

Ajuste automático de ganancias de un controlador PD usando una estrategia evolutiva

César-Aarón Pérez-Olvera Marco A. Moreno-Armendáriz

Centro de Investigación en Computación, Instituto Politécnico Nacional
Col. Nueva Industrial Vallejo, C.P. 07738, D.F., México
caperez_a11@sagitario.cic.ip.mx, mam_armendariz@cic.ipn.mx

Resumen—En el presente artículo se muestra un esquema de control que de forma automática ajusta fuera de línea las ganancias de un controlador PD mediante una estrategia evolutiva para el problema de regulación. El esquema es empleado para el control de posición de una esfera sobre un plano, donde el desplazamiento de la esfera es provocado por la inclinación del plano. El ajuste automático de los parámetros del controlador se realizó por medio del algoritmo CMA-ES, que es un algoritmo estocástico de optimización numérica y libre de métodos derivativos. Se realizó un análisis comparativo contra el método propuesto por Ziegler-Nichols en términos de desempeño del controlador PD. Se presentan simulaciones numéricas, donde el esquema propuesto presentó mejor desempeño.

Palabras clave: Ajuste fuera de línea, controlador PD, algoritmo CMA-ES.

I. INTRODUCCIÓN

El controlador del tipo Proporcional-Integral-Derivativo (PID), así como sus variantes son ampliamente usados tanto en la industria como para propósitos educativos (Hjalmarsson *et al.*, 1998). La popularidad del controlador PID se incrementó por su simpleza y el desarrollo de métodos prácticos de ajuste de sus parámetros (Ziegler y Nichols, 1942). Con el avance de la tecnología digital se abre un abanico de esquemas tales como control adaptativo (Astrom y Wittenmark, 1994), control mediante redes neuronales (Fukuda y Shibata, 1992) y control mediante lógica difusa (Lee, 1990). Sin embargo más del 90% de los controladores que se utilizan en la industria son basados en el algoritmo de control PID, por su simplicidad, aplicabilidad y fácil uso.

Por otra parte, los métodos más convencionales para el ajuste de los parámetros del controlador PID son Ziegler-Nichols y Cohen-Coon. Mientras que métodos como computo evolutivo, redes neuronales, aproximaciones difusas y neuro-difusas son utilizadas recientemente (Aström y Hägglund, 1995).

Se han realizado investigaciones en el diseño óptimo de los parámetros del controlador basados en el algoritmo PID mediante técnicas evolutivas como optimización por cumulo de partículas y algoritmos genéticos por mencionar algunos (Sadeghi *et al.*, 2011), (Menhas *et al.*, 2012). Estas técnicas de computo evolutivo pueden determinar el conjunto más óptimo de parámetros del controlador dada una función

objetivo a través de miles de posibles soluciones que se ajustaran a los requerimientos del diseño.

La estrategia evolutiva mediante adaptación de la matriz de covarianza más conocida como CMA-ES (Covariance Matrix Adaptation Evolution Strategy) (Hansen, 2011) ha sido propuesta como un método de optimización altamente competitivo. Este método no utiliza la aproximación del gradiente, por tanto, lo hace factible en problemas de espacios de búsqueda no continuos, incluso multimodal y/o con presencia de ruido. En CMA-ES los puntos de búsqueda o posibles soluciones son tomadas acorde a una distribución normal multivariable, la matriz de covarianza de la distribución es adaptada a través de la evaluación de los puntos de búsqueda. A diferencia de otros métodos, los parámetros de control del algoritmo CMA-ES son automáticamente escogidos y determinados durante la ejecución, esto quiere decir que los parámetros de control del algoritmo coevolucionan junto con la solución. Algunas aplicaciones de control utilizando CMA-ES son (Hansen *et al.*, 2009), (Yoshida *et al.*, 2009) y (Iruthayarajan y Baskar, 2009).

En el presente artículo se muestra un esquema de control que de forma automática ajusta fuera de línea las ganancias de un controlador PD mediante CMA-ES para el sistema Plano-Esfera (PE). El documento está organizado como sigue: la sección II se describe el modelo del sistema Plano-Esfera. Una nueva función objetivo propuesta por los autores, así como el tipo de controlador y la metodología para el ajuste automático de sus parámetros se presenta en la sección III, mientras que los resultados de las simulaciones y comparaciones están contenidas en la sección IV. Finalmente las conclusiones del trabajo se encuentran en la sección V.

