

CONTROL DE UN PÉNDULO INVERTIDO ROTACIONAL POR REALIMENTACIÓN DE ESPACIO DE ESTADOS GENERADO A TRAVÉS DE ALGORITMOS GENÉTICOS

RESUMEN

Se presenta un método alternativo para obtener las ganancias de realimentación de estado, usando algoritmos genéticos. El método es probado usando un péndulo invertido rotacional construido en la universidad del Quindío.

PALABRAS CLAVES: Control inteligente, Algoritmos Genéticos, realimentación de estado, péndulo invertido rotacional.

ABSTRACT

An alternative method is presented for obtaining the state feedback gains, using genetic algorithms. This method is probed using a rotational inverted pendulum built at the Quindío university.

KEYWORDS: Intelligent control, genetic algorithms, state space feedback, rotational inverted pendulum.

FRANCISCO J. IBARGUEN

Ingeniero Electricista, M.Sc
Profesor Asistente
Universidad del Quindío
ingelect@uniquindio.edu.co

JOSE GABRIEL HOYOS G.

Ingeniero Electricista, M.Sc
Universidad Tecnológica de Pereira
Profesor Asistente
Universidad del Quindío
josegabrielh@uniquindio.edu.co

JAIBER EVELIO CARDONA A.

Ingeniero Electrónico
M.Sc Univalle
Profesor Auxiliar
Universidad del Quindío
jaibercardona@uniquindio.edu.co

GAMA: Grupo de Automatización y Máquinas de Aprendizaje.

1. INTRODUCCIÓN

Los Algoritmos genéticos AG [2], [7] son técnicas de optimización basadas en las teorías de la evolución de los seres vivos, la evolución se da gracias a procesos como cruce, mutación, selección, elitismo [1], logrando una mejor especie.

Los algoritmos genéticos se emulan en un programa de computadora, este comienza con una población aleatoria de individuos, los cuales cada uno puede ser una posible solución del problema a optimizar, y sobre esta población entonces se corren programas que emulan el cruce entre individuos, la mutación de uno o varios individuos y la selección del mejor individuo, realizando esto varias veces hasta lograr el mejor individuo, el cual sería el óptimo. A la ejecución de procesos donde se realiza cruce, mutación y selección sobre una población completa se le conoce con el nombre de una generación.

En el caso del control de sistemas dinámicos, el sistema comienza como un controlador “pobre”, mejora en cada ciclo evolutivo hasta volverse óptimo, a diferencia de las redes neuronales artificiales [2], los algoritmos evolutivos no caen tan fácil en mínimos locales [3] y no es necesario realizar cálculos de gradiente [2].

Algunas aplicaciones de algoritmos genéticos al control reportadas son por ejemplo [4], [5].

Una parte importante de los algoritmos genéticos es la función objetivo [2], esta función generalmente tiene como variable el error, y con ella se evalúa cada uno de los individuos para determinar que tan bueno es, en inglés se le conoce como “fitness”.

Existen AG cuyos individuos son cadenas binarias, otros utilizan números flotantes, los AG utilizados en este trabajo son de punto flotante.

2. DESCRIPCIÓN

Se describe a continuación el algoritmo genético utilizado, la planta empleada y se ilustran los resultados obtenidos.

El algoritmo de cruce utilizado fue el de la ruleta, en el cual los mejores individuos tienen más probabilidad de cruzarse, ya que tienen más porción en la ruleta y al girar la ruleta hay más probabilidad de que caiga en la porción de estos.

La cantidad de individuos y de generaciones fue seleccionada de manera heurística.

2.2 Algoritmo

- 1- Primero se establecen 20 individuos de 4 valores flotantes cada uno, estos valores serán las ganancias de la realimentación de estado, de manera heurística se utilizo el valor 0.1 para los cuatro valores.
- 2- Con cada uno de los 20 individuos se prueba que también controla para 200 muestras de la planta, aquí se usa el modelo matemático no lineal (ecuaciones 10 a 13).
- 3- Se calcula el “fitness” como en [5] de cada individuo (ecuaciones 1 y 2), se selecciona el mejor de los individuos, el cual formara parte de la próxima generación.

$$sum_err = \sum_{k=1}^{200} x_1^2 + x_3^2 \tag{1}$$

$$fitness_i = \frac{1}{sum_err} \tag{2}$$

donde x_1 es la posición angular del brazo y x_3 es la posición angular del péndulo.

- 4- Se realiza cruce y mutación sobre los individuos excluyendo al mejor.
- 5- Se regresa al paso 2 por 200 veces, esto es se ejecutan 200 generaciones.

A diferencia de [5], las ecuaciones 1 y 2 no toman en cuenta en la función objetivo las velocidades del error.

