

# CONTROLADOR BORROSO CON APRENDIZAJE POR MODELO DE REFERENCIA UTILIZANDO TÉCNICAS DE CONVOLUCIÓN Y AFINES

CÉSAR A. QUINTERO

*Grupo de Investigación en Automática GRIAL. Escuela de Ingenierías, Facultad de Ingeniería Electrónica,  
Universidad Pontificia Bolivariana, Medellín.*

TONY PEÑARREDONDA

*Grupo de Investigación en Automática GRIAL. Escuela de Ingenierías, Facultad de Ingeniería Electrónica,  
Universidad Pontificia Bolivariana, Medellín.*

Recibido para revisión 1 de Junio de 2002, aceptado 22 de Julio de 2002, versión final recibida 20 de Agosto de 2002

**RESUMEN:** Se presenta un estudio del efecto de aplicar las técnicas de convolución digital de uso común en otras disciplinas, como el procesamiento digital de imágenes, al Controlador Borroso con Aprendizaje por Modelo de Referencia (FMRLC, por sus siglas en inglés). Se mejora el desempeño del esquema original y las sucesivas modificaciones al mismo, planteadas en trabajos anteriores. Se realizan ensayos con diferentes filtros de frecuencia espacial aplicados sobre la base de reglas del controlador. Se utiliza un modelo simulado de planta para probar los resultados y se evalúan con índices de error de desempeño.

**PALABRAS CLAVES:** Control Borroso con Aprendizaje por Modelo de Referencia (FMRLC), Algoritmos Adaptables, Control Inteligente.

**ABSTRACT:** A study of the effect of applying the digital convolution techniques, of common use in other disciplines like digital image processing, to the FMRLC (Fuzzy Model Reference Learning Control.), is presented. The original scheme and later modifications to the same, described in previous paper, are improved. Different Spatial frequency filters, applied to the rule base of the controller are tried. A simulated model of plant, to test the results and performance indexes, is used.

**KEYWORDS:** Fuzzy Model Reference Learning Control (FMRLC), Adaptive Algorithms, Intelligent Control.

## 1 INTRODUCCIÓN

El GRIAL, dentro de su línea de investigación en Control Inteligente, ha aportado ideas que han representado avances en la eficiencia de ciertos controladores difusos. El esquema del FMRLC (ver Figura 1) se ha prestado para diversos ensayos en los cuales se puede experimentar agregando, removiendo o modificando sus componentes. Cada vez que se realiza uno de tales trabajos, se deja abierta la posibilidad de otra innovación. Es así como de una primera idea han surgido otras que jalonan un nuevo estudio.

El trabajo que aquí se presenta muestra los resultados obtenidos de una de las más recientes ideas aplicadas al esquema del FMRLC. Los autores decidieron ensayar herramientas que son de uso común en el procesamiento clásico de imágenes tales como la convolución y técnicas afines. La naturaleza matricial de la base de reglas permite una similitud con las matrices que representan el arreglo de píxeles que componen una imagen. Los resultados obtenidos son satisfactorios y simplifican el proceso por el cual las reglas vecinas a la que está activa sugieren el valor de adaptación más adecuado. Tal participación de un vecindario se realiza con un *kernel* o máscara de convolución. Se ensayaron

las más populares en el procesamiento de imágenes tales como las de filtro pasa altos, filtro pasa bajos, Sobel y métodos como el filtro de

mediana y el promedio. Este artículo contiene los resultados del estudio.

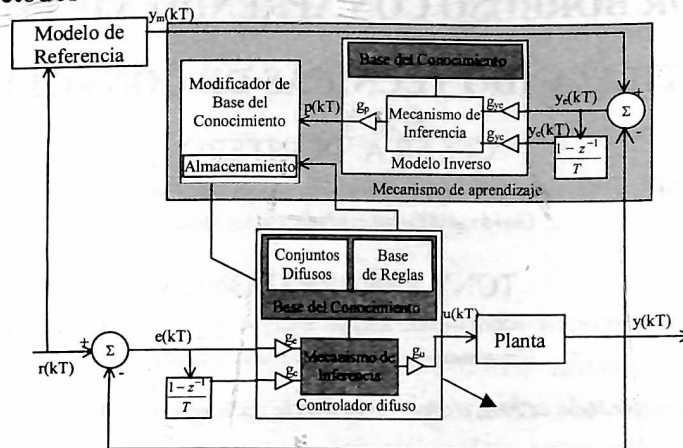


Figura 1. FMRLC Original

## 2 ANTECEDENTES

El FMRLC es un controlador difuso adaptable muy particular (Passino and Yurkovich, 1998), el cual ha dado muy buenos resultados en el control de plantas de naturaleza no lineal.

En la Figura 1 se aprecian los componentes básicos del FMRLC. Hay una rama directa y una rama de realimentación. La primera corresponde a un controlador difuso convencional, el cual recibe la señal de referencia  $r(kT)$ , calcula el error y su derivada. Con esta información, y utilizando su base de reglas genera una salida de control  $u(kT)$ , la cual es aplicada a la planta. En la rama de realimentación, se toma la señal de salida de la planta  $y(kT)$  y se compara con la salida de un modelo de referencia  $y_m(kT)$  que se alimenta

también con la señal de referencia. Este modelo indica la respuesta ideal o esperada por el experto. De la diferencia surgida  $y_e(kT)$  se extrae su derivada, y ambas variables alimentan a un segundo controlador difuso el cual contiene las reglas necesarias para corregir el comportamiento del controlador directo. La salida  $p(kT)$  se entrega a un modificador de la base del conocimiento que da un valor de desplazamiento para la función de membresía de la regla responsable del estado actual de la planta. Estos cambios son almacenados en la base de reglas del controlador directo. El tamaño de la base de reglas es de  $11 \times 11$  para el caso específico del control de un buque-tanque, cuyo modelo en el dominio discreto fue utilizado para las simulaciones.

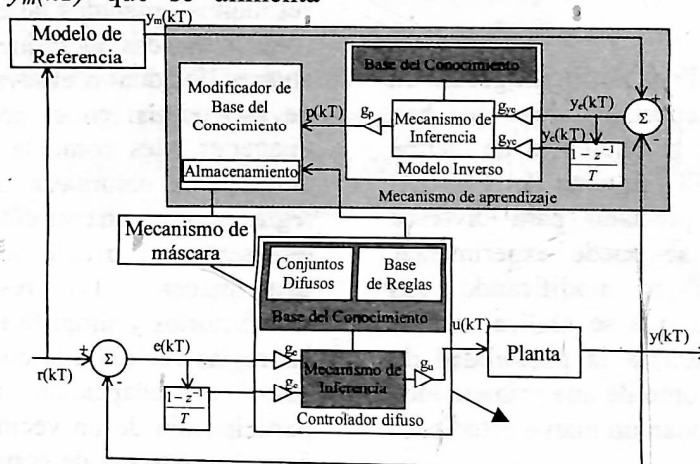


Figura 2. FMRLC con extrapolador de máscara

En (Betancur y Ortiz, 2000), se introdujo al esquema original un mecanismo de máscara (Figura 2). Cuando las reglas que se activan necesitan ser adaptadas, se recurre a una matriz de 5x5 centrada sobre la regla activa, cobijando también a las reglas de su vecindario. De esta manera, la adaptación se transmite a las reglas vecinas cubiertas por la máscara en proporción al valor de la máscara que le corresponde (como se indica en la Figura 3).

