

# Comparación red neuronal y control lógico Fuzzy para un modelo no lineal de un fermentador en el control oxígeno disuelto.

**Lázaro Ivanov Peña Lozano.**

**Centro de Inmunología Molecular, Cuba, lazaroi@cim.sld.cu**

---

**RESUMEN:** *Un modelo de dos entradas y una salida se obtiene a partir de datos recogidos durante la identificación de sistema en el control de oxígeno disuelto de un fermentador, este modelo se obtiene mediante el entrenamiento de redes neuronales NARX donde su entrenamiento es a lazo abierto y después su uso para la simulación del fermentador es a lazo cerrado. Se propone un esquema inteligente en este trabajo para el diseño de los dos controles propuestos para el oxígeno disuelto del proceso representado por la red NARX obtenida. También se presenta la comparación entre los controles Redes Neuronales y Lógica Difusa diseñado.*

*La ley de control se determina de tal manera que la salida del sistema sigue la trayectoria de referencia. Diseño del controlador y la simulación se realiza en MATLAB y Simulink. Resultados de la simulación validan el diseño controladores propuestos y su comparación muestra que el controlador Fuzzy Logic supera controlador de red neuronal.*

---

## I. INTRODUCCIÓN

En la etapa de Fermentación industrial a diferentes escalas, el desempeño de los biorreactores (fermentador), en lo referente a soportar altas concentraciones celulares con alta viabilidad, está influenciado por la capacidad de oxigenación de los mismos. Dicha capacidad, conocida como la velocidad de transferencia de oxígeno OTR es función entre otros factores como: las condiciones de agitación y aireación impuestas, claro está que también depende de las características geométricas de los biorreactores entre otras. El oxígeno como es poco soluble en el medio acuoso en el intervalo de temperatura operación entre (30 – 40°C), por tanto

debe ser suministrado continuamente en los cultivos, para garantizar que el nivel de oxígeno disuelto (OD) en el medio permanezca en un intervalo compatible con el mantenimiento de la viabilidad celular. La máxima concentración celular que se puede alcanzar en un biorreactor en un proceso dado, está limitada entre otros factores por la capacidad de transferencia de oxígeno del equipo y la resistencia a los esfuerzos mecánicos de la línea celular en particular. El suministro de oxígeno para cualquier proceso de fermentación se realiza adicionando aire (21 % molar de O<sub>2</sub>) de manera continua y oxígeno puro en caso de que sea necesario para lograr un porcentaje adecuado de oxígeno disuelto en el

medio líquido, donde en el caso de células animales el intervalo apropiado de concentración de oxígeno en solución acuoso.

Existen diversos métodos de aireación que son empleados en la tecnología de cultivo de células animales, en este caso, se utiliza el de oxigenación por burbujeo directo, teniendo en cuenta determinados desafíos técnicos para su implementación, como por ejemplo, la muerte celular que provoca la explosión en la superficie de las burbujas siendo uno de los más importantes retos de este método ya que las células se adhieren a las burbujas a medida que ascienden en el seno del líquido (1).

Para superar tales problemas, en los últimos años se han realizados una gran variedad de investigaciones sobre los control inteligente tales como las redes neuronales y lógica difusa, entre otros debido a que estos controladores son capaces de controlar sistemas no lineales con buenos resultados

Es por ello, que en el presente trabajo tiene como objetivo fundamental el diseño de un control inteligente con lógica difusa y red neuronal sobre el flujo de oxígeno puro, para mejorar la eficiencia del oxígeno disuelto garantizando la respiración de las células viables durante el proceso de fermentación, y evitamos la muerte celular por la explosión de las burbujas cuando es en exceso.

Las capacidades de aprendizaje, de aproximación y de generalización de la red neuronal lo hacen adecuado para el control de oxígeno disuelto. Sin definir un modelo preciso y específico de la planta, la red neural se utiliza para aprender las características dinámicas del sistema a través de un procedimiento de mapeo no lineal en, para ser utilizado como función de aproximación. Por eso se escogió el

control de red neural NARMA-L2 para el control de oxígeno en el proceso de fermentación este control no sólo elimina las no linealidades, sino también el comportamiento dinámico del sistema y por lo tanto controla eficientemente la trayectoria.

