

# Control Difuso Adaptativo aplicados a Procesos de Fermentación

Andrés Escobar Díaz  
Ingeniería Electrónica, Universidad Distrital  
Bogotá D.C., Colombia  
[andresed@gmail.com](mailto:andresed@gmail.com)

Cesar Augusto Hernández Suarez  
Ingeniería Electrónica, Universidad Distrital,  
Bogotá D.C., Colombia  
[cahernandezs@udistrital.edu.co](mailto:cahernandezs@udistrital.edu.co)

Jhon Jairo Galvis  
Ingeniería Electrónica, Universidad Distrital  
Bogotá D.C., Colombia

## RESUMEN

Este artículo estudia la técnica de control FRMLC [1], como método para sintonizar controladores difusos, y evalúa su desempeño en un sistema de fermentación de flujo continuo de alcohol el cual tiene como característica el poseer una dinámica no lineal y sujeta a variación de parámetros en el tiempo. Se utiliza un método de sintonización innovadora.

### Palabras claves

Aprendizaje Controlador, Control difuso, Inferencia, Modelo Inverso.

## 1. INTRODUCCION

En recientes años el control difuso ha emergido como una alternativa frente al control clásico, especialmente cuando se requiere controlar sistemas no lineales, que presentan dificultad a la hora de ser identificados. El diseño de un control difuso es usualmente realizado por un experto el cual plasma su conocimiento de la planta en la elección de parámetros como la distribución de funciones de pertenencia; los operadores usados para realizar la fuzificación - defuzificación, agregación, implicación. El controlador difuso puede responder inadecuadamente si el planteamiento de dichos parámetros no se encuentra acorde con la dinámica de la planta, en este caso se hace necesario el uso de algún método de sintonización el cual obligue al controlador a llevar la planta a un punto de operación. Si el controlador tiene la capacidad de almacenar su respuesta para un punto de operación determinado se puede decir que el controlador tiene un mecanismo de aprendizaje. El control con aprendizaje emplea un modelo de referencia que provee una respuesta en lazo cerrado, sobre la cual se lleva a cabo la sintonización de la base de conocimiento, por este motivo la técnica recibe el nombre de FRMLC (Fuzzy Reference Model Learning Control).

## 2. FRMLC

El sistema de control FRMLC tiene como principal objetivo llevar a cabo la sintonización de un controlador difuso. Se compone de un conjunto de elementos entre los cuales se encuentran: el controlador difuso, el mecanismo de aprendizaje, el modelo de referencia y el modelo inverso de la planta; este sistema lleva a cabo su labor siguiendo el siguiente procedimiento:

- Se observan datos del sistema (error, derivada del error, integral del error).
- Se caracteriza la respuesta actual usando un modelo inverso de la planta.
- Se sintetiza y ajusta el control que fue especificado anteriormente modificando las reglas que se encuentren activas.

Un sistema de control FRMLC se compone de dos partes principales: el controlador difuso y el mecanismo de aprendizaje. El controlador es similar a cualquier otro controlador difuso, excepto por su capacidad para ser modificado en línea o en caliente. En cuanto al mecanismo de aprendizaje, este se compone de dos partes principales, siendo la primera de ellas el modelo difuso inverso de la planta y en segundo lugar el modificador de la base de conocimiento.

El funcionamiento de FRMLC se puede resumir de la siguiente manera: en primer lugar se toman señales que puedan caracterizar la respuesta del controlador, dichas señales pueden ser el error, la derivada del error, la integral del error, o simplemente alguna variable del proceso; estas señales son ingresadas al modelo inverso de la planta, el cual resulta ser un controlador previamente diseñado para que al ingresar una señal de error o de derivada del error especifique que tipo de cambio se debe realizar sobre el controlador.

El modificador de la base de conocimiento realiza los ajustes necesarios en el controlador, ya sea desplazando el centro de las funciones de pertenencia del conjunto de salida o modificando el consecuente de cada regla.