El valor del elemento central es 1.0 (se usa el 100% del valor de adaptación). Los valores subsecuentes de los elementos en la máscara decaen a cero a medida que se acercan al borde.

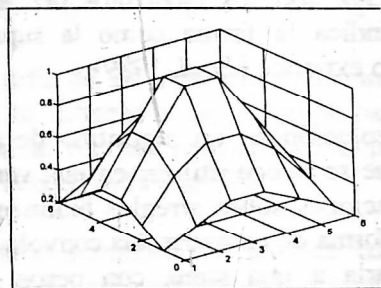


Figura 3. Superficie de la Matriz de máscara

Los resultados obtenidos fueron una mejora en relación con el método FMRLC original, además de hacerlo más cercano a la manera como un humano utiliza su experiencia para afrontar los problemas. En ese trabajo se dejó planteada la idea de un interpolador para mejorar algunos aspectos del sistema.

En (Betancur et al., 2000) se propuso una metodología en la cual se seguía la filosofía opuesta, esto es, el valor de una regla se veía

afectado por la de su vecindario, de manera que se tomaba en cuenta la sugerencia de estas con ayuda de un interpolador. El diagrama en bloques se presenta en la Figura 4. Obsérvese que el mecanismo de interpolación se localiza en el controlador difuso directo, más exactamente antes de la etapa de concreción. El algoritmo que se opera dentro de esta caja se encuentra descrito en la Figura 5.

El mecanismo de interpolación asigna a cada regla de la base del conocimiento un valor de certeza, generándose otra matriz de 11x11. El valor dentro de la matriz de certeza determina si una regla no ha sido utilizada, en cuyo caso su certeza será 0, y a medida que se realizan iteraciones va aumentando su valor hasta un máximo de 1, indicando, que con toda seguridad el valor de la regla genera en el controlador una salida que permite a la planta seguir el modelo de referencia. Para que una regla sea considerada útil durante el proceso de interpolación, su valor de certeza debe ser superior a 0.8, de lo contrario su valor en la matriz de máscara será reemplazado por cero.

Cuando una regla se activa, se recurre a su espejo en la matriz de certeza. Se centra este valor en un vecindario de 3x3 y se opera (producto punto) con una plantilla especial de 3x3, cuyos valores se escogieron al obtener los mejores resultados mediante prueba y error. La matriz que resulta de este producto se normaliza y con ella se procede al producto punto con el vecindario centrado en la regla activada de la cual partió todo el proceso.

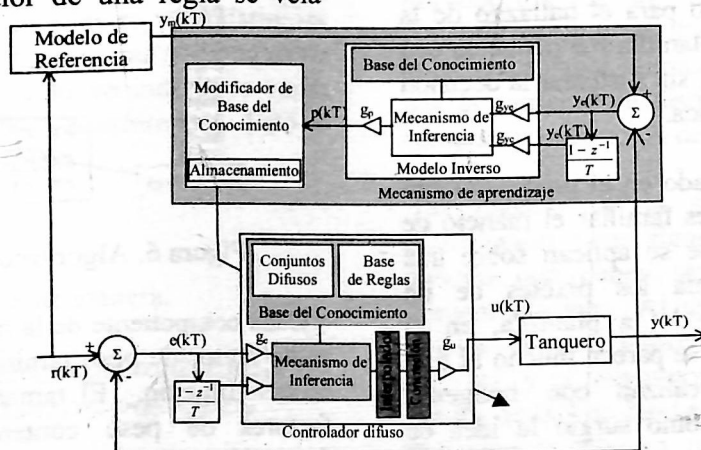


Figura 4. FMRLC con algoritmo de interpolación

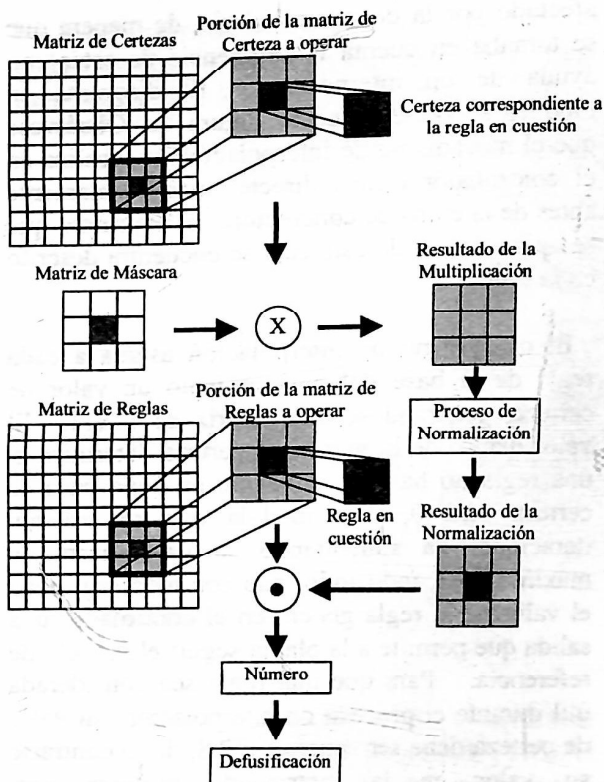


Figura 5. Algoritmo de Interpolación

Este método mostró sus bondades sobre los anteriores al reducir los tiempos de adaptación y disminuir el valor de los diferentes criterios de error. Como desventaja el tiempo de cómputo se hizo mayor, debido a las diversas operaciones matriciales que se deben realizar en cada iteración. Crece también el espacio de memoria para almacenar las matrices temporales que se generan durante los cálculos intermedios. Sus autores recurrieron a muchas pruebas y tiempo de simulación en laboratorio para el hallazgo de la plantilla adecuada. Tal plantilla fue deducida con sentido común y ensayos, sin sustentar la decisión en alguna razón matemática.

Para quien halla trabajado en el procesamiento clásico de imágenes, le es familiar el manejo de plantillas o máscaras que se aplican sobre una matriz la cual representa los pixeles de un fotograma. El recurso de la plantilla, en el método de interpolación, se parece mucho al tipo de procesos que se realizan con imágenes digitalizadas. Fue así como surgió la idea de aplicar los métodos de convolución y algunos

otros afines al procesamiento de imágenes, a la base de reglas del controlador difuso directo. Se decidió plantear el estudio del comportamiento del FMRLC cuando su mecanismo de adaptación es modificado con tales funciones.

### 3 LA CONVOLUCIÓN

Sobre la convolución en términos generales, se puede encontrar abundante literatura en la que se describe su sentido físico, sus propiedades y aplicaciones (Gabel y Roberts, 1975). En el procesamiento de imágenes la convolución de un punto de luz con los elementos del área de la imagen, indica la forma como la superficie lo difumina o extiende (Paul, 1989).

La convolución es un algoritmo de propósito general que se puede utilizar en una variedad de transformaciones sobre arreglos bidimensionales. La mejor forma de entender una convolución es la de asimilarla a una suma con pesos (Lindley, 1991). En la Figura 6, se asume un vecindario de 3x3 y cada punto  $P_i$  es multiplicado por una máscara, que de ahora en adelante llamaremos máscara de convolución, similarmente dimensionado. La suma resultante reemplaza el valor del elemento en el centro de la máscara.

