

# MODELO DE RED ANFIS PARA EL SIMULADOR DEL COMPORTAMIENTO DINÁMICO DE UN BIOREACTOR EN FED BATCH CONSTRUIDO A PARTIR DEL MODELO PROPUESTO PARA OBSERVAR EL COMPORTAMIENTO OSCILATORIO DE LAS ZYMOMONAS MOBILIS

Marcelo Francisco Sandoval Z\*, Olga L. Quintero Montoya\*.

\* *Departamento de Ingeniería Electrónica en Control  
Colegio Politécnico de la Universidad San Francisco de Quito  
Cumbayá, Quito, Ecuador  
Email: cym152\_54@hotmail.com, lquintero@usfq.edu.ec*

---

**Resumen:** Este trabajo presenta el simulador del comportamiento dinámico de un bioreactor en Fed Batch modelado a partir de las redes anfis. El simulador es construido a partir del modelo propuesto para observar el comportamiento oscilatorio de las *Zymomonas mobilis* (Z.m). El modelo utiliza la red anfis de Matlab para simular el comportamiento de la planta. Se utilizan los comandos `genfis1` y `genfis2` para generar la estructura de un sistema de inferencia fuzzy sin utilizar agrupación de los datos y mediante la agrupación de los datos respectivamente. Las predicciones de la red Anfis se muestran en los resultados para las distintas variables de salida del sistema tales como la concentración de biomasa, la concentración de sustrato, la concentración de producto y el cambio en el volumen del bioreactor.

---

**Palabras claves:** destilación binaria, concentración de sustancias, flujos de entrada y salida, plato, rehervidor, base, métodos numéricos, Euler, Runge Kutta.

## 1. INTRODUCCION

La búsqueda de fuentes renovables de energía tales como la energía obtenida a partir de biomasa es de gran importancia actualmente debido al aumento de la población mundial y a las limitadas reservas de las fuentes de energía tradicionales y no renovables, como los combustibles fósiles. El énfasis sobre la conversión de biomasa en etanol se ha incrementado, dado que el etanol es considerado el combustible líquido alternativo más limpio. Consecuentemente se han realizado avances significativos en la tecnología de la fermentación de etanol. La mezcla de energías renovables del futuro puede estar compuesta de diferentes clases o tipologías de energía, como la solar, la eólica, o incluso algunas complementarias, pero es importante recalcar, que una de las aplicaciones más importantes e inmediatas en los sistemas de energía es precisamente la fermentación de biomasa para la obtención de etanol *Quintero et al.*, (2008).

Actualmente el principal proceso biológico empleado para producción de líquidos que transporten energía, son las fermentaciones para la producción de etanol, y para la obtención de una mezcla de acetona, butanol y etanol (ABE) *Rogers et al.*, (2007). Un productor de etanol muy prometedor desde el punto de vista de su productividad en comparación con los tradicionales, es la bacteria *Zymomonas mobilis*, que alcanza rendimientos de etanol cercanos a el

valor estequiométrico de 0.51 g etanol/g glucosa. Esos rendimientos son, a menudo, los más elevados reportados en la literatura (*Roger et al.*, 2007). Además, la fermentación de *Zymomonas mobilis* exige una temperatura óptima mayor que la de *saccharomyces cerevisiae*, esto reduce el costo de enfriamiento durante la fermentación. El interés industrial en el uso de la *Zymomonas mobilis*, es su capacidad de producción de etanol y sorbitol *Oliveira et al.*, (2005). Para la industria de producción, esto es un requisito fundamental, en la búsqueda de microorganismos etanológicos más competitivos.

El etanol representa uno de los combustibles de gran potencial para su producción y posterior comercialización en Latinoamérica. *Zymomonas mobilis* (Z.m) es un microorganismo que presenta, no sólo alta resistencia a condiciones adversas, sino, lo más importante, altas productividades de etanol. Por esta causa, la fermentación alcohólica a partir de Z.m resulta atractiva para la obtención de este producto, sin embargo, el proceso fermentativo de Z.m presenta complejas dinámicas y un comportamiento altamente no lineal. Estas características de las fermentaciones con Z.m, hacen necesario un estricto control y monitoreo de las variables que intervienen en el proceso *Quintero et al.*, (2008).