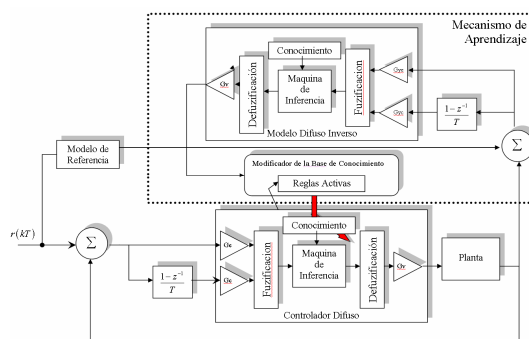


Figura 1. Sistema de control FRMLC

### Controlador Difuso

Las entradas al controlador difuso generalmente son el error y la variación en el error aunque se puede usar cualquier otra variable del proceso. El error y la variación del error se pueden definir así:

$$e(kT) = y_r(kT) - y(kT) \quad (1)$$

$$c(kT) = \frac{e(kT) - e(kT - T)}{T}$$

Donde  $y_r(kT)$  denota la salida deseada del proceso y  $y(kT)$  denota la salida de la planta. Las anteriores reglas del controlador son una implicación difusa de la forma:

*Si e Y c Entonces y*

El controlador difuso contiene varias implicaciones difusas quienes conjuntamente generan una acción de control que puede ser calculada por cualquier método de defuzificación.

### Modelo de Referencia

El modelo de referencia cuantifica la respuesta deseada del proceso y se encuentra caracterizado por una estabilidad, un tiempo de asentamiento y un sobreimpulso de modo que puede ser cualquier sistema dinámico. La respuesta del sistema en conjunto es computada con respecto al modelo de referencia mediante la generación de una señal de error:

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

La señal  $y_e(kT)$  es el error del sistema con respecto al modelo de referencia. Con el uso de un modelo de referencia se busca suavizar la referencia de entrada dando por hecho que todos los sistemas presentan un tiempo de asentamiento, y que por tanto hay referencias que resultan imposibles de seguir.

### Modelo Difuso Inverso

El modelo difuso inverso es usado para determinar como cambiar las entradas de la planta para forzar la salida  $y(kT)$  de modo que sea lo mas cercana a  $y_m(kT)$ . Al emplear el cambio en el error se logran mejores resultados en el mecanismo de aprendizaje. El modelo difuso inverso busca proveer al sistema un conocimiento acerca de la dinámica de la planta; se enfatiza en que no es necesario caracterizar la dinámica inversa con precisión, sólo se necesita una representación aproximada.

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

Tabla 1. Base de reglas del modelo inverso

La tabla 1 muestra una base de reglas típica para un modelo inverso con 5 funciones de pertenencia por universo. 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  $p(kT)$ .

### Modificador de la Base de Conocimiento

El modificador de la base de conocimiento realiza la función de

modificar el controlador difuso puesto que se desea un mejor comportamiento. Dada la información acerca de los cambios necesarios en la entrada que es representada por el vector  $p(kT)$  o de salida del modelo difuso inverso, el modificador de la base de conocimiento cambia la base de conocimiento del controlador difuso dado que previamente se ha aplicado una acción de control que va a modificar el valor de  $p(kT)$ . Por consiguiente considerando la acción de control previamente calculada que contribuyó al presente estado ya sea bueno o malo, nótese que  $e(kT - T)$  y  $c(kT - T)$  puede haber sido el error del proceso y cambio en el error respectivamente en ese tiempo. Igualmente  $u(kT - T)$  puede haber sido la salida del controlador en ese tiempo.

La salida del controlador deseada puede haber sido:

$$u(kT - T) = u(kT - T) + p(kT)$$

Hay dos formas de modificar la base de conocimiento y son: el método de desplazamiento de centros y el método de variación de consecuentes, a continuación se explican con mayor brevedad.

**Desplazamiento de centros:** Asumiendo que usamos funciones de pertenencia simétricas a la salida del controlador difuso tenemos que  $b_m$  denota el centro de dichas funciones de pertenencia asociadas a su universo correspondiente que a su vez esta asociado con las reglas del controlador difuso que contribuyen a la acción de control previa  $u(kT - T)$ ; se realiza el proceso de actualización de la base del conocimiento en dos pasos.