La lógica difusa es un enfoque no-matemático para controlar problemas basado en los conocimientos y la experiencia humana. Su robustez se utiliza de manera muy eficiente para el control de sistemas no lineales con incertidumbres paramétricas sin necesidad siquiera del modelo del sistema. El control de oxígeno se logra mediante el uso de un controlador de lógica difusa, modela y diseña en Simulink con la caja de herramienta fuzzy (2).

### **Materiales y Métodos**

Todos los datos fueron procesados mediante Microsoft Excel 2010.

Se utilizó el Matlab, que constituye una herramienta informática interactiva de alta eficacia para el cálculo científico y su visualización. Su nombre proviene de “**MAT**rix **LAB**oratory”. Este sistema creado por MathWorks, Inc. en 1985 está soportado en lenguaje C y posee cientos de funciones para el cálculo técnico y la visualización.

Los trabajos de análisis estadístico, modelación, validación del proceso con redes neuronal del tipo (NARX), y el diseño/simulación del regulador, se realizaron con la ayuda del Toolbox de Redes Neuronales (*Neural Network Toolbox*), y el Toolbox de Lógica Difusa de MatLab.

### **Descripción del proceso.**

En el esquema del proceso que se estudia que se muestra en la figura #1. Donde vemos un diagrama de

un fermentador que es representado mediante un sistema SCADA que visualiza todos los parámetros fundamentales del proceso, el mismo se encuentra instalado en la computadora del fermentador, que a su vez se comunica con la unidad de control automática PLC y es el encargado de representar la funcionalidad del equipo, donde se muestran las variables que se controlan durante el proceso de fermentación, como son temperatura del vaso, presión, pH, volumen, velocidad del agitador y el oxígeno disuelto, siendo esta última la variable de interés de salida para el diseño del controlador y también se visualizan parte de los servicios auxiliares como son: flujo de aire y oxígeno, sin los cuales no podría realizar el control de la misma (1, 3).

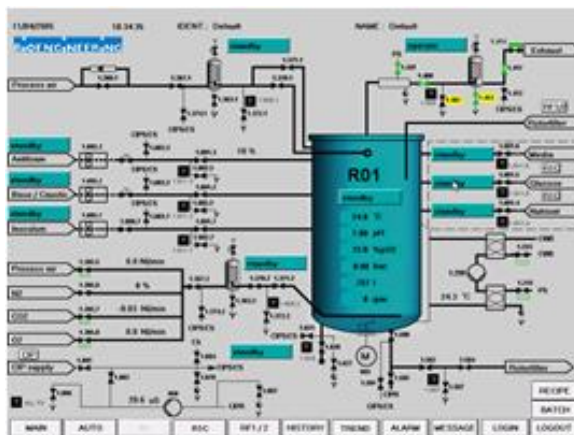


Figura 1: Vista del SCADA del fermentador.

### Método para la construcción del modelo con Redes Neuronales NARX.

Para obtener el modelo que represente el fermentador, se utilizó los datos recogidos en la identificación al sistema.

Para el diseño de la red neuronal (NARX), tanto para usar la interfaz gráfica como el trabajo con comandos, se siguen los siguientes pasos (4):

1. Recolectar o cargar los datos de entrada y salida.
2. Crear la red neuronal.

3. Configurar la red neuronal.
4. Inicializar los pesos y bias.
5. Entrenar la red neuronal.
6. Validar la red neuronal.
7. Usar el modelo de red.

### Selección y ajuste del controlador.

Uno de los objetivos de este trabajo es diseñar un control que permita mantener el oxígeno disuelto deseado dentro de un fermentador, y mejorar el rendimiento del proceso. Para alcanzar esta meta se debe tener un buen control de la variable de entrada manipulada que es el oxígeno puro (O<sub>2</sub>), ya que durante el proceso de fermentación siempre existen diferentes perturbaciones inherente al proceso sobre todo del oxígeno disuelto que depende de varios factores como son: las revoluciones del agitador, la crecimiento celular, la temperatura entre otros. De ahí, la necesidad del diseño de un control robusto que sea capaz de enfrentar toda estas perturbaciones y mantener el valor programado por el operario.

