

RESUMEN DE TESIS DOCTORAL

Filtrado Digital Difuso en Tiempo Real *Real-Time Fuzzy Digital Filtering*

Graduado: Juan Carlos García Infante

Centro de Investigación en Ciencia Aplicada y Tecnología Avanzada – IPN
Legaria # 694 Col. Irrigación México D.F., C.P. 11500
jcnet21@yahoo.com
Graduado en Diciembre 14, 2007

Director de Tesis: José de Jesús Medel Juárez

Centro de Investigación en Computación – IPN
Av. Juan de Dios Bátiz s/n, Col. Nueva Industrial Vallejo México D.F., C.P. 07738
jjmedelj@yahoo.com.mx

Co-director de Tesis: Pedro Guevara López

Centro de Investigación en Ciencia Aplicada y Tecnología Avanzada – IPN
Legaria # 694 Col. Irrigación México D.F., C.P. 11500
pguevara@ipn.mx

Resumen

Una de las herramientas tecnológicas empleadas para interactuar con procesos dinámicos son los filtros digitales, los cuales tienen diferentes utilidades como: la eliminación de errores de un sistema, extracción de información específica, reconstrucción y predicción del comportamiento de un sistema a describir. Los filtros digitales tienen distintas aplicaciones y pueden emplearse en diversos tipos de sistemas: control, medicina, instrumentación, electrónica, computación, comunicaciones, entre otras.

Los sistemas tecnológicos de filtrado van encaminados a ser desarrollados con capacidades que les permitan dar un seguimiento a los procesos de forma natural. En la vida real podemos encontrar procesos con dinámicas de operación que requieren de aplicaciones tecnológicas que tengan mecanismos expertos en su construcción interna para que puedan dar respuestas de una forma adecuada con respecto a las variaciones de los diferentes estados de operación del proceso, teniendo una caracterización del mismo en la estructura interna del filtro y por medio de un mecanismo de inferencia, realizar una selección de la respuesta más adecuada que permita llevar al sistema de filtrado de una condición previa hacia un estado de equilibrio con el proceso con el cual interactúa y de manera natural.

En la actualidad los sistemas de filtrado digital tienen diversas áreas de desarrollo, por lo cual el estudio de este tipo de tecnología es importante. La caracterización de sus respuestas y un mecanismo de inferencia que pueda determinar cuál es la acción más correcta en cada instante de tiempo es una de las necesidades que se deben resolver para que el filtrado digital en un futuro sea aplicado a sistemas con propiedades más avanzadas relacionadas con movilidad, velocidad, interoperabilidad, integración, etc.

Basado en lo anterior, en este proyecto se realizó un estudio de los sistemas de filtrado digital, considerando emplear un filtro digital adaptivo ya que cuenta con elementos que aportaran ventajas como: la posibilidad de ajustarse automáticamente, la capacidad de tener altos niveles de convergencia. De forma paralela se ha estudiado sobre otras áreas como control difuso y sistemas en tiempo real, las cuales serán de utilidad para desarrollar la teoría del tema de este proyecto titulado “filtro difuso en tiempo real”.

Palabras clave: Filtrado digital, filtrado adaptivo, lógica difusa, tiempo real.

Abstract

One of the technological tools most used to interact with dynamical processes are the digital filters, which work for different utilities as: the error elimination of a system, get specific data, reconstruct and predict the system operation. Digital filters have many applications to use in many systems: control, medicine, instrumentation, electronics, computation and communications.

The filter technological systems are designed to be developed with capacities as the ability to follow a process in a natural way. In the real life we can find systems with dynamical operation that requires technological applications with expert mechanisms into its internal construction in order to give answers dynamically to the different

operation states of a system, moreover, having a characterization of it into its own filter structure and using an inference mechanism to select the correct response to perform a system trajectory from a previous condition to a balance state with the interaction process.

Actually, the digital filters systems have many developing topic areas; therefore the study about this topic is important. The characterization of a filter responses and the inference mechanism in order to allow us to find a correct action at each time is one of the requirements to solve in order to apply the digital filters in the future into systems with more advanced properties related with mobility, velocity, interoperability, integration.

Based in the previous paragraphs this project is a study of digital filters systems, considering to apply an adaptive filtering techniques, because it has important elements that will give advantages as: the possibility to adjust its parameters automatically, the capacity to have high convergence levels. Meanwhile, in a parallel way this study contains topics as fuzzy logic and real time systems, which will be useful to develop the theory of this project titled: "real-time fuzzy digital filter".

Keywords: Digital filtering, adaptive filtering, fuzzy logic, real time.

1 Estado del Arte del Filtrado Digital Difuso en Tiempo Real

Es un filtro digital de tipo adaptivo que utiliza la lógica difusa al error de convergencia respecto de la salida del modelo y una señal de referencia y el tiempo real en su operación de retroalimentación y convolución [17 y 18]. Una de las principales características de un filtro digital difuso a diferencia de un filtro convencional es que éste puede clasificar la dinámica de un sistema, para que pueda ofrecer una serie de respuestas a diferentes niveles, y poder tener una interacción que esté de acuerdo a las condiciones cambiantes del medio ambiente que lo rodea, a través del tiempo [11, 13, 41 y 45].

Un FDDTR presenta las siguientes características de funcionamiento:

- a) Interacción dinámica con un modelo por medio de la realimentación,
- b) Propiedades estadísticas para caracterizar su funcionamiento,
- c) Mecanismo de inferencia para interpretar sus niveles de operación (seleccionar las ganancias del filtro) y determinar su respuesta,
- d) Base de conocimiento para elegir la mejor ganancia para emitir una respuesta deseada (formada por el conjunto de funciones de membresía que quedan acotadas por la estabilidad del modelo considerado),
- e) Filtrado para describir las dinámicas internas y externas del modelo de referencia,
- f) Salida del filtro que converge a una señal de referencia y que es adaptable a las condiciones cambiantes de su entorno.