En este trabajo se propone usar una red anfis para simular la evolución y el comportamiento dinámico de la fermentación alcohólica a partir de *Zymomonas mobilis*. Se evalúa el comportamiento del modelo usando un sistema Neurodifuso tipo ANFIS, el cual es entrenado con estrategias tradicionales de entrenamiento de redes neuronales como son los métodos del gradiente descendente y el mínimo error cuadrado, logrados por medio del programa MATLAB. Para el diseño del simulador se utiliza un modelo disponible del proceso (Bravo et al, 2000), tomando en cuenta la concentración de biomasa, la concentración de sustrato, la concentración de producto y el cambio en el volumen del bioreactor como las variables de la planta. Se utiliza un tren de pulsos como entrada al simulador. Se emplean las funciones genfis1 y genfis2 para generar la estructura de un sistema de inferencia fuzzy sin utilizar agrupación de los datos y mediante la agrupación de los datos respectivamente.

Este trabajo está organizado de la siguiente manera: en la Sección 2 se describe brevemente el modelo del bioproceso, explicando principalmente su comportamiento dinámico. La Sección 3 presenta el simulador utilizando la red ANFIS, posteriormente se detallan los resultados obtenidos al usar los comandos genfis1 y genfis2. Finalmente se presentan las conclusiones.

## 2. DESCRIPCION DEL MODELO DEL BIOPROCESO

El modelo dinámico usado para describir la evolución temporal de un cultivo semi-batch está representado por las ecuaciones diferenciales de las variables involucradas obtenidas a partir de los balances de materia y energía del proceso Quintero et al,(2008) :

Concentración de biomasa

$$\frac{dX}{dt} = \left( \mu - \frac{F}{V} \right) X \quad (1)$$

Concentración de sustrato

$$\frac{dS}{dt} = -\frac{\mu X}{Y_{x/s}} - mX + \frac{F}{V}(S_f - S) \quad (2)$$

Concentración de producto (etanol)

$$\frac{dP}{dt} = Q_p - \frac{F}{V}P \quad (3)$$

Cambio en el volumen del bioreactor

$$\frac{dV}{dt} = F \quad (4)$$

Donde las variables dinámicas propias del microorganismo son utilizadas en dos escenarios diferentes, llamados escenarios 1 y 2:

Tasa de crecimiento del microorganismo

$$\mu_1 = 0.99 \left( \frac{S}{36.11+S} \right) \left( 1 - \frac{P}{34.67} \right) \left( \frac{S}{2.33+S} \right) \quad (5)$$

$$\mu_2 = 0.25 \left( \frac{S}{30+S} \right) \left( 1 - \frac{P}{70} \right) \left( \frac{S}{3.0+S} \right)$$

Tasa de productividad del microorganismo

$$\begin{aligned} Q_{P_1} &= 8.68\mu X + 0.0X \\ Q_{P_2} &= 4.26\mu X + 2.6X \end{aligned} \quad (6)$$

Rendimiento Biomasa sustrato

$$\begin{aligned} Y_{x/s1} &= 0.032 \\ Y_{x/s2} &= 0.235 \end{aligned} \quad (7)$$

Y las constantes ponderadas de la concentración de microorganismos en el cambio de la concentración de sustrato del reactor

$$\begin{aligned} m_1 &= 0 \\ m_2 &= 4.42 \end{aligned} \quad (8)$$

$F$  corresponde al flujo de entrada al bioreactor y  $S_f$  corresponde a la concentración de sustrato en la corriente del influente.

El simulador utiliza como entrada la variable llamada SIN, que es un tren de pulsos de amplitud 100 g/l. Las salidas de la planta obtenidas del simulador se muestran en las fig 1,2,3,4 y 5.

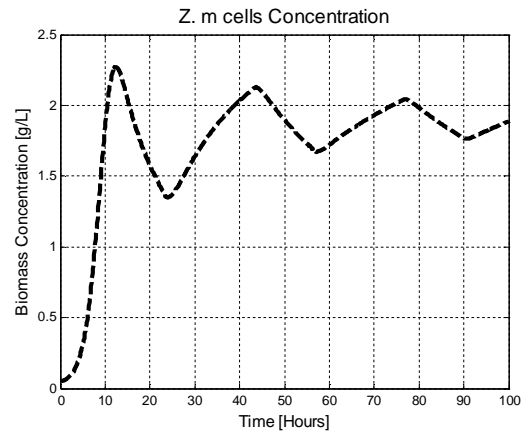


Figura 1. Concentración de células Z.m.

