# Diseño de una herramienta para identificación inteligente de sistemas de control

Martín Orjuela, Alonso Chica Asesor
Agosto de 2007, martin.orjuela, alonso.chica@fuac.edu.co

*Resumen* – **En este artículo se presentan una herramienta diseñada y desarrollada en MATLAB para la identificación de parámetros de sistemas lineales y no lineales off-line (fuera de línea). Se muestran varios modelos para la identificación de sistemas con la descripción de los métodos y algoritmos utilizados para la estimación de los respectivos parámetros, implementando todo dentro de una interfaz gráfica desarrollada en el GUIDE de MATLAB. Las características de los modelos de identificación convencionales y no convencionales aplicados en la herramienta, se describen junto con los detalles de la estructura de cada modelo; se explica el cómo y por qué de la selección de los parámetros para estimación que se consideran más significativos de los modelos. Para complementar se presenta una explicación de cada una de las técnicas o algorítmos de identificación creadas sobre la herramienta. Por último, se expone la adaptación de los algoritmos en la culminación de la interfaz gráfica en MATLAB; se presenta una aplicación para la identificación de un sistema no lineal utilizando una simulación de un Reactor de neutralización de pH y un sistema lineal de un proceso de velocidad de un motor DC.**

*Palabras Clave* – **Identificación de procesos, sistemas lineales, sistemas no lineales, modelos matemáticos.**

## I. INTRODUCCIÓN

En la actualidad la mayoría de las propuestas de sistemas de control están basadas en un modelo del proceso considerado y sujeto a parámetros determinados, por lo que el modelado y la identificación se convierten en etapas importantes en los diseños. Para satisfacer los requerimientos deseados en un proceso, el sistema de control debe garantizar la operación de este con un buen desempeño sobre un rango amplio de condiciones de operación.

Las técnicas y modelos matemáticos utilizados comúnmente se basan en aproximaciones teóricas que no describen los procesos en su totalidad. Los modelos matemáticos de plantas o procesos son obtenidos mediante dos técnicas fundamentales, modelamiento e identificación, siendo la identidicación la más utilizada al obtener modelos matemáticos en sistemas de control.

Cuando se considera la totalidad del rango de operación, la mayoría de los procesos exhiben un comportamiento fuertemente no lineal y por lo tanto no pueden ser descriptos empleando modelos lineales convencionales. De aquí surge la necesidad de obtener modelos de sistemas no lineales en forma rápida y sencilla, y que además puedan ser utilizados para los distintos controladores.

## II. FUNDAMENTOS TEÓRICOS

### *A. Identificación de Procesos.*

El término identificación de procesos adoptado en el ámbito de los especialistas de Ingeniería de Control y Automatización, podría ser definido como el conjunto de estudios que permiten obtener la estructura y los parámetros de un modelo matemático que represente las variables de salida de un proceso o sistema real objeto de estudio ante el mismo conjunto de variables de entrada, logrando esto con suficiente exactitud para los fines de control automático.

Los objetivos concretos que se persiguen mediante la identificación de un proceso determinado, desde el punto de vista que estamos manejando, pueden ser de tres tipos:

1. Estudio preliminar de un proceso tecnológico. Generalmente se utilizan técnicas de simulación con vistas a diseñar el sistema de control para reducir el número de alternativas posibles y eventualmente hacer una estimación inicial aproximada de algunos parámetros de los modelos.

2. Ajuste sobre la marcha de los parámetros del sistema sobre la base de una identificación recursiva de los mismos.

3. Uso del modelo como parte del sistema de control, generalmente haciendo las veces de predictor de salidas futuras. Un ejemplo simple de esto es el conocido predictor de Smith para la compensación del retardo puro existente en muchos lazos de control.

En ocasiones, sistemas que se excitan con las mismas variables de entrada en dos instantes diferentes, no producen las mismas respuestas. Aparece, pues, la necesidad de considerar la existencia de sistemas de parámetros variables con el tiempo. Este hecho introduce dos importantes variantes en la identificación:

1. Fuera de línea, cuando se tiene la seguridad de que no van a producirse cambios a lo largo del tiempo en la estructura y parámetros del modelo considerado.

2. En línea, cuando se desea reproducir más fielmente el comportamiento del proceso y por tanto tienda a la reproducción exacta del mismo, bajo diferentes circunstancias.

## III. MARCO METODOLÓGICO

### *A. Algoritmos y Técnicas de Identificación para el Modelo de Función de Transferencia en Tiempo Continuo.*

En la teoría de control, a menudo se usa las funciones de transferencia para caracterizar las relaciones de entrada-salida de componentes o de sistemas que se describen mediante ecuaciones diferenciales lineales invariantes con el tiempo.