En este trabajo se diseñan dos controles inteligentes ya conocidos como son:

- ✓ Control NARMA-L2.
- ✓ Control fuzzy.

### Métodos utilizados de la Toolbox Red Neuronales NARMA-L2.

Este controlador NARMA-L2 lo que hace es transformar la no linealidad de un sistema dinámico en un sistema dinámico lineal eliminando las no linealidades, donde  $f()$  y  $g()$  son las funciones que eliminan las no linealidades del comportamiento dinámico causado por el sistema para seguir la trayectoria de la referencia.

La identificación del modelo NARMA-L2 es como la del control predictivo, se identifica el sistema para ser controlado, se puede entrenar una red para representar la dinámica hacia delante del sistema. Este modelo NARMA-L2 no se encuentra separado del controlador porque es determinado directamente desde el modelo que es diferente a la ventana del bloque en Simulink del control predictivo.

La siguiente figura 2 muestra un diagrama en bloque del el controlador NARMA-L2, ver (5, 6).

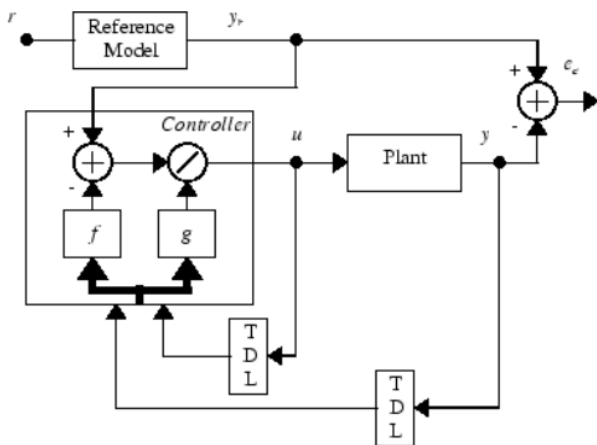


Figura 2: Estructura del el controlador NARMA-L2

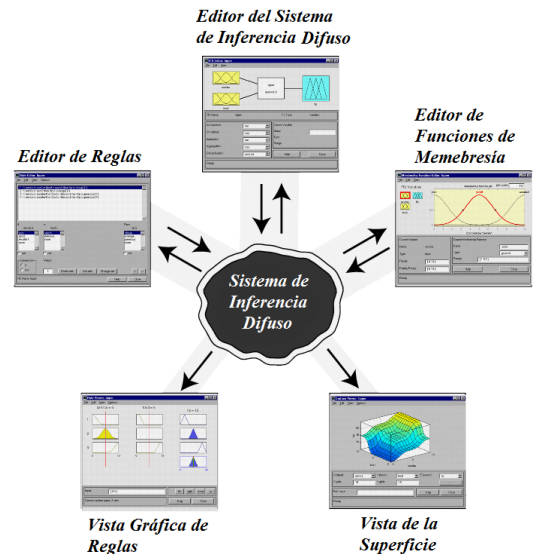
**Métodos utilizados de la Toolbox de Lógica Difusa.**

La mayor ventaja del control difuso es que provee una eficiente y efectiva metodología para desarrollar en forma experimental un controlador no lineal sin usar matemática avanzada. Hacer un controlador difuso requiere de una descripción lingüística de la ley de control, tal descripción es capturada por los conjuntos difusos, los operadores difusos, y las reglas difusas. El controlador no necesita explícitamente del modelo del proceso a controlar. En muchas situaciones no lineales, el problema de control puede usualmente ser solucionado de manera más efectiva y eficiente que el control clásico. Los sistemas Fuzzy poseen capacidad de aprendizaje eficiente que puede ser utilizado para formar sistemas de inferencia en tiempo real efectivo. El

controlador Fuzzy básicamente consta de tres componentes: fusificación, mecanismo de inferencia y defusificación, ver figura 3, (7).

Se emplearon los siguientes métodos en cada una de las etapas:

- ✓ Para la fusificación se emplearon funciones de membresía tipo lineales triangulares.
- ✓ El mecanismo de inferencia empleado fue el tipo Mamdani.
- ✓ En la etapa de Defusificación se utilizó el método del Centroide.



✓ Figura 3: Esquema con las posibilidades de la GUI de Lógica Difusa de Matlab.