En todo el proceso de filtrado se contemplan las condiciones de tiempo antes de que cambie a otro estado y dar una respuesta respecto del modelo de referencia dentro del tiempo especificado, incluyendo en ello su retroalimentación [7, 16 y 52].

Las ideas básicas de la lógica difusa se encuentran vinculadas con las aportaciones iniciales desarrolladas por Zadeh en 1965, respecto a los conjuntos difusos; siendo uno de sus principales objetivos el de utilizar un razonamiento aproximado, que a diferencia de la lógica clásica, requiere ideas precisas y logra establecer una relación por medio del lenguaje natural con el sistema con que esta interactuando. Es por esta razón, que la lógica difusa en los últimos diez años es aplicada para el desarrollo tecnológico de sistemas en los que se consideran distintos niveles de operación [1, 41, 40 y 52].

La lógica difusa hace uso de diversas variables lingüísticas que son elegidas con relación al sistema con que interactúa, en su mayoría estas variables son palabras que representan valores cualitativos y que al ser utilizadas en un procesador por medio de un teclado o sensores, son interpretadas por la computadora o sistema para ofrecer un control lo más preciso posible y llevarlo a una región de operación deseada en un tiempo específico [22, 24, 31, 37 y 52]. Un sistema difuso se considera estable (es decir que se mantiene operando sin modificaciones durante cierto tiempo específico), ya que todas las variables y respuestas se encuentran delimitadas por las restricciones del proceso con el que interactúa a través de la base del conocimiento.

El sistema difuso contiene todos los niveles de respuesta que puede dar el proceso, por lo cual todas las posibles respuestas estarán acotadas dentro de regiones predefinidas. La clasificación de los niveles de respuesta que tiene un sistema difuso se realiza por medio de funciones de membresía que están constituidas por reglas que usan a los conectores lógicos SI (interpreta la señal de entrada), ENTONCES (deduce la salida), para conformar la base de conocimiento [41, 45, 46 y 44].

Por medio de una inferencia entre la señal deseada $y(k)$ y la señal de salida del filtro $\hat{y}(k)$ que se realiza a la entrada del sistema difuso se obtiene el error $e(k)$ (el error es descrito por el valor absoluto de la diferencia establecida entre $y(k)$ y $\hat{y}(k)$) para identificar a la variable lingüística y se obtiene el nivel de operación (por ejemplo una variable lingüística puede ser la temperatura y sus niveles de operación son cálida, tibia, fría, o los grados que hay entre ellos) [1, 40, 46 y 52]. A continuación buscará en la base del conocimiento la regla que corresponda en cada caso, de esta forma se realizarán las operaciones correspondientes para que en la inferencia a la salida del sistema difuso se obtenga la respuesta más adecuada ya sea esta por medio del lenguaje natural o por una acción específica en un intervalo de tiempo predefinido, como se ve en la Figura 1.

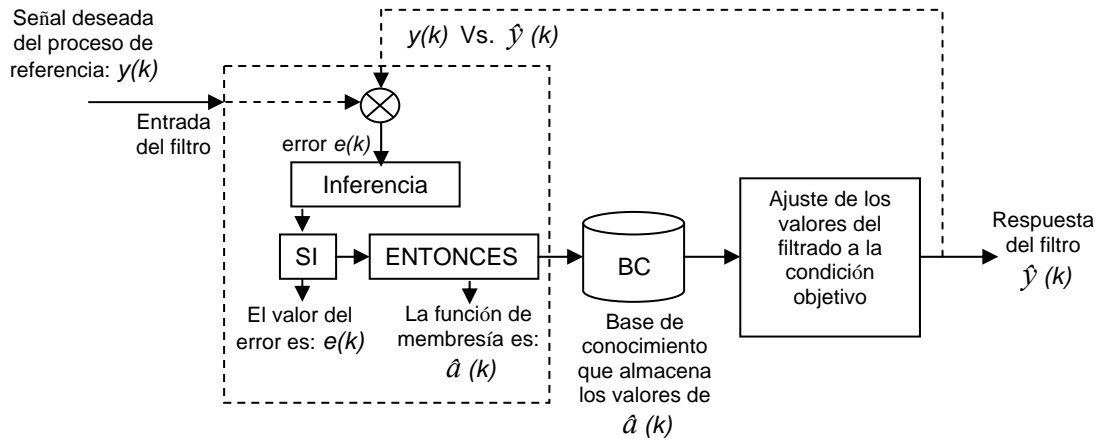


Fig. 1. Proceso de operación de un sistema difuso

Un sistema en tiempo real de acuerdo con [16], es un sistema que tiene una interacción dinámica con un proceso físico, en relación con sus entradas, salidas y sus restricciones temporales, y que a partir de las cuales debe ofrecer respuestas correctas.

2 Filtrado Digital Difuso en Tiempo Real: Descripción

Un sistema de filtrado difuso funciona en lazo cerrado, de esta forma el filtro va adaptando el conjunto de parámetros de manera dinámica (ver: [2, 18, 22 y 45]). Comúnmente, el criterio de adaptación está basado en el error de la señal $|e(k)| \subseteq [0,1)$ ([18 y 22]) optimizando la velocidad en que es obtenida la estimación de la señal deseada. El error $e(k)$, está definido como la diferencia que existe entre las respuestas deseadas del proceso (que pueden ser descritas como: $y(k) \in \mathbb{R}$) y la señal identificada $\hat{y}(k) \in \mathbb{R}$ ([18, 22 y 45]) que es generada por medio de un esquema de identificación*.