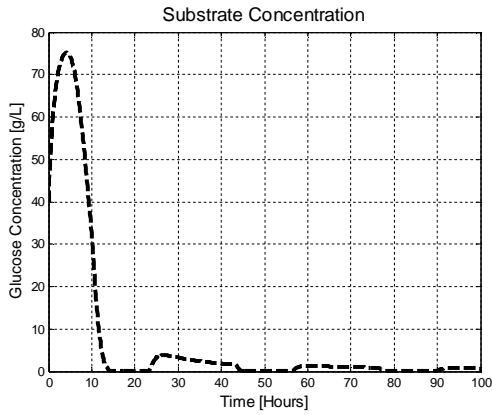


Figura 2. Concentración de sustrato

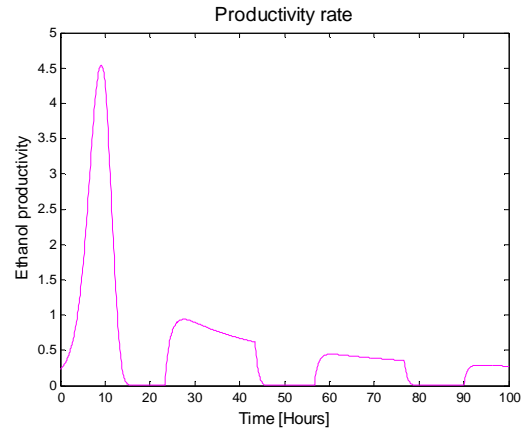


Figura 5. Velocidad de producción de etanol

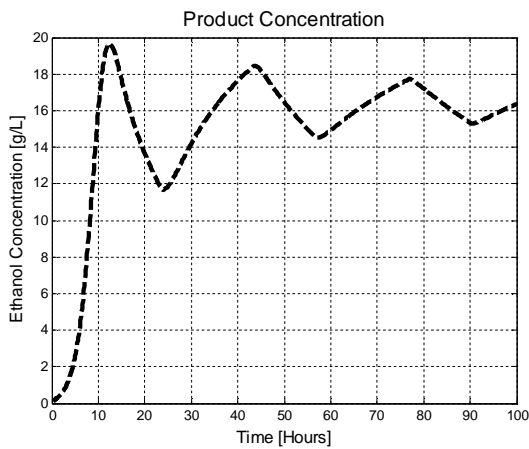


Figura 3. Concentración de etanol

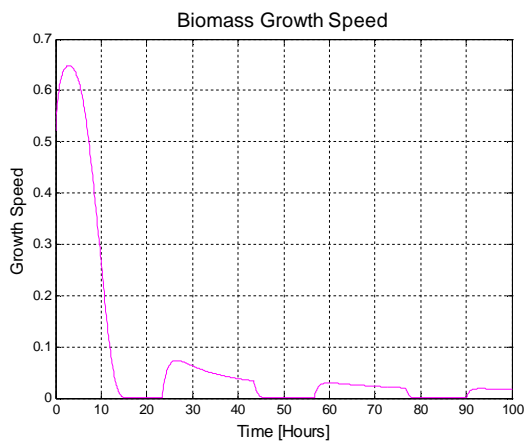


Figura 4. Velocidad de crecimiento de biomasa

### 3. RED ANFIS PARA EL SIMULADOR DEL BIOPROCESO

Una red neuronal es una herramienta numérica compuesta de un arreglo de neuronas interconectadas en capas que trabajan en paralelo. Una neurona es una entidad matemática que recibe una entrada y la modifica de acuerdo con una función de transferencia y unos factores de ponderación, o pesos. Todos los pesos son calculados durante el entrenamiento con el fin de que la red aproxime la salida deseada. La arquitectura de la red representa la forma en que las capas y neuronas están organizadas. Las redes backpropagation están definidas por el número de neuronas en cada capa y el tipo de función de transferencia, por ejemplo 12 tansig – 8 tansig – 1 representa una red compuesta de 12 neuronas con una función de transferencia tansig en la capa de entrada, 8 neuronas con una función de transferencia tansig en la capa intermedia y una neurona con una función de transferencia lineal en la capa de salida. Una red anfis es una rutina de entrenamiento para sistemas de inferencia neuro-difusa de tipo sugeno *Jhyshing et al., (2008)*. Esta red aplica una combinación del método de mínimos cuadrados y el método de gradiente descendente para el entrenamiento de redes back propagation *Cortes et al., (2002)*.

