, en los cuales el producto extraído de yacimientos dispersos puede ser almacenado para ser finalmente transportado a plantas de procesamiento.

En particular, el propósito de los casos de estudio tratados en Rodríguez *et al.* (2013) es encontrar una óptima distribución de la red de cañerías para el transporte de gasolina natural proveniente de yacimientos que se encuentran en la provincia de Santa Cruz (Argentina). La producción de gasolina natural proveniente de yacimientos gasíferos suele declinar, por ejemplo por el agotamiento de los pozos, o aumentar por diversas causas, tales como la eventual explotación de nuevos pozos. Por lo tanto, es necesario tener en cuenta esta dinámica para que un modelo de transporte sea aplicable en el mundo real. Esto puede realizarse mediante la implementación de controladores realimentados-anticipativos (Luyben, 1997) conforme a los datos disponibles para el control óptimo.

Muchos controladores industriales tienen sólo acción Proporcional e Integral (PI). Se puede demostrar que un control PI es adecuado para todos los procesos donde la dinámica es esencialmente de primer orden. Por otra parte, los controladores PID (Proporcional-Integral-Derivativo) son ampliamente utilizados debido a que tienen estructura simple, buena estabilidad y alta confiabilidad. Un controlador PID es un controlador proporcional con acción derivativa e integral simultáneamente superpuestas. Además, tiene la capacidad de eliminar errores en estado estacionario mediante la acción integral y puede anticipar el futuro con la acción derivativa (Aström y Hägglund, 1995).

Las formas clásicas de diseñar controladores pueden complementarse por optimización mediante Algoritmos Evolutivos (AEs). Si se consideran muchos puntos en el espacio de búsqueda, los AEs reducen la chance de converger hacia óptimos locales, pero es más probable su convergencia a un óptimo global. En la literatura se ha abordado la optimización de los parámetros para controladores PI y PID mediante AEs. Willjuice Iruthayarajan y Baskar (2009) evaluaron la performance de varios AEs basados en el diseño de controladores PID multivariados. En cambio, otros trabajos se enfocan en el uso específico de una sola clase de AEs: Algoritmos Genéticos (AGs). Por ejemplo, Zhang *et al.* (2010) optimizaron los parámetros de un controlador PID mediante un AG y compararon su desempeño con métodos clásicos. Por otra parte, Kwok y Sheng (1994) describieron el uso de AGs y Simulated Annealing para la optimización de los parámetros de los controladores PID aplicados en el control de un brazo de robot. En cuanto a los controladores PI, Dimeo y Lee (1995) emplearon AGs para optimizar parámetros de controladores PI para sistemas MIMO (Multi-Input Multi-Output) y Hsieh *et al.*, (2012) optimizaron los parámetros de un controlador PI mediante un AG y un análisis de sensibilidad. Otro enfoque (Soltoggio, 2005) se basa en mejorar los AGs para el diseño de controladores de plantas de primero y segundo orden con actuadores no lineales.

Los AGs constituyen el paradigma más completo de la Computación Evolutiva, es decir, reúnen de modo natural todas las ideas fundamentales de dicho enfoque. Son muy flexibles, ya que pueden adoptar con facilidad nuevas ideas. Además, se pueden hibridar fácilmente con otros paradigmas y enfoques aunque estos no tengan relación con la Computación Evolutiva (Goldberg, 1989). En nuestro trabajo proponemos optimizar mediante AGs los parámetros de controladores PI y PID adecuados para controlar el volumen de gasolina natural en el nodo concentrador, con el objetivo de garantizar el suministro a la planta de procesamiento.

2 ESTRATEGIA DE DISEÑO

Proponemos optimizar mediante AGs los parámetros de controladores PI y PID adecuados para nuestro caso de estudio. Nuestro diseño de los controladores consta de dos etapas. La primera etapa consiste en optimizar los parámetros de cada controlador considerando que están desacoplados, es decir, que no existen interacciones entre ellos. La matriz resultante C_1 de este paso es la siguiente:

$$C_1 = \begin{bmatrix} G_{11} & 0 \\ 0 & G_{22} \end{bmatrix} \quad (1)$$

El sistema está compuesto por dos controladores, cuyas funciones de transferencia son G_{ij} con $i=j$. La función de transferencia G_{11} corresponde al controlador PID; mientras G_{22} , al PI. Los elementos fuera de la diagonal son nulos porque por simplicidad se asume que no existe interacción entre los controladores. Por lo tanto, el sistema tiene cinco parámetros a optimizar en forma conjunta, que serán parte del individuo definido para el AG.

Finalmente, la segunda etapa consistirá en optimizar nuevamente los parámetros de los controladores pero considerando las interacciones entre ellos. Para esta fase se obtendrán en primer término las funciones de transferencias correspondientes a cada interacción. El AG, además de tener que optimizar los parámetros de los controladores, deberá ajustar las ganancias (k_{ij}) y constantes de tiempo (τ_{ij}) de las funciones de transferencia G_{ij} con $i \neq j$. Por lo tanto, el sistema será más complejo y tendrás más variables a optimizar. De esta forma, queda representado el controlador multivariable C_2 con la siguiente matriz:

$$C_2 = \begin{bmatrix} G_{11} & G_{12} \\ G_{21} & G_{22} \end{bmatrix} \quad (2)$$

3 CASO DE ESTUDIO

En la Figura 1 se observa el caso de estudio que corresponde al sector Norte (Zona I) de la red óptima de cañerías elegida para vincular los yacimientos de Pico Truncado (S_{13}), Cañadón León (S_{14}) y Cañadón Seco (S_{16}), entre otros, con la salida en Puerto Santa Cruz (P_1) (Rodríguez *et al.*, 2013).