II. MODELO MATEMÁTICO DEL PROBLEMA

El mecanismo Plano-Esfera (PE) (Pérez-Olvera, 2009) es un típico sistema no lineal. Es un dispositivo electromecánico de dos dimensiones y es una extensión del sistema Barra-Esfera (Hauser *et al.*, 1992), lo que conforma un sistema acoplado y subactuado.

El mecanismo está compuesto por una esfera de acero y un plano de vidrio, el plano puede rotar alrededor de los ejes perpendiculares (α, β) , de esta forma la esfera se mueve bajo la influencia de la fuerza de gravedad. La

posición de la esfera (x, y) es controlada por la inclinación del plano (θ_x, θ_y) . Las variables de estado se definen como sigue:

$$\begin{aligned} X &= (x, \dot{x}, \alpha, \dot{\alpha}, y, \dot{y}, \beta, \dot{\beta})^T \\ &= (x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7, x_8)^T \end{aligned}$$

Así la dinámica del sistema PE usada para las simulaciones se muestra en la ecuación (1).

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \\ \dot{x}_3 \\ \dot{x}_4 \\ \dot{x}_5 \\ \dot{x}_6 \\ \dot{x}_7 \\ \dot{x}_8 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_2 \\ A(x_1 x_4^2 + x_5 x_4 x_8 - g \sin x_3) \\ x_4 \\ 0 \\ x_6 \\ A(x_5 x_8^2 + x_1 x_4 x_8 - g \sin x_7) \\ x_8 \\ 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 1 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_x \\ u_y \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$\text{Donde } A = \frac{m_b}{(m_b + \frac{J_b}{R^2})}$$

La masa de la esfera es $m_b = 0.11(kg)$, el radio de la esfera es $R = 0.02(m)$, el momento de inercia de la esfera es $J_b = \frac{2}{5}m_b R^2(kg - m^2)$, la gravedad es $g = 9.81(m/s^2)$ y las dimensiones del plano, que corresponden a la longitud de los ejes x y y de 0.5 metros para cada uno.

III. ESQUEMA DE CONTROL

En esta sección se muestra el desarrollo del ajuste automático de las ganancias de un controlador Proporcional-Derivativo (PD) para el problema de regulación. Por ello un controlador PD como el que se muestra en la figura 1, es adecuado en términos básicos para obtener una respuesta apropiada para dicha tarea y se define mediante:

$$u(t) = K_p e(t) + K_d \frac{de(t)}{dt} \quad (2)$$

Esta acción tiene carácter de previsión, lo que hace más rápida la acción de control, aunque tiene la desventaja importante que amplifica las señales de ruido y puede provocar saturación en el actuador. La acción de control derivativa nunca se utiliza por sí sola, debido a que sólo es eficaz durante periodos transitorios. La función de transferencia de un controlador PD se muestra en la ecuación (3).

$$G(s) = K_p + K_p s \quad (3)$$

Cuando una acción de control derivativa se agrega a un controlador proporcional, permite obtener un controlador de alta sensibilidad, es decir que responde a la velocidad del cambio del error y produce una corrección significativa antes de que la magnitud del error se vuelva demasiado grande. Además el controlador PD puede reducir el sobrepaso y permite el uso de un valor más grande de ganancia K_p , agregando amortiguación al sistema (Ogata, 2001).

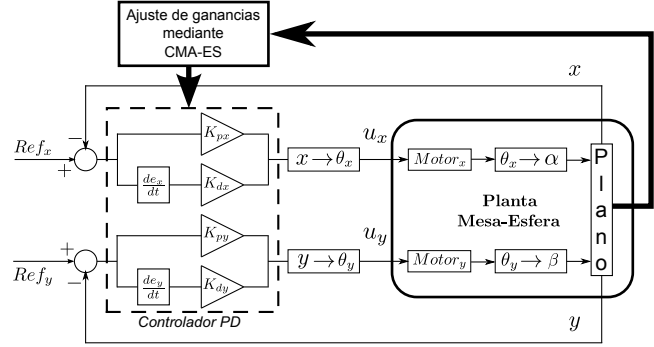


Figura 1. Controlador PD con ajuste automático de ganancias.

Como se observa en la figura 1, se utilizan dos controladores PD, uno para el lazo cerrado del eje x y otro para el eje y que corresponden al movimiento de la esfera sobre el plano. La obtención de un conjunto adecuado de parámetros de control $\langle K_{px}, K_{dx}, K_{py}, K_{dy} \rangle$ es una tarea determinante es el desempeño del controlador. Con métodos prácticos como los establecidos por Ziegler-Nichols o Cohen-Coon se obtiene una respuesta apropiada pero no necesariamente la mejor.