1. Buscar todas las reglas en el controlador difuso cuya premisa sea cierta, es decir:

$$m_i(e(kT - T), c(kT - T)) > 0$$

A este conjunto se le da el nombre de "Conjunto activo" de reglas en el tiempo  $kT - T$ . Podemos caracterizar el conjunto activo por los índices de las funciones de pertenencia de entrada de cada regla que se encuentre activa

2. Dado que  $b_m(kT)$  denota el centro de la m-esima función de pertenencia de salida en el tiempo  $kT$ . Para todas las reglas en el conjunto activo se hace:

$$b_m(kT) = b_m(kT - T) + p(kT)$$

Para modificar los centros de las funciones de pertenencia de salida, las reglas que no se encuentren activas no son modificadas.

**Modificación de Consecuentes:** Este método es aporte de los autores, y tiene como finalidad mejorar la coherencia de la base de reglas. En primer lugar se divide el universo de salida del controlador en  $n$  partes o sectores, cada sector contiene una función de pertenencia denotada por números de 1 a  $n$ , la distribución de las funciones es solapada, tal y como se muestra en la figura.

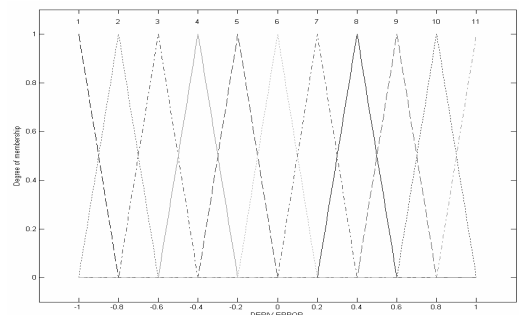


Figura 2. Distribución de las funciones de pertenencia

Inicialmente el controlador parte con una base de reglas no inicializada. Para lograr esto basta con colocar todas las reglas en un solo consecuente, el cual puede ser una función de pertenencia de 1 a  $n$ , al igual que el método de desplazamiento de centros se modifican solo las reglas activas. Para modificar solamente es necesario cambiar el consecuente eligiendo otra función del universo de salida. El grado de movilidad se calcula como  $np(kT)$ , asumiendo que en un controlador se eligió

$n = 16$  y en un momento instantáneo  $p(kT) = 0.5$ ; esto significa que es necesario mover el conjunto de reglas activas, 8 reglas hacia delante  $n = n + 8$ , sucede igual para valores negativos de  $p(kT)$  solo que el desplazamiento es negativo.

Como se mencionó anteriormente este método mantiene la coherencia del conjunto de salida, pero tiene la gran desventaja de solo permitir cambios discretos.

### 3. APLICACION (Proceso de Fermentación)

Los reactores biológicos típicamente están gobernados por fuertes comportamientos no lineales, ocurridos tanto a escala macroscópica como microscópica. Las reacciones que toman lugar a éstas escalas pueden ocurrir a diferentes tasas dado que el biorreactor presenta múltiples condiciones tanto espaciales como temporales.

Un tipo especial de biorreactor es el de cultivo continuo; en este los microorganismos se mantienen en un crecimiento constante debido a que se añade continuamente medio de cultivo fresco que aporta nutrientes, y se va eliminando material usado con el objeto de mantener el volumen del cultivo constante; en la naturaleza un ejemplo de cultivo continuo lo constituye el rumen de ciertos animales. El reto en un cultivo continuo consiste en mantener un ambiente constante durante todo el tiempo de cultivo.

#### Fermentación de Flujo Continuo [9]

El biorreactor puede ser modelado usando las siguientes ecuaciones dinámicas:

$$\frac{dX(t)}{dt} = \mu(S)X(t) - u(t)X(t)$$

$$\frac{dS(t)}{dt} = -R\mu(S)X(t) + u(t)(S_a - S)$$

Donde

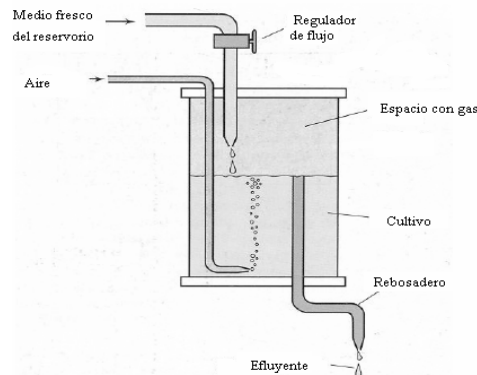
- X : Concentración de Biomasa
- S : Concentración de Substrato
- u : Tasa de dilución
- S<sub>a</sub> : Concentración de substrato entrante
- R : Coeficiente de rendimiento
- $\mu$  : Tasa específica de crecimiento.