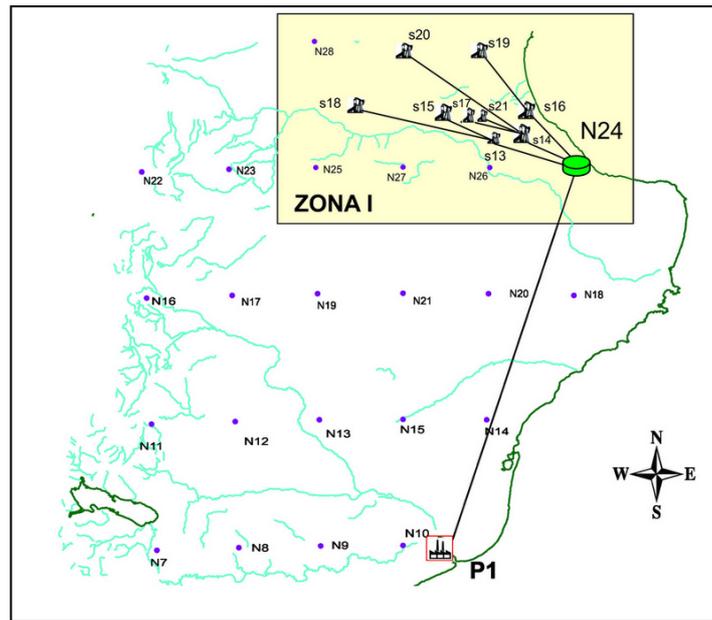


Figura 1: Caso de estudio extraído de Rodriguez *et al.* (2013)

Para mayor claridad y poder lograr un buen sistema de control, se analizará un ejemplo pequeño que contiene un nodo concentrador, tres yacimientos y una planta (P₁). En la Figura 2 se muestra un esquema simplificado del caso de estudio.



Figura 2: Simplificación del caso de estudio

4 MODELO MATEMÁTICO DEL SISTEMA A CONTROLAR

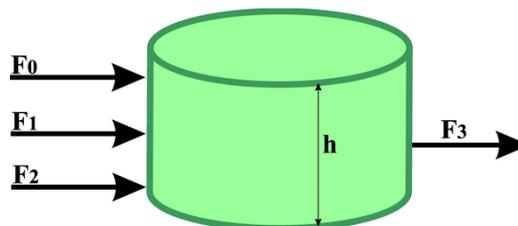


Figura 3: Sistema a controlar

En la Figura 3 se observa la estructura simplificada del sistema del tanque de

almacenamiento. Las variables a controlar serán el caudal de salida (F_3) y el nivel (h) de gasolina natural dentro del tanque de almacenamiento. Se desea controlar F_3 para asegurar el suministro de gasolina natural a la planta de procesamiento y h para mantener constante el nivel del tanque, es decir para no sobrepasar su capacidad.

El balance de masa correspondiente al sistema a controlar es el siguiente:

Entrada – Salida = Acumulación

$$F_0 + F_1 + F_2 - F_3 = \frac{dV}{dt} = A \frac{dh}{dt} \quad (3)$$

Se asume una relación lineal entre h y F_3 (Eq. (4)):

$$F_3 = \frac{h}{R} \quad (4)$$

Aplicamos la transformada de Laplace a la Eq. (4).

$$F_3(s) = \frac{h(s)}{R} \quad (5)$$

Aplicamos la transformada de Laplace a la Eq. (3) y obtenemos la siguiente expresión:

$$F_0(s) + F_1(s) + F_2(s) - F_3(s) = A s h(s) \quad (6)$$

El sistema a controlar tiene dos variables de control F_3 y h . Por lo tanto, se obtienen dos funciones de transferencias correspondientes a cada variable:

a) Variable de control F_3 :

Despejamos de la Eq. (5) $h(s)$ y reemplazamos en la Eq (6):

$$F_0(s) + F_1(s) + F_2(s) - F_3(s) = A s R F_3(s) \quad (7)$$

Reordenando obtenemos las funciones de transferencia que relacionan cada caudal de entrada con el caudal de salida F_3 (Eqs. (8, 9 y 10)).

$$G_1(s) = \frac{F_3(s)}{F_0(s)} = \frac{1}{\tau s + 1} \quad (8)$$

$$G_2(s) = \frac{F_3(s)}{F_1(s)} = \frac{1}{\tau s + 1} \quad (9)$$

$$G_3(s) = \frac{F_3(s)}{F_2(s)} = \frac{1}{\tau s + 1} \quad (10)$$

Donde $\tau = AR$

Aquí hemos asumido los siguientes parámetros:

Área del tanque: $A = 124 \text{ m}^2$

Resistencia al flujo turbulento: $R = 0.023 \text{ m}^{-2} \text{ min}$

b) Variable de control h :