La estructura básica del tipo de inferencia difusa que se utiliza comúnmente es un modelo que relaciona las características de la entrada con funciones de pertenencia de entrada, estas funciones con reglas, reglas con un conjunto de características de salida que a su vez se relacionan con funciones de pertenencia de salida, y estas funciones con un solo valor de salida o una decisión asociada con la salida. En general se consideran solamente funciones de pertenencia fijas que son escogidas arbitrariamente. Los sistemas de inferencia difusa hasta este punto solamente son utilizados para modelar sistemas cuya estructura de reglas esta predeterminada por la interpretación personal de las características de las variables en el modelo.

El uso de la función ANFIS aplica técnicas de inferencia difusa para modelar sistemas. Como se observa en sistemas de inferencia difusos, la forma de las funciones de pertenencia depende de parámetros, y precisamente cambiar

estos parámetros cambia la forma de las funciones. En lugar de observar a los datos y escoger los parámetros de las funciones de pertenencia, el comando ANFIS permite escoger automáticamente estos parámetros.

Si se supone que se quiere aplicar un sistema de inferencia difuso a un sistema para el cual se tiene una colección de datos de entrada y de salida que se requieren para el modelamiento del sistema, y para el cual no se tiene necesariamente una estructura predeterminada basada en las características de las variables del sistema. En este caso no es posible discernir la forma de las funciones de pertenencia simplemente al observar los datos. Por tanto en lugar de escoger los parámetros asociados con una función de pertenencia dada arbitrariamente, estos parámetros pueden ser escogidos de forma que se tomen en cuenta los tipos de variaciones en los datos. En estos casos, las técnicas de entrenamiento neuro-adaptativo incorporadas en ANFIS son de mucha ayuda

El método de entrenamiento neuro –adaptativo trabaja en forma similar que las redes neuronales. Las técnicas de este tipo de entrenamiento proveen un método para el procedimiento de modelamiento difuso para el aprendizaje de información de un conjunto de datos. ANFIS de cierta forma calcula los parámetros de las funciones de pertenencia que ayudan de mejor manera a que el sistema de inferencia difusa se ajuste a los datos de entrada y de salida dados.

El acrónimo ANFIS se deriva de sistema de inferencia difuso neuro adaptativo (adaptive neuro-fuzzy inference system, en ingles). Usando un conjunto de datos de entrada y de salida, la función ANFIS construye un sistema de inferencia difuso cuyos parámetros de funciones de pertenencia son ajustados usando un algoritmo de backpropagation por si solo o en combinación con un método de mínimos cuadrados. Este ajuste permite que los sistemas difusos aprendan de los datos que están modelando (The MathWorks, 2007).

### 3.1 Conjunto de entrenamiento

El presente trabajo utiliza ANFIS para predecir el comportamiento dinámico de un bioreactor en Fed Batch modelado. El simulador es construido a partir del modelo propuesto para observar el comportamiento oscilatorio de las *Zymomonas mobilis* (*Zm*) tal como se describe en la sección 2. Se utiliza un tiempo de simulación de 100 horas con un tiempo de muestreo de 0.1 horas. Se tiene por tanto que el conjunto de entrenamiento de entrada para el modelo ANFIS es un vector unidimensional de 1001 elementos. Las salidas corresponden a las variables: la concentración de biomasa X, la concentración de sustrato S, la concentración de producto P, la velocidad de crecimiento de biomasa U y la velocidad de producción de etanol Qp. Por tanto el conjunto de entrenamiento de entrada y de salida es una estructura cuyo primer componente es el tiempo T y la salida corresponde a X, S, P, U, Qp respectivamente. Existen 1001 valores de entrada/salida para cada entrenamiento.