La función de transferencia de un sistema descrito mediante una ecuación diferencial lineal e invariante con el tiempo se define como el cociente entre la transformada de Laplace de la salida (función de respuesta) y la transformada de Laplace de la entrada (función de excitación) bajo la condición de que todas las condiciones iniciales son cero.

Considerando el sistema lineal e invariante con el tiempo descrito mediante la siguiente ecuación diferencial:

$$a_0 \overset{(n)}{y} + a_1 \overset{(n-1)}{y} + \dots + a_{n-1} \dot{y} + a_n y = b_0 \overset{(m)}{x} + b_1 \overset{(m-1)}{x} + \dots + b_{m-1} \dot{x} + b_m x \quad n \geq m \tag{1}$$

En donde $y$ es la salida del sistema y $x$ es la entrada. La función de transferencia de este sistema se obtiene tomando la transformada de Laplace de ambos miembros de la ecuación (1), bajo la suposición de que todas las condiciones iniciales son cero, o bien,

$$\begin{aligned} \textit{Función de Transferencia} = G(s) &= \left. \frac{\mathscr{L}[salida]}{\mathscr{L}[entrada]} \right|_{condiciones\ iniciales=0} \\ &= \frac{Y(s)}{X(s)} = \frac{b_0 s^m + b_1 s^{m-1} + \dots + b_{m-1} s + b_m}{a_0 s^n + a_1 s^{n-1} + \dots + a_{n-1} s + a_n} \end{aligned} \tag{2}$$

A partir del concepto de función de transferencia, es posible representar la dinámica de un sistema mediante ecuaciones algebraicas en $s$. Si la potencia más alta de $s$ en el denominador de la función de transferencia es igual a $n$, el sistema se denomina *sistema de n-ésimo orden*.

#### *Técnica IDEARXC.*

Esta técnica se caracteriza por utilizar un método de identificación comúnmente utilizado para sistemas en tiempo discreto, el *método de mínimos cuadrados* para modelos autoregresivos ARX (AutoRegressive with eXternal input).

$$A(q)y(t) = B(q)u(t-nk) + e(t) \tag{3}$$

Esta técnica utiliza el MMC (método de mínimos cuadrados) para estimar los parámetros de la estructura del modelo ARX, la cual corresponde a (3) de donde *A(q)* y *B(q)* son en esencia representaciones polinomiales de una función de transferencia en tiempo discreto. Al final la técnica convierte este modelo matemático de función de transferencia en tiempo discreto en una función de transferencia en tiempo continuo, mediante la discretización utilizando el método de ZOH (Zero-Order Hold, o retenedor de orden cero por su traducción al español) sobre las entradas.

La técnica IDEARXC se diseñó con el fin de implementar el MMC en un algoritmo funcional que trabaje de forma independiente en el momento de obtener el modelo deseado. Este algoritmo calcula el ajuste del modelo matemático que se obtiene (función de transferencia en tiempo continuo) a los datos experimentales entrada-salida, este ajuste se compara con un valor preestablecido que delimita la obtención del mejor modelo. Con el cálculo del ajuste se pretende crear un ciclo en el que se empieza determinando modelos matemáticos sencillos en los cuales se va aumentando su complejidad (en el caso de la función de transferencia se incrementa el orden de esta), De tal forma que cuando se obtenga el modelo que satisface el valor preestablecido el algoritmo responde con este último modelo. El valor límite para el ajuste del modelo debe asumirse garantizando una buena aproximación de la respuesta del modelo con los datos y una complejidad mínima del modelo.

#### *Técnica IDECLASSIC.*

Lo que en un principio se pretende con esta técnica es aplicar *método de identificación clásica* sobre los datos experimentales entrada salida, asumiendo que estos datos corresponden a un sistema en tiempo con exitación mediante una señal especial tipo escalón.

Al utilizar el método de identificación clásica se realiza una estimación directamente sobre los parámetros de la función de transferencia en tiempo continuo. A partir de (2) se obtiene,

$$\begin{aligned} B(s) &= b_0 s^m + b_1 s^{m-1} + \dots + b_{m-1} s + b_m \\ A(s) &= a_0 s^n + a_1 s^{n-1} + \dots + a_{n-1} s + a_n \end{aligned} \tag{4}$$

En donde $b_m$ y $a_n$ son los parámetros que se identifican mediante tres métodos esencialmente. El primer método se aplica asumiendo que los datos experimentales entrada-salida corresponden a una respuesta de un sistema continuo de primer orden, de esta forma se parte en la identificación de la ecuación (5). En el segundo método se asume un sistema subamortiguado que satisfaga los parámetros de (6). El tercer método es el método de Strejc el cual se aplicaría con la intención de aproximar el modelo, asumiendo que se está tratando con un sistema aperiódico de segundo orden, en donde (7) es la función de transferencia respectiva.

$$G(s) = \frac{K}{Tm \cdot s + 1} \tag{5}$$

$$G(s) = \frac{K \cdot \omega_n^2}{s^2 + 2 \cdot \xi \cdot \omega_n + \omega_n^2} \tag{6}$$

$$G(s) = \frac{K}{(\tau \cdot s + 1)^n} \tag{7}$$

Con las ecuaciones (5), (6) y (7) el algortimo IDECLASSIC solo tiene que seleccionar el modelo que mejor se ajuste a los datos experimentales, de tal forma, se evalúa cada uno de los tres modelos obtenidos con las respectivas técnicas y escoje el mejor.