Despejamos $F_3(s)$ de la Eq. (5) y reemplazamos en la Eq (6):

$$F_0(s) + F_1(s) + F_2(s) - \frac{h(s)}{R} = Ash(s) \quad (11)$$

Reordenando obtenemos las funciones de transferencia que relacionan cada caudal de entrada con el nivel de gasolina natural $h(s)$ (Eqs. (12, 13 y 14))

$$G_1(s) = \frac{h(s)}{F_0(s)} = \frac{K}{\tau s + 1} \quad (12)$$

$$G_2(s) = \frac{h(s)}{F_1(s)} = \frac{K}{\tau s + 1} \quad (13)$$

$$G_3(s) = \frac{h(s)}{F_2(s)} = \frac{K}{\tau s + 1} \quad (14)$$

Donde $\tau = AR$
 $K = R$

5 SISTEMA A LAZO ABIERTO

En primer lugar simulamos y evaluamos el comportamiento del sistema a lazo abierto. En la Figura 4 se observa el diagrama del sistema sin control cuando se considera que la variable de control será el caudal de salida F_3 .

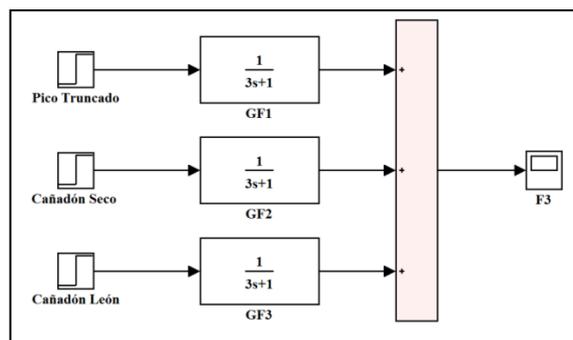


Figura 4: Diagrama del sistema sin control

Con los datos del sistema y la función de transferencia correspondiente a cada variable de entrada, hemos realizado simulaciones a lazo abierto para evaluar el comportamiento del sistema. Se evaluó la estabilidad del sistema simulando el efecto de una perturbación escalón. Se define como estable a todo aquel sistema que tiene la capacidad de alcanzar un nuevo estado estacionario, cuando es movido de su estado estacionario inicial con una perturbación estable (ej. escalón, pulso, impulso, sinusoidal). En la Figura 5 se puede observar como el sistema alcanza el estado estacionario frente a una perturbación escalón.

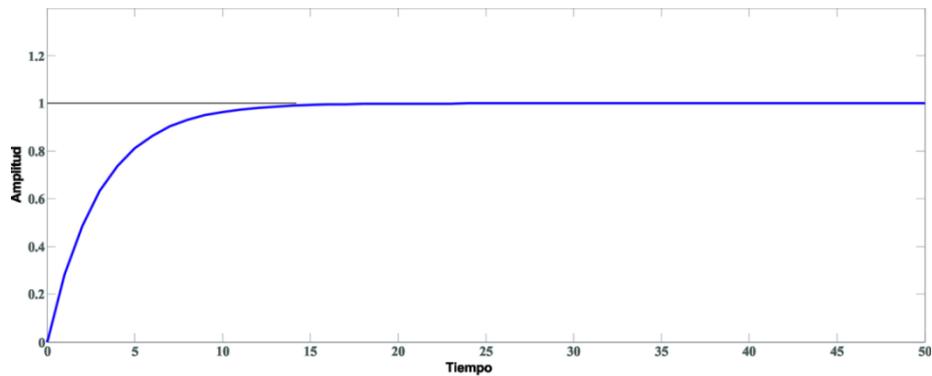


Figura 5: Respuesta del sistema a lazo abierto considerando como variable de salida F_3

En la Figura 6 se puede observar el diagrama del sistema a lazo abierto cuando se considera que la variable de control será el nivel (h) de gasolina natural dentro del tanque de almacenamiento.

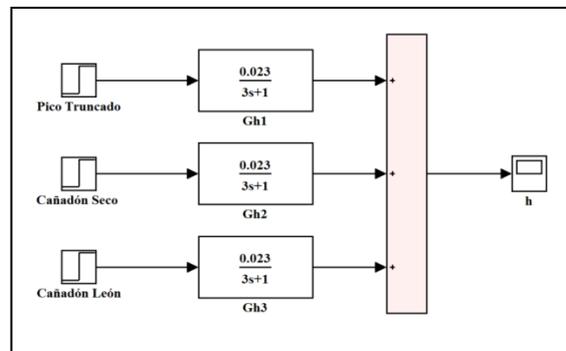


Figura 6: Diagrama del sistema sin control

Para este caso también se realizaron las simulaciones a lazo abierto para observar su comportamiento frente a perturbaciones. En la Figura 7 puede observar como el sistema alcanza el estado estacionario frente a una perturbación escalón.