* La diferencia que hay entre el estimador y el identificador es que el primero describe la evolución de los parámetros, y el segundo describe la evolución del estado en consideración [37].

El criterio de adaptación (utilizando el concepto de lazo cerrado [45]) previamente seleccionado, es el primer elemento requerido para establecer la función de membresía, en donde se busca la señal identificada $\hat{y}(k)$ que más se aproxima a la señal deseada $y(k)$, ajustando los parámetros del filtro dinámicamente en relación con la base del conocimiento, tal que el valor del error $e(k)$ tiene una convergencia cercana a un círculo con radio $\gamma > 0$, previamente definido [37], que es una vecindad acotada respecto del valor real.

En general, el filtro difuso de acuerdo a los conceptos estudiados en [1, 2, 17, 18, 22, 24, 28, 34, 35, 37, 41 y 44] contienen los siguientes elementos:

1. *Inferencia de entrada:* la respuesta natural o lingüística del proceso de referencia es la entrada del filtro [31], la cual es transformada en un sentido métrico [4 y 48].
2. *Reglas base:* Son métricas con rangos dinámicos respecto de las funciones de membresía acotadas por la función de distribución del error $e(k)$, empleando el conector de lógico Si (IF).
3. *Mecanismo de inferencia:* La acción experta con respecto a las reglas base es conocida como consecuencia, y emplea el conector lógico Entonces (THEN) para seleccionar al mejor parámetro o parámetros para ajustar al filtro y llevarlo a una respuesta deseada.
4. *Inferencia de salida:* Se transforma la salida del filtro en una respuesta natural o lingüística de acuerdo al proceso en que se encuentra contenido y así en relación a la base del conocimiento definida previamente.

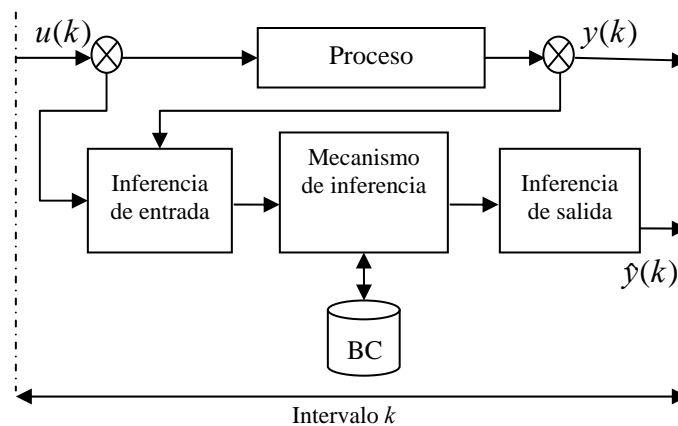


Fig. 2. Proceso de filtrado: Descripción

2.1 Funciones de Membresía

Un filtro difuso emplea una función de distribución respecto de la señal de error $e(k)$ ([17, 18 y 37]), de tal manera que se pueda generar una función de membresía ([1, 3, 11, 14, 15, 41 y 44]) de acuerdo al rango de intervalos que es requerido para el algoritmo de adaptación ([2, 34, 35, 50 y 51]) y a la función objetivo, previamente establecida. Cada función de membresía es ajustada de forma adaptable, teniendo en cuenta a la función objetivo y a la función de distribución del error, teniendo en cuenta los intervalos distribuidos uniformemente en donde se tiene descripción por n -ciles, $n \in Z_+$, en cada tiempo con respecto a la densidad de la información en la inferencia difusa de entrada [48].

El criterio más utilizado en la literatura como función objetivo es el de la minimización del segundo momento de probabilidad del error $J(k) = \frac{1}{k} \left[\sum_{i=0}^k (e(i))^2 \right]^{\frac{1}{2}}$, (ver: [11, 14, 17, 18 y 37]), y que es expresado de forma recursiva:

$$J(k) = \frac{1}{k} \left[((k-1)J(k-1)^2 + e(k)^2) \right]^{\frac{1}{2}}, \text{ con } k \in Z_+, J(k) \subseteq [0,1]. \quad (1)$$

La base de conocimiento en un sentido métrico [4] contiene al conjunto de parejas formadas por el producto entre conjuntos, métricamente expresados por $Y(k) \times \hat{Y}(k) \in R^2$ y definido simbólicamente como $T_N \in R_{2[1,N]}^2$, formado por el conjunto deseado $Y(k) = \{y(k)\} \subseteq R_{[1,N]}$ y el conjunto de identificación $\hat{Y}(k) = \{\hat{y}(k)\} \subseteq R_{[1,N]}$:

$$T_N = \{(y(k), \hat{y}(k))\}_{k=1}^{2 \times N} \subseteq R_{2[1,N]}^2. \quad (2)$$

Cada función de membresía establece el valor de correspondencia máximo que hay entre la salida $\hat{y}(k)$ y la señal deseada $y(k)$, donde el valor óptimo se fija en el costo ínfimo para cada secuencia. Simbólicamente, la correspondencia de los pares está descrita por:

$$J_{\min} = \inf_N \{ \min J(y_0, \hat{y}) \}_N. \quad (3)$$

2.2 Elementos del Filtrado Difuso

En el filtrado difuso, la base de conocimiento contiene toda la información que el filtro requiere para ajustar sus ganancias de una manera óptima y dar una respuesta correcta, cumpliendo con el rango de convergencia, dentro de un intervalo de tiempo (indexado con $k \in Z_+$) de acuerdo con Nyquist [51], sin perder las propiedades de estabilidad [17 y 18], que son dadas por la respuesta observable obtenida a la salida del filtro.