**III. Resultados y Discusión.**

**Obtención del Modelo Red Neuronal NARX.**

Esquema del entrenamiento de la red NARX a lazo abierto, y cerrado para su posterior uso en el lazo de control, ver figura 3 inciso a) y b).

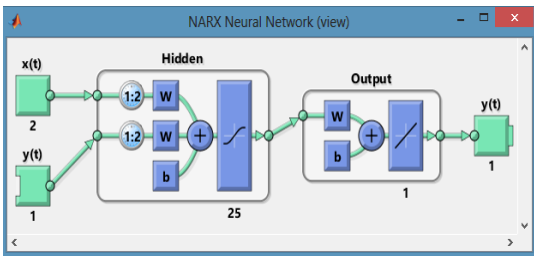


Figura 3: a) Red neuronal del tipo (NARX), lazo abierto para su entrenamiento.

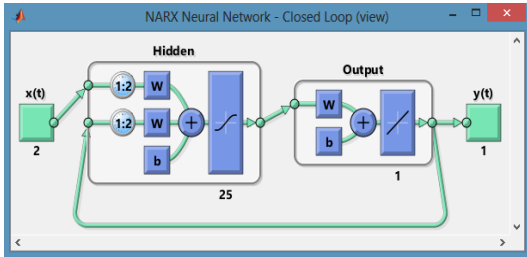


Figura 3: b) Red neuronal del tipo (NARX), lazo cerrado para su uso.

modelo que se obtuvo con redes neuronales (NARX), ver figura 4.

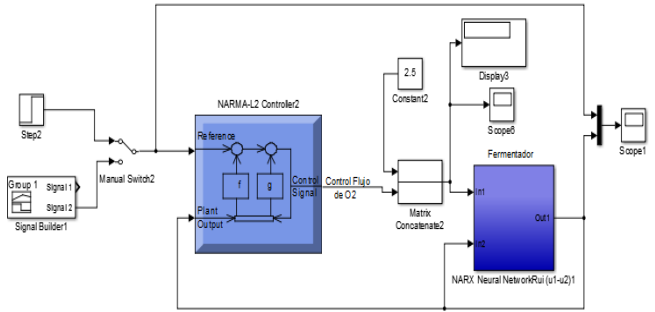


Figura 4: Diseño del control NARMA-L2.

**Resultado de la respuesta del control red neuronal NARMA-L2.**

Respuesta del control red neuronal NARMA-L2 al paso escalón, ver figura #6 a), dinámica de salida del control para seguir la trayectoria de la referencia ver figura 5 b).

**Configuración del control NARMA-L2**

Hay dos pasos a seguir en el diseño de controlador NARMA-L2 basado red neuronal: identificación de sistemas y diseño de control. En la etapa de identificación del sistema, el modelo de red neuronal de la planta a entrenar se realizó con los datos de entrada y salida obtenidos en la identificación de sistema (8). Que fueron 1260 muestras que se obtuvieron con un periodo de muestreo de 0.071 segundos, estos fueron importados para el entrenamiento de la planta del modelo. Estos datos se dividen en tres partes, los datos de entrenamiento, validación y de prueba. Los parámetros del controlador fueron:

- ✓ El número de retardo de entrada: 5
- ✓ El número de retardo de salida de la planta: 3
- ✓ El número de neurona en la capa: 25
- ✓ Intervalo de muestreo: 5

**Diseño del control neuronal NARMA-L2.**

Esquema eléctrico del controlador NARMA-L2 con el

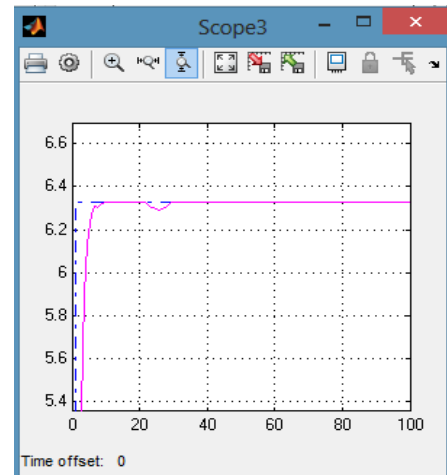


Figura 5: a) Respuesta del control NARMA-L2.