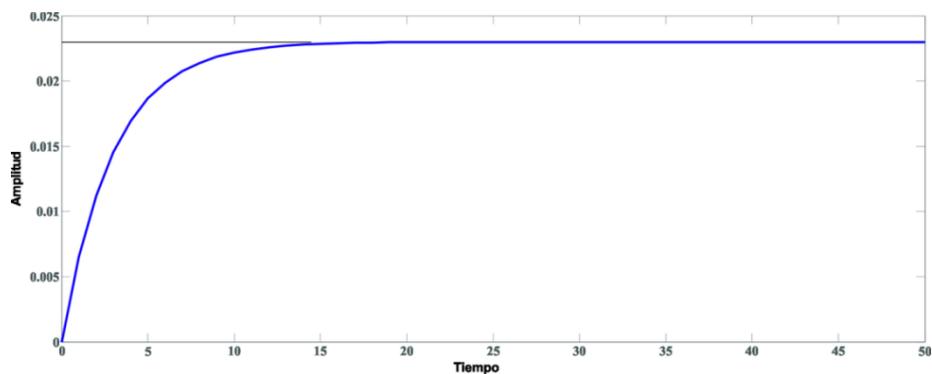


Figura 7: Respuesta del sistema a lazo abierto considerando como variable de salida h

6 SISTEMA A LAZO CERRADO

El objetivo general de este trabajo es obtener un control óptimo del sistema de almacenamiento. Cuando la variable de control es F_3 , el caudal que manipularemos es el proveniente del yacimiento Cañadón León ya que este yacimiento tiene la mayor reserva de gasolina natural. Esto nos asegurará satisfacer la demanda, cuando en los otros yacimientos

ocurra una declinación de la producción. Para la variable de control h , se manipulará el caudal proveniente del yacimiento Cañadón Seco ya que es el segundo yacimiento con mayor producción luego de Cañadón León.

En este trabajo hemos optimizado los parámetros de dos controladores: PI y PID. Por regla del pulgar, un controlador PI se adoptó para controlar la variable de salida F_3 y un controlador PID se utilizó para controlar la variable de salida h . En las Figuras 8 y 9 se pueden observar los diagramas para cada sistema con control.