Por ello, en el desarrollo de este trabajo se optó por utilizar técnicas evolutivas de optimización numérica, en específico una estrategia evolutiva. Ya que es capaz de obtener el conjunto de parámetros de control de forma automática mediante la exploración del espacio de búsqueda de las posibles soluciones, así como tener la habilidad de no estancarse en soluciones óptimas locales. Esto se obtiene al evaluar la aptitud de las posibles soluciones mediante una función objetivo, por lo que se convierte en un problema de minimización $\mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$. El proceso se realiza fuera de línea. Esto implica que se obtiene una solución candidata mediante los mecanismos propios de la estrategia evolutiva y posteriormente se evalúa dicha solución en el modelo PE. Las soluciones más aptas seguirán evolucionando hasta alcanzar un valor muy cercano al óptimo acorde a nuestra definición de desempeño, mientras que las soluciones menos aptas serán descartadas para seguir evolucionando.

III-A. Estrategia evolutiva mediante adaptación de la matriz de covarianza

Las estrategias evolutivas fueron inventadas en los 60's por (Rechenberg, 1973) y (Schwefel, 1993). El principal operador para evolucionar la solución en este tipo de estrategia es el de mutación, el cual se basa en una distribución normal que requiere de dos parámetros (μ media y σ desviación estándar). Ambos parámetros de control del algoritmo forman parte del cromosoma de la solución, es por ello que su principal característica es la auto adaptación. Con esto nos referimos a que los parámetros de control se ajustan a la par de las variables a optimizar durante la ejecución del algoritmo.

A continuación se describe el algoritmo CMA-ES para el problema de minimización de una función de n -dimensiones $\mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ como se muestra en (Hansen, 2011).

Paso 1. (Configuración de parámetros) Establecer las dimensiones del problema n , el número de puntos de búsqueda λ , número de puntos a seleccionar μ , los pesos $w_i, i = 1, \dots, \mu$ y otros parámetros como $c_\sigma, d_\sigma, c_c, c_1$ y c_μ requeridos para cálculos adicionales que se dan de forma predeterminada.

Paso 2. (Inicialización) Inicializar el número de generación $g = 0$, La matriz de covarianza $\mathbf{C}^{(0)} = \mathbf{I}$, el tamaño de paso $\sigma^{(0)} = 0.5$, parámetros de evolución $\mathbf{p}_\sigma = 0, \mathbf{p}_c = 0$ y la media inicial $\mathbf{m}^{(0)} \in \mathbb{D}$

Paso 3. (Generar puntos de búsqueda) La población que explorará el espacio de búsqueda es generada acorde a la distribución normal como sigue.

$$\mathbf{x}^{(g+1)}_k \sim \mathcal{N}(\mathbf{m}^{(g)}, (\sigma^{(g)})^2 \mathbf{C}^{(g)}) \text{ para } k=1, \dots, \lambda.$$

Paso 4. (Actualizar la media) Evaluar el valor de aptitud $f(\mathbf{x}_k^{(g+1)})$ de los puntos de búsqueda y seleccionar los mejores μ puntos $\mathbf{x}_{i:\lambda}^{(g+1)}$ para $i = 1, \dots, \mu$. Actualizar la media de la distribución de búsqueda como sigue.

$$\mathbf{m}^{(g+1)} = \sum_{i=1}^{\mu} w_i \mathbf{x}_{i:\lambda}^{(g+1)}$$

Paso 5. (Actualizar la matriz de covarianza) La matriz de covarianza se actualiza como sigue.

$$\begin{aligned} \mathbf{C}^{(g+1)} &= (1 - c_1 - c_\mu) \mathbf{C}^{(g)} + c_1 (\mathbf{p}_c \mathbf{p}_c^T + \delta(h_\sigma) \mathbf{C}^{(g)}) \dots \\ &+ c_\mu \sum_{i=1}^{\mu} w_i \left(\frac{\mathbf{x}_{i:\lambda} - \mathbf{m}}{\sigma} \right) \left(\frac{\mathbf{x}_{i:\lambda} - \mathbf{m}}{\sigma} \right)^T \end{aligned}$$