### *B. Algoritmos y Técnicas de Identificación para el Modelo de Función de Transferencia en Tiempo Discreto.*

La función de transferencia en tiempo discreto o función de transferencia pulso relaciona la salida pulso *Y(z)* del sistema y la entrada pulso *X(z)*, como se ilustra en (8) (en esencia el modelo de función de transferencia relaciona una salida o respuesta de un sistema ante la entrada del mismo). Esto proporciona un medio para determinar la transformada *z* de la secuencia de salida para cualquier secuencia de entrada.

$$G(z) = \frac{Y(z)}{X(z)} \tag{8}$$

En la figura 1 se muestra un diagrama de bloques para una función de transferencia pulso *G(z)*, junto con la entrada *X(z)* y la salida *Y(z)*. Como se ve de la ecuación (8), la transformada *z* de la señal de salida se puede obtener como el producto de la función de transferencia pulso del sistema y la transformada *z* de la señal de entrada.

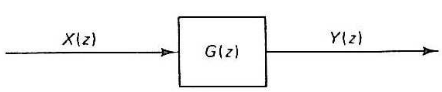


Figura 1. Diagrama de bloques para la función de transferencia pulso de un sistema.

#### *Técnica IDEARMAX.*

En este algoritmo se utiliza un *método de error de predicción* para estimar los parámetros del modelo ARMAX (AutoRegressive Moving Average), el cual corresponde a:

$$A(q)y(t) = B(q)u(t - nk) + C(q)e(t) \tag{9}$$

de donde *A(q)*, *B(q)* y *C(q)* son representaciones polinomiales en función de la variable de predicción *q*.

La técnica IDEARMAX debe permitir la interpretación del modelo ARMAX como si se tratara de los polinomios respectivos a una función de transferencia en tiempo discreto (Función de transferencia pulso). Es por esta razón que no se tiene en cuenta el polinomio *C(q)* en el momento de estimar los parámetros del modelo, de tal forma que su orden equivale a cero. Es pertinente destacar la presencia de un parámetro nk el cual, en esencia, se utiliza en la técnica para garantizar que el orden del numerador sea menor que el denominador (de esta forma no se espera obtener una función de transferencia impropia).

La técnica IDEARMAX, al igual que las anteriores técnicas, se planteó con el objetivo de crear un algoritmo que trabaje de forma independiente para obtener el modelo deseado. Se empieza calculando un modelo en función de transferencia sencillo, de primer orden, el cual es evaluado mediante el ajuste de este modelo a los datos experimentales, comparando este ajuste obtenido con uno preestablecido que delimita así la obtención del mejor modelo.

#### *Técnica IDEARX.*

Esta técnica utiliza el *método de mínimos cuadrados* para estimar los parámetros del model autoregresivo ARX (AutoRegressive with eXternal input) utilizando la estructura del modelo mostrada en la ecuación (3).

La técnica implementada es muy similar a la técnica IDEARXC, con la excepción de que el modelo obtenido es una representación mediante función de transferencia en tiempo discreto. En este algoritmo el MMC determina los parámetros respectivos de *A(q)* y *B(q)*, empezando desde un modelo sencillo de primer orden al cual se le evalúa el ajuste con referencia a un ajuste preestablecido, en cuyo caso de no existir correspondencia se incrementa en uno el orden de estimación del modelo, realizando así una secuencia de verificación que determina el modelo de mejor ajuste a los datos experimentales entrada-salida.

### *C. Algoritmos y Técnicas de Identificación para el Modelo de Sistema de Inferencia Difusa.*

Una de las ramas de la inteligancia artificial es la lógica difusa, la cual permite que un computador pueda analizar información del mundo real en una escala entre falso y verdadero. Los sistemas de inferencia difusa FIS (Fuzzy Inference Systems), son una implementación de la lógica difusa que intenta emular procesos de toma de decisiones por parte del cerebro humano. Estos sistemas utilizan un ordenamiento sistemático del conocimiento y experiencia del hombre ante los problemas a tratar, con el fin de obtener una respuesta acorde con la información recogida de dichos problemas.