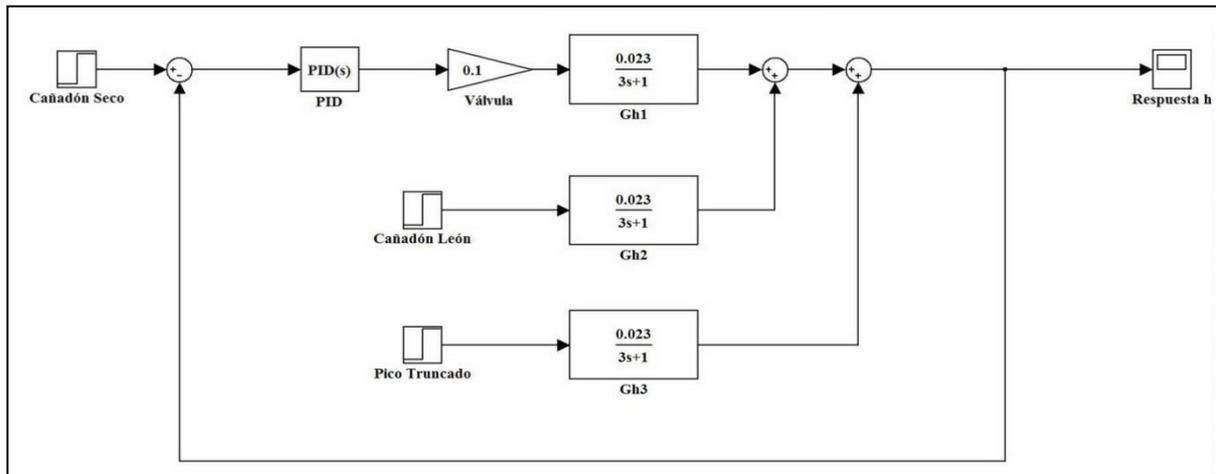


Figura 8: Diagrama del sistema de control PID

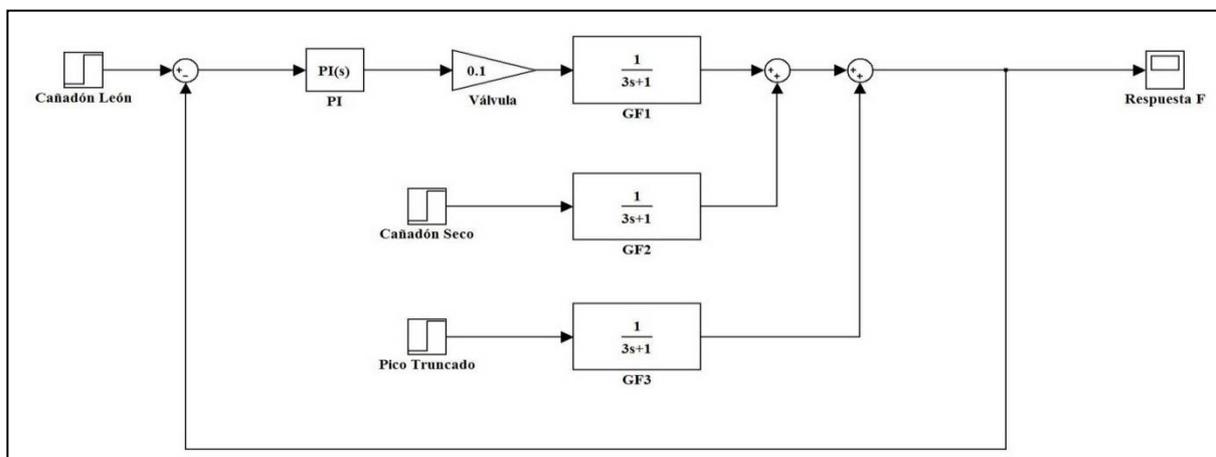


Figura 9: Diagrama del sistema de control PI

6.1 Algoritmo Genético

Los AGs (Goldberg, 1989; Holland, 1992) son métodos numéricos estocásticos de búsqueda de soluciones cuasi-óptimas. Un AG trabaja con una población inicial de individuos. Cada individuo de la población constituye una potencial solución del problema y es evaluado usando una función de fitness especificada para el problema a ser resuelto. A cada individuo se le asigna un valor o puntuación, relacionado con la calidad de dicha solución. Cuanto mayor sea la adaptación de un individuo al problema, mayor será la probabilidad de que el mismo sea seleccionado para reproducirse, cruzando su material genético con otro individuo seleccionado de igual forma. Este cruce producirá nuevos individuos, descendientes de los anteriores, los cuales comparten algunas de las características de sus padres. De esta manera se produce una nueva población de posibles soluciones, la cual

reemplaza a la anterior. Así, a lo largo de las generaciones, las buenas características se propagan a través de la población. Favoreciendo el cruce de los individuos mejor adaptados, van siendo exploradas las zonas más prometedoras del espacio de búsqueda. Si el AG ha sido bien diseñado, la población convergerá hacia una solución óptima del problema.

La ventaja más importante de los AGs es que son intrínsecamente paralelos. La mayoría de los otros algoritmos son en serie y sólo pueden explorar el espacio de soluciones hacia una solución en una dirección al mismo tiempo, y si la solución que descubren resulta sub-óptima, no se puede hacer otra cosa que abandonar todo el trabajo hecho y empezar de nuevo. Sin embargo, ya que los AGs tienen descendencia múltiple, pueden explorar el espacio de soluciones en múltiples direcciones a la vez. Si un camino resulta ser un callejón sin salida, pueden eliminarlo fácilmente y continuar el trabajo en avenidas más prometedoras, dándoles una mayor probabilidad en cada ejecución de encontrar la solución. Además, han demostrado su efectividad al escapar de los óptimos locales y descubrir el óptimo global incluso en paisajes adaptativos muy escabrosos y complejos. En la realidad, a menudo no hay manera de indicar si cierta solución a un problema es el óptimo global o sólo un óptimo local muy prometedor. Sin embargo, aunque un AG no devuelva siempre una solución perfecta, casi siempre puede devolver al menos una muy buena solución.

6.2 Controlador PI

Un PI es un controlador retroalimentado con acción proporcional-integral (Luyben, 1997). Con un control proporcional, normalmente existiría un error en estado estacionario. La función principal de la acción integral es asegurar que la salida del proceso concuerde con la referencia en estado estacionario.

La salida de este controlador está dada por:

$$U(T) = K_C E(T) + \frac{K_C}{T_I} \int E(T)DT \quad (15)$$

De la Eq. (12) se obtiene fácilmente a la función de transferencia de un controlador PI:

$$(s) = K_c \left(1 + \frac{1}{\tau_I s} \right) = K_P + \frac{K_I}{s} \quad (16)$$

6.3 Controlador PID

Un PID (Åström y Hägglund, 1995) es un controlador retroalimentado que calcula el error entre un valor medido y el valor que se quiere obtener (Set point), para aplicar una acción correctora que ajuste el proceso. En términos industriales se lo conoce como controlador proporcional más integral más derivativo. La salida de este controlador está dada por:

$$U(T) = K_C E(T) + \frac{K_C}{T_I} \int E(T)DT + K_C T_D \frac{DE}{DT} \quad (17)$$

Con la presencia del término derivativo ($d\varepsilon/dt$), el controlador PID anticipa cuál será el error en el futuro inmediato y aplica una acción de control que es proporcional a la velocidad de cambio en el error. Debido a esta propiedad a la acción de control derivativa se la refiere en algunos casos como control anticipativo. De la Eq. (14) se obtiene fácilmente la función de transferencia de un controlador PID:

$$G(s) = K_c \left(1 + \frac{1}{\tau_I s} + \tau_D s \right) = K_P + \frac{K_I}{s} + K_D s \quad (18)$$

El término proporcional (K_P) provee una acción de control proporcional, en general, a la señal de error a través del factor de ganancia. El término integral (K_I/s) reduce los errores de régimen permanente a través de la compensación de baja frecuencia por un integrador.

Finalmente, el término derivado ($K_D S$) mejora la respuesta transitoria a través de la compensación de alta frecuencia por un factor diferenciador.

6.4 Ajuste de parámetros mediante AG

En este trabajo utilizamos el Toolbox de AGs de Matlab (Chipperfield et al., 1994) junto con Simulink para ajustar los parámetros de los controladores PI y PID de un sistema MIMO, en el cual se considera que los controladores están desacoplados. En esta primera fase, utilizamos los valores de población, cruzamiento y mutación que el Toolbox tiene por defecto. En la Figura 10 se observa el vector de individuos, los primeros tres parámetros pertenecen al controlador PID y los dos últimos al controlador PI.