donde

$$\begin{aligned} \mathbf{p}_c^{(g+1)} &= (1 - c_c) \mathbf{p}_c^{(g)} \dots \\ &+ h_\sigma \sqrt{c_\sigma (2 - c_\sigma) \mu_{eff}} \frac{\mathbf{m}^{(g+1)} - \mathbf{m}^{(g)}}{\sigma} \\ c_c &= \frac{4 + \mu_{eff}/n}{n + 4 + 2\mu_{eff}/n} \\ c_1 &= \frac{2}{(n + 1.3)^2 + \mu_{eff}} \\ c_\mu &= \min \left(1 - c_1, \alpha_\mu \frac{\mu_{eff} - 2 + 1/\mu_{eff}}{(n + 2)^2 + \alpha_\mu \mu_{eff}/2} \right) \\ \alpha_\mu &= 2 \\ \delta(h_\sigma) &= (1 - h_\sigma) c_c (2 - c_c) \\ h_\sigma &= \begin{cases} 1 & \text{si } \frac{\|\mathbf{p}_\sigma\|}{\sqrt{1 - (1 - c_\sigma)^{2(g+1)}}} \dots \\ \dots & < (1.4 + \frac{2}{n+1}) \mathbf{E}\|\mathcal{N}(0, \mathbf{I})\| \\ 0 & \text{en otro caso} \end{cases} \end{aligned}$$

$$\mathbf{E}\|\mathcal{N}(\mathbf{0}, \mathbf{I})\| = \sqrt{n} \left(1 - \frac{1}{4n} + \frac{1}{21n^2} \right)$$

Paso 6. (Actualizar el tamaño de paso) El tamaño de paso se actualiza como sigue.

$$\sigma^{(g+1)} = \sigma^{(g)} \exp \left(\frac{c_\sigma}{d_\sigma} \left(\frac{\|\mathbf{p}_\sigma\|}{\mathbf{E}\|\mathcal{N}(\mathbf{0}, \mathbf{I})\|} - 1 \right) \right)$$

donde

$$\begin{aligned} \mathbf{p}_\sigma^{(g+1)} &= (1 - c_\sigma) \mathbf{p}_\sigma^{(g)} + \sqrt{c_\sigma (2 - c_\sigma) \mu_{eff}} \\ &\left(\mathbf{C}^{(g)} \right)^{-\frac{1}{2}} \frac{\mathbf{m}^{(g+1)} - \mathbf{m}^{(g)}}{\sigma^{(g)}} \end{aligned}$$

Paso 7. (Criterio de finalización) El algoritmo finaliza si se satisface alguno de los criterios como: número máximo de generaciones evaluadas o valor de aptitud menor a un umbral. De lo contrario $g = g + 1$ y regresar al *paso 3*.

III-B. Función objetivo propuesta

En este trabajo una posible solución se define como $\mathbf{K} = [K_{px}, K_{dx}, K_{py}, K_{dy}]$, que son las ganancias proporcionales y derivativas. Por tanto, para determinar la aptitud de la posible solución los autores proponen una nueva función objetivo (4) para resolver el caso de estudio.

$$\min(f) = f_x(K_{px}, K_{dx}) + f_y(K_{py}, K_{dy}) \quad (4)$$

Las propiedades que se buscan de dicha solución es: rápido tiempo de respuesta, evitar sobrepaso y minimizar el consumo de energía del controlador. Con el propósito de satisfacer la primer propiedad se utilizó la función (5), que llamaremos error absoluto acumulado (EAA). Para los fines prácticos del estudio solo se desarrollarán las ecuaciones correspondientes al eje X ya que se pueden usar las mismas para el eje Y.

$$EAA_x(K_x) = \sum_{i=1}^N |x_{ref} - x_i| \quad (5)$$

Donde N es el número de muestras tomadas durante el experimento. x_{ref} es la posición de referencia y x_i es la posición de la esfera en el i -ésima muestra. De esta forma se busca reducir el tiempo de respuesta del sistema, no obstante pueden ser estimulados comportamientos indeseados como el *sobrepaso*. Es por ello que se agrega la función de penalización como sigue:

$$P_x(K_x) = \begin{cases} 0, & \text{Si } M_x \leq M_{ov} \\ (M_x - M_{ov} + 1)^2, & \text{Si } M_x > M_{ov} \end{cases} \quad (6)$$

M_x es el sobrepaso de la respuesta del sistema. M_{ov} máximo sobrepaso permitido. Al violar la restricción (6) un valor proporcional al cuadrado del tamaño de la violación será agregado al valor de aptitud de la posible solución.

