

VISIÓN INVESTIGADORA
Clasificación del artículo:
INVESTIGACIÓN

CONTROL DIFUSO ADAPTATIVO APLICADO A UN CONTROL DE VELOCIDAD

ADAPTATIVE FUZZY CONTROL APPLIED TO A SPEED CONTROL

Andrés Escobar[1]
Juan Arguello[2]
Gabriel Romero[3]

Resumen

En este artículo se da a conocer la técnica de control adaptativo FRMLC, aplicada a controladores difusos con el fin de ajustar su base de reglas de forma que un sistema se comporte de acuerdo a un modelo de referencia. Esta técnica es aplicada al control de velocidad de un automóvil, el cual esta sujeto a perturbaciones que afectan su dinámica.

Palabras clave
Control Difuso, FRMLC, DFL, Sistemas LVT.

Summary
In this article is given to know the technique of adaptive control FRMLC which is applied to diffuse controllers in order to adjust its base of rules so that the system behaves according to a reference model. This technique is applied to the control of speed of an automobile, which is subject to interferences that affect its dynamics.

Key words
Diffuse Control, FRMLC, DFL, Systems LVT.

1 Ingeniero Electrónico de la Universidad Distrital Francisco José de caldas, Msc. En Automatización de la Universidad de los Andes. Docente de planta adscrito a la Facultad Tecnológica de la Universidad Distrital, director del grupo de investigación en Control ORCA. andresescobar@gmail.com

2 Tecnólogo en Electrónica de la Universidad Distrital Francisco José de Caldas.

3 Tecnólogo en Electrónica de la Universidad Distrital Francisco José de Caldas.

Introducción

Los sistemas de control difuso son ampliamente usados para el control, identificación de sistemas y reconocimiento de patrones. Para lograr maximizar su desempeño es necesario aplicar una optimización del diseño mediante la variación de parámetros ajustables.

Esta optimización se puede llevar acabo de dos maneras siendo la primera de ellas una forma manual llevada a cabo por un diseñador quen, basándose en su conocimiento del sistema y mediante la observación de su desempeño, puede realizar ajuste en los parámetros para así conseguir una

mejor respuesta. La segunda forma es usar un sistema que adapte el controlador a la dinámica de la planta, teniendo en cuenta que la definición de adaptación es cambiar así mismo ajustando el comportamiento a una nueva circunstancia. Esto implica que el sistema se debe encontrar en capacidad de formular leyes que especifiquen cuales son las modificaciones que se deben realizar con el fin de mejorar su comportamiento.

Un sistema adaptativo tiene la gran ventaja de permitir que en todo momento se evalúe el comportamiento del sistema, haciendo posible que se puedan contrarrestar cambios en su dinámica debido a variaciones en los parámetros de la planta.

1. FMRLC: Fuzzy reference model learning control

La técnica de control difuso adaptativo FRMLC, lleva a cabo la función de mantener la respuesta de un sistema en lazo cerrado con el menor error posible mediante la modificación de la base de reglas del controlador. Para llevar acabo esta labor el sistema utiliza el siguiente procedimiento.

- Observación de datos del sistema difuso tales como el error o la derivada del error.
- Caracterización de la respuesta actual mediante un modelo inverso de la planta que especifica cual debe ser el ajuste a realizar en el controlador.
- Síntesis y ajuste del controlador.

Este procedimiento es repetitivo y depende de la frecuencia con la cual se modifique la base de reglas del controlador. El sistema se compone de un conjunto de elementos los cuales cumplen funciones específicas, estos elementos son: el controlador difuso, el mecanismo de aprendizaje y el modelo de referencia (figura 1). Estos son descritos a continuación.

A. Controlador difuso

Todo controlador difuso se constituye de tres componentes principales: los mecanismos de fuzzificación, inferencia y defuzzificación. El mecanismo de fuzzificación es el encargado de mapear las entradas al controlador y asignarle un valor de pertenencia para cada una de las funciones de pertenencia que componen los universos. La inferencia difusa consiste en la evaluación de un conjunto de reglas difusas de la forma (1), que posee dos partes principales: el antecedente y el consecuente.

$$SI \;\; e(t) \;\; ES...Y \;\; c(t) \;\; ES...ENTONCES \;\; u(t) \quad (1)$$

El antecedente se encuentra antes del "entonces" y tiene como función relacionar los valores de pertenencia a la entrada del controlador con el consecuente.

La defuzzificación es el procedimiento mediante el cual se evalúa el conjunto de reglas difusas y se les asigna una señal no difusa o análoga; el método mas usado es el centro de área, aunque existen métodos como primer máximo o promedio de máximos.