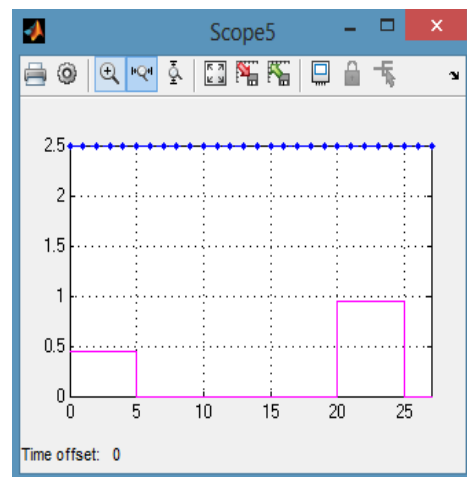


Figura 5: b) dinámica de salida del control.

**Diseño del control Fuzzy.**

**Configuración del control Fuzzy:**

Para diseñar el controlador difuso el primer paso es especificar el número de entradas, salidas y su área de distribución. Para este trabajo, las dos entradas son tomadas como el error de enlace del set point y la tendencia del error. El rango de error y la tendencia del error es de [-6.364 6.364], y el rango del control es [0 0.95]. Estas entradas fuzzificadas para representar sus variables lingüísticas, se utilizaron 3 funciones de membrecías de tipo triangular.

Para comprender la lógica difusa, 9 reglas SI - ENTONCES se especifican con operador mínimo como se muestra en la Tabla #1, que mapea las entradas difusas a la salida difusa. Esta salida difusa se desfuzzifica a continuación, para obtener un valor real del control a la salida. El método utilizado para la defuzzificación es el centroide (9, 10).

Esquema de la matriz **error /tendencia del error**, para establecer las reglas del control fuzzy.

Tabla 1: Matriz error /tendencia del error.

		Tendencia del error		
		N	Z	P
Error	N	Z	Z	Z
	Z	Z	Z	S
	P	S	M	L

**Esquema eléctrico del control Fuzzy.**

Representación del esquema eléctrico del Control lógico Fuzzy utilizando el modelo obtenido con la red NARX, ver figura 6.

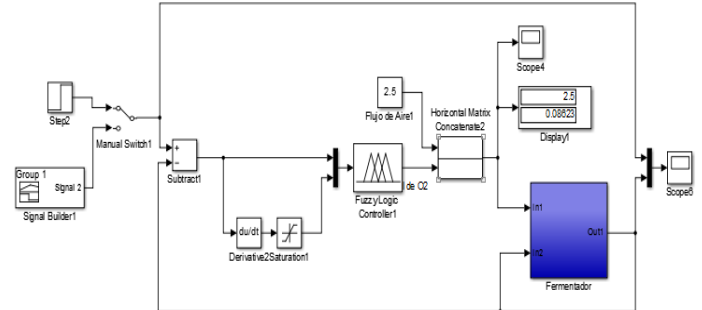


Figura 6: Esquema del control Fuzzy.

**Respuesta del control fuzzy.**

Respuesta del control Fuzzy al paso escalón, ver figura #6 a), dinámica de salida del control para seguir la trayectoria de la referencia ver figura 7 b).

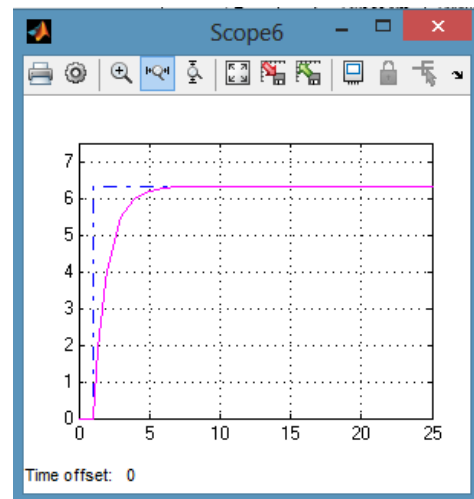


Figura 7: a) Respuesta del control Fuzzy.