Por último se busca limitar el consumo de energía del controlador (u_x, u_y) , lo que consigue saturar de forma

indirecta la salida del controlador. Para ello se definió la ecuación (7) que llamaremos control absoluto acumulado (CAA).

$$CAA_x(K_x) = \sum_{i=1}^N |u_x(i)| \quad (7)$$

Así el término de la componente X de la función objetivo se expresa en la ecuación (8).

$$f_x(K_{px}, K_{dx}) = EAA_x + P_x + CAA_x \quad (8)$$

IV. SIMULACIÓN

En esta sección se reportan los resultados obtenidos del ajuste automático del controlador PD ante el problema de regulación. También se discute el desempeño del ajuste automático del controlador en comparación con el ajuste obtenido con el método de Ziegler-Nichols (ZN) en lazo cerrado.

Las simulaciones se ejecutaron en una computadora con procesador Intel i7@2.4GHz con 8GB de memoria RAM, sistema operativo Windows 7 de 64 bits y MatLab 2012a. Debido a que el método de optimización es un proceso estocástico, se realizaron 50 ejecuciones independientes con diferentes puntos de búsqueda inicial $\mathbf{K}^{(0)} \in \mathbb{D}$. En la tabla I están contenidos los parámetros del marco de optimización. Se establecieron dos criterios de parada del algoritmo, el primero se cumple cuando se alcanza un número determinado de generaciones y el segundo cuando el índice de desempeño sea menor a un umbral. El número de dimensiones del espacio de búsqueda es $n = 4$ debido a que es el número de ganancias que se van ajustar hasta que una condición de parada se cumpla.

TABLA I
PARÁMETROS DEL ALGORITMO CMAES(COVARIANCE MATRIX ADAPTATION EVOLUTION STRATEGY).

Parámetros	Valor
Corridas independientes	50
Generaciones (g)	1000
Mínimo valor de aptitud	3
Dimensiones (n)	4
Espacio de búsqueda	$\mathbb{D} := \{\mathbf{K} \in \mathbb{R}^n \mid 0 \leq \mathbf{K} \leq 5\}$
σ inicial	0.5
Número de hijos (λ)	$4 + \text{floor}(3 * \log(N))$
Número de padres (μ)	$\text{floor}(\lambda/2)$

En la figura 2 se muestra el comportamiento de la función objetivo en las cinco corridas independientes más exitosas. El tiempo de computo promedio es de 119.9395 segundos. El algoritmo alcanza un mínimo alrededor de 400 generaciones. Además se aprecia que el algoritmo es no elitista. Esto quiere decir que incluso soluciones con excepcional valor de aptitud sobreviven solo una generación, lo que favorece al algoritmo no estancarse en óptimos locales.

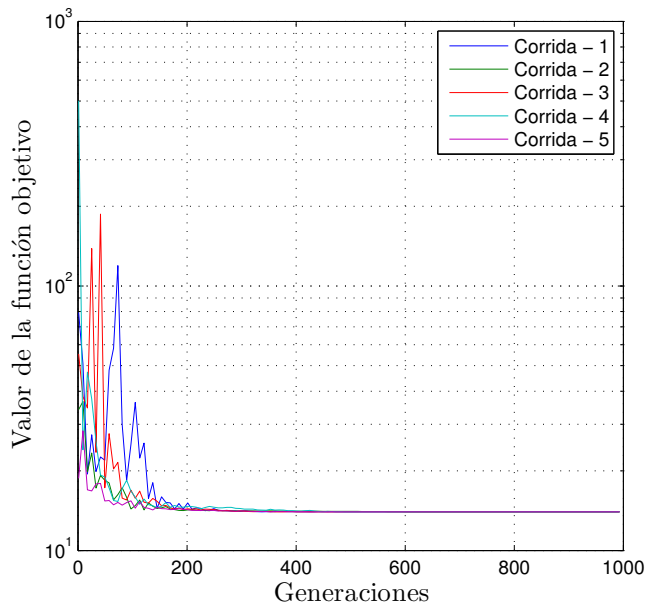


Figura 2. Evolución del valor de aptitud.

De forma comparativa en la tabla II se muestran los valores del error absoluto acumulado y la acción de control absoluta acumulada como resultado del ajuste automático del controlador PD mediante CMA-ES (PDCMA-ES), así como del ajuste del controlador PD obtenido por el método ZN (PD-ZN). El controlador PD-CMA-ES tiene mejor desempeño (EAA) que el controlador PD-ZN pero requiere mayor energía (CAA) para lograrlo, ver figura 4.