De acuerdo con los elementos de filtrado difuso se tiene:

$y(k)$, es un valor medible que está clasificado en rangos de forma lingüística (descritos en un espacio de estados variable delimitado simbólicamente de forma natural con expresiones lingüísticas como alto, medio, bajo),

$T(k)$, es el área de control descrita en pares formados por $\hat{y}(k)$ y $y(k)$, que están limitados en un intervalo de tiempo (tiene una velocidad de cambio delimitada en el sentido expuesto en [37]),

$$T_{N_{\text{tot}}} = \{(u(k), y(k), e(k), \hat{y}(k))\}_{k=1}^{4 \times N} \subseteq R_{4 \times [1,N]}^4 \quad (4)$$

$e(k)$, es el valor definido por la diferencia entre $\hat{y}(k)$ y $y(k)$, este valor está delimitado por el conjunto $\{\gamma_i : \gamma_i > 0, \forall i \in Z_+\}$, $\inf\{\gamma_i\} \rightarrow |\lambda_*|$, tal que $|\lambda_*| > 0$, $\sup\{\gamma_i\} \rightarrow |\lambda^*|$, $|\lambda^*| < 1$, en donde $\hat{y}(k)$ se busca que converja a $y(k)$ de forma métrica, y que en un sentido lingüístico, ambos representan el mismo valor natural.

2.3 Propiedades en Tiempo Real

DEFINICIÓN 3.1 (filtro digital difuso en tiempo real - FDDTR). Un filtro digital difuso en tiempo real es un filtro adaptativo de acuerdo con ([4, 17, 18, 28, 37, 38 y 48]), que cumple con:

- Extracción y emisión de información difusa a través de intervalos limitados con respecto a la respuesta del proceso descrita por intervalos, considerando en ellos los criterios de estabilidad descritos en (ver: [17, 18 y 28]).

- b) Extracción y emisión de información a través de intervalos de tiempo semiabiertos [4 y 48], sincronizados con el tiempo de evolución del proceso [17 y 18], considerando el criterio expresado en [37 y 38].
- c) El grupo de funciones de membresía forman el universo de discurso lingüístico (ver: [31 y 52]), de acuerdo con las propiedades consideradas en los puntos a) y b), respectivamente.
- d) El conjunto de reglas difusas que conforman la base de conocimiento dependen de la señal deseada difusa $y(k)$ con respecto al modelo de referencia $y(k)$, todas ellas expresadas en un sentido métrico [4 y 48].
- e) Actualizar los coeficientes del filtro de acuerdo a la función de membresía correspondiente si el criterio de error establecido γ_* como nivel de convergencia, no se ha cumplido.

TEOREMA 1: El conjunto de entradas y salidas del FDDTR obedecen al criterio de estabilidad de acuerdo con [17, 18 y 28], cuya entropía esta descrita por una región previamente definida en [51].

PRUEBA: Por contradicción, si la energía básica del filtro no se encuentra limitada, entonces de igual forma la respuesta de salida no se encontrará limitada, y el sistema da una respuesta inestable en el sentido probabilístico de la entropía, considerando que la entropía respecto de [51], es: $H(y_k) = [H(y_{k-1}) - y_k \ln y_k]$.

NOTA 1: El filtro digital difuso es un filtro digital adaptivo ([11, 14, 15, 17, 18 y 45]) y este requiere una señal deseada $y(k)$ con respecto al universo de discurso para actualizar y ajustar su respuesta de acuerdo con la base de conocimiento T_N .

DEFINICIÓN 3.2 (Análisis local y global). Un FDDTR en un sentido temporal de manera local y global, tiene una calidad de respuesta de acuerdo a los criterios de estabilidad [8] y de entrega a tiempo [51].

Características Globales. Los intervalos de convergencia definidos por $[0, \varepsilon \pm \alpha)$ con una medida superior a cero a través del funcional de error $J(k)$ y considerando a [17 y 18] y (1), son parametrizadas temporalmente a la función de membresía con respecto a los valores de las variables lingüísticas ([1, 13 y 41]), sin perder de vista que $e(k) < 1$.

En base a los conceptos difusos, las características globales son especificadas en un sentido probabilístico de acuerdo con [44], en el que $J(\tau_m) = \inf\{\min\{J_k\}\} \leq \varepsilon$ (ver: (3)), donde $\{J_k\} \subseteq \{J_k\}$ y $P(J_k \leq \varepsilon \pm \alpha) = 1$ sin perder su evolución natural.

$$\tau_{min} = 0.5 f_{máx}^{-1}. \tag{5}$$

Características Locales. Implica la estabilidad del proceso a través de sus parámetros $\{a(k)_i\}$ actualizados en cada iteración o en cada variable difusa, sin perder de vista los tiempos de finalizado $\{f(k)_i\}$ del FDDTR dentro de sus límites correspondientes $[d(k)_{i_min}, LD(k)_i)$ en el sentido de Nyquist y Shannon de acuerdo con [37 y 38] en el límite menor, considerando que $\mu[d(k)_{i_min}, LD(k)_i] < \tau_{min}$ (ver la Figura 3).

NOTA 2. Cada FDDTR como estimador de parámetros tiene una función de error limitada, donde γ es el límite del error definido por la varianza de las perturbaciones del sistema. En el caso difuso estas variaciones paramétricas se encuentran dentro del error que está limitado por γ representando las funciones de membresía correspondientes con el criterio elegido por el modelo de referencia [45].