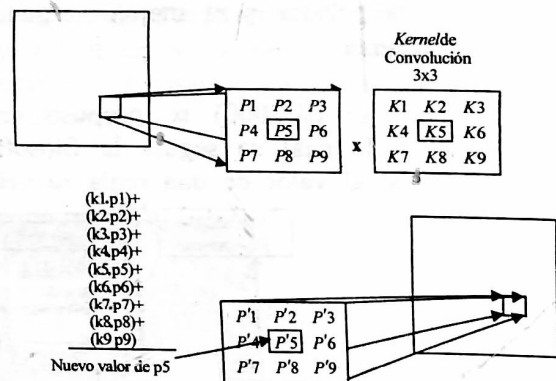


Figura 6. Algoritmo de convolución

Cada componente de la máscara de convolución es un factor de peso también llamado coeficiente de convolución. El tamaño y el arreglo de los factores de peso contenidos en la máscara determinan el tipo de proceso de área que se



aplicará a los datos del arreglo. Cambiar un factor de peso dentro de él, influye en la magnitud y posiblemente en el signo de la suma total, y por lo tanto afecta el valor final del elemento de interés.

Las máscaras de convolución utilizadas en el desarrollo del presente trabajo son:

### 3.1 Máscara pasa altos

$$\begin{array}{ccccccccc}
 & HP1 & & & HP2 & & & HP3 & \\
 -1 & -1 & -1 & 0 & -1 & 0 & 1 & -2 & 1 \\
 -1 & 9 & -1 & -1 & 5 & -1 & -2 & 5 & -2 \\
 -1 & -1 & -1 & 0 & -1 & 0 & 1 & -2 & 1 \\
 \Sigma=1 & & & \Sigma=1 & & & \Sigma=1 & & 
 \end{array}$$

La filosofía de las máscaras anteriores es la de acentuar la diferencia de la regla bajo estudio respecto a las vecinas, asignándole un peso mayor (el valor central de la plantilla).

El término sumatoria al final de las máscaras representa el valor obtenido al sumar todos los elementos de la matriz.

### 3.2 Máscara pasa bajos

$$\begin{array}{ccccccc}
 & LP1 & & & LP2 & & & LP3 \\
 \frac{1}{9} & \frac{1}{9} & \frac{1}{9} & \frac{1}{10} & \frac{1}{10} & \frac{1}{10} & \frac{1}{16} & \frac{1}{8} & \frac{1}{16} \\
 \frac{1}{9} & \frac{1}{9} & \frac{1}{9} & \frac{1}{10} & \frac{1}{5} & \frac{1}{10} & \frac{1}{8} & \frac{1}{4} & \frac{1}{8} \\
 \frac{1}{9} & \frac{1}{9} & \frac{1}{9} & \frac{1}{10} & \frac{1}{10} & \frac{1}{10} & \frac{1}{16} & \frac{1}{8} & \frac{1}{16} \\
 \Sigma=1 & & & \Sigma=1 & & & \Sigma=1 & & 
 \end{array}$$

Si la regla activa no presenta diferencia apreciable con respecto a las de su vecindario, las máscaras no la modifican, mientras que, reglas de valores disímiles a las de su vecindario se verán promediadas disminuyendo la diferencia. Esto se asimila a un filtro pasa bajos.

### 3.3 Filtro de mediana

El cual opera de la siguiente manera.

$$\begin{aligned}
 vm &= medida(\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4, \alpha_5, \alpha_6, \alpha_7, \alpha_8, \alpha_9) \\
 &\text{con } \alpha_1 > \alpha_2 > \alpha_3 > \alpha_4 > \alpha_5 > \alpha_6 > \alpha_7 > \alpha_8 > \alpha_9
 \end{aligned}$$

en donde  $vm$  es el valor de mediana,  $\alpha_i$  corresponden a los elementos del vecindario cuyo centro es la regla activa, y  $mediana(.)$  es el proceso siguiente:

Se ordenan las nueve reglas bajo la plantilla de mayor a menor en un vector, el valor que ocupe la quinta posición ( $\alpha_5$ ) será el que se asigne a la regla bajo estudio.

### 3.4 Filtro promedio

$$vp = \frac{\sum_{i=1}^9 \alpha_i}{9}$$

$$\alpha_5 = vp$$

Donde  $vp$  es el valor promedio,  $\alpha_i$  son los elementos del vecindario cuyo centro es la regla activa. Una vez encontrado el valor promedio, es asignado como el valor de la regla activa (posición  $\alpha_5$ ).

## 4 MÉTODO PROPUESTO

Se había visto cómo el FMRLC con interpolación requería de una matriz adicional de 11x11 en la que se guardaba el valor de certeza para cada uno de los elementos de la base del conocimiento del controlador, con el consecuente aumento en operaciones y en tiempo de cómputo. La introducción de las técnicas de convolución pretende obtener resultados similares o mejores en el controlador eliminando la matriz de certeza con la consecuente disminución en el tiempo de cómputo y utilización de la memoria.

El cálculo de la suma con pesos de la convolución, tiene algunos detalles inherentes al método que deben ser resueltos antes de su implementación. Al aplicar una máscara a los píxeles de una imagen, el primer problema a resolver, y el más notorio, tiene que ver con los bordes de la foto bajo estudio. En la medida que movemos la máscara, un pixel cada vez a través

de la imagen con el pixel de interés en el centro de él, tendremos problemas con los localizados en los bordes de la imagen, esto porque algunos de los coeficientes de peso en la máscara no están posicionados sobre nueve pixeles. En otras palabras, algunos datos de la máscara de convolución estarían por fuera en el borde del *buffer* de imagen. Esta situación se presenta en los cuatro bordes. Hay varias formas de solucionar esta situación. Los dos métodos más sencillos son: los datos en los bordes de la imagen se ignoran, o los datos de imagen se duplican para "sintetizar" los pixeles faltantes.

En el FMRLC, la base de reglas es una matriz de  $11 \times 11$ . Las variables de entrada al controlador son el error y la derivada del error (su velocidad de cambio). En todo momento se activan mínimo dos reglas y máximo cuatro debido a que sus funciones de membresía se encuentran traslapadas. Las decisiones que se toman de acuerdo a estas circunstancias, se encuentran descritas en la matriz de reglas la cual

corresponde también a la "superficie de control", de manera que a un conjunto dado de reglas activas, corresponde una salida única hacia la planta. El método que se propone, utiliza una máscara de convolución para que la regla activa tenga en cuenta a sus vecinas. Este proceso estaría situado, al igual que en el sistema con interpolador, en el controlador difuso directo justo antes de la etapa de concreción. En la Figura 7 es señalado con una flecha.

Otra complicación tiene que ver con el rango dinámico del nuevo valor calculado para el pixel de interés. Algunas máscaras crean valores fuera de rango válido de datos. Por esta razón, el concepto de escalamiento debe ser introducido en el algoritmo de convolución. La consideración final a tener en cuenta en la implementación del algoritmo, es el signo del valor calculado para el pixel. Cuando una máscara contiene coeficientes de peso negativos, como ocurre con muchos, es posible que se produzcan valores negativos de intensidad de pixeles.