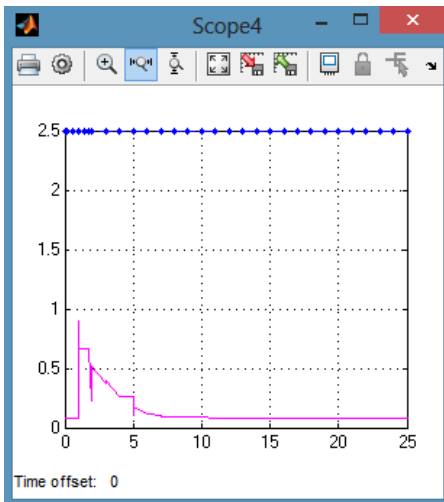


Figura 7: b) Dinámica de salida del control.

### Comparación de la respuesta al paso escalón entre los dos Controles NARMA-L2 y Fuzzy, ver figura 8.

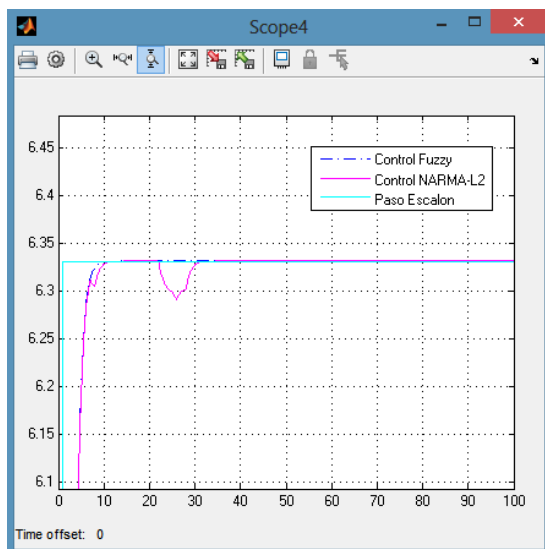


Figura 8: Respuesta del control Fuzzy y NARMA-L2.

### Discusión de los resultados.

#### Obtención del Modelo Red Neuronal NARX.

La red se creó y entrenó con 25 neuronas y esta red también utiliza 2 líneas de retardo para almacenar valores anteriores de la secuencias de  $y(t)$  y  $x(t)$ , figura #3. El lazo abierto (de un solo paso) es más eficaz que la capacitación (de varios pasos) de lazo cerrado, también nos permite suministrar la red con salidas

anteriores correctas como fueron entrenadas para producir las salidas deseadas correctas. Después del entrenamiento, la red puede ser convertida en forma de lazo cerrado, para ser utilizada como modelo de la planta, observe figura #4.

#### Diseño del control NARMA-L2.

En la figura 7 se representa el diseño que se propone para el control NARMA-L2, donde se estimula el circuito con un paso escalón en la referencia de oxígeno disuelto con un valor de  $6.331 \text{ mg/L}\cdot\text{h}$ , que entra a la referencia del control, al igual que también le llega la salida de la planta y este da como salida una señal de control de flujo de oxígeno que está entre  $0-0.95 \text{ [L/min]}$  y se concatena con la entrada de flujo de aire que es constante con un valor de  $2.5 \text{ [L/min]}$ , ambos flujos le llega a la planta para mantener set point establecido.

El control de oxígeno disuelto se simula en el entorno MATLAB GUI Simulink donde se muestra la eficacia del control NARMA-L2 ante el paso escalón donde estabiliza a los 9 segundos, ver figura 6 a) respuesta del control ante paso escalón y en el inciso b) podemos observar la dinámica de salida el control de flujo de  $\text{O}_2$  que se encuentra  $0-0.95 \text{ L/min}$  para el cual fue entrenado el modelo de la planta del control, cuando responde al paso escalón y también se grafica el flujo de aire constante de  $2.5 \text{ L/min}$ , ambos entran a la planta.

#### Funcionamiento de esquema eléctrico del Control fuzzy.

Como ya se explicó anteriormente el oxígeno disuelto dentro del fermentador se controla en cascada esto quiere decir que al fermentador se le inyecta un flujo de aire constante y después se enriquece cuando es necesario con oxígeno, bajo este criterio es que se diseña este control.