NOTA 3 El FDDTR ofrece una respuesta local estable si la estimación del conjunto de parámetros del sistema, se encuentra dentro del círculo unitario para cada intervalo k :

$$\{a_e(k)_i\} \subseteq [0 + \beta, 1 - \alpha), \quad k \in Z_+. \tag{6}$$

La Figura 3, muestra como se realiza la ejecución de la tarea del filtro difuso en forma global a través de intervalos de tiempo de acuerdo con la Figura 4 b):

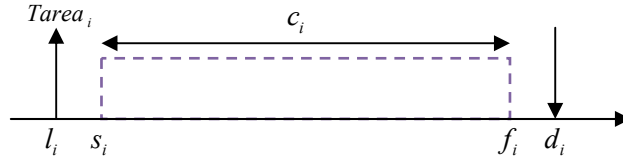


Fig. 3. Proceso de filtrado descrito en forma equivalente por una tarea

El proceso de filtrado está delimitado de forma temporal en el tiempo de arribo (l_i), tiempo de inicio (s_i), tiempo de ejecución (c_i), tiempo de finalizado (f_i) y plazo máximo de tiempo (d_i), por (5) al considerar a τ_{min} .

La Figura 4., muestra la convergencia de filtrado en forma global:

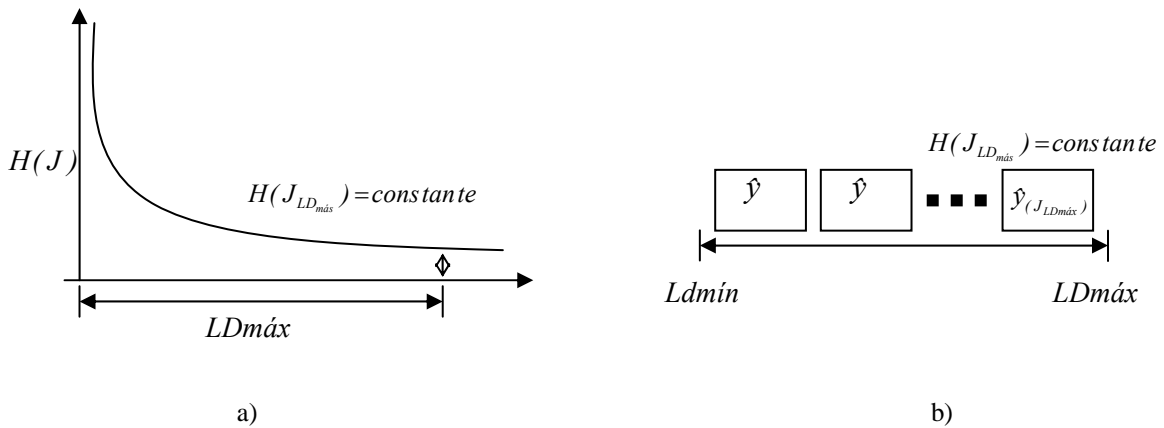


Fig. 4. Operación de filtrado global

3 Características de Simulación

El sistema está descrito en forma básica en un espacio de estados discreto:

$$x(k+1) = a(k)x(k) + w(k). \tag{7}$$

y la salida del filtro es descrita:

$$y(k) = x(k) + v(k) : \quad x(k), w(k), v(k) \in R \tag{8}$$

donde: $\{x(k)\}$ es el conjunto de estados internos, $\{a(k)\}$ es la secuencia de parámetros, $\{w(k)\}$ es el conjunto de ruidos que perturban al sistema, $\{y(k)\}$ es el conjunto de salidas del sistema, $v(k)$ es el ruido de salida $v(k) \subseteq N(\mu, \sigma^2 \leq \infty)$.

Los diferentes niveles de operación están contruidos en un sentido de probabilidad, de acuerdo con la función de distribución del funcional del error descrito en (1) con respecto a la respuesta de salida del sistema $y(k)$ y la respuesta $\hat{y}(k)$ de forma respectiva; ambas respuestas están limitadas por el segundo momento de probabilidad, estableciendo para cada nivel de los n -ciles una variable lingüística de forma natural, descrita como bajo, medio, alto. En la Figura 5, se muestran los niveles de respuesta con respecto al filtro digital [17 y 18] en un proceso de asignación de matriz de transición respecto a la base de conocimiento y al grupo de inferencias matemáticas:

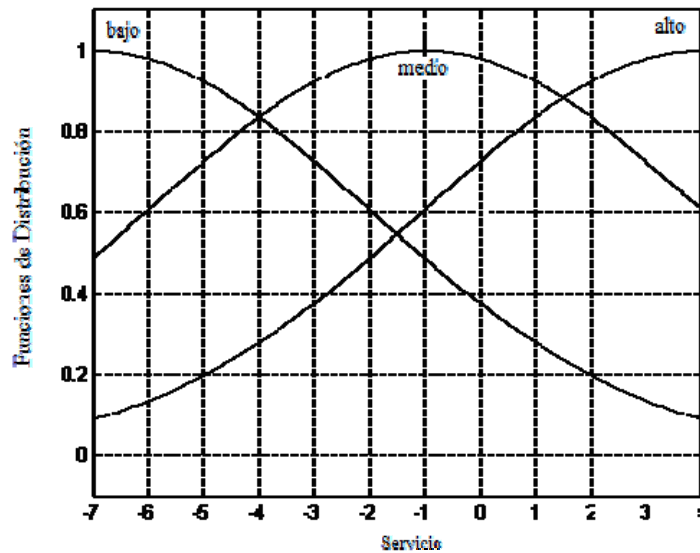


Fig. 5. Niveles de respuesta $y(k)$

3.1 Estimación de Parámetros

De acuerdo al error en los niveles de respuesta respecto a la señal deseada expuesta en la Figura 5, se obtiene el parámetro de transición (que son las ganancias del filtro), para la estimación se ha empleado el modelo del filtro de Kalman.