En esencia se puede hablar de dos tipos de sistemas difusos, el sistema difuso tipo Mamdani y el sistema difuso tipo TSK (Takagi-Sugeno-Kang), los cuales ambos se originan a partir del sistema difuso puro con entradas y salidas representadas como variables lingüísticas y con un motor de inferencia difusa basado de reglas If-Then.

Con los tipos específicos de FIS, el tipo Mamdani y el TSK, es posible realizar una aplicación en sistemas reales debido a que sus entradas y salidas son representadas mediante valores numéricos puntuales. La utilización de valores numéricos permite que un FIS pueda ser visto desde una perspectiva púramente matemática, con una base de números y ecuaciones (así como funcionan absolutamente todas las cosas en el universo); dando la posibilidad de interpretar a un FIS como un modelo matemático, el cual puede o no, representar o describir la dinámica de un sistema de control.

***Técnica IDEMAMDANI y IDEMAMDANIAPROX.***

La estructura de un sistema tipo Mamdani se muestra en la figura 2, la cual, ilustra la ubicación a entrada y salida de un bloque fusificador y uno defusificador respectivamente, los cuales constituyen una pieza clave en la construcción del modelo matemático a partir de un FIS.

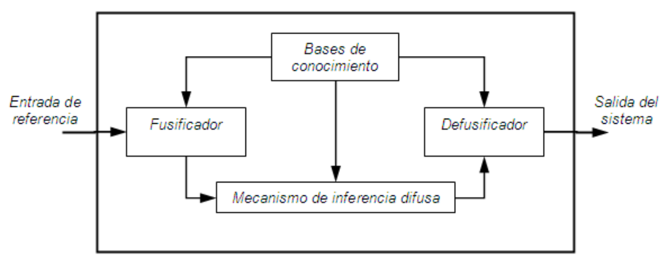


Figura 2. Diagrama en bloques del modelo difuso tipo Mamdani.

El fusificador se encarga de transformar los valores puntuales de la entrada al mecanismo de inferencia en valores difusos correspondientes a cada etiqueta lingüística definida previamente en una base de datos. El defusificador toma el resultado del mecanismo de inferencia, el cual es un conjunto difuso que cubre un intervalo del universo discurso de salida, para transformarlo en un valor puntual que represente de la mejor forma posible al conjunto difuso obtenido.

Para la construcción del modelo matemático de un FIS a partir de datos experimentales de entrada-salida se emplea principalmente la técnica IDEMAMDANI, la cual, consiste en crear un conjunto difuso por cada muestra que se tome para el proceso de identificación. Para la construcción de los conjuntos difusos de entrada al FIS se toma como única referencia la función de membresía tipo triangular ilustrada matemáticamente en la ecuación (10), cuyos parámetros se asumen a partir de un dato o muestra central $b$ con datos adyacentes $a$ (dato contiguo inferior) y $c$ (dato contiguo superior).

$$\Lambda(x)=\begin{cases} 0 & , \quad x<a \\ \dfrac{x-a}{b-a} & , \quad a\le x\le b \\ \dfrac{c-x}{c-b} & , \quad b\le x\le c \\ 0 & , \quad x>c \end{cases} \tag{10}$$

Para la construcción del modelo matemático de un FIS a partir de datos experimentales de entrada-salida se emplea principalmente la técnica IDEMAMDANI, la cual, consiste en crear un conjunto difuso por cada muestra que se tome para el proceso de identificación. Para la construcción de los conjuntos difusos de entrada al FIS se toma como única referencia la función de membresía tipo triangular ilustrada matemáticamente en la ecuación (10), cuyos parámetros se asumen a partir de un dato o valor de entrada central $b$ con datos adyacentes $a$ (dato contiguo inferior) y $c$ (dato contiguo superior). Los conjuntos difusos de salida deben estar directamente relacionados con los de entrada, tomando así el valor de salida respectivo al valor de entrada para crear el conjunto difuso de salida que se enlazar con un conjunto difuso de entrada.

En la creación del modelo FIS a partir de la técnica IDEMAMDANIAPROX se utiliza el mismo algoritmo descrito anteriormente, con la diferencia de agregar un procedimiento que aproxima el modelo matemático obtenido en uno con un grado de complejidad menor. El procedimiento consiste en aproximar dos conjuntos difusos en uno, realizando un caso especial de unión entre funciones de membresía, de tal forma que se pueda obtener una función de tipo trapezoidal como la mostrada en la ecuación (11) que represente a dos pares de datos o muestras de entrada-salida.

$$\Pi(x)=\begin{cases} 0 & , \quad x<a \\ \dfrac{x-a}{b-a} & , \quad a\le x\le b \\ 1 & , \quad b\le x\le c \\ \dfrac{d-x}{d-c} & , \quad c\le x\le d \\ 0 & , \quad x>d \end{cases} \tag{11}$$

Con la técnica IDEMAMDANIAPROX se llega a obtener un modelo matemático con una cantidad de conjuntos difusos igual o incluso menor a la mitad de los conjuntos difusos que se obtienen con la técnica IDEMAMDANI.