2.1 Modelo de la planta

Para las pruebas reales, se utilizo un péndulo invertido rotacional (figura 1), esta planta subactuada fue construida en la universidad del Quindío el año pasado, la tabla 1 y las ecuaciones 3 a 13 describen su modelo matemático [6]. Está consta de dos encoders, uno para medir la posición angular del brazo y otro para la del péndulo, el brazo es accionado por un servomotor DC.

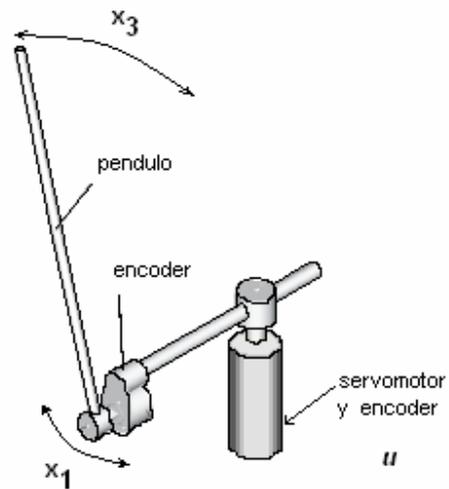


Figura 1. Péndulo invertido rotacional

$$A = mRl \tag{3}$$

$$I = ml^2 \tag{4}$$

$$\Gamma = mR^2 + J_b + J_m \tag{5}$$

$$E = mgl \tag{6}$$

$$Z = \frac{K_m}{R_m} \tag{7}$$

$$H = \frac{K_m K_b}{R_m} \tag{8}$$

$$K = J_e + I \tag{9}$$

$$\dot{x}_1 = x_2 \tag{10}$$

$$\dot{x}_2 = \frac{A \cos(x_3) \sin(x_3) \left(Ix_2^2 + \frac{1}{4} E \right) + Kx_4 \sin(x_3) [2Ix_2 \cos(x_3) - Ax_4] + Kx_2 (bm + H) - KZu}{A^2 \cos^2(x_3) + K [I \sin^2(x_3) - \Gamma]} \tag{11}$$

$$\dot{x}_3 = x_4 \tag{12}$$

$$\dot{x}_4 = \frac{A \cos(x_3) \{ x_4 \sin(x_3) [Ax_4 - 2Ix_2 \cos(x_3)] - x_2 (bm + H) + Zu \} - (I \sin^2(x_3) + \Gamma) \sin(x_3) \left(Ix_2^2 \cos(x_3) + \frac{1}{4} E \right)}{A^2 \cos^2(x_3) + K [I \sin^2(x_3) - \Gamma]} \tag{13}$$

$J_m = 34.1299578e-6 \text{ Kg.m}^2$	Inercia motor DC
$R_m = 4.2 \text{ } \Omega$	Resistencia motor
$l = 0.37 \text{ m}$	Longitud Péndulo
$g = 9.8 \text{ m/s}^2$	Gravedad
$b_m = 15.6819874e-3 \text{ N.m}$	Fricción motor
$R = 0.196 \text{ m}$	Longitud brazo
$J_e = 1.12619189e-6 \text{ Kg.m}^2$	Inercia encoder
$K_b = 0.10790705 \text{ V/(rad} \cdot \text{s)}$	Const. emf motor
$J_b = 1.02880515e-3 \text{ Kg.m}^2$	Inercia brazo
$K_m = 0.10807856 \text{ N.m/A}$	Const. Torque motor

Tabla 1. Constantes del péndulo invertido rotacional.

2.3 Pruebas y resultados

Se realizaron en Matlab la escritura del algoritmo descrito anteriormente, la figura 2 muestra la curva de sumatoria del error vs pruebas, obteniéndose los siguientes valores finales de realimentación:

$$k_1 = 0.6225; k_2 = 2.6251; k_3 = 7.4903; k_4 = 4.8481$$

Con este dato se realizaron pruebas en la planta real, usando un programa en Labview y una tarjeta de adquisición de datos PCI 6014 de National Instruments con un tiempo de muestreo de 10ms, los resultados obtenidos se muestran en la figura 3 y la respectiva señal de control en la figura 4.

Al evaluar la ecuación 1 con el vector de realimentación obtenido usando LQR [6], el resultado obtenido fue de valor 49.0 contra 55.2 del AG (figura 2), ambos obtenidos con el brazo en 0 y el péndulo en 0.25 radianes (14 grados).