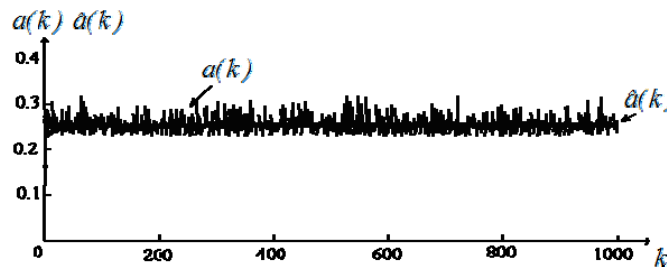


Fig. 6. Estimación de parámetros $a(k)$, con índice de evolución k acotado en $[1,1000]$

3.2 Identificación de Estados

Considerando los resultados expuestos en la Figura 6 y se obtiene la identificación interna de $x(k)$, que es determinada de acuerdo la varianza y los cambios de los parámetros estimados. Los estados identificados tienen un alto nivel de convergencia por que la magnitud del funcional del error al llegar a un estado estacionario es menor a los resultados reportados en otros trabajos de filtrado [17 y 18] cuyos valores de convergencia son del doble respecto al obtenido en esta tesis mostrados en la Figura 7.

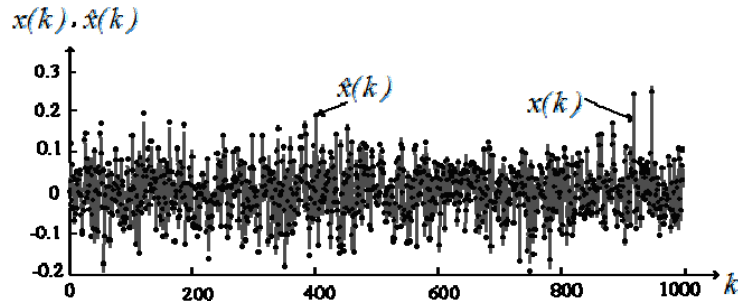


Fig. 7. Identificación interna del estado $x(k)$ a través del FDDTR

3.3 Funcional de Error

En la Figura 8, se puede observar la gráfica del funcional de error descrito en (3) con respecto al filtro:

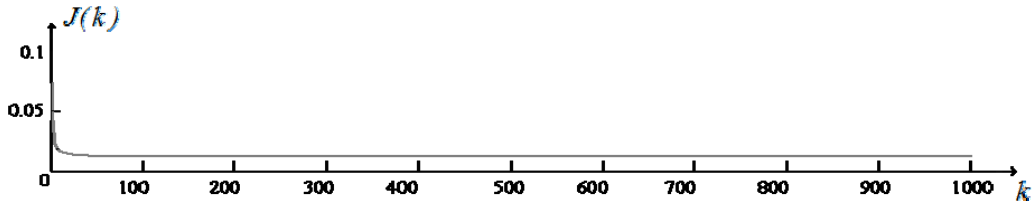


Fig. 8. Curva de convergencia al parámetro γ^* vista ilustrativamente por el funcional $J(k)$

De esta forma, se puede observar que el tiempo global de convergencia es de 0.08 seg., el cual es menor a la condición de evolución del sistema, teniendo en cuenta que LD_{max} está oscilando alrededor de 0.09 seg, de acuerdo con sus propiedades descritas previamente en las definiciones.

La Figura 9, muestra las funciones de membresía, clasificadas un sentido de probabilidad con respecto a $J(k)$:

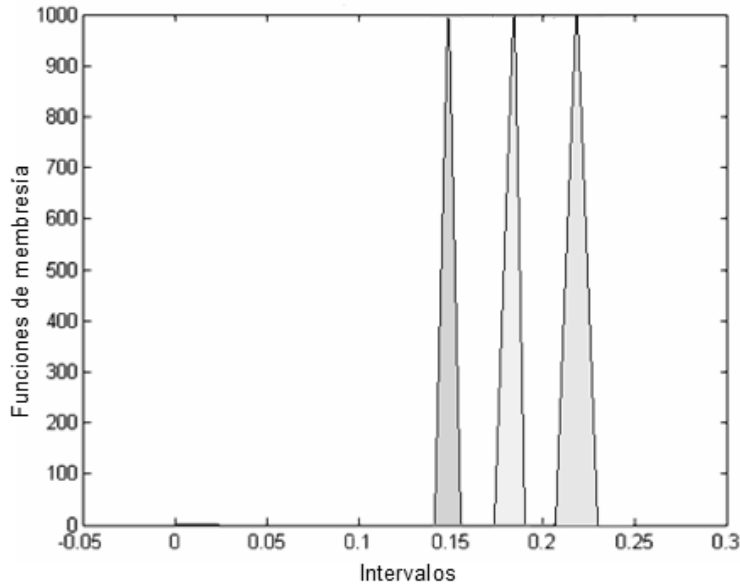


Fig. 9. Funciones de membresía de acuerdo a $J(k)$ para las variables lingüísticas

Conclusiones

De forma tal que al observar que la mayoría de los sistemas de filtrado, empleados en la práctica son estáticos (Esto quiere decir, que no contemplan la característica de operar de acuerdo a la dinámica natural de un proceso adaptable a su medio), no sería imposible seguir la evolución natural de un proceso. Esta desventaja obstaculiza el empleo de los filtros tradicionales, requeridos indiscutiblemente para la predicción y control de sistemas reales.