***Técnica IDESUGENO y IDESUGENOPROX.***

La técnica IDESUGENO crea un modelo de FIS tipo TSK, el cual se origina a partir de la estructura mostrada en la siguiente figura.

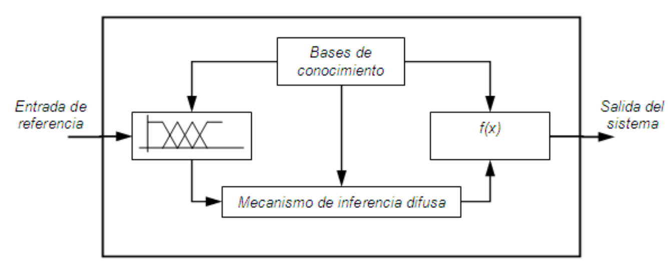


Figura 3. Diagrama en bloques del modelo difuso tipo Takagi-Sugeno-Kang.

Este sistema se caracteriza por reemplazar el defusificador del sistema tipo Mamdani por una función de los valores de entrada. En la entrada al sistema se sigue contando con fusificador que transforma los valores de entrada en valores difusos. La función de salida es la que permite obtener una respuesta acorde a las etiquetas lingüísticas, la cual describe el comportamiento del sistema ante los respectivos valores de entrada.

Para la construcción del modelo matemático tipo TSK se realiza un algoritmo similar al utilizado para crear el modelo tipo Mamdani, utilizando las mismas ecuaciones y parámetros para la descrición de los conjuntos difusos de entrada. La técnica IDESUGENO utiliza el mismo método que la técnica IDEMAMDANI, estimando los parámetros de la ecuación (10) y representando de esta manera los conjuntos difusos de entrada. Para los parámetros de salida se implementa una ecuación lineal como la mostrada en (12), tomando dos valores de entrada y dos valores de salida para la estimación de sus parámetros, de esta manera la recta obtenida corresponderá a un rango delimitado por dos estados o puntos de operación del sistema o proceso que se desea identificar.

$$f(x) = m \cdot x + b$$
$$m = \frac{y' - y}{x' - x}; \quad b = y - \frac{y' - y}{x' - x} \cdot x \qquad (12)$$

En implementación de la técnica IDESUGENOAPROX se utiliza un procedimiento que reduce gran parte de la complejidad del modelo matemático, reduciendo todas las ecuaciones de salida o rectas que estén correlacionadas. Este procedimiento es un sencillo algortimo de regresión lineal que permite reducir no sólo las funciones de salida del modelo tipo TSK si no también los respectivos conjuntos de entrada.

***D. Algoritmos y Técnicas de Identificación para el Modelo de Red Neuronal Multicapa.***

Una red neuronal multicapa es una estructura paralela que procesa información en forma distribuida y está distribuida por elementos de procesamiento, llamados neuronas, interconectados con canales unidireccionales. Cada elemento de procesamiento tiene una conexión de salida, la cual se ramifica en tantas conexiones colaterales como se requiera (cada una lleva la misma señal, la salida del elemento procesador).

Es un representación matemática que para su interpretación requiere de un entrenamiento previo, con base en patrones respectivos o de datos experimentales de entrada salida, como en el caso de la aplicación en identificación de sistemas. La estructura del modelo es la ilustrada en la figura 4.

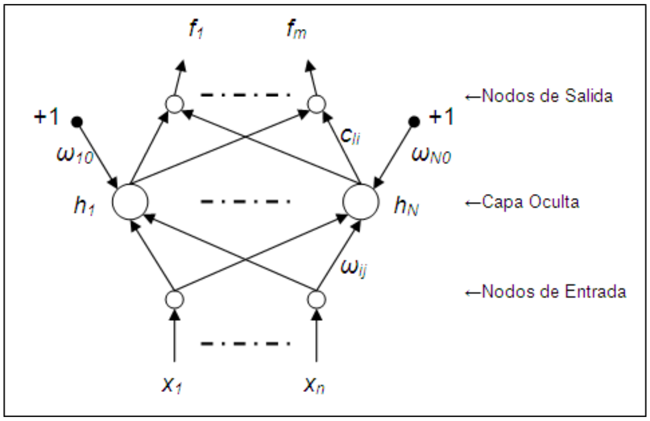


Figura 4. Red neuronal multicapa n-N-m, donde cada círculo corresponde a una neurona.

***Técnica IDENBACKPROPGT.***

Esta técnica es una aplicación del algoritmo de Propagación Inversa utilizado para el entrenemiento de una red multicapa, aunque en este caso se hace su adaptación para identificación de sistemas.