TABLA II
ÍNDICE DE DESEMPEÑO OBTENIDO PARA AMBOS CONTROLADORES:
PD DESPUES DEL AJUSTE AUTOMÁTICO DE GANANCIAS.

	PD-CMA-ES	PD-ZN
	<i>(Avg@Std)</i>	
EAA	6.2465@3.1871	9.9623
CAA	3.9372@0.6257	2.2792

El proceso de ajuste del controlador PD-CMA-ES en corridas independientes exitosas se visualiza en la figura 3. Note que la evolución se estabiliza alrededor de las 800 generaciones tanto para la parte proporcional como la derivativa. A pesar de que las ganancias se ajustaron en forma independiente para ambos ejes (x, y), alcanzan valores muy similares. La tabla III incluye los valores promedio y desviación estándar de las ganancias que muestra lo dicho, así como las ganancias del controlador PD-ZN obtenidas mediante $[Kp_x, Kd_x, Kp_y, Kd_y] = [0.6ku_x, tu_x/8, 0.6ku_y, tu_y/8]$ con las ganancias críticas $(ku_x, ku_y) = (0.66, 0.598)$ y periodos de oscilación $(tu_x, tu_y) = (2.923, 3.641)$.

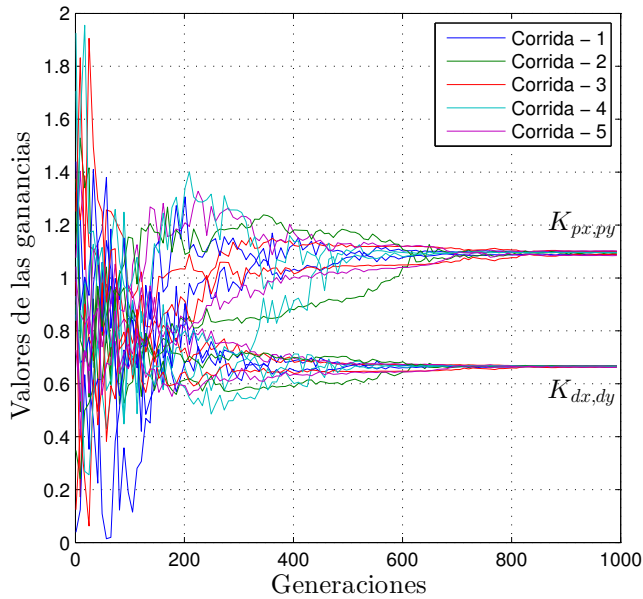


Figura 3. Evolución del ajuste de ganancias.

La mejor solución encontrada para el esquema de control presentado en este trabajo mediante el algoritmo CMA-ES es $\mathbf{K} = [1.1002, 0.6677, 1.0898, 0.6627]$, ver figuras 3. La figura 4 despliega el comportamiento de la acción de control. La salida de control PD-CMA-ES presenta un cambio brusco al inicio y un largo tiempo de respuesta. Por su parte el controlador PD-ZN presenta una respuesta menos abrupta, lo que se traduce en ángulos de inclinación pequeños del plano.

TABLA III
GANANCIAS OBTENIDAS PARA EL CONTROLADOR PD.

	PD-CMA-ES <i>avg@std</i>	PD-ZN
K_{px}	1.0177@0.1843	0.3960
K_{dx}	0.6814@0.1656	0.3654
K_{py}	1.0356@0.1209	0.3972
K_{dy}	0.7009@0.1434	0.3658

Las figuras 5 y 6 muestran el comportamiento promedio de las 50 corridas independientes del controlador PD-CMA-ES acotado por la mejor solución en comparación con el controlador PD-ZN. El controlador PD-CMA-ES alcanza rápidamente la referencia pero presenta un ligero sobrepaso. A diferencia del controlador PD-ZN que tarda aproximadamente el doble de tiempo en alcanza la referencia y también presenta sobrepaso pero de mayor magnitud que el registrado en el controlador PD-CMA-ES. Los resultados cuantitativos de este experimento son presentados en la tabla IV, donde ov corresponde al sobrepaso, t_r es el tiempo de subida, t_s tiempo estacionario y e_{ss} error en estado estacionario.