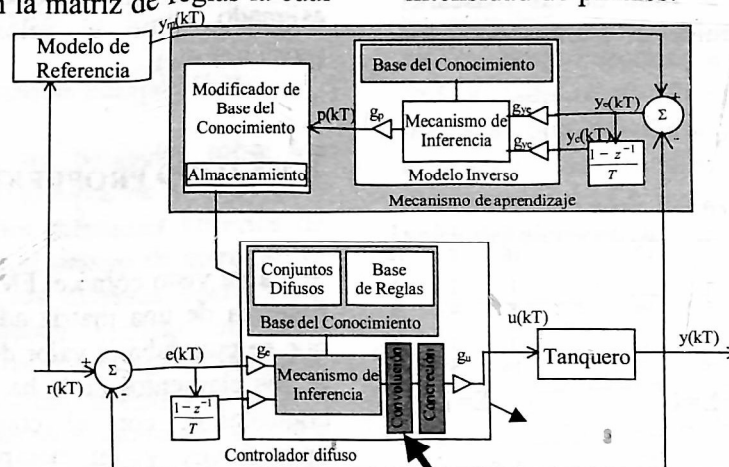


Figura 7. FMRLC con módulo de convolución

## 5 RESULTADOS OBTENIDOS

Para la evaluación de las pruebas en simulación, se utilizaron índices de desempeño de error. Estos valores se comparaban con los resultados obtenidos en esquemas de propuestas anteriores. Estos índices de error, en el mejor caso, tienen un valor de cero (condición ideal). A continuación se hace una breve explicación de ellos:

*Max Error:* Es la abreviación de error máximo, y es la máxima diferencia entre el valor del modelo de referencia y la salida de la planta. Mientras menor sea este valor más similar es el comportamiento de la planta al modelo de referencia.

*Ceci:* Criterio de error cuadrático integral. Es la integral del error cuadrático respecto al modelo de referencia. De esta forma son realizados los errores más grandes.

**Cecit:** Criterio de error cuadrático integral por el tiempo. Es la integral del error cuadrático respecto al modelo de referencia multiplicado por el tiempo. Con este comparador se realzan los valores más grandes y además le da más importancia a los errores a medida que transcurre el tiempo.

**Ceai:** Criterio de error absoluto integral. Es la integral del error respecto al modelo de referencia en valor absoluto, mediante el cual son realzados los errores grandes proporcionales a los pequeños.

**Ceait:** Criterio de error absoluto integral en el tiempo. Es la integral del error respecto al modelo de referencia en valor absoluto multiplicado por el tiempo. Con este criterio son olvidados los errores iniciales y se le da más importancia a los de estado estable

Las simulaciones consistían en aplicar una máscara de convolución y alimentar el sistema con tres clases de señales diferentes, es decir los cambios de ruta que debe tomar el buque tanque: una onda cuadrada con valores de pico entre 0-45 grados, una senoidal con variación pico a pico de  $\pm 90$  grados y finalmente una señal cuadrada con excursión de  $\pm 90$  grados. Para cada una de estas señales de entrada el sistema se iniciaba con tres bases de reglas diferentes, a saber: Una que representaba el mejor caso, es decir, las reglas eran elegidas de acuerdo con la experiencia de un experto. La base de reglas de caso neutro, se refiere a una matriz vacía, es decir todos sus valores en cero, como si el operador ignorara la manera de controlar la planta. Esta base de reglas especial, dice que tan capaz es el controlador de aprender. La tercera base de reglas es denominada caso inverso, debido a que es la negación, o decisiones totalmente opuestas (signo negativo) a las que tomaría un experto. Con esta matriz tan peculiar, se pretendía medir la capacidad del controlador para corregir su experiencia, o aun más, qué tan capaz era de descubrir la dinámica real de la planta cuando esta actúa de una manera inversa a la programada.

Se generan una serie de tablas para comparar los resultados y sacar las conclusiones.

## 5.1 Tratamiento de las reglas en los bordes

El primer problema a resolver es el de establecer de que manera se operaría con las reglas que se activaban en el borde de la matriz de la base del conocimiento. Se propusieron varias alternativas las cuales se identificaron de forma arbitraria con los nombre K-102, K-104 y K-105. Ellos se describen a continuación:

**Método K-102:** Ver Figura 8. Calcula el valor para la matriz como si la máscara se desplazara una posición hacia el interior de la matriz para completar el vecindario. Se aplica la función de convolución sobre el vecindario y el valor obtenido se asigna a la regla bajo estudio (posicionada en el borde).

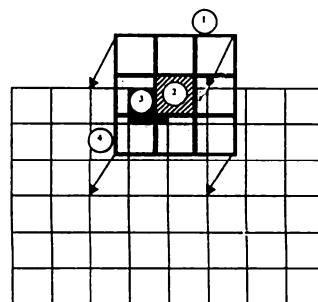


Figura 8. Explicación del método K-102. (1) máscara desplazada. (2) Valor real calculado. (3) Regla activa. (4) Posición real de la máscara.

**Método K-104:** Ver Figura 9. Este algoritmo duplica la fila y/o Columna adyacente a la regla activa para reconstruir la matriz de 3x3 y aplicar así la máscara de Convolución.

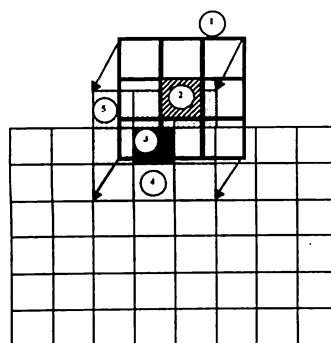


Figura 9. Explicación del método K-104. (1) máscara desplazada. (2) Valor real calculado. (3) Regla activa. (4) Posición real de la máscara. (5) Línea de reglas duplicadas.

**Método K-105:** Ver Figura 10. Este método calcula los elementos virtuales realizando una copia de los elementos de la matriz para simular la simetría. Esto se hace en pasos de la siguiente forma:

- Se copia la fila o columna
- Se desplaza según la posición de la regla activa.
- Se calcula el nuevo valor para la regla.

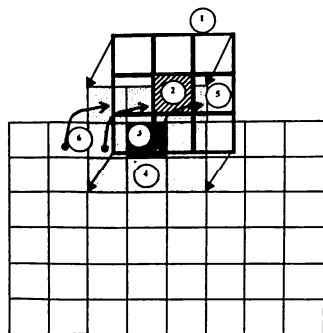


Figura 10. Explicación del método K-105. (1) máscara desplazada. (2) Valor real calculado. (3) Regla activa. (4) Posición real de la máscara. (5) Línea de reglas duplicadas. (6) Elementos copiados.

Los métodos fueron chequeados utilizando la máscara de convolución HP1 y evaluadas las simulaciones para determinar el de mejor desempeño. En las tablas sólo se hace mención a la referencia cuadrada de 0 -45 grados, debido a que en los trabajos anteriores fue la señal de entrada utilizada y no se tenían datos de otras para su comparación.

Se realizaron simulaciones también con tres referencias diferentes, cuadrada entre 0 y 45 grados, cuadrada entre  $\pm 90$  grados y senoidal entre  $\pm 90$ , esto con el fin de verificar un correcto comportamiento del controlador. Los resultados se presentan en la Tabla 1.

