



**UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE MÉXICO**  
PROGRAMA DE MAESTRÍA Y DOCTORADO EN INGENIERÍA

**FACULTAD DE INGENIERÍA**

***COMPARACIÓN DE DOS CONTROLADORES ADAPTABLES  
PARA COMPENSACIÓN DE PERTURBACIÓN***

**T E S I S**

QUE PARA OPTAR POR EL GRADO DE:

**MAESTRO EN INGENIERÍA**  
**INGENIERÍA MECÁNICA – DISEÑO MECÁNICO**

PRESENTA:

**LUIS ARTURO PANTOJA NIEVES**

DIRIGIDA POR:

**DR. YU TANG XU**

JURIQUILLA, QUERÉTARO. JUNIO DE 2016



**JURADO ASIGNADO:**

Presidente: DR. MARCELO LÓPEZ PARRA  
Secretario: DR. SAÚL DANIEL SANTILLÁN GUTIÉRREZ  
Vocal: DR. YU TANG XU  
1<sup>er</sup> Suplente: DR. LUIS AGUSTÍN ÁLVAREZ ICAZA LONGORIA  
2<sup>do</sup> Suplente: DR. MARCO ANTONIO ARTEAGA PÉREZ

Lugar o lugares donde se realizó la tesis:

CENTRO DE ALTA TECNOLOGÍA  
JURIQUILLA, QUERÉTARO

**TUTOR DE TESIS:**

DR. YU TANG XU

---

**FIRMA**



# Agradecimientos

---

En primer término, agradezco de corazón al Dr. Yu Tang por su invaluable apoyo, su paciencia y su disposición permanente para poder completar este trabajo.

Agradezco de forma especial, así también, al Dr. Saúl Santillán, por darme la oportunidad de entrar al programa de Posgrado en Ingeniería en el Campus Juriquilla y por su continuo soporte técnico y humano; y al Dr. Marcelo López Parra le reconozco su invaluable aportación en toda la maestría, sus opiniones y enseñanzas fueron de mucho valor. A ambos les agradezco haber aceptado formar parte del jurado.

A los doctores Marco Antonio Arteaga y Luis Álvarez Icaza, les agradezco su apoyo en ser miembros del jurado y aportar sus observaciones para llevar a buen puerto esta tesis.

Quiero reconocer también al Dr. Alejandro Ramírez Reivich, por coadyuvar en el proceso de titulación; su decisión fue fundamental para lograrlo a pesar de los inconvenientes.

Recuerdo con aprecio también a los doctores Leonardo Urbiola, Magdalena Trujillo, William Vicente y Saúl de la Rosa, por su tiempo y compartir su conocimiento durante mis estudios.

A Emilio Sánchez, Mónica Aparicio y Socorro Barroso, muchas gracias por el apoyo administrativo y los consejos para llevar a buen puerto todos los trámites. Pao Olivares, amiga, muchas gracias por estar al pendiente constantemente.

Muchas gracias a mis padres por su cariño y sus sabios consejos siempre que los necesité; a mis hermanos Alejandro, Miguel y Sonia, por su disposición para ayudarme. Y especialmente gracias a ti, Yanerith: tu paciencia, tus ánimos perennes y tu inspiración ayudaron a completar las últimas líneas de este logro.



# Contenido

---

<b>Agradecimientos</b> .....	V
<b>Contenido</b> .....	VII
<b>Lista de Figuras</b> .....	IX
<b>Lista de Tablas</b> .....	XI
<b>Lista de Símbolos</b> .....	XIII
<b>Resumen</b> .....	XV
<b>Abstract</b> .....	XVII
Capítulo 1	
<b>Introducción</b> .....	1
<b>1.1 Motivación</b> .....	1
<b>1.2 El problema considerado en la tesis</b> .....	3
<b>1.3 Revisión del Estado del Arte</b> .....	5
<b>1.4 Organización de la tesis</b> .....	9
<b>1.5 Alcances y contribuciones a la solución del problema</b> .....	11
Capítulo 2	
<b>Preliminares</b> .....	13
<b>2.1 Control adaptable</b> .....	13
<b>2.2 Control por Redes Neuronales Difusas (RND)</b> .....	16
2.2.1 Redes Neuronales .....	16
2.2.2 Lógica Difusa .....	19