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-\theta}} \qquad (13)$$

El modelo matemático que se obtiene con la técnica IDENBACKPROPGT es la representación matemática de la aplicación de la red multicapa con una función de activación logística o también conocida como función tipo sigmoide, mostrada en (13). El entrenamiento de la red neuronal se realiza tomando los datos experimentales de salida como las salidas deseadas de los patrones de entrenamiento.

## IV. RESULTADOS

***A. Herramienta implementada con el GUIDE de MATLAB.***

En la figura 5 se ilustra el acabado final de la herramienta de identificación diseñada e implementada en MATLAB. La herramienta se bautizó con el nombre de IdentIntel (Identificación Inteligente). En la figura se puede destacar que los diferentes procedimientos fueron separados mediante menús PopUp; Se destaca también, la posibilidad de realizar validación sobre cada uno de los modelos que se obtienen, permitiendo revisar mediante gráficas los datos experimentales respectivos.

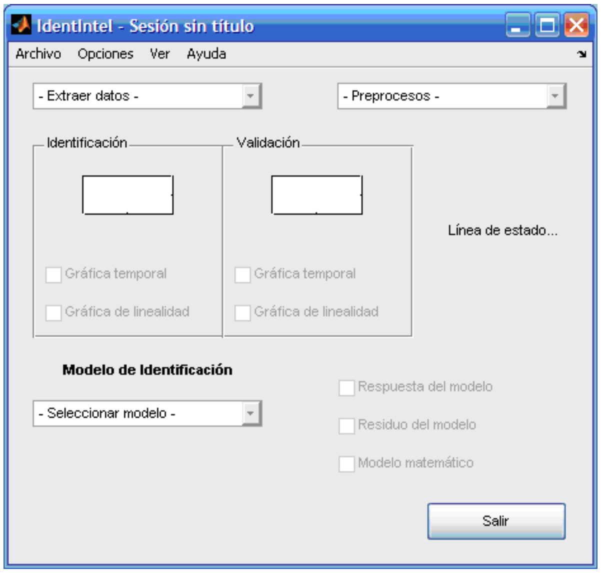

Figura 5. Presentación inicial al ejecutar la herramienta.

Los datos experimentales pueden ser extraidos desde el Workspace de MATLAB o desde un archivo de texto. El archivo de texto debe estar en un formato especial de separación por coma entre los datos de entrada y los datos de salida. La figura 6 corresponde a la ventana que se abre para extraer los datos experimentales.

Figura 6. Ventana facilitadora de la extracción de los datos experimentales de entrada-salida.

En el menú preprocesos se dejó la posibilidad de seleccionar el rango de los datos experimentales de identificación y validación; también se dejó la posibilidad de eliminar el tiempo muerto de las señales de identificación, especialmente para realizar la identificación clásica respectiva.

Para la selección de las técnicas de identificación se diseño como primera medida el menú PopUp para el usuario seleccione el modelo matemático que desea identificar, así después de seleccionar el modelo, el usuario pueda escoger la tecnica deseada. La figura 7 muestra las ventanas que se visualizan para la selección de las técnicas de identificación.

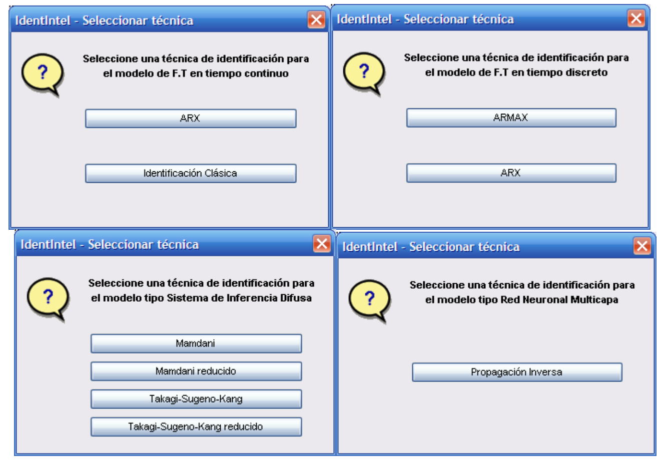

Figura 7. Ventanas para la selección de las técnicas correspondientes al modelo seleccionado.