En esta Tabla se observa un comportamiento muy similar de los criterios de error para el caso de mejor inicialización de la base de reglas, excepto en la referencia cuadrada entre  $\pm 90$  grados, donde los criterios de error cecit y ceait son mayores a sus similares en un orden de magnitud. Para las inicializaciones, tanto neutra como inversa, es notable una gran diferencia en los resultados del algoritmo K-104 respecto a los otros dos en las tres referencias. Una de las características más importantes de este algoritmo se puede notar en la inicialización inversa donde es capaz de recuperar el control sobre la planta luego de un gran sobreimpulso, a diferencia de los casos K-102 y K-105 con los que la planta no logra seguir ninguna de las referencias. Dadas las ventajas que presenta el método K-104, se asumió este como el único recurso para el tratamiento de las reglas en los bordes y se aplicó a todas las máscaras de convolución presentados en este trabajo.

Definido el método para tratamiento de los bordes, se procedió a realizar las pruebas con las diferentes máscaras, comenzando por el filtro pasa altos HP1.

**Referencia Cuadrada 0 -45 grados**

Reglas Iniciales	Algoritmo FMRLC	Criterio de Error				
		Max error	CECI	CECIT	CEAI	CEAIT
Mejor	Original	11	18	47044	224	800670
	Interpolador	10	15.22	38594	184.12	641750
	HP1_K102	12.79	25.33	81914	305.09	1179700
	HP1_K104	16.27	36.9	120850	347.61	1310200
	HP1_K105	15.5	19.42	49644	256.15	1002100
Neutra	Original	25	113	198610	581	1771800
	Interpolador	24	98.54	184270	550.55	1746700
	HP1_K102	2.61E+031	9.99E+101	9.99E+101	###	###
	HP1_K104	36.12	136.32	341160	599.74	1954200
	HP1_K105	315.22	20392	28277000	###	14315000
Inversa	Original	2609	2934100	2.40E+010	123890	###
	Interpolador	456	284.15	373550	787.59	1886500
	HP1_K102	140110	9.99E+101	9.99E+101	###	###
	HP1_K104	240.47	20537	3.90E+007	9632.1	###
	HP1_K105	12745	1.05E+008	9.15E+011	653610	###

Tabla 1. Resultados con los métodos K-102, K-104 y K-105



## 5.2 Filtros pasa altos

La Tabla 2 es un cuadro comparativo de los criterios de error para cada uno de los filtros bajo las tres inicializaciones. Tomando como referencia el método original y el interpolador, es de notar, que a pesar de no contar con la matriz de certeza, los resultados obtenidos para los diferentes filtros pasa altos son similares a los métodos anteriores. Un análisis comparativo entre las tres plantillas revela que el HP1 tiene un mejor desempeño en la condición de inicialización inversa, la cual, como se ha dicho, es el caso donde se le exige mayor capacidad de adaptación. Esta característica se debe a que los coeficientes de convolución son todos negativos a excepción del central. El HP2, mostró sus bondades en la inicialización neutra y la de mejor caso, debido a que sus elementos anulan las reglas del vecindario situadas en las esquinas, e invierten a las que aparecen en cruz. Desde el punto de vista de los criterios de error, el HP3 no representa ninguna ventaja respecto a los anteriores, aunque su comportamiento en las simulaciones realizadas es similar.

Los resultados de las simulaciones para el HP1, con referencia cuadrada 0-45 grados, se presentan en la Tabla 3 en donde se relacionan los diferentes criterios de error, los gráficos con la referencia, salida del controlador y modelo inverso, lo mismo que el gráfico de la superficie de control. En la Tabla se presentan los tres casos referidos como mejor caso, caso neutro y peor caso. Las otras dos plantillas tienen un

comportamiento gráfico muy similar y no se traen para no congestionar el documento.

Se observa en las gráficas un sobreimpulso durante el primer ciclo de la señal de referencia, el cual es causado por el mecanismo de aprendizaje durante las iteraciones que modifican la superficie de control. Se observa como el sobreimpulso es mayor para las condiciones de peor caso y caso nulo, en los cuales la base de reglas no está en concordancia con el ajuste que un operador experto realizaría del control.

En el caso nulo, vale resaltar como el sistema de aprendizaje es capaz de modificar la superficie de control, de manera que se obtiene una presintonía similar a la que haría un operador experto. La diferencia entre ambas superficies son aquellas reglas que por la forma de la referencia no son modificadas, es decir, reglas que durante el proceso de simulación no son activadas por la señal de entrada.

La presencia de variaciones rápidas sobre el actuador (el timón del buque tanque), son consecuencia del tipo de filtro utilizado, de hecho su aplicación más común en otras materias, es la de resaltar las diferencias. Este comportamiento se reflejaría como un aumento en el consumo de energía del sistema. En el peor caso, cuando se le ha dado al controlador una inicialización inversa, se presenta una oscilación durante los primeros periodos con un primer sobreimpulso de seis veces el valor de la referencia, y va disminuyendo conforme pasa el tiempo hasta ser apenas perceptible luego de unos ocho mil segundos de simulación

Referencia Cuadrada 0-45 grados

Reglas Iniciales	Algoritmo FMRLC	Criterio de Error				
		Max error	CECI	CEAI	CEAIT	
Mejor	Original	11	18	47044	224	800670
	Interpolador	10	15.22	38594	184.12	641750
	HP1_K104	16.27	36.9	120850	347.61	1310200
	HP2_K104	10.2	23.02	89145	293.95	1301000
	HP3_K104	15.88	50.99	195820	477.91	2068900
Neutra	Original	25	113	198610	581	1771800
	Interpolador	24	98.54	184270	550.55	1746700
	HP1_K104	36.12	136.32	341160	599.74	1954200
	HP2_K104	27.25	163.52	467310	727.68	2505700
	HP3_K104	45.68	685.3	1711200	1746.7	6025800
Inversa	Original	2609	2934100	2.40E+010	123890	8.62E+008
	Interpolador	456	284.15	373550	787.59	1886500
	HP1_K104	240.47	20537	3.90E+007	9632.1	2.63E+007
	HP2_K104	404.43	79540	2.11E+008	20057	6.32E+007
	HP3_K104	180580	9.99E+101	9.99E+101	9.99E+101	9.99E+101