El controlador empleado en el sistema adaptativo debe tener la posibilidad de ser modificado en línea, sin dejar de proveer señal de control en ningún instante.

B. Mecanismo de aprendizaje

El mecanismo de aprendizaje se compone del modificador de la base de conocimiento

y el modelo difuso inverso. El modificador es el encargado de actualizar la base de reglas del controlador difuso. Para determinar qué tanto serán modificadas se cuenta con un modelo difuso inverso de la planta, el cual representa cual debería ser el ajuste realizado a la base de reglas ante una determinada señal de error.

Las entradas al modelo inverso suelen ser la señal de error y la señal de derivada del error, producidas al comparar el estado de la planta con respecto a un modelo de referencia.

$$y_e(kT) = y_m(kT) - y(kT)$$

$$y_c(kT) = \frac{y_m(kT) - y(kT)}{T} \qquad (2)$$

Durante el proceso de adaptación el sistema observa cual regla conforma el conjunto activo llamado así porque su valor es mayor que cero, posteriormente el modelo inverso evalúa la señal de error y derivada del error obteniendo un valor defuzzificado llamado , este valor es agregado al conjunto de reglas activas, logrando así cambiar el conocimiento que tenia la base de reglas acerca de la planta.

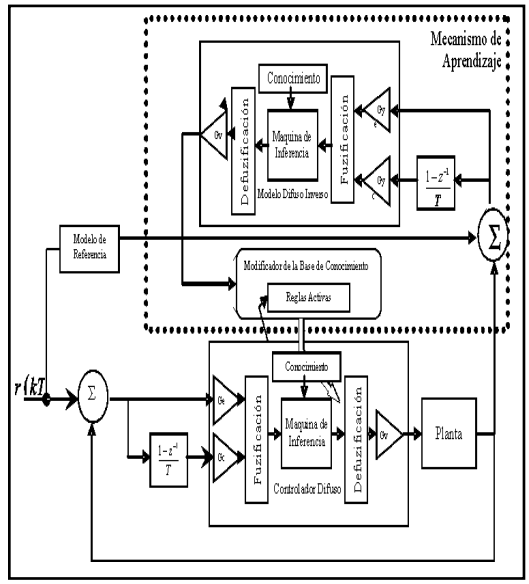
$$SI\ \ e(t)\ \ ES...Y\ \ c(t)\ \ ES...ENTONCES\ \ u(t)+p(kT) \qquad (3).$$

El modelo inverso debe tener en cuenta que para valores pequeños de error los ajustes a la base de reglas son mínimos, mientras que para valores de error considerables el ajuste debe ser mayor.

C. Modelo de referencia

El modelo de referencia provee la capacidad de cuantificar la respuesta deseada del proceso, en general, el modelo de referencia puede ser cualquier sistema dinámico. La respuesta del sistema en conjunto es

Figura 1. Sistema de control FRMLC



computada con respecto al modelo de referencia mediante la generación de una señal de error. Lo más usual es emplear como modelo de referencia un sistema de primer orden.

1.1. Implementación de FRMLC

Haciendo uso de la plataforma Matlab, se programó el funcionamiento de una estructura de control similar a FRMLC. Dentro de sus principales características se encuentra:

D. Creación automática del controlador y modelo inverso

Usando un tipo de estructura con extensión (.fis), definida en el Toolbox de Fuzzy Logic, se crea un controlador capaz de ser modificado en tiempo real; el programa tiene la posibilidad de variar el tamaño de los universos, y su rango. En cuanto al modelo inverso el programa inicializa automáticamente la base de reglas, y tiene la capacidad

de modificar el número de universos desde uno hasta tres.

Hay que tener en cuenta que cuando usamos tres universos de entrada en el modelo inverso la superficie de control resulta en cuatro dimensiones, ya que es posible ingresar al modelo inverso el error, la derivada del error, y la integral del error.

E. Modificación de la base de conocimiento

Se encontró que hay dos formas de modificar la base de conocimiento del controlador: la primera de ellas es llevar a cabo una modificación de consecuentes de las reglas; la segunda consiste en llevar a cabo un desplazamiento del centro de las funciones de pertenencia. La modificación en los dos casos depende del valor instantáneo del modelo inverso.