### 3.2 Entrenamiento del sistema ANFIS usando genfis1

Para empezar el entrenamiento se necesita en primer lugar una estructura FIS que especifique los parámetros iniciales del sistema FIS para el aprendizaje. La función genfis1 cumple con estos requerimientos porque genera la estructura de un sistema de inferencia fuzzy sin utilizar agrupación de los datos. En este caso se especifico un número de cinco funciones de pertenencia de tipo gbellmf( campana de gauss) para la entrada. La estructura FIS generada contiene 5 reglas fuzzy con 25 parámetros, 10 de los cuales son lineares y 15 no lineares. Es importante que el número de datos de entrenamiento sea mucho mayor que los parámetros a determinar. En este caso la razón entre datos y parámetros es muy alta, alrededor de (1001/25).

La función genfis1 genera funciones de pertenencia iniciales que están espaciadas igualmente y cubren todo el rango de entradas tal como se muestra en la figura 6.

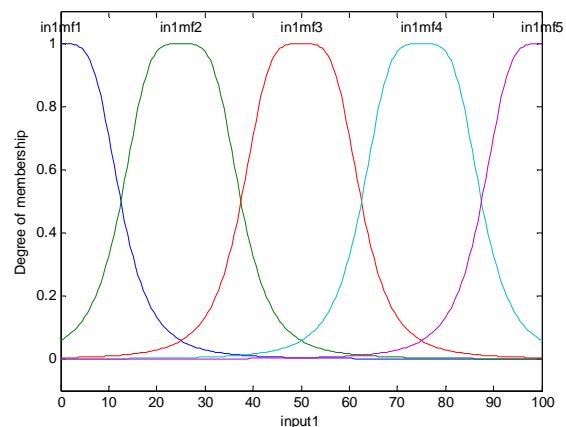


Figura 6. Funciones de pertenencia iniciales igualmente espaciadas que cubren todo el rango de las entradas

Las fig. 7-11 muestran las salidas del sistema FIS utilizando ANFIS y el comando genfis1 para la generación de la estructura FIS inicial. Se puede observar que al comparar las graficas obtenidas a partir de la estimación anfis con los datos de entrenamiento originales, la diferencia es muy pequeña pero notoria. Esto se debe a la utilización de una entrada de tren de pulsos que vuelve menos estable al sistema. En el caso de la velocidad de producción se puede observar una gran diferencia en los picos iniciales debido a tal razón. Sin embargo es necesario destacar que el entrenamiento se realizo solamente durante 20 épocas. Si se aplica un entrenamiento más largo se pueden obtener mejores resultados.

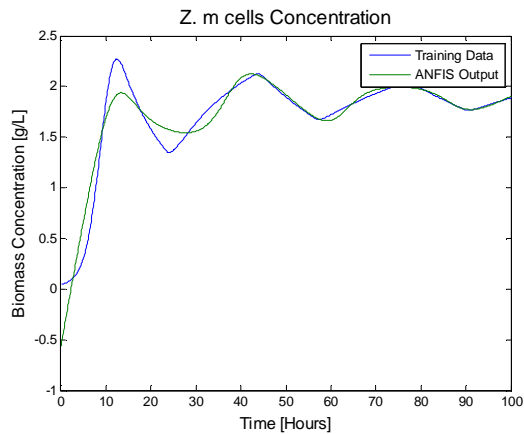


Figura 7. Predicción ANFIS para la concentración de células Z.m. Usando genfis1

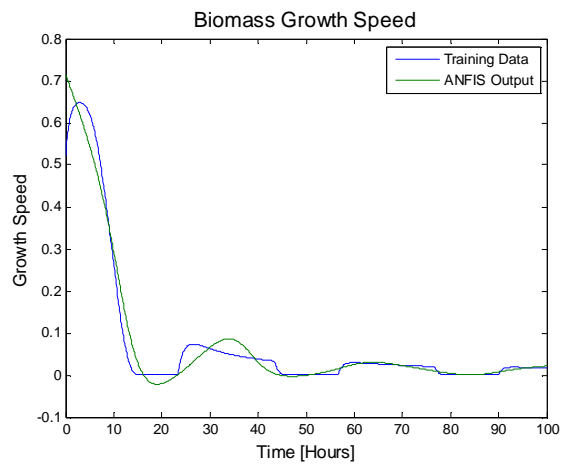


Figura 10. Predicción ANFIS para la velocidad de crecimiento de biomasa. Usando genfis1.