Tabla 2. Resultados comparativos filtros pasa altos

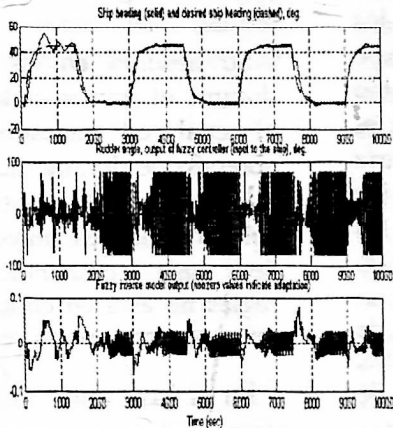
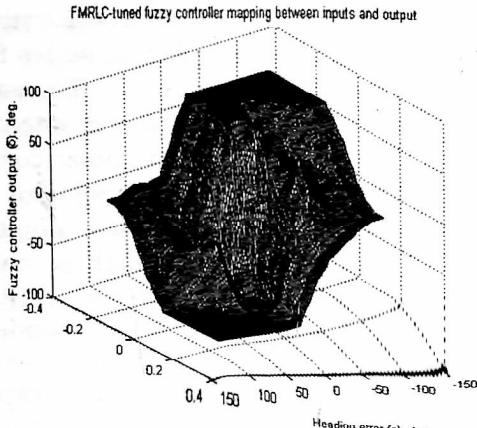
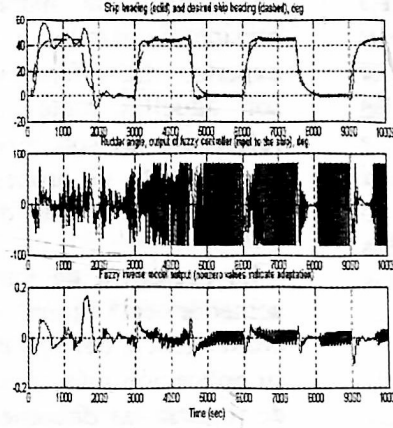
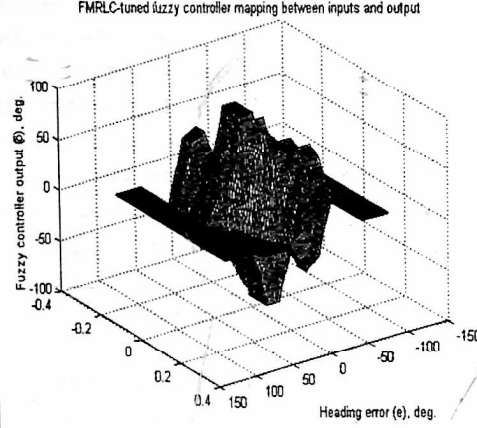
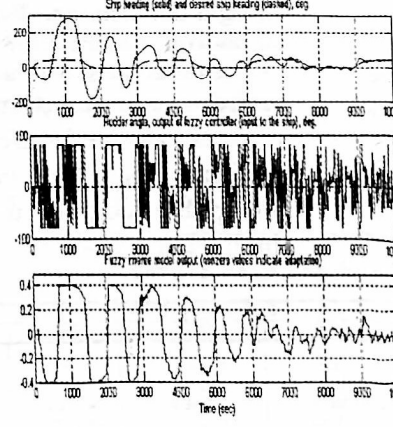
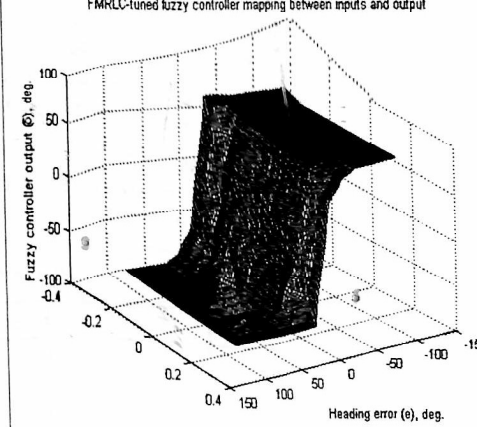
Caso	Respuesta de la planta	Superficie de control
<b>Mejor</b>  Máximo error: 16.27  Ceci: 36.9  Cecit: 120850  Ceai: 347.61  Ceait: 1310200		
<b>Neutra</b>  Máximo error: 36.12  Ceci: 136.32  Cecit: 341160  Ceai: 599.74  Ceait: 1954200		
<b>Inversa</b>  Máximo error: 240.47  Ceci: 20537  Cecit: 3.90e+7  Ceai: 9632.1  Ceait: 2.63e+7		

Tabla 3. Filtro Pasa Altos HP1: Referencia cuadrada 0-45 grados

### 5.3 Filtros pasa bajos

Realizadas las simulaciones de los filtros pasa altos y conociendo la naturaleza de su funcionamiento, se inició el estudio de los filtros pasa bajos con la expectativa de lograr el efecto

contrario, o sea, suavizar los cambios abruptos en la superficie de control ocasionados por el algoritmo de aprendizaje. Los resultados comparativos de las simulaciones se plasman en la Tabla 4.

Si tenemos en cuenta las magnitudes de los errores que generaban los filtros HP, se encuentra que estos valores disminuyeron, es decir, la salida de la planta persigue de cerca la señal ideal representada por el modelo de referencia. Estas observaciones son válidas para la inicialización de mejor caso y caso neutro. A pesar de esto, cuando la base de reglas inicial correspondía al caso inverso, el sistema se salía de control pues era incapaz de seguir la señal de entrada y la respuesta del modelo de referencia. En la Tabla se lee "NaN", expresión de Matlab para designar que la operación no arrojó un valor válido (Not a Number).

La Tabla 5 describe gráficamente el comportamiento del sistema. En ella se observa, para el mejor caso, una respuesta mejor que la de los filtros HP. Obsérvese la carencia de sobreimpulsos y el bajo rizado de la curva. La gráfica del actuador revela que el timón es estable y con pocas oscilaciones. Como resultado adverso, se obtuvo que para el caso de inicialización inversa, el actuador no respondía a los comandos.

Comparando con los métodos anteriores, no hay cuantitativamente una mejora del sistema, sin embargo, de las gráficas de respuesta del conjunto controlador - planta, se verifica una ventaja en lo que respecta al comportamiento del

actuador. Allí se manifiesta la estabilidad del timón, lo cual representa un desempeño más eficiente y suave en términos de estabilidad y una disminución en el consumo de energía.

#### 5.4 Filtro de mediana

Utilizado normalmente para allanar o uniformizar los elementos de una población, de manera que, si son muy disímiles, el guarismo resultante representa el valor central. El efecto esperado de este algoritmo aplicado dentro de la matriz de la base de reglas, era el de suavizar más efectivamente los cambios entre celdas cercanas. Se asume que los elementos dentro del vecindario son muy parecidos dado que las funciones de membresía que los representan están solapadas. Es como si se hiciera una interpolación consultando el valor central del arreglo.

En la Tabla 6 se encuentra el resultado de aplicar este filtro. No se ve muy favorecido contrastándolo con los métodos original e interpolador, pero en la Tabla 7 se aprecia una mejor respuesta de estado estable.

Este filtro sólo arrojó resultados para las condiciones de mejor caso. Hubo desbordamiento de los criterios de error en el caso nulo e inverso.

**Referencia Cuadrada 0-45 grados**

Reglas Iniciales	Algoritmo FMRLC	Criterio de Error				
		Max error	CECI	CECIT	CEAI	CEAIT
Mejor	Original	11	18	47044	224	800670
	Interpolador	10	15.22	38594	184.12	641750
	LP1_K104	13.16	35.44	104170	373.26	1.51E+006
	LP2_K104	12.82	32.22	93659	342.93	1.37E+006
	LP3_K104	12.44	29.1	83141	319.8	1.26E+006
Neutra	Original	25	113	198610	581	1771800
	Interpolador	24	98.54	184270	550.55	1.75E+006
	LP1_K104	38.82	320.54	547990	970.61	2.75E+006
	LP2_K104	37.16	266.24	428920	855.35	2.39E+006
	LP3_K104	33.51	194.29	299850	729.19	2.07E+006
Inversas	Original	2609	2934100	2.40E+010	123890	8.62E+008
	Interpolador	456	284.15	373550	787.59	1.89E+006
	LP1_K104	2793.6	1.32E+007	8.79E+010	334210	2.05E+009
	LP2_K104	157510	NaN	NaN	NaN	NaN
	LP3_K104	191270	NaN	NaN	NaN	NaN