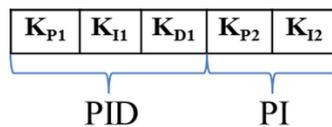


Figura 10: Representación del individuo

La función de fitness para este problema fue formulada a partir de minimizar el error del sistema (Eq.16). La función de fitness contempla el error de cada controlador. Por lo tanto, se desarrolló dicha función con un enfoque agregativo- que es un caso particular de técnica no-Pareto- ya que los errores tienen distintos órdenes de magnitud pues provienen de diversos tipos de controladores. Utilizamos este enfoque ya que este tipo de funciones agregativas son superiores a la jerarquización de Pareto en problemas combinatorios (Cecchini, 2010; Coello Coello et al., 2007).

$$f = \sum |\varepsilon_i(t)| \quad (19)$$

El error ε_i es la diferencia entre el valor medido y el Set point. Para el controlador PID, el error corresponde a la diferencia entre el nivel del tanque requerido y el nivel medido ($h_{sp} - h_m$). El error correspondiente al controlador PI es la diferencia entre el caudal F_3 que se desea enviar a la planta de procesamiento y el valor del caudal medido a la salida del tanque ($F_{3sp} - F_{3m}$). Los errores provienen de distinto tipo de controladores; por lo tanto, para que todos los términos de la función de fitness resulten significativos es necesario normalizar cada término. Esto da lugar a la Eq. 17.

$$F = \frac{|E_{PID}(T)|}{H_{SP}} + \frac{|E_{PI}(T)|}{F_{3SP}} \quad (20)$$

Se desea que la función de fitness tienda a cero. Entonces, para determinar si el algoritmo ha llegado a una solución aceptable se consideró como criterio de parada un número máximo de generaciones igual a 100.

7 EVALUACIÓN DE DESEMPEÑO

En primer lugar se realizó un ajuste de los controladores mediante el método clásico de Ziegler-Nichols (Z-N) (Aström y Hägglund, 2004; Hägglund y Aström, 2002) obteniendo las respuestas del sistema a una perturbación escalón a lazo cerrado que se muestran en las Figura 11 y 12.

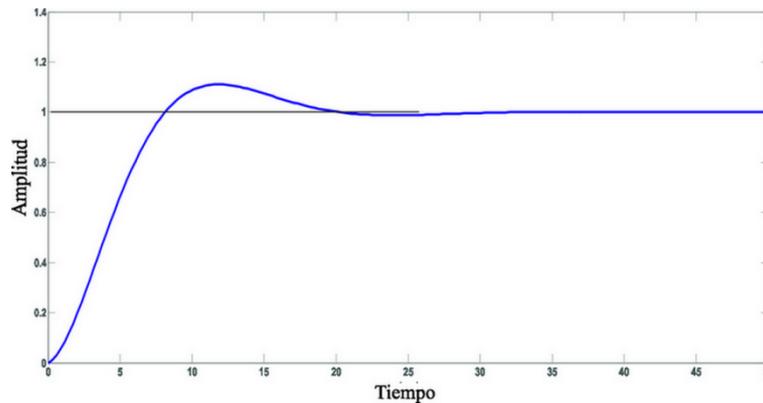


Figura 11: Respuesta a un escalón del controlador PI diseñado por Z-N

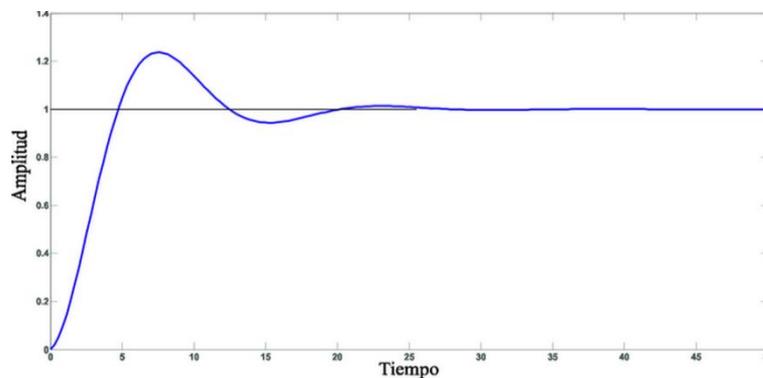


Figura 12: Respuesta a un escalón del controlador PID diseñado por Z-N

Luego, se obtuvieron los parámetros de los controladores mediante un AG. En la Tabla 1 se muestran los parámetros calculados con el método clásico Z-N y los obtenidos mediante el AG.

Método	PID			PI		Fitness
	K_p	K_i	K_d	K_p	K_i	
Z-N	5.217	26.087	0.261	4.731	5.350	2.69×10^{-04}
AG	9.314	8.569	1.328	8.585	3.717	3.34×10^{-06}

Tabla 1: Parámetros de los controladores

En la Tabla 1 se observa que mediante el AG se logra disminuir en dos órdenes de magnitud la suma de los errores para estos parámetros. Se realizaron 30 corridas con el AG y se obtuvo un fitness promedio de 1.84×10^{-05} , el cual continúa siendo mejor que el obtenido mediante Z-N.

El AG encuentra la mejor solución alrededor de la iteración número 50. En la Figura 13 se observa que a partir de la iteración 30 la función de fitness comienza a tener valores muy cercanos y el AG allí termina la corrida. El AG obtiene soluciones rápidamente, demorando en cada corrida aproximadamente 75 segundos.