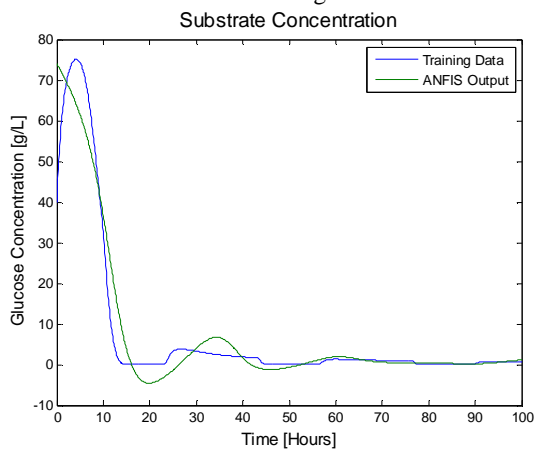


Figura 8. Predicción ANFIS para la concentración de sustrato. Usando genfis1

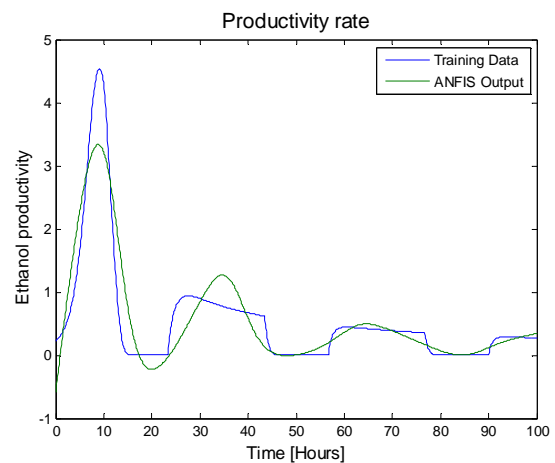


Figura 11. Predicción ANFIS para la velocidad de producción de etanol. Usando genfis1.

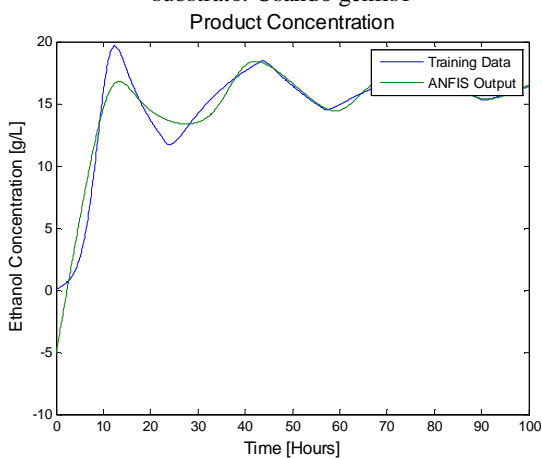


Figura 9. Predicción ANFIS para la concentración de etanol. Usando genfis1

### 3.2 Entrenamiento del sistema ANFIS usando genfis2

Si se tienen conjuntos separados de entrada y de salida, genfis2 genera una estructura FIS usando agrupamiento fuzzy subtractivo (fuzzy subtractive clustering). En el caso de este simulador cuando solamente existe una salida, genfis2 puede ser usado para generar un FIS inicial para el entrenamiento anfis al implementar primero agrupamiento subtractivo en los datos, genfis2 logra esto al extraer un conjunto de reglas que modela el comportamiento de los datos. El método de extracción de las reglas usa primero la función subclust para determinar el número de reglas y funciones de pertenencia antecedentes y luego usa la estimación de mínimos cuadrados para determinar las ecuaciones consecuentes de cada regla. Esta función devuelve una estructura Fis que contiene un conjunto de reglas difusas para cubrir el espacio de salidas.

La estructura FIS generada contiene 3 reglas fuzzy con 12 parámetros, 6 de los cuales son lineares y 6 no lineares. Es importante que el número de datos de entrenamiento sea

mucho mayor que los parámetros a determinar . En este caso la razón entre datos y parámetros es muy alta, alrededor de 100 (1001/12).