Tabla 4. Resultados comparativos de las máscaras de filtros pasa bajo

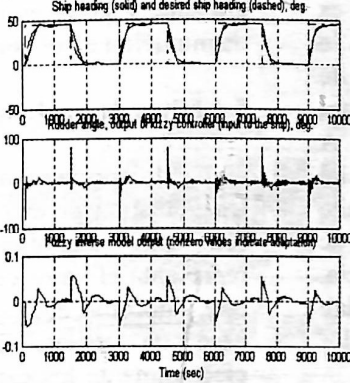
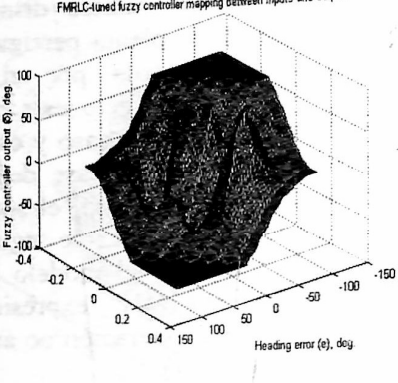
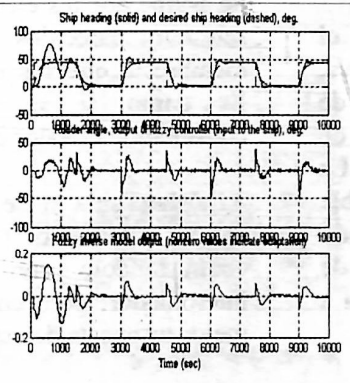
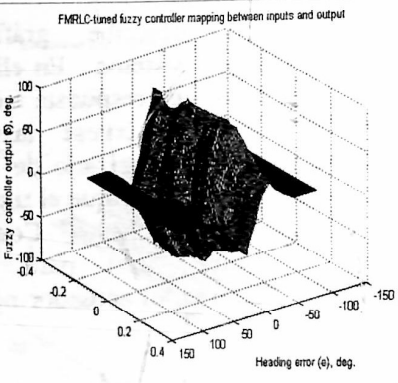
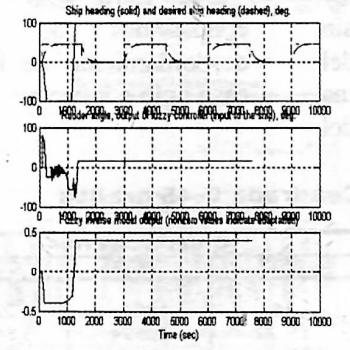
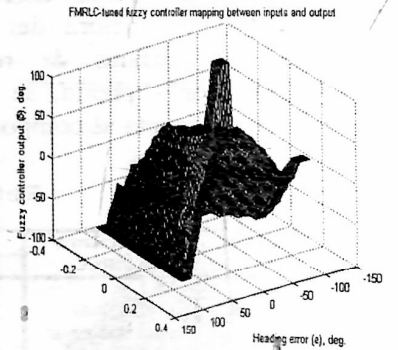
Caso	Respuesta de la planta	Superficie de control
<b>Mejor</b> Máximo error: 12.44 Ceci: 29.1 Cecit: 83141 Ceai: 319.8 Ceait: 1.26e+6		
<b>Neutra</b> Máximo error: 33.51 Ceci: 194.29 Cecit: 299850 Ceai: 729.19 Ceait: 2.07e+6		
<b>Inversa</b> Máximo error: 191270 Ceci: NaN Cecit: NaN Ceai: NaN Ceait: NaN		

Tabla 5. Filtro Pasa Bajos LP3: Referencia cuadrada 0-45 grados

El caso de inicialización neutra, como ya se ha mencionado, tiene la particularidad de tener los elementos de la matriz de base de reglas en cero. Debido a esto, la mediana de cualquier vecindario con valores iguales siempre será el mismo, lo que lleva a la no existencia de cambios. El mecanismo de aprendizaje, trata de adaptar las

funciones con ligeros desplazamientos de sus centros, pero al aplicarse nuevamente el filtrado de mediana, el valor asignado será cero, resultando en una neutralización de la maniobra del mecanismo de adaptación. Esto lo podemos apreciar en la Tabla 7, pues la dinámica del actuador no cambia de cero.



## Referencia Cuadrada 0-45 grados

Reglas Iniciales	Algoritmo FMRLC	Criterio de Error				
		Max error	CECI	CECIT	CEAI	CEAIT
Mejor	Original	11.00	18	47044	224	800670
	Interpolador	10.00	15.22	38994	184.12	641750
	Mediana	12.36	29.04	74500	306.64	1.09E+006
Neutra	Original	25.00	113.00	198610	581.00	1.77E+06
	Interpolador	24.00	98.54	184270	550.55	1.75E+06
	Mediana	44.99	2910	1.43E+007	4120	2.01E+007
Inversas	Original	2,609.00	2.93E+06	2.40E+10	123890	8.62E+08
	Interpolador	456.00	284.15	373550	787.59	1.89E+06
	Mediana	147000	NaN	NaN	NaN	NaN

Tabla 6. Resultados comparativos del filtro de mediana

Caso	Respuesta de la planta	Superficie de control
<b>Mejor</b> Máximo error: 12.36 Ceci: 29.04 Cecit: 7.45e+4 Ceai: 306.64 Ceait: 1.09e+6		
<b>Neutra</b> Máximo error: 44.99 Ceci: 2915.5 Cecit: 1.43e+7 Ceai: 4124.3 Ceait: 2.01e+7		
<b>Inversa</b> Máximo error: 1.47e+5 Ceci: NaN Cecit: NaN Ceai: NaN Ceait: NaN		

Tabla 7. Filtro de Mediana: Referencia cuadrada 0-45 grados

### 5.5 Filtro de promedio

Este algoritmo no estaba planteado al inicio de la investigación, pero debido a los resultados poco satisfactorios del filtro de mediana, se decidió ensayar con este procedimiento con la esperanza de obtener una mejora con la misma filosofía. El producto de la comparación se resume en la Tabla 8. En comparación con el filtro de mediana, los errores generados disminuyeron. El mayor logro se obtiene para la inicialización neutra, en la cual el controlador logra estabilizar la planta. El motivo de esta conducta radica en que el mecanismo de aprendizaje hizo un desplazamiento de la regla central como resultado de la iteración anterior, y a pesar de un vecindario nulo, el filtro de promedio entrega como resultado un valor diferente de cero que se irá propagando a través del arreglo en las subsecuentes iteraciones.

En la Tabla 9, se aprecia gráficamente como para la condición de mejor caso hay un suavizamiento de la superficie de control y se eliminan los transientes sobre el timón.

El caso neutro, que para el algoritmo anterior no produjo salida del controlador, en medio ciclo de la señal de referencia logra alcanzar al modelo de referencia. Se observa sin embargo un sobre impulso inicial. Es de notar el bajo nivel de rizado sobre el actuador de la planta y la suavidad en los picos de la superficie de control.

Al realizar la simulación con la inicialización inversa, se descubre la incapacidad del algoritmo para invertir el sentido de las reglas, a pesar de que realiza un alisado de la superficie de control. Como se sabe, el promedio no cambia el signo de los elementos bajo operación si todos ellos son positivos o negativos.