### *B. Identificación de un Reactor de Netralización de pH.*

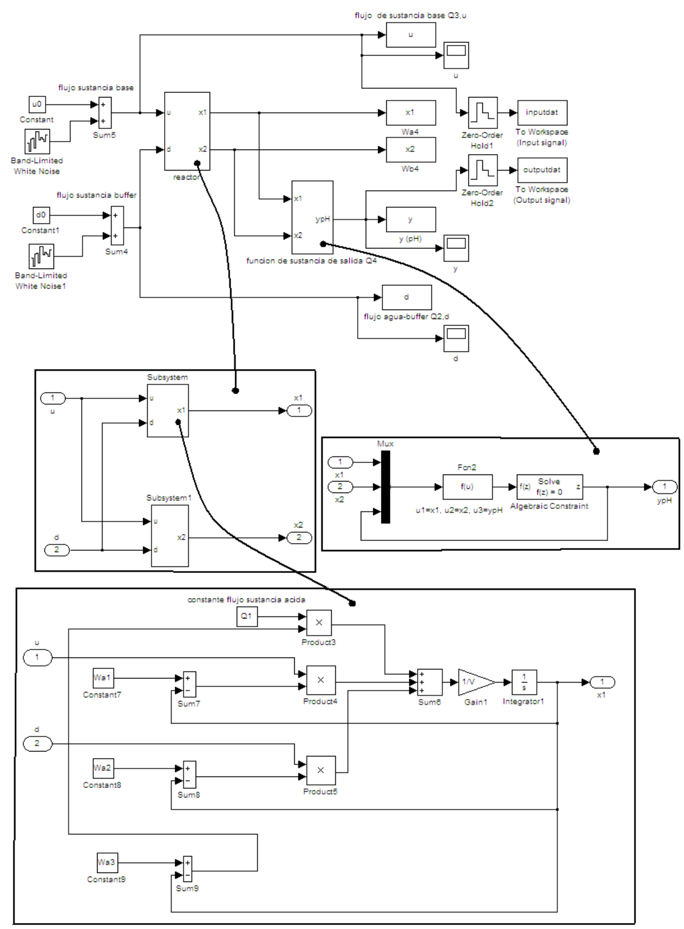
Figura 8. Estructura del archivo de simulación del reactor de neutralización de pH.

Los procesos de neutralización de pH son extremadamente difíciles debido a que exhiben un comportamiento fuertemente no lineal debido a la curva estática de titración (que es la característica de salida del proceso), que puede variar varios órdenes de magnitud en un rango pequeño de valores de pH. El proceso de neutralización de pH consiste de un flujo de solución ácida (acid stream HNO3), otro de solución base (base stream NaOH), y un tercero de la solución cuyo pH se quiere neutralizar (buffer stream NaHCO3).

La figura 8 muestra la estructura del archivo de simulación del reactor de neutralización de pH, utilizado para implementar la herramienta de identificación sobre un sistema no lineal. Al ejecutar la herramienta diseñada sobre este sistema, seleccionando la técnica IDESUGENOAPROX, se obtuvo el resultado ilustrado en la figura 9.

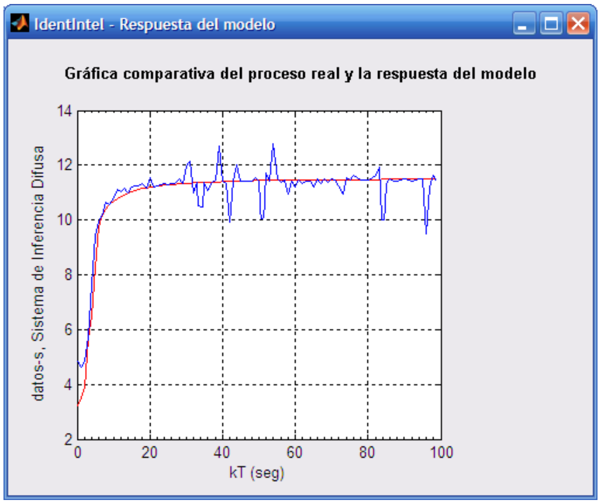


Figura 9. Ilustración gráfica de la señal de respuesta del reactor de neutralización de pH (línea roja) y la respuesta del modelo de FIS (línea azul).

En la figura 9 se muestra una comparación entre la respuesta real del sistema y la respuesta obtenida con el modelo matemático tipo FIS. Estas señales de respuesta se obtuvieron a partir de los mismos datos experimentales de entrada.

### *C. Identificación de un Proceso de Velocidad de un Motor DC.*

Como una aplicación de un sistema lineal se utilizaron los datos de entrada-salida de un proceso de velocidad de un motor DC de imán permanente, los cuales están graficados en la figura 10 donde ut corresponde a la señal de entrada y yt a la señal de salida.

El modelo obtenido se ilustra en la figura 11, la cual corresponde a la ventana de la herramienta en la cual se ilustran los modelos matemáticos. Este modelo corresponde al modelo de función de transferencia en tiempo continuo, estimado con la técnica de identificación clásica.

La comparación entre la respuesta del proceso de velocidad y la respuesta del modelo se muestra en la figura 12, en la cual se ve claramente la similitud en sus dinámicas, corroborando así la eficacia de la herramienta.