Las fig. 12-16 muestran las salidas del sistema FIS utilizando ANFIS y el comando genfis2 para la generación de la estructura FIS inicial. Se puede observar que al comparar las graficas obtenidas a partir de la estimación anfis con los datos de entrenamiento originales, la diferencia es mucho más grande que al utilizar la función genfis1. Se puede notar que difícilmente la estimación anfis se ajusta a la trayectoria deseada.

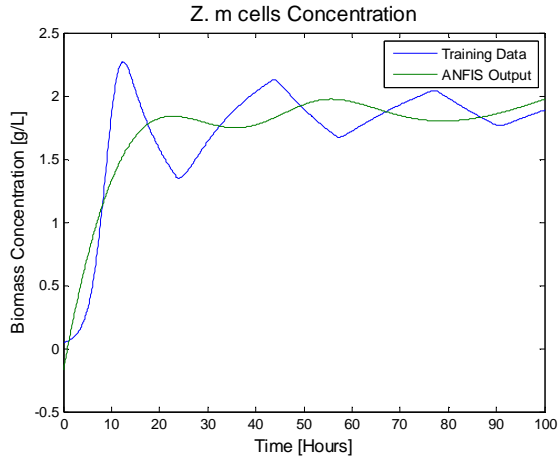


Figura 12. Predicción ANFIS para la concentración de células Z.m.. Usando genfis2

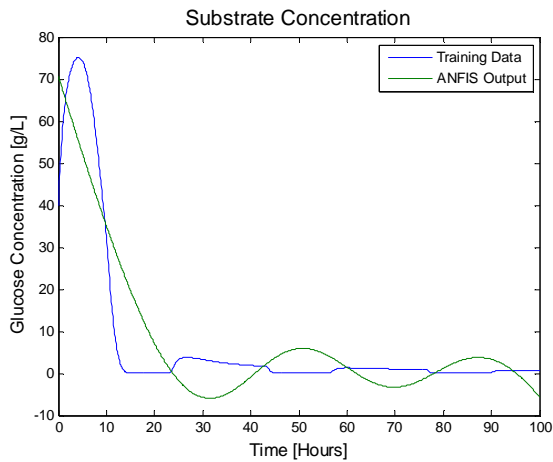


Figura13. Predicción ANFIS para la concentración de sustrato. Usando genfis2

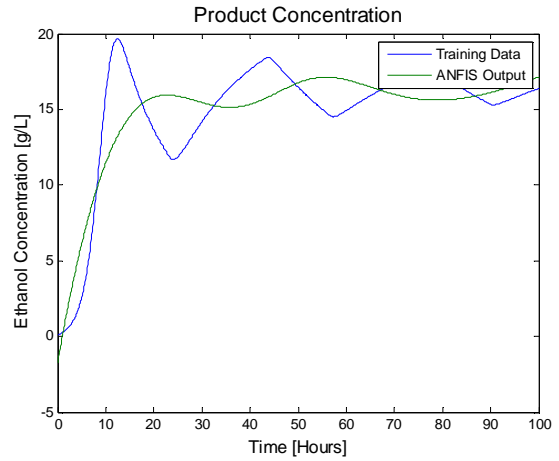


Figura 14. Predicción ANFIS para la concentración de etanol. Usando genfis2

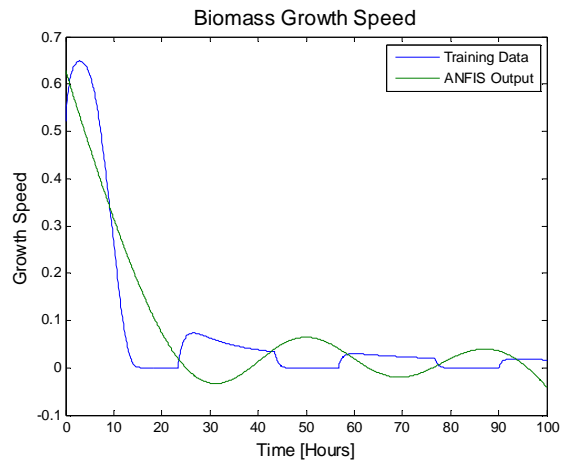


Figura 15. Predicción ANFIS para la velocidad de crecimiento de biomasa. Usando genfis1.