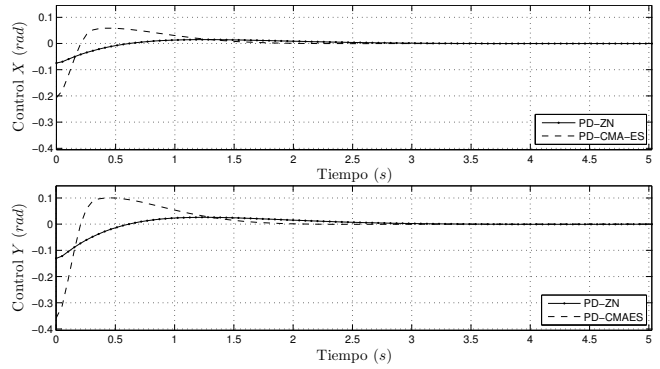


Figura 4. Acción de control.

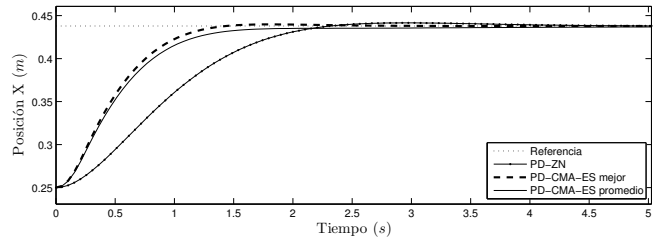


Figura 5. Desempeño en la dirección X.

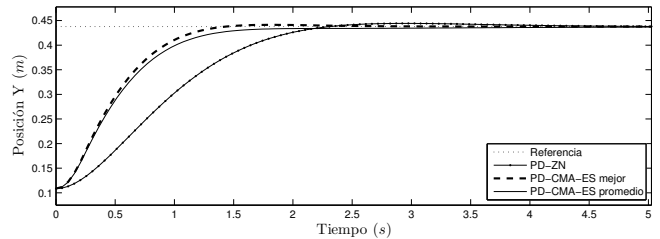


Figura 6. Desempeño en la dirección Y.

El movimiento de la esfera sobre el plano se muestra en la figura 7 para ambos controladores. La trayectoria de la esfera manipulada por el controlador PD-CMA-ES como por PD-ZN describen una recta, así como se puede apreciar el efecto del sobrepaso de la respuesta del controlador PD-ZN.

TABLA IV
COMPARACIÓN DE DESEMPEÑO DE LOS CONTROLADORES.

	PD-CMA-ES		PD-ZN	
	Eje X	Eje Y	Eje X	Eje Y
ov (%)	0.4289	0.7767	0.8299	1.4570
t_r (s.)	0.7937	0.7973	1.4034	1.4010
t_s (s.)	1.2523	1.2559	2.1155	2.1120
e_{ss} (m.)	2.1784e-6	4.1888e-6	0.2922e-3	0.5014e-3

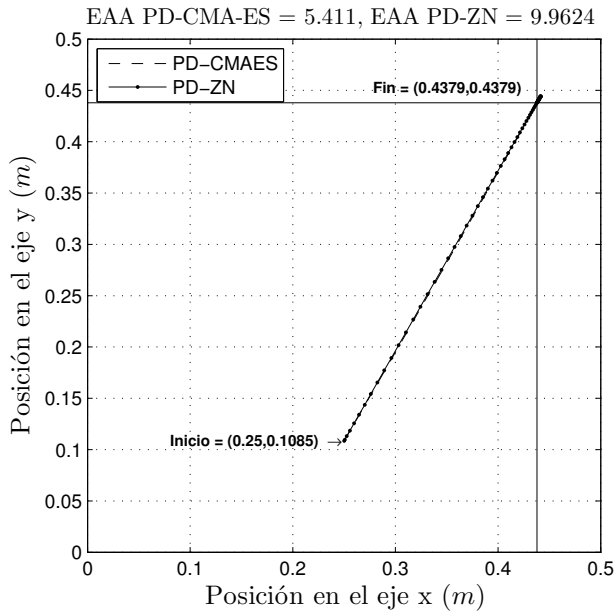


Figura 7. Movimiento de la esfera sobre el plano

V. CONCLUSIONES

En este artículo se introdujo el ajuste automático de las ganancias de un controlador PD mediante el algoritmo evolutivo CMA-ES frente al problema de regulación. Este método de ajuste automático de ganancias fue evaluado en el sistema no lineal Plano-Esfera (PE). Se mostró que el algoritmo evolutivo CMA-ES es un método efectivo de ajuste de parámetros del controlador PD en comparación con el método propuesto por Ziegler-Nichols de lazo cerrado. La función objetivo que se propuso en este artículo jugó un papel importante, ya que al agregar una función de penalización al consumo de energía del controlador se consiguió saturar de forma indirecta la salida del controlador. Lo anterior fue cuantificado en términos de sobrepaso, tiempo estacionario, tiempo de subida y error en estado estacionario, ver tabla IV.