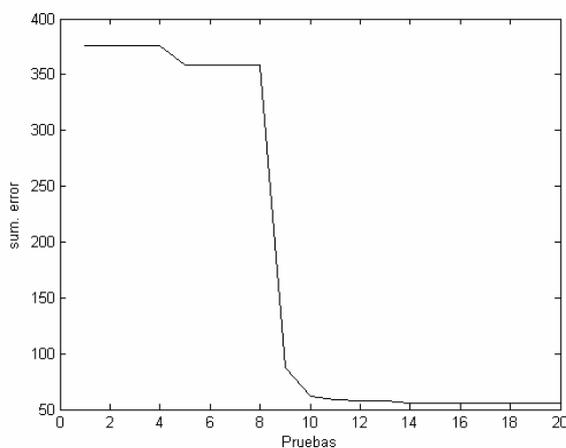


Figura 2. Curva de la sumatoria del error contra pruebas completas.

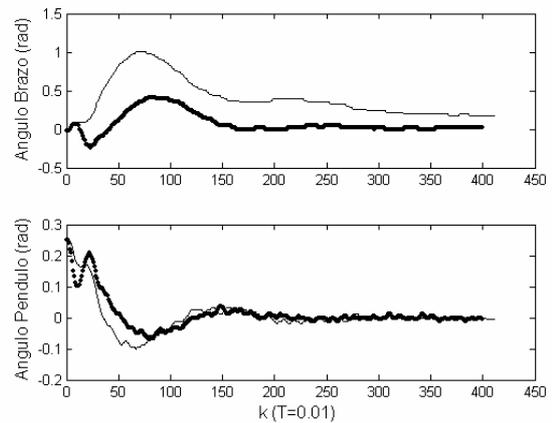


Figura 3. Respuestas obtenidas con la planta real, ángulos del brazo y el péndulo, línea oscura obtenida con LQR, línea clara con algoritmo genético.

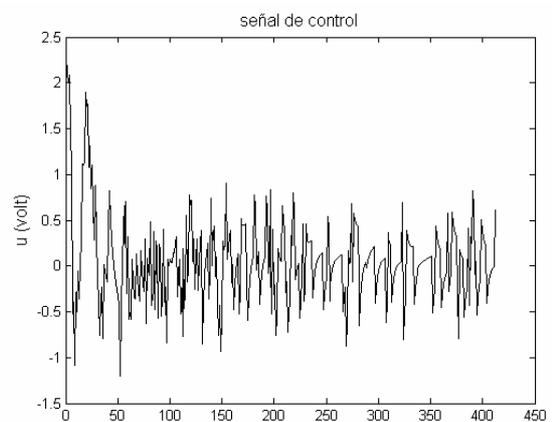


Figura 4. Señal de control de la prueba con la planta real, obtenida con el algoritmo genético.

3. CONCLUSIONES

A diferencia del LQR donde se requiere el modelo lineal para poder realizar el cálculo del vector de realimentación, con la teoría de AG, se pudo llegar a valores de realimentación pero usando el modelo de la planta no lineal.

Una vez encontrado un valor de realimentación por el método anteriormente descrito, se puede escribir un controlador para que sea adaptivo, esto es el AG podría entrar en funcionamiento si alguna condición cambia en la planta.

4. BIBLIOGRAFÍA

[1] RESTREPO Héctor F., PEÑA Carlos A., PEREZ Andrés., Hacia el desarrollo de nuevas máquinas computacionales, Energía y Computación, Universidad del Valle, octubre del 2000.

[2] DELGADO Alberto, Inteligencia Artificial y Minirobots, ECOE ediciones, Bogota-Colombia 1998.

[3] CHIABERGE M., MERELO J.J. y otros, A Comparison of Neural Networks, Linear Controllers, Genetic Algorithms and Simulated Annealing for Real Time Control, Dipartimento di Elettronica, Politecnico di Torino - Italia y Departamento de Electrónica y Tecnología de Computadores, Universidad de Granada - España.

[4] HERNÁNDEZ Maria del C., Los algoritmos genéticos en el ajuste óptimo de reguladores, Energía y Computación, Universidad del Valle, Vol. VI, No 1, ed. 12, 1997.

[5] MOORE M.L., MUSACHIO J., PASSINO K.M., Genetic Adaptive Control for an Inverted Wedge, Engineering Applications of Artificial Intelligence, Vol. 14, No. 1, pp. 1-14, Feb. 2001

[6] POSSO Carlos E., Péndulo Invertido Rotacional, Tesis de grado, ingeniería electrónica, Universidad del Quindío, junio del 2005.

[7] ALZATE Alfonso, SALAZAR Harold, Ajuste de un sistema de inferencia difuso (ANFIS) con algoritmos genéticos, Scientia et Technica, Año VII, No.15, Universidad Tecnológica, marzo 2001.