La tasa específica de crecimiento se calcula en base a la ecuación de Monod.

$$\mu = \frac{k_o S(t)}{K_s + S(t)}$$

La dilución relaciona la capacidad del tanque con la velocidad del flujo entrante:

$$u = \frac{f}{v}$$



**Figura 3.** Fermentador de flujo continuo

Las entradas a la planta son el flujo entrante y la concentración de glucosa del flujo entrante, mientras que las salidas son la concentración de Biomasa, la concentración de substrato del flujo saliente y la tasa específica de crecimiento de los microorganismos.

#### Modo de Operación

El biorreactor posee dos modos de operación dependiendo del producto que se desee obtener, cuando se utiliza en la fabricación de productos como vinagre y alcohol se conoce con el nombre de cultivo turbidostático, pues el objetivo del cultivo es mantener una concentración de substrato constante. Para productos como la levadura se cambia la variable a controlar ya que se desea mantener constante la densidad de población, este cultivo recibe el nombre de cultivo quimiostático. En ambos el elemento de control puede ser la concentración de flujo entrante, o la tasa de dilución.

#### Diseño del Controlador

La concentración de biomasa se mide en  $(g/l)$  y puede tomar valores a partir de 0 y hasta:

$$X_{\max} = \frac{S_{\max}}{R}$$

La cantidad de Biomasa producida se ve afectada por la concentración máxima de substrato que entra al tanque y por el coeficiente de rendimiento. La concentración de substrato del flujo saliente puede tomar valores que van desde 0 en el caso en el cual no hay ingreso de substrato o se consume todo el substrato, hasta el valor máximo del flujo entrante para el caso en el cual la tasa de dilución es 1. El rango para la concentración de substrato del flujo entrante no posee una limitante pero este valor puede ser alterado por el usuario, de ser así se elegirá un valor entre [0 2].

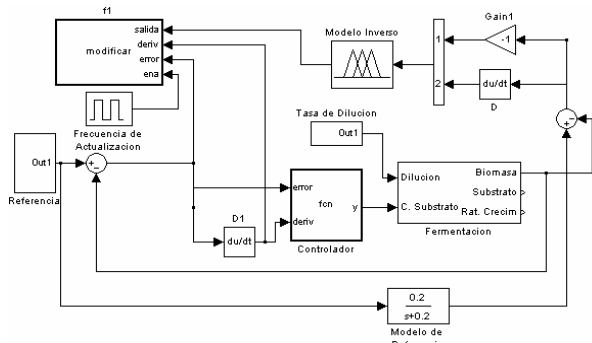
En cuanto a la tasa de crecimiento puede tomar valores desde 0 en el caso en el cual el cultivo se encuentra estancado por falta de substrato, hasta valores iguales a la tasa máxima de crecimiento, la cual se especifica en el modelo, pues resulta ser un parámetro que depende del tipo de microorganismo empleado en el proceso.

La figura 4 muestra la estructura del controlador implementada en Simulink; se puede apreciar que la salida del controlador es la dilución de la planta, y la variable realimentada es la concentración de substrato, también se puede apreciar que el ingreso de substrato limitante se ha dejado como una variable independiente con la cual se pueden realizar pruebas de desempeño del controlador ante una falta de suministro de substrato.