El siguiente paso es evaluar en el sistema físico PE la estrategia propuesta contra el controlador PD-ZN y obtener los datos necesario para compararlos con los simulados. Como trabajo futuro se pretende modificar la función objetivo experimentando con otros índices de desempeño o funciones de penalización, así como introducir el manejo de restricciones en la técnica evolutiva, lo anterior con la finalidad de no solo dirigir la búsqueda a regiones con soluciones viables.

VI. AGRADECIMIENTOS

Los autores agradecen el apoyo del Instituto Politécnico Nacional (SIP-IPN, COFAA-IPN y PIFI-IPN) y del gobierno mexicano (SNI y CONACYT).

REFERENCIAS

- Aström, K. J. y T. Hägglund (1995). *PID Controllers: Theory, Design, and Tuning*. 2 ed. Instrument Society of America, Research Triangle Park, NC.
- Astrom, Karl Johan y Bjorn Wittenmark (1994). *Adaptive Control*. 2nd ed. Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc.. Boston, MA, USA.
- Fukuda, T. y T. Shibata (1992). Theory and applications of neural networks for industrial control systems. *Industrial Electronics, IEEE Transactions on* **39**(6), 472–489.
- Hansen, N., A.S.P. Niederberger, L. Guzzella y P. Koumoutsakos (2009). A method for handling uncertainty in evolutionary optimization with an application to feedback control of combustion. *Evolutionary Computation, IEEE Transactions on* **13**(1), 180–197.
- Hansen, Nikolaus (2011). *The CMA Evolution Strategy: A tutorial*. Disponible en: <https://www.lri.fr/hansen/cmatutorial.pdf>.
- Hauser, J., S. Sastry y P. Kokotovic (1992). Nonlinear control via approximate input-output linearization: the ball and beam example. *Automatic Control, IEEE Transactions on* **37**(3), 392–398.
- Hjalmarsson, H., M. Gevers, S. Gunnarsson y O. Lequin (1998). Iterative feedback tuning: theory and applications. *Control Systems, IEEE* **18**(4), 26–41.
- Iruthayarajan, M. Willjuice y S. Baskar (2009). Evolutionary algorithms based design of multivariable {PID} controller. *Expert Systems with Applications* **36**(5), 9159 – 9167.
- Lee, C.-C. (1990). Fuzzy logic in control systems: fuzzy logic controller. i and ii. *Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on* **20**(2), 404–418.
- Menhas, Muhammad Ilyas, Ling Wang, Minrui Fei y Hui Pan (2012). Comparative performance analysis of various binary coded {PSO} algorithms in multivariable {PID} controller design. *Expert Systems with Applications* **39**(4), 4390 – 4401.
- Ogata, Katsuhiko (2001). *Modern Control Engineering*. 4th ed. Prentice Hall PTR. Upper Saddle River, NJ, USA.
- Pérez-Olvera, César-Aarón (2009). Control visual difuso de un sistema no-lineal. Tesis de maestría. Centro de Investigación en Computación del I. P. N., Maestría en Ciencias de la Computación. D.F., México. Disponible en: <http://www.repositoriodigital.ipn.mx/handle/123456789/5689>.
- Rechenberg, Ingo (1973). Evolution strategy: Optimization of technical systems by means of biological evolution. *Fromman-Holzboog, Stuttgart*.
- Sadeghi, M.S., F. Bavafa, S. M S Alavi y S. Varzandian (2011). Nonlinear pd controller design for a nonlinear quarter car suspension system. En: *Control, Instrumentation and Automation (ICCIA), 2011 2nd International Conference on*. pp. 231–235.
- Schwefel, Hans-Paul Paul (1993). *Evolution and Optimum Seeking: The Sixth Generation*. John Wiley & Sons, Inc.. New York, NY, USA.
- Yoshida, A., S. Kanagawa, Y. Wakasa, K. Tanaka y T. Akashi (2009). Pid controller tuning based on the covariance matrix adaptation evolution strategy. En: *ICCAS-SICE, 2009*. pp. 2982–2986.
- Ziegler, J. G. y N. B. Nichols (1942). Optimum Settings for Automatic Controllers. *Journal of Dynamic Systems Measurement and Control-Transactions of The Asme*.