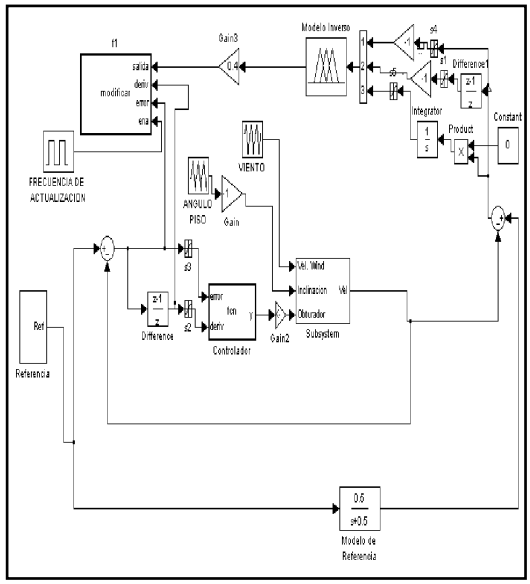
F. Modelo inverso

Se emplea un modelo inverso con 5 funciones de pertenencia por universo. En la tabla 1 se puede apreciar el valor mapeado para diversos valores de error y variación del error en las primeras celdas verticales y horizontales; en las celdas centrales se encuentra el valor de salida del modelo inverso o factor de corrección $p(kT)$.

Tabla 1. Base de reglas del modelo inverso

universos	Y_c^k					
		-1.0	-0.5	0	0.5	1.0
Y_e^k	-1.0	-1.0	-1.0	-1.0	-0.5	0
	-0.5	-1.0	-1.0	-0.5	0	0.5
	0.0	-1.0	-0.5	0	0.5	1.0
	0.5	-0.5	0	0.5	1.0	1.0
	1.0	0	0.5	1.0	1.0	1.0

Figura 2. Sistema FRMLC en Simulink



Los componentes del modelo son interconectados en Matlab usando la interfaz Simulink de modo que se pueden apreciar los resultados de la simulación y se puede cambiar fácilmente los parámetros de los componentes, para así experimentar con distintos valores.

En la figura 2 se puede apreciar un diagrama simulink en el cual se simula el sistema FRMLC.

2. Caso de estudio (control de velocidad)

Basándose en la señal VR, proveniente del pedal de aceleración del automóvil y en la señal de realimentación del sensor de velocidad, el sistema de control debe regular la velocidad del vehículo v ajustando el ángulo u del obturador de la gasolina para aumentar o disminuir la fuerza del accionamiento del motor F_d. La dinámica longitudinal del vehículo gobernada por la ley de Newton es:

$$F_d = M\frac{dv}{dt} + F_a + F_g \quad (4)$$

Donde M(dv/dt) es la fuerza de inercia, F_a es la resistencia aerodinámica y F_g es la resistencia de ascensión o fuerza descendente. Las fuerzas F_d, F_a y F_g se producen como se muestra a continuación, donde V_w es la velocidad de las ráfagas de viento, M es la masa del vehículo y pasajero(s), θ es el ángulo de inclinación de la carretera y C_a es el coeficiente de resistencia aerodinámica:

$$F_g = M_g Sen(\theta) \quad (5)$$

$$F_d = C_g (V + V_w)^2 \quad (6)$$

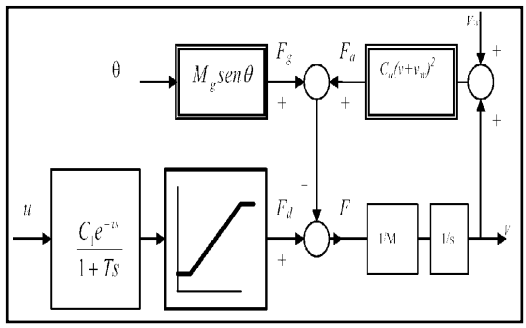
El actuador del obturador y el sistema de propulsión del vehículo se modelan como un retardo temporal en cascada con un retardo de primer orden

$$\frac{C_1 e^{Ts}}{1+Ts} \quad (7)$$

y una característica de fuerza de saturación debida a limitaciones físicas del motor (F_d esta limitado entre F_{dmin} y F_{dmax}).

Se adoptan los siguientes parámetros: $C_1 = 743$, T = 1s, $\tau = 0.5$ s; $M = 1000$ Kg, $C_a = 1.19$ N/(m/s)^2, $F_{dmax} = 2000$ N, $F_{dmin} = 20$ N y la constante de gravedad g = 9.8 m/s^2

Figura 3. Modelo dinámico de velocidad



Con el fin de perturbar el comportamiento de la planta se eligió una velocidad del viento de 8m/s y una inclinación de 10 grados.