Con un filtro digital común no es posible realizar la caracterización de las variables y niveles de operación del sistema de referencia con el que interactúa; por lo cual el filtro no tiene la capacidad de distinguir las etapas naturales de evolución que tiene un proceso, y reconstruir así sus dinámicas a diferentes niveles como en las señales biológicas dentro de los sistemas de control. El desarrollo de un filtro difuso con su mecanismo de operación, permite encontrar la región de operación del mismo para que de esta forma pueda caracterizar sus respuestas; también, se deben contemplar su descripción de funcionamiento en tiempo real y las características que tendrá para realizar la inferencia difusa al interactuar con un sistema de referencia con que interactúa.

Es necesario observar que el FDDTR requiere de un grupo de reglas adaptables que accedan a la base del conocimiento (en un sentido matemático se utiliza el conector lógico Si *frase lógica 1 (adaptable a la evolución que el sistema con el que interactúa tenga a través del tiempo)* y que de ella se tenga la respuesta a través del conector lógico Entonces *frase lógica 2*). Este tipo de filtrado considera la calidad de su respuesta en un lenguaje natural, y las restricciones temporales con propiedades ajustables, sin perder de vista los criterios de convergencia y estabilidad.

En este trabajo se presentaron las propiedades del FDDTR de forma esquemática utilizando al Matlab[®] como herramienta de simulación, observando que las funciones de distribución de las funciones de error acotan a las funciones de membresía por rangos ajustables a la evolución del proceso real y la convergencia del filtro con su proceso de adaptación.

Referencias

1. **Abdul, S.**, Fuzzy Logic and its uses, <http://www.doc.ic.ac.uk>, (2006).
2. **Ali, H. S.**, Fundamentals of Adaptive Filters, Complex systems, (2003).
3. **Amble, T.**, Logic Programming and Knowledge Engineering, Addison Wesley, (1987).
4. **Ash, R.**, Real Analysis and Probability, Ed. Academic Press, USA, (1970).
5. **Astrom, K., & Henmark, B.**, Adaptive Control 2nd edition, Addison Wesley, USA (1995).
6. **Buttazo G.**, Hard Real-Time Computing System predictable scheduling algorithms and applications”, Kluwer Academic Publishers, USA.
7. **Burns, R.**, Advanced Control Engineering, Butterworth, Oxford (2001).
8. **García, J., Medel, J., Guevara, L.**, Propiedades del Filtrado Digital Difuso en Tiempo Real, IEEE Congreso Internacional en Innovación y Desarrollo, Morelos, (2007).
9. **García, J., Medel, J., Guevara, L.**, “Características de un Filtrado Digital Adaptivo”, Revista de Divulgación Aleph Zero, Num. 43 (2007).
10. **García, J., Medel, J., Guevara, L.**, “Interacción de Sistemas por un Filtro Digital Difuso en Tiempo Real”, ISBN: 970-36-03769-9, Congreso Nacional Estudiantil Querétaro (2006).
11. **García, J., Medel, J., Guevara, L.**, “Real-Time Fuzzy Digital Filter: Basic Concepts”. Congreso internacional de control, instrumentación virtual, y sistemas digitales. CIC-INDI, México DF (2006).
12. **García, J., Medel, J., Guevara, L.**, “RTFDF Description for ARMA Systems”, ISSN: 1790-5109, ISBN: 978-960-8457-81-2, WSEAS International Conferences, Canada (2007).
13. **Guevara López, P., Medel, J.**, Introducción a los sistemas en tiempo real, México, IPN (2003).
14. **Gustafsson, F.:** Adaptive Filtering and Change Detection, John Wiley & Sons, Ltd, (2000).
15. **Haykin, S.:** Adaptive Filtering, Prentice Hall, (2001).
16. **Huang, G., Zhu, K., Siew, C. :** Real-Time Learning Capability of Neural Networks, IEEE Transactions on Neural Networks, (2006), Vol. 17, 863-878.
17. **Jantzen, J.**, A tutorial on Adaptive Fuzzy Control, Technical University of Denmark, Dinamarca, (2002).