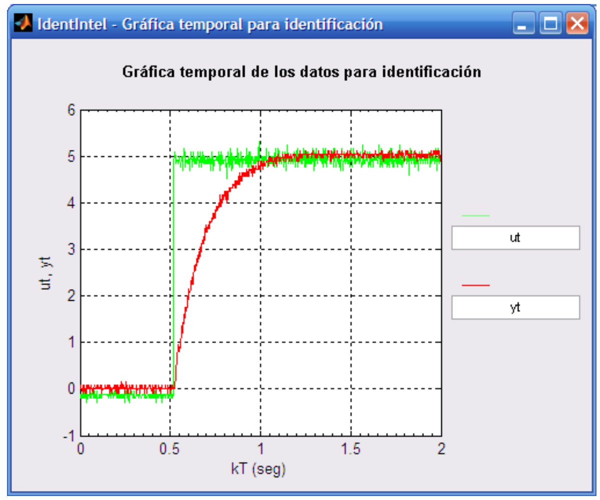


Figura 10. Ilustración gráfica de las señales para identificación clásica del proceso de velocidad.

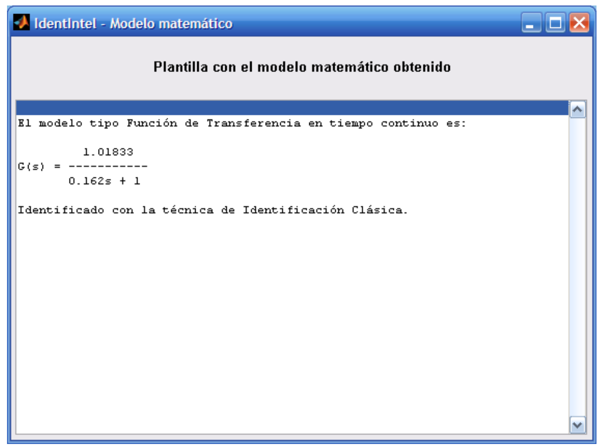


Figura 11. Ilustración gráfica de las señales para identificación clásica del proceso de velocidad.

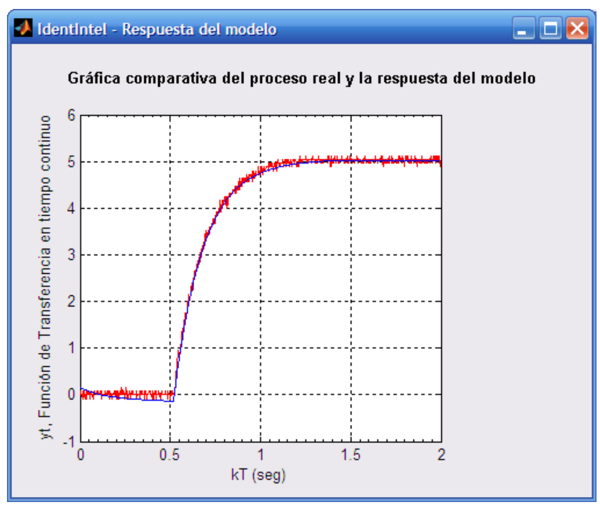


Figura 12. Ilustración gráfica de la señal de respuesta del sistema real (línea roja) y la respuesta del modelo de función de transferencia (línea azul).

## V. REFERENCIAS


[1] DELGADO, Alberto. Inteligencia Artificial y Minirobots. 2 ed. Bogotá: ecoe ediciones, 1998. 309p.

[2] MELGAREJO, Miguel A. Desarrollo de un Sistema de Inferencia Difusa Sobre FPGA. Bogotá: Universidad Distrital Francisco José de Caldas, 2003. 78p.

[3] AGUADO BEHAR, Alberto y MARTÍNEZ IRANZO, Miguel. Identificación y Control Adaptativo. Madrid: Prentice Hall, 2003. 304p.

**Orjuela Velasco, Martín Antonio** es "Estudiante de pregrado de la Universidad Autónoma de Colombia". Participa en el grupo de interés de la facultad de ingeniería electrónica GICAP. Ha realizado estudios en "Teoría de Control en tiempo continuo y discreto". Sus áreas de interés son "las técnicas de Inteligencia Artificial para Control e Identificación de sistemas"..
e-mail: martin.orjuela@fuac.edu.co

**Asesor. Chica Leal, Alonso de Jesús** es "Docente y Jefe de área de control de la Universidad Autónoma de Colombia". Ha realizado estudios en "Diseño y construcción de soluciones telemáticas y Automática e Informática Industrial". Candidato a Maestría en Ingeniería Electrónica y de Computadores, en el área de Control. Sus áreas de interés son la automatización electrónica, la automatización y modelización de procesos secuenciales y la teoría de control.
e-mail: alonso.chica@fuac.edu.co