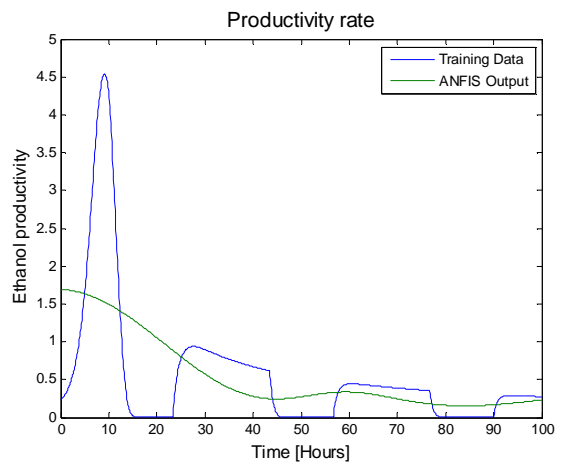


Figura 11. Predicción ANFIS para la velocidad de producción de etanol. Usando genfis1.

#### 4. CONCLUSIONES

El método de entrenamiento neuro –adaptativo trabaja en forma similar que las redes neuronales. Las técnicas de este tipo de entrenamiento proveen un método para el procedimiento de modelamiento difuso para el aprendizaje de información de un conjunto de datos. ANFIS de cierta forma calcula los parámetros de las funciones de pertenencia que ayudan de mejor manera a que el sistema de inferencia difusa se ajuste a los datos de entrada y de salida dados. Para empezar el entrenamiento se necesita en primer lugar una estructura FIS que especifique los parámetros iniciales del sistema FIS para el aprendizaje genfis1 para la generación de la estructura FIS inicial. Al comparar las graficas obtenidas a partir de la estimación anfis con los datos de entrenamiento originales, la diferencia es muy pequeña pero notoria. Esto se debe a la utilización de una entrada de tren de pulsos que vuelve menos estable al sistema. Sin embargo es necesario destacar que el entrenamiento se realizo solamente durante 20 épocas. Si se aplica un entrenamiento más largo se pueden obtener mejores resultados. Se puede observar que al comparar las graficas obtenidas a partir de la estimación anfis con los datos de entrenamiento originales, la diferencia es mucho más grande que al utilizar la función genfis1. Se puede notar que difícilmente la estimación anfis se ajusta a la trayectoria deseada.

#### REFERENCIAS

- Oliveira I., Rapôso A.C., Souto-Maior A.M. & Lopes C.E.(2005). Oscillatory behavior of *Zymomonas mobilis* in continuous stirred tank bioreactor. 2nd Mercosur Congresson Chemical Engineering, Rio de Janeiro Brasil.
- Rogers, P., Jeon, Y., Lee, K. & Lawford, H. (2007). *Zymomonas mobilis* for Fuel Etanol and Higher Value Products. *Adv Biochem Engin/Biotechnol* 108: 263–288 DOI 10.1007/10\_2007\_060 Springer-Verlag Berlin Heidelberg Published online: 24 May 2007.
- Quintero, O. L., Amicarelli, A. A., di Sciascio, F., and Scaglia, G. (2008d). Control basado en Metodos Numericos para la Obtencion de un Biocombustible., May 2008.
- Bravo, S., Mahn, A. & Shene, C. (2000). Effect of feeding strategy on *Zymomonas mobilis* CP4 fed-batch fermentations and matemática modelling of the system.. *Appl Microbiol Biotechnol* 54: 487-493.
- Sanchez, Omar. Modelos, Control y Sistema de Visión . Dec 2008. <http://omarsanchez.net/anfisuse.aspx> M
- The MathWorks. Anfis and the ANFIS editor GUI. Matlab Version 7.4.0.287 (R2007a)
- Jyn-Shing, R. J. y Chuen-Tsay, S., 1993, “ANFIS: Adaptative –Network- based Inferece System”, *IEEE Transaction on System, Man and Cybernetics*, Vol. 23, No. 3, pp. 665-685.
- Cortes D., Garcia J., Garcia J. Uso de Redes Neuronales para Analizar Modelos Mecánicos de Tejidos Biológicos. VI Congreso Colombiano de Elementos Finitos y Modelamiento Numérico. Bogotá, Colombia mayo 2002.