#### 4. RESULTADOS

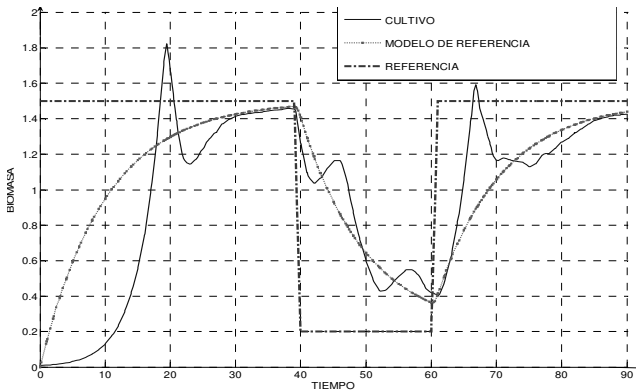
Como parámetros de la planta para la simulación fueron  $K_0 = 0,5$ ,  $K_S = 0,1$ ,  $R = 2$ , Concentración de biomasa inicial = 0,01, Concentración de sustrato = 0,5.

Las pruebas se realizaron simulando los dos modos de operación del biorreactor. El sistema de control simulando el cultivo en modo de operación quimiostático se realiza con los siguientes parámetros: Rangos para el controlador: rango del error [-0,5 0,5], rango de la derivada del error [-0,3 0,3], rango de salida [0 3]. Rangos del modelo inverso: rango del error [-1,5 1,5], rango de la derivada del error [-1,5 1,5], rango de salida [-0,5 0,5]. 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.

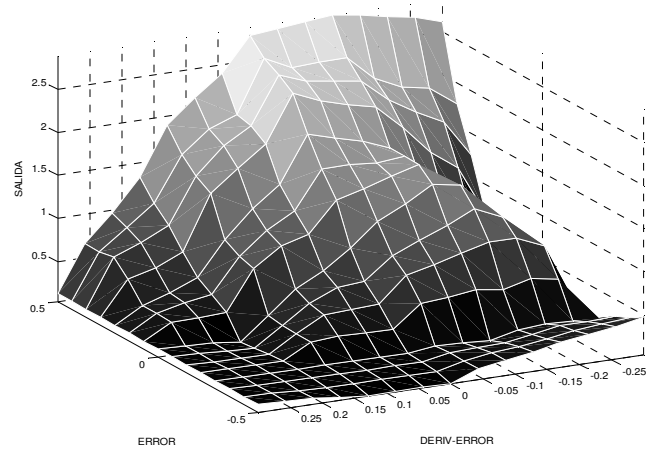


**Figura 4.** Cultivo en modo de operación Quimiostático

En la figura 5 se aprecia la interacción de la planta con el sistema, con el fin de entrenar la base de reglas. En la figura 6 se encuentra la superficie de control generada por el sistema al concluir la simulación.

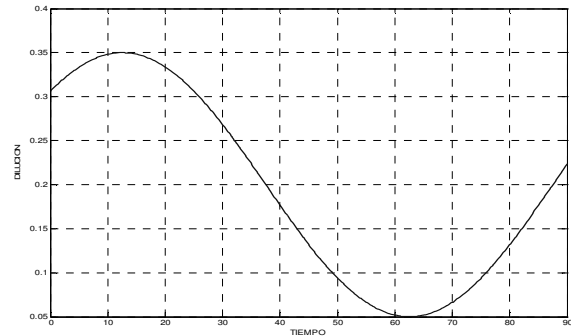


**Figura 5.** Respuesta del sistema a la planta

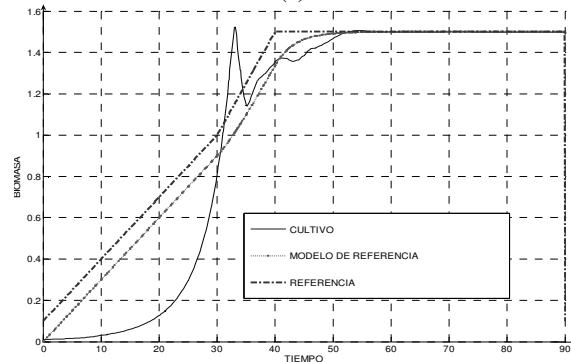


**Figura 6.** Superficie de control

Tal y como se puede apreciar en la figura 5, al principio el error es considerable, esto se debe a que al cultivo le lleva tiempo aumentar su población. Una vez generada dicha población se observa como la planta sigue la referencia.