### Referencia Cuadrada 0-45 grados

Reglas Iniciales	Algoritmo FMRLC	Criterio de Error				
		Max error	CECI	CECT	CEAI	CEAIT
Mejor	Original	11.00	18	47044	224	800670
	Interpolador	10.00	15.22	38594	184.12	641750
	Promedio	12.76	31.62	90135	333.53	1.32E+06
Neutra	Original	25.00	113.00	198610	581.00	1.77E+06
	Interpolador	24.00	98.54	184270	550.55	1.75E+06
	Promedio	36.59	258.70	405380	820.93	2.25E+06
Inversas	Original	2609	2.93E+06	2.40E+10	123890	8.62E+08
	Interpolador	456.00	284.15	373550	787.59	1.89E+06
	Promedio	148290	NaN	NaN	NaN	NaN

Tabla 8. Resultados comparativos del filtro de promedio

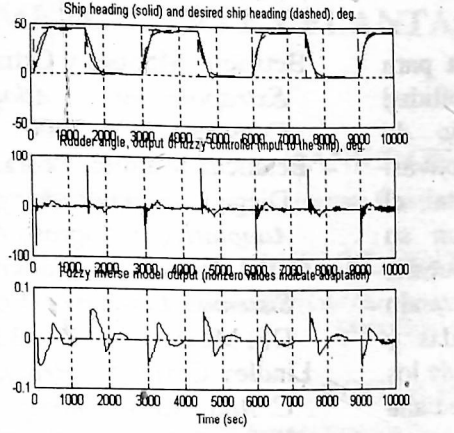
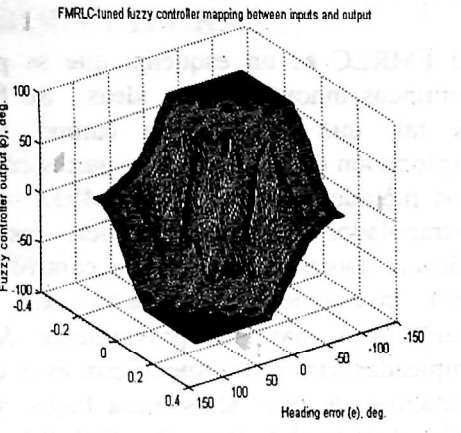
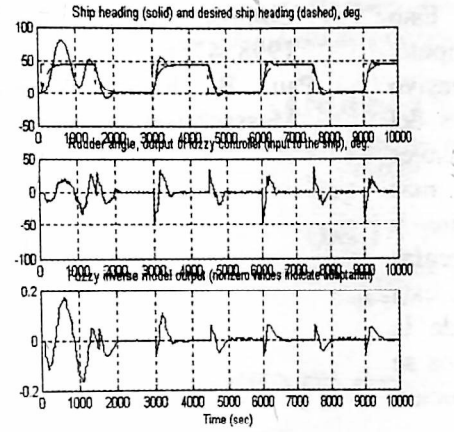
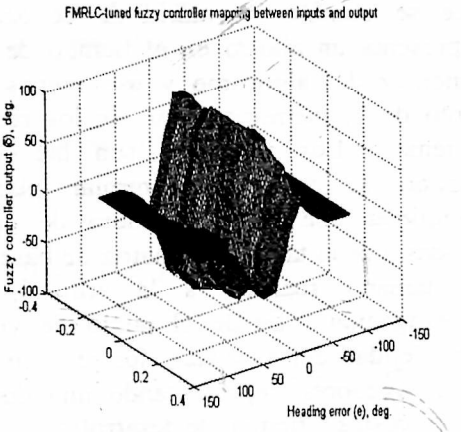
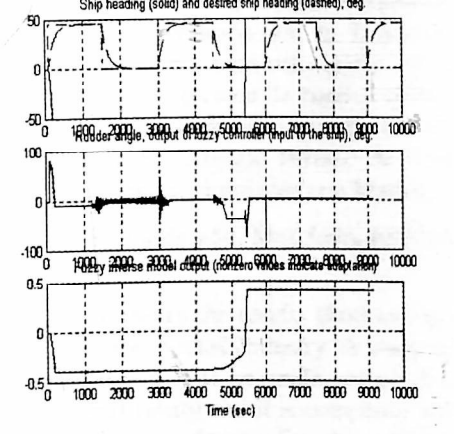
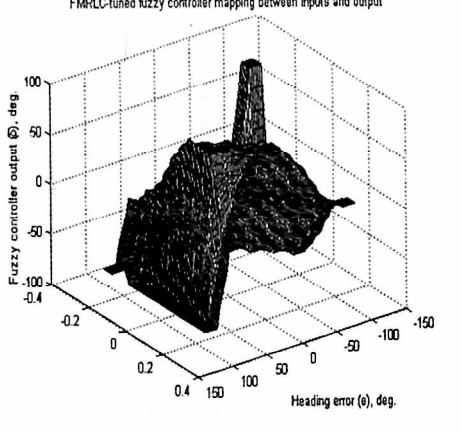
Caso	Respuesta de la planta	Superficie de control
<p>Mejor</p> <p>Máximo error: 12.7644</p> <p>Ceci: 31.6166</p> <p>Cecit: 9.013e+4</p> <p>Ceai: 333.5324</p> <p>Ceait: 1.320e+6</p>		
<p>Neutra</p> <p>Máximo error: 36.5913</p> <p>Ceci: 258.6965</p> <p>Cecit: 4.0538e+5</p> <p>Ceai: 820.9250</p> <p>Ceait: 2.250e+6</p>		
<p>Inversa</p> <p>Máximo error: 1.4829e+5</p> <p>Ceci: NaN</p> <p>Cecit: NaN</p> <p>Ceai: NaN</p> <p>Ceait: NaN</p>		

Tabla 9. Filtro de Promedio: Referencia cuadrada 0-45 grados

## 6 CONCLUSIONES

El FMRLC es un esquema que se presta para continuas innovaciones e ideas. Su flexibilidad es tal, que permite un campo amplio de exploración en sus diferentes partes constitutivas. Los métodos anteriores, el FMRLC original, el extrapolador y el interpolador, mostraron su eficacia sobre el esquema de control propuesto. Esta investigación demuestra que utilizando plantillas o máscaras previamente definidas y empleadas para fines específicos, es el caso de los esquemas de pasa altos, pasa bajos, y mediana utilizados en el tratamiento digital de imágenes, se logran resultados similares a los obtenidos por el extrapolador e interpolador, con la diferencia que se elimina la matriz de certezas. Esto representa un ahorro en el tiempo de cómputo, sencillez del algoritmo y uso menos intensivo tanto de la memoria como de los recursos del sistema. Los anteriores son factores claves cuando se trata de controlar plantas más complejas con mayor número de entradas y salidas, por lo tanto, con matriz de base de reglas de tamaño superior a la utilizada en esta investigación. Desde el punto de vista de la complejidad del hardware, los requerimientos se hacen menores, representando una disminución de los costos y tiempo de desarrollo.

## 7 BIBLIOGRAFÍA

- Betancur Manuel y Ortiz Alex. *Fuzzy Controller Extrapolating Adaptation Methodology*. Congreso ACA 2000.
- Betancur Manuel, Pedraza D. Martha y Marín A. Diego. *Interpolador para Controlador Difuso Adaptativo*. Congreso ACA 2000.
- Gabel Robert y Roberts Richard. *Señales y Sistemas Lineales*. Editorial Limusa. Mexico DF, Mexico. 1975. 433p.
- Lindley Craig A. *Practical Image Processing in C. Acquisition, manipulation and storage*. John Wiley & Sons INC. New York, United States. 1991. 554p.
- Passino Kevin, Yurkovich, Stephen. *Fuzzy Control*. Addison-Wesley. Ohio, United States. 1998. 475p.
- Pau, B. *Robot Vision*. The MIT Press. Massachusetts, United States. 1989. 509p.