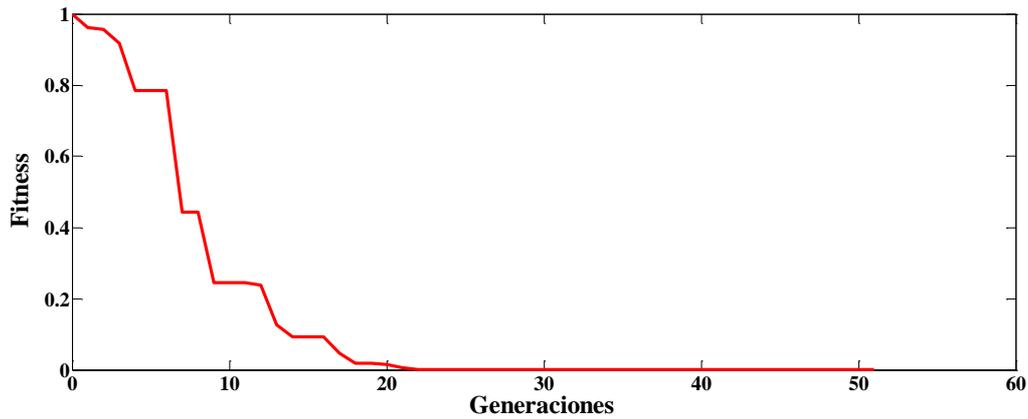


Figura 13: Comportamiento de la función de fitness

Con los parámetros obtenidos con el AG para los controladores PI y PID se realizaron las simulaciones a lazo cerrado para evaluar las respuestas del sistema. La Figura 14 muestra la respuesta del sistema con control PI frente a una perturbación escalón. Se puede observar que el sistema entra en estado estacionario rápidamente y se elimina el pico que se observa en la Figura 11.

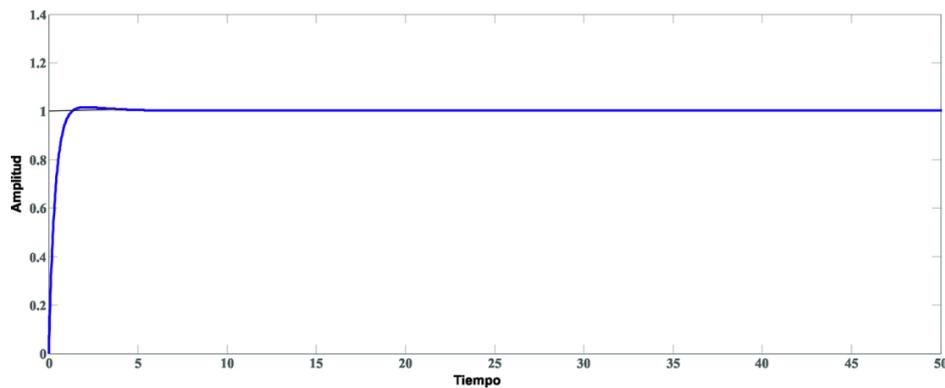


Figura 14: Respuesta bajo control PI diseñado con el AG

En la Figura 15 se muestra la respuesta del sistema con control PID que se obtuvo frente a una perturbación escalón. Se puede observar que el sistema entra en estado estacionario al mismo tiempo que con los parámetros obtenidos con Z-N, pero se eliminan los picos que se observan en la Figura 12.

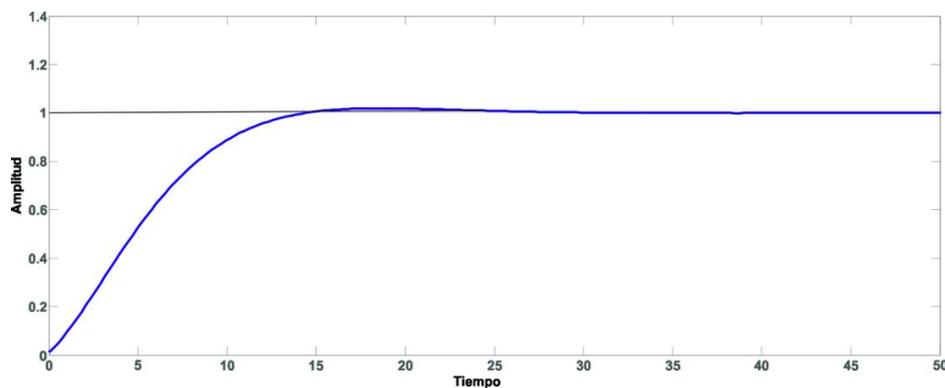


Figura 15: Respuesta bajo control PID diseñado con el AG

8 CONCLUSIONES

En este trabajo la optimización de los parámetros de los controladores PI y PID se realizó mediante el empleo de un AG y se compararon los resultados con los de la técnica clásica Z-N. Las simulaciones realizadas para analizar el comportamiento del sistema demuestran que los resultados obtenidos son de buena calidad ya que las respuestas frente a perturbaciones mejoran con respecto a las obtenidas con Z-N.

El empleo de un método numérico estocástico, como los AGs, para lograr el ajuste simultáneo de los controladores de un sistema tiene las siguientes ventajas:

- ✓ La búsqueda de soluciones óptimas se realiza en forma paralela hacia varias direcciones.
- ✓ No se necesita información del problema; sólo la función objetivo y los niveles de fitness influyen en las direcciones de búsqueda.
- ✓ La solución óptima se encuentra en tiempos de cómputos bajos.