En la figura 7 se representa el diseño que se propone para el control con lógica difusa, donde se estimula el circuito con un paso escalón en la referencia de oxígeno disuelto con un valor de 6.331 mg/L\*h, después vemos como a la entrada del control difuso le llega el error de la salida del fermentador (planta) con respecto a la referencia, y el mismo da a la salida el control de flujo de oxígeno que está entre 0-0.95 [L/min] y se concatena con la entrada de flujo de aire que es constante con un valor de 2.5 [L/min], ambos flujos le llega a la planta para mantener set point establecido.

El modelo no lineal del control de oxígeno disuelto se simula en el entorno MATLAB GUI Simulink donde se muestra la eficacia del control fuzzy ante el paso escalón donde estabiliza a los 5 segundos, ver figura 8 a) respuesta del control ante paso escalón y en el inciso b) podemos observar la dinámica de salida el control de flujo de O<sub>2</sub> que se encuentra 0-0.95 L/min, cuando responde al paso escalón y también grafica el flujo de aire constante alrededor de 2.5 L/min ambos entran a la planta.

#### Comparación entre los dos controladores.

Podemos observar de forma general que ambos controles responden bien ante el paso escalón como se puede observar en la siguiente tabla 2, la respuesta del control fuzzy con línea azul discontinua y con línea continua de color rosado la respuesta del control NARMA-L2, donde también nos percatamos de que el control MARMA-L2 demora más en estabilizar alrededor de 9 segundos que el control fuzzy que lo hace a los 5 segundos.

**Tabla 2: Comparación del tiempo de respuesta.**

Especificación en el dominio del tiempo	Control Red Neuronal	Control Lógico Difuso
Tiempo de estabilización (seg)	9	5
Sobre impulso (%)	0	0
Error de estabilidad	0	0

#### IV. Conclusiones.

Como se ha podido apreciar durante el desarrollo del presente trabajo, se implementaron un conjunto de métodos y herramientas que nos permitieron obtener un modelo aproximado del comportamiento dinámico del proceso a partir de un conjunto de datos obtenidos experimentalmente que se utilizaron para el entrenamiento de una red tipo NARX que es el modelo que me va a representar el proceso del fermentador, mediante simulación se diseñaron y ajustaron los controles difuso y NARMA-L2 donde se obtuvieron resultados relevantes en cada uno de ellos y después hacemos una comparación entre los dos controles, donde se demostró que el control fuzzy tiene menor tiempo de estabilidad que el control de red neuronal NARMA-L2.

#### Recomendaciones.

Lograr la implementación de los controles avanzados en los procesos de fermentación, ya que los mismos se encuentran sometidos a perturbaciones durante su operación.



## Bibliografía.

1. Jordan Raffo Durán, Alvio Figueredo Cardero, Mendoza JD. Evaluación de la transferencia de oxígeno en un biorreactor industrial para el cultivo de células animales. REVISTA BIOPROCESOS. 2011:14.
2. Palacios FM. Controlador Fuzzy de un Quadrotor [Proyecto Fin de Master en Sistemas Inteligentes]: Universidad Complutense de Madrid; (Curso 2008-2009).
3. Taylor, Group F. Animal Cell Technology: From Biopharmaceuticals to Gene Therapy 2008.
4. MatLab H. NARX Network (narxnet, closeloop). 2013:6.
5. Bharti Panjwani, Mohan V. Comparative Performance Analysis of PID Based NARMA-L2 and ANFIS Control for Continuous Stirred Tank Reactor. International Journal of Soft Computing and Engineering (IJSCE). November 2013;3(5):4.
6. Reddy GP, Krishna PR, Swetha C. A Stable Artificial Neural Network Based NARMA-L2 Control of a Bioreactor with Input Multiplicities Input Multiplicities Input Multiplicities Input Multiplicities Input Multiplicities Input. Proceedings of the World Congress on Engineering and Computer Science. 2013;2:5.
7. Medina MIAPL, Saba MIGH, Durán MCELdG, Silva MIJH. Controladores PID y Controladores Difusos. Revista de Ilaa Ingenieria Industrial. 2011;5:13.
8. MatLab H. Design NARMA-L2 Neural Controller in Simulink. 2013.
9. MatLab H. Build Mamdani Systems (GUI). 2013:7.
10. Escobar A, Arguello J, Romero G. Control difuso adaptativo aplicado a un control de velocidad. Vision electronica [Internet]. [8 p.].