2.1. Diseño del controlador

Para el diseño del controlador se eligieron los siguientes parámetros. Rangos para el controlador: rango del error[-5 5], rango de la derivada del error[-1 1] rango de salida[0 π/2]; rangos del modelo inverso: rango del error[-3 3], rango de la derivada del error[-0,5 0,5], rango de salida[-0,4 0,4]; intervalo de actualización de la base de reglas 1seg; 5 funciones de pertenencia por universo; distribución de funciones uniforme; actualización de la base de reglas por desplazamiento de centros.

En este tipo de sistema se debe tener cuidado en la forma como se actualizan las reglas, pues al tener retardo en el tiempo se debe dar al controlador el tiempo necesario para asimilar los cambios antes de realizar nuevos cambios.

Además la adaptación tiene que tener en cuenta que el sistema responde más rápido a cambios de velocidad positivos que a cambios negativos, por lo tanto se debe evitar el sobreimpulso pues este traería como consecuencia que el sistema tarde mas tiempo en estabilizarse.

3. Experimentos y resultados

En la figura 4 se puede apreciar la señal de referencia empleada para entrenar el mecanismo de aprendizaje, en todo momento se ve la acción del controlador para lograr que la planta siga la señal de referencia, aunque debido a las limitaciones físicas de la planta hace que esta

Figura 4. Respuesta del sistema controlando la velocidad del vehículo

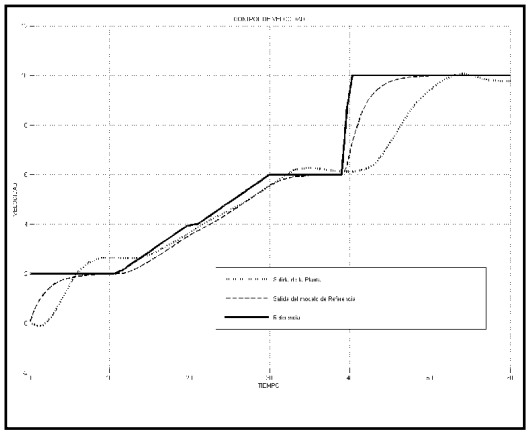
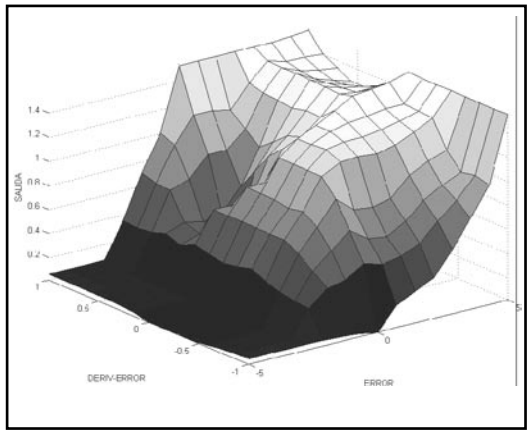


Figura 5. Superficie de control generada



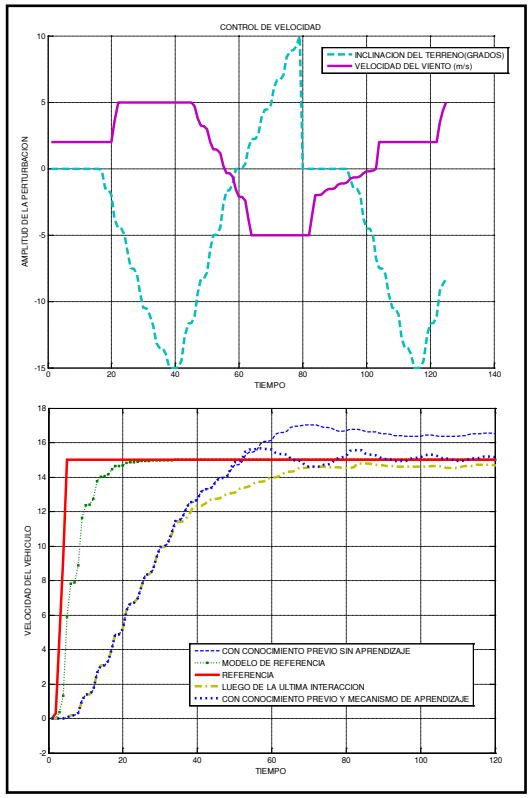
no sea controlable durante los periodos de desaceleración.

En la figura 5 es posible observar la superficie de control generada por el sistema de control, es de destacar que sus pendientes no presentan variaciones abruptas, con lo cual se concluye que la respuesta del controlador debe ser suave. Esta superficie fue probada en un sistema sin aprendizaje y con perturbaciones producidas por variación en la velocidad del viento e inclinación del piso (figura 6a), con el fin de evaluar la calidad de los conocimientos adquiridos, y la capacidad para responder ante nuevas dinámicas.