Este trabajo forma parte de la primera etapa en el diseño de los controladores PI y PID, en la cual se consideró que estos controladores están desacoplados. En base a los resultados obtenidos y al análisis del caso de estudio se proyecta continuar con la segunda fase del diseño de controladores (ver Sección 2), donde se considerarán las interacciones que se producen entre los controladores modelando un sistema MIMO.

9 NOTACIÓN

A: Área del tanque de almacenamiento (m^2).

C_1 : matriz de funciones de transferencia para controlar el proceso multivariable en la etapa 1.

C_2 : matriz de funciones de transferencia para controlar el proceso multivariable en la etapa 2.

$\varepsilon(t)$: Error del sistema.

$F_{i(i=0...2)}$: caudal de entrada al tanque de almacenamiento (m^3/s).

F_3 : caudal de salida al tanque de almacenamiento (m^3/s).

f : Función de fitness.

h : Nivel de líquido en tanque de almacenamiento (m).

K: Ganancia del sistema.

K_c : Ganancia proporcional del controlador.

K_D : Ganancia derivativa.

K_I : Ganancia integral.

K_P : Ganancia proporcional.

R: Resistencia al flujo ($m / (m^3 / s)$).

τ : Constante de tiempo del sistema (s).

τ_I : Constante de tiempo integral (s).

τ_D : Constante de tiempo derivativa (s).

V: volumen del tanque de almacenamiento (m^3).

REFERENCES

- Åström, K. J. and Hägglund, T. PID Controllers: Theory, Design and Tuning. Instrument Society of America, Research Triangle Park, NC, USA. 1995.
- Aström, K.J. and Hägglund, T. Revisiting the Ziegler–Nichols Step Response Method for PID Control, *Journal of Process Control*, 635–650, 2004.
- Cañete, B., Oteiza, P.P., Gigola, C.E., Brignole, N.B. “GASOLINA NATURAL: Un sustituto atractivo para la producción de etileno en Argentina”, *Revista Petroquímica, Petróleo, Gas & Química*. Resumen completo en la sección: Trabajo Científico Técnico, N° 283,

- 206-210, Noviembre 2012. Artículo completo en versión electrónica extendida: (25 pp.) - disponible en <http://revistapetroquimica.com/gasolina-natural-un-sustituto-atractivo-para-la-produccion-de-etileno-en-argentina/> desde 4 de Febrero 2013.
- Cecchini, R. L. Desarrollo de técnicas de computación evolutiva para soporte en minería de datos y texto. Tesis de Doctorado en Ciencias de la Computación. Universidad Nacional del Sur. Disponible en <http://www.cs.uns.edu.ar/~cr/web/Thesis.pdf> 2010.
- Coello Coello, C. A., Lamont, G. B., Van Veldhuizen, D. A. Evolutionary Algorithms for Solving Multi-Objective Problems, 2^{da} ed. Springer, New York, 2007.
- Chipperfield, A., Fleming, P., Pohlheim, H., Fonseca, C. Genetic Algorithm TOOLBOX for Use with MATLAB. Department of Automatic Control and System Engineering, University of Sheffield, UK, 1994.
- Dimeo, R. and Lee, K. Y. Boiler-Turbine Control System Design Using a Genetic Algorithm, *Energy Conversion*, 752 – 759, 1995.
- Goldberg, D.E. Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning. Addison-Wesley, Reading, MA. 1989.
- Hägglund, T. and Aström, K-J. Revisiting the Ziegler-Nichols Tuning Rules for PI Control, *Asian Journal Of Control*, 364-380, 2002.
- Holland, John. Genetic algorithms. *Scientific American*, 66-7, 1992.
- Hsieh, S-C., Perng, J-W., Ma, L-S. PI Control Design Based on Sensitivity Analysis and Genetic Algorithms, *Information Security and Intelligence Control (ISIC)*, 95–98, 2012.
- Kwok, D.P. and Sheng F. Genetic Algorithm and Simulated Annealing for Optimal Robot Arm PID Control, *IEEE Conf. Evol. Comput.*, pp. 707–713, 1994.
- Luyben W. and Luyben M. *Essential of Process Control*, McGraw Hill, 1997.
- Rodriguez, D.A., Oteiza, P.P., Brignole, N.B. Simulated-Annealing Optimization for Hydrocarbon Pipeline Networks, *Ind. Eng. Chem. Res.*, ISSN (printed): 0888-5885, ISSN (electronic): 1520-5045. Disponible en <http://pubs.acs.org/doi/abs/10.1021/ie400022g>, 52 (25), 8579–8588, 2013.
- Soltoggio, A. An Enhanced GA to Improve the Search Process Reliability in Tuning of Control Systems, *Conference Genetic and Evolutionary Computation*, 2165–2172, 2005.
- Willjuice Iruthayarajan, M. and Baskar,S. Evolutionary Algorithms Based Design of Multivariable PID Controller, *Expert Systems with Applications*, pp. 9159–9167, 2009.
- Zhang, H., Cai, Y., Chen, Y. Parameter Optimization of PID Controllers Based on Genetic Algorithm, *International Conference on E-Health Networking, Digital Ecosystems and Technologies*, 47-49, 2010.