18. **Jane, W., Liu, S.,** Real-Time Systems, Prentice Hall, New York (2000).
19. **Kacprzyk, J.,** Multistage Fuzzy Control, Wiley, Inglaterra (1997).
20. **Kuo, B.,** Sistemas de Control Automático, Prentice Hall, México (1996).
21. **Laplante, P.,** Real-Time Systems Design and Análisis, IEEE Pres, New York (1997).
22. **Lau, C.,** Neural Networks, IEEE Pres., New York (1991).
23. **Leydesdorff, L.,** Canadian Journal of Communication, vol. 28, 267-289, (2003).
24. **MacRoy, S., & Ali, S.,** Building Intelligent Dialog Systems, University of Wisconsin, Milwaukee.
25. **Mamdani, E.:** Applications of Fuzzy Algorithms for Control of Simple Dynamic Plant, Proc. IEEE, (1974), Vol. 121, 1585-1588.
26. **Manuel, L.:** Teoría de la Medida e Integral de Lebesgue, Universidad Nacional del Rosario (2003).
27. **Marcek, D.:** Stock Price Forecasting: Statistical, Classical and Fuzzy Neural Networks, Modeling Decisions for Artificial Intelligence, Springer Verlag, (2004), 41-48.
28. **Margaliot, M., & Langhoz, G.,** Fuzzy Lyapunov based approach to the design of fuzzy controllers, IEEE Trans. On Sys., Man Cybern.
29. **Margaliot, M., and Langholz, G.:** New Approaches to Fuzzy Modeling and Control Design and Analysis, World Scientific (2000).
30. **Medel, J., Garcia, J. C., Guevara, P.:** Real-time Fuzzy Digital Filters (RTDFD) Properties for SISO Systems, Automatic Control and Computer Sciences AVT, (2008).
31. **Medel, J., and Guevara, P.:** Caracterización de Filtros Digitales en Tiempo-real para Computadoras Digitales, Computación y Sistemas, (2004), Vol. VII, No. 3.
32. **Medel, J., Poznyak, A., Guevara, P.:** Real-time Multivariable Digital Filter using Matrix Forgetting Factor and Instrumental Variable. Automatic Control and Computer Sciences AVT, (2004), Vol. 38, No. 1, 40-53.
33. **Montejo, M.:** Lógica Difusa y Control Difuso, <http://www.redeya.com> (2006).
34. **Morales, G.:** Introducción a la Lógica Difusa, Cinvestav-IPN (2002).
35. **Nikola, K.:** Foundations of Neural Networks, Fuzzy Systems, and Knowledge Engineering, the MIT Press (1996).
36. **Ogata, K.,** Ingeniería de Control Moderna, Prentice Hall, México (1980).
37. **Passino, K. M.,** Fuzzy Control, Addison Wesley (1998).
38. **Peter, B., and N. Stephan,** *A brief course: Fuzzy logic and Fuzzy Control*, Johannes Kepler Universitat Linz, Alemania (2006).
39. **Pedrycz, W.,** Fuzzy Sets Engineering, CRC, Florida (2000).
40. **Principe, J., Euliano, N., & Lefebvre, W.,** Neural and Adaptive Systems, Wiley, USA (200).
41. **Pugachev, V.,** Introducción a la Teoría de Probabilidades, Editorial MIR, Moscú (1973).
42. **Rajen, B., and Gopal, M.:** Neuro-Fuzzy Decision Trees, International Journal of Neural Filters, (2006), Vol. 16, 63-68.
43. **Sánchez, C.,** *Integral de Lebesgue - Stieltjes*, Marchena, España (1998).
44. **Shannon, M.:** A Mathematical Theory of Communication, Bell Systems Technical Journal, (1948), Vol. 27, 379-423 and 623-656.
45. **Schneider, M., and Kandel, A.:** Fuzzy expert systems tools, Wiley (1996).
46. **Stubberud, D.,** Retroalimentación y Sistemas de control, McGraw Hill, México (1981)
47. **Takagi, T., and Sugeno, M.:** Fuzzy Identification of Systems and its Applications to Modelling and control, IEEE Transactions and Systems, man, and cybernetics, (1986), Vol. 15, 116-132.
48. **Terano, T., Asay, K., & Sugeno, M.,** Applied Fuzzy Systems, AP Professional, Cambridge (1989).
49. **Von, C.,** Fuzzy Logic & Neurofuzzy Applications Explained, Prentice Hall, New York (1995).
50. **Wang, L.,** Adaptive Fuzzy Systems and Control, Prentice Hall (1994).
51. **Yamakawa, F.:** Fuzzy Neurons and Fuzzy Neural Networks, (1989).
52. **Zadeh, L.:** Fuzzy Sets, Information and control, (1965), Vol. 8, 338-353.



Juan Carlos García Infante. Es Doctor en Tecnología Avanzada (2007) por el Centro de Investigación en Ciencia Aplicada y Tecnología Avanzada del Instituto Politécnico Nacional, Maestro en Ciencias (2005) en Tecnología de Información (Sistemas de Información), y la Especialización en Telecomunicaciones (2001) en la Universidad Tecnológica de México, Ingeniero en Electrónica (2000) (Control y Automatización) egresado de la Universidad del Valle de México. Actualmente se encuentra realizando su estancia posdoctoral (CONACyT) en la Escuela Superior de Ingeniería Mecánica y Eléctrica. Sus áreas de investigación son: Filtrado Digital, Sistemas en Tiempo Real, Sistemas Difusos, Redes Neuronales Artificiales.



José de Jesús Medel Juárez. Es Doctor (1998) y Maestro en Ciencias (1996) en Ingeniería Eléctrica (Control Automático) egresado del Centro de Investigación y Estudios Avanzados, es Ingeniero Aeronáutico (1994) egresado de la Escuela Superior de Ingeniería Mecánica y Eléctrica, todos del Instituto Politécnico Nacional, Actualmente es Profesor Investigador del Centro de Investigación en Computación y Profesor Invitado del Centro de Investigación en Ciencia Aplicada y Tecnología Avanzada. Investigador Nacional Nivel I (SNI I). Sus áreas de investigación son: Filtrado Digital, Teoría de Control y Sistemas en Tiempo Real.



Pedro Guevara López. Es Doctor (2004) y Maestro (1999) en Ciencias de la Computación egresado del Centro de Investigación en Computación, es Ingeniero Electricista (1997) (Sistemas Eléctricos de Potencia) egresado de la Escuela Superior de Ingeniería Mecánica y Eléctrica y Técnico Electricista titulado por el CECyT No. 11 (1992), todos del Instituto Politécnico Nacional en México. Actualmente es Investigador Nacional Nivel I (SNI I), asesor de ciencia y tecnología en la Dirección de Educación Media Superior y Profesor Invitado del Centro de Investigación en Ciencia Aplicada y Tecnología Avanzada del IPN. Sus áreas de investigación son: Sistemas en Tiempo Real, Filtrado Digital y Modelado de Sistemas Dinámicos.