(a)



**Figura 7.**a) Tasa de dilución variante en el tiempo b) Respuesta de la planta con perturbación en la tasa de dilución

En la figura 7<sup>a</sup> se observa la dilución escogida con el fin de perturbar el comportamiento del cultivo, la figura 7<sup>b</sup> ilustra el comportamiento del cultivo al usar esta tasa de dilución y una referencia diferente a la escogida para el entrenamiento. Se observa que al comienzo de la simulación el crecimiento de la población es lento debido a la alta dilución, pero posteriormente esta disminuye, permitiendo que el controlador siga la referencia.

Para la simulación del funcionamiento del biorreactor en modo turbidostático, los parámetros que se tienen son: Rangos para el controlador: rango del error [-1 1], rango de la derivada del error [-1 1], rango de salida [0 0,5]. Rangos del modelo inverso: rango del error [-0,5 0,5], rango de la derivada del error [-0,5 0,5], rango de salida [-0,1 0,1]. 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.

El sistema diseñado a partir de estos datos alimentado con una señal de referencia, obteniéndose una respuesta como la observada en la figura 9, y generando una superficie de control como la mostrada en la figura 10.

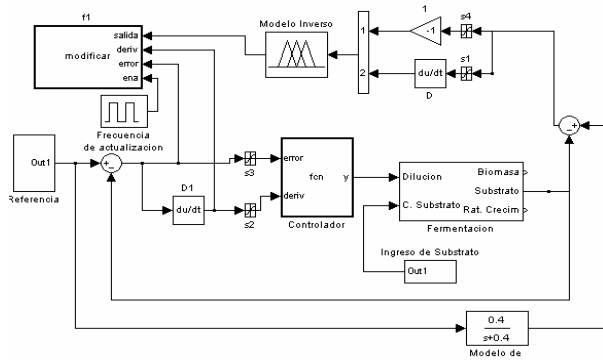


Figura 8. Cultivo en modo de operación turbidostático

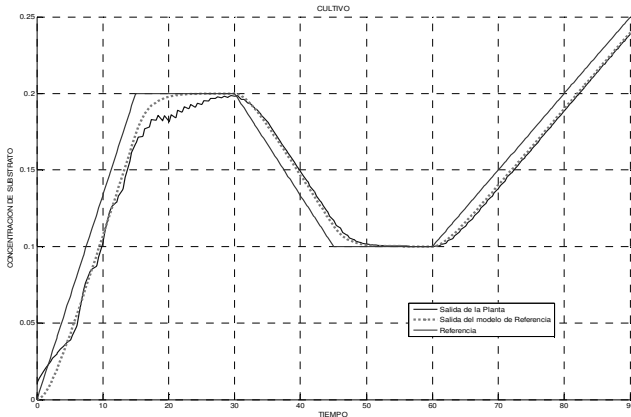


Figura 9. Respuesta del sistema a la planta

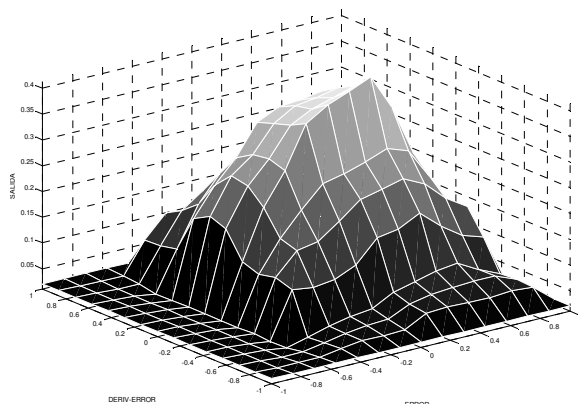


Figura 10. Superficie de control

En la figura 11 podemos observar el comportamiento del sistema cuando hay variación en la concentración de flujo entrante; se puede apreciar que cuando el sistema no posee mecanismo de aprendizaje es incapaz de seguir la referencia debido al continuo cambio en la dinámica del sistema, mientras que cuando el mecanismo de aprendizaje se encuentra encendido hay un mejor seguimiento aunque la variación en la concentración cau-

sa oscilación en torno a la referencia.