Las ráfagas de viento fueron probadas para vientos a favor y en contra de hasta 5m/s, mientras que la inclinación del piso se varió entre 15 grados en descenso y 15 grados en ascenso.

La figura 6b representa el comportamiento del controlador sujeto a las perturbaciones anteriormente mencionadas, pero bajo tres condiciones de operación diferentes. En la primera prueba se utilizó la super-

Figura 6. a) Perturbación debido a ráfagas de viento y variación en la inclinación del piso
b) Respuesta del sistema ante perturbaciones debido a ráfagas de viento y variación en la inclinación del piso



ficie de control de la figura 5 y un controlador sin mecanismo de aprendizaje. En esta se puede apreciar que a pesar de las perturbaciones hay un seguimiento de la referencia, pero que presenta un error de estado estacionario. La segunda prueba consistió en usar la superficie de control de la anterior prueba pero esta vez si se tiene un mecanismo de aprendizaje. En esta prueba se puede apreciar que el sistema presenta un comportamiento sobreamortiguado pero disminuye el error de estado estacionario. Por ultimo se apaga el mecanismo de aprendizaje y se prueba el sistema usando la superficie generada durante la segunda prueba. Se aprecia cómo hay un error de estado estacionario pero esta vez es de magnitud contraria al obtenido en la primera prueba.

Conclusiones

La técnica de control FRMLC es muy útil cuando la planta presenta variación de parámetros en el tiempo, se observa además que cuando el mecanismo de aprendizaje es apagado el conocimiento almacenado en la superficie de control puede controlar aceptablemente la planta. Cuando la variación de parámetros hace que los conocimientos adquiridos no sean suficientes para mantener un buen desempeño es posible encender de nuevo el mecanismo de aprendizaje, de forma que se da la posibilidad de adaptación. Así se observa que la elección de la señal de entrenamiento es crucial en el desempeño del controlador, pues esta es la encargada de producir situaciones diversas para así entrenar el controlador ante diversos rangos.

Referencias bibliográficas

[1] Antskils, P; Passino, K; An Introduction to Intelligent and Autonomous Control, Kluwer Academic Publisher; 1993.

[2] Dandone P.; Design Optimization of Fuzzy Logic Systems; Virginia Polytechnic Institute and State University, 2001.

[3] Passino, K; Yurkovich, S. Fuzzy Control. Addison-Wesley. 1998.

[4] Fuzzy Logic Toolbox for Use with Matlab, The Mathworks, 2006.

[5] Haley, P; Soloway D; Gold, B; Real-time Adaptive Control Using Neural Generalized Predictive Control, NASA Langley Research Center, p 4272-4278.

[6] Jeffey, R, Fuzzy Reference Model Learning Control, Ohio State University.

[7] Jeffey, R; Fuzzy Learning Control to Antiskid Braking System, IEEE transactions on control, 1993.

[8] Kandel, A; Fuzzy Control Systems, Crc press, 1993.

[9] Kazuo, Tanaka; Fuzzy Control System Design and Analysis. Ed. John Wiley and sons, 2001.

[10] Li-Xing W., Stable Adaptive Fuzzy Control of Nonlinear Systems, IEEE Transaction Systems on Fuzzy Control, Vol 1, 1993.

[11] Mcfarland, M; Robust Adaptive Control of Uncertain Nonlinear Systems Using Neural Networks, IEEE paper, Automatic Control, 1997.

[12] Mendel, J.; Fuzzy Logic System for Engineering, Proceeding of the IEEE, Vol. 83, No. 3, 1995.

[13] Quesada, A; Robust Adaptive Control with Multiple Estimation Models for Stabilization of a Class of Non-inversely stable Time-varying Plants.

[14] Rodríguez, C; Ballén, J; Diseño e Implementación de un Controlador Difuso Autosintonizado sobre Microcontroladores, Aplicado al Control del Péndulo Invertido. 2003.

[15] Spiegelhalter, M; Machine Learning Neural and Statistical Classification; University of Strachclide.

[16] Spooner, J; Passino K. Stable Adaptative Control and Estimation for Nonlinear System, Neural and Fuzzy Approximator Techniques, Addison Wesley, 2002.

[17] Wahion A., Passino K.; Dynamically Focused Fuzzy Learning Control; IEEE. Transactions on System Man and Cybernetics Vol 26, 1996.

[18] Zadeh L., The Birth and Evolution of Fuzzy Logic, Computer Science Division of the Department of Electrical Engineering and Computer Science, and the Electronics Research Laboratory, University of California, Berkeley, California USA,1990.