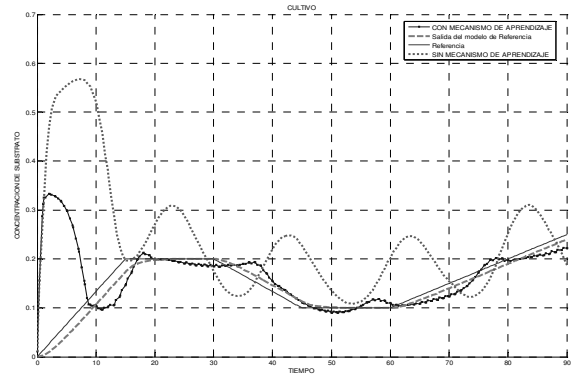
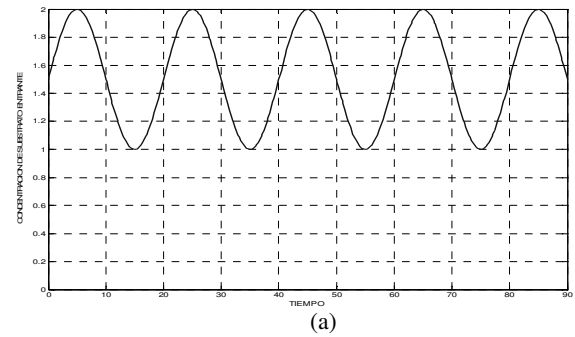


Figura 11. a) Concentración de glucosa del flujo entrante b) Respuesta de la planta con perturbación en la concentración de sustrato.

## 5. CONCLUSIONES

Aunque el modelamiento de sistemas con parámetros variantes en el tiempo puede llegar a ser muy complejo y su control aun mas, la técnica FRMLC evita el manejo matemático de estos sistemas, y facilita el diseño de un controlador apropiado, pues esta técnica se adapta tanto a los requerimientos del diseñador, como las condiciones impuestas por la planta. Como se ha podido apreciar el mecanismo de aprendizaje es indispensable cuando hay variación de parámetros debido a que el entrenamiento adapta el sistema a una dinámica específica pero la variación de parámetros produce cambio en esta.

## REFERENCIAS BIBLIOGRAFICAS

- [1] Passino, K; Yurkovich, S. Fuzzy Control. Addison-Wesley, 1998.
- [2] Rodríguez, C; Ballén, J; Diseño e Implementación de un Controlador Difuso Autosintonizado sobre Microcontroladores, Aplicado al Control del Péndulo Invertido. 2003.
- [3] Antskils, P; Passino, K; An Introduction to Intelligent and Autonomous Control, Kluwer Academic Publisher; 1993.
- [4] Wang, Li-Xin, Acourse in Fuzzy Systems and Control, Prentice Hall.
- [5] Jeffrey, R, Fuzzy Reference Model Learning Control, Ohio State University.
- [6] Abhishek Soni; A MULTI-SCALE APPROACH TO FED-BATCH BIOREACTOR CONTROL.; B.S. in ChE.; University of Mumbai (U.D.C.T.), May 2000.
- [7] Wahion A., Passino K.; Dynamically Focused Fuzzy Learning Control; IEEE. Transactions on system man and cybernetics vol 26, 1996.
- [8] Fuzzy Logic Toolbox for Use whit Matlab, The Mathworks, 2006.

- [9] Zeng, F; Dahhou, B; Goma, G: reference Model Adaptive Estimation Applied to a Continuous Flow Fermentation Process.
- [10] 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
- [11] Dandone P.; Design Optimization of Fuzzy Logic Systems; Virginia Polytechnic Institute and State University, 2001.
- [12] Jeffrey, R; Fuzzy Learning Control to Antiskid Braking System, IEEE transactions on control, 1993.
- [13] Kazuo, Tanaka; Fuzzy Control System Design and Analysis. Ed. Jhon Wiley and sons, 2001.
- [14] Mendel, J.; Fuzzy logic System For Engineering, Proceeding Of The IEEE, Vol. 83, No. 3, 1995.