2.2.3 Control difuso.....	30
<b>2.3 Control por Modelo Interno (MI) .....</b>	<b>32</b>
Capítulo 3	
<b>Compensación adaptable basada en Modelo Interno (MI).....</b>	<b>35</b>
<b>3.1 Perturbación periódica.....</b>	<b>35</b>
<b>3.2 Aproximación de la perturbación por Modelo Interno (MI) .....</b>	<b>37</b>
<b>3.3 Diseño del compensador adaptable (MI) .....</b>	<b>38</b>
3.3.1 Ley de adaptación .....	40
<b>3.4 Discusión de las simulaciones .....</b>	<b>43</b>
Capítulo 4	
<b>Compensación adaptable basada en Red Neuronal Difusa (RND).....</b>	<b>47</b>
<b>4.1 Perturbación acotada.....</b>	<b>47</b>
<b>4.2 Aproximación de la perturbación por una Red Neurodifusa (RND).....</b>	<b>49</b>
<b>4.3 Diseño del compensador adaptable (RND) .....</b>	<b>51</b>
<b>4.4 Discusión de las simulaciones .....</b>	<b>56</b>
Capítulo 5	
<b>Estudio comparativo de compensación por MI vs. RND .....</b>	<b>59</b>
<b>5.1 Comparación cuantitativa.....</b>	<b>59</b>
<b>5.2 Comparación cualitativa .....</b>	<b>62</b>
Capítulo 6	
<b>Conclusiones.....</b>	<b>65</b>
<b>6.1 Conclusiones.....</b>	<b>65</b>
<b>6.2. Trabajo futuro .....</b>	<b>67</b>
<b>Apéndice.....</b>	<b>69</b>
<b>A.1. Programa en Simulink para simulación con Modelo Interno (MI) .....</b>	<b>69</b>
<b>A.2. Programa en Simulink para simulación con Redes Neuro Difusas (RND).....</b>	<b>71</b>
<b>Bibliografía .....</b>	<b>75</b>

# Lista de Figuras

---

- 2.1 Esquema general de control adaptable.
- 2.2 Función de pertenencia trapezoidal estándar
- 2.3a Función de pertenencia trapezoidal con parámetros  
2.3b infinitos
- 2.4 Función de pertenencia triangular
- 2.5 Función de pertenencia Singleton
- 2.6 Función de pertenencia sigmoideal
- 2.7 Función de pertenencia gamma
- 2.8 Función de pertenencia gaussiana
- 2.9 Función de pertenencia pseudo-exponencial
- 2.10 Función de pertenencia para grupos de edad
- 2.11 Controlador difuso
- 2.12 Esquema de control por modelo interno (CMI)
- 3.1 Velocidad vs. Velocidad deseada
- 3.2 Función de error (velocidad menos velocidad deseada)

- 3.3 Función  $\hat{\theta}$  (theta estimada)
- 4.1 Velocidad vs. Velocidad deseada - RND
- 4.2 Función de error (velocidad menos velocidad deseada) - RND
- 4.3 Theta estimada y señal de planta - RND
- 5.1 Función de error (velocidad menos velocidad deseada) MI
- 5.2 Función de error (velocidad menos velocidad deseada) RND
- 5.3 Función de error por el método de mínimos cuadrados
- A.1 Esquema general de *Simulink* para Control adaptable por Modelo Interno (MI)
- A.2 Modelo interno (estimadores)
- A.3 Modelo del controlador
- A.4 Esquema general de *Simulink* para Control adaptable por Red Neurodifusa (RND)
- A.5 Funciones de pertenencia, conjuntos difusos y estimación de la perturbación, según el control por redes neurodifusas (RND)

# Lista de Tablas

---

- 3.1 Parámetros de diseño del sistema para Control por Modelo Interno (MI)
- 4.1 Parámetros de diseño del sistema para Control por Red Neurodifusa (RND)
- 5.1 Comparación cuantitativa del controlador adaptable por modelo interno (MI) vs. red neurodifusa (RND)
- 5.2 Comparación cualitativa del controlador adaptable por modelo interno (MI) vs. red neurodifusa (RND)



# Lista de Símbolos

---

$x$	Posición
$v$ $\dot{x}$	Velocidad
$v_d$	Velocidad deseada
$\dot{v}$ $\ddot{x}$	Aceleración
$t$	Tiempo
$J$	Inercia
$u$	Señal de control del sistema
$d(x)$	Perturbación dependiente de la posición
$d(t)$	Perturbación dependiente del tiempo
$\hat{d}(x)$	Estimación de la perturbación
$\Lambda$	Amplitud de la función de perturbación
$\omega$	Frecuencia de la función de perturbación

$\Phi$	Desfase de la función de perturbación
$\hat{z}_i$	Velocidad estimada de modelo interno
$\hat{z}_i$	Velocidad
$\hat{\phi}$	Estimación de la frecuencia

# Resumen

---

Se presenta la comparación de dos métodos de control adaptable para la compensación de una perturbación, predefinida oscilatoria de forma senoidal periódica, en un motor rotativo eléctrico de corriente directa, en el cual las vibraciones son inducidas por excentricidad, y dependiente de la posición. En primer término, se hace una aproximación de dicha perturbación por dos métodos: el modelo interno, que estima los parámetros necesarios para el controlador; y por el método de redes neurodifusas, con funciones de pertenencia gaussianas que cumplen con las condiciones de estabilidad asintótica de sistemas dinámicos, según el método directo de Lyapunov.

A partir de la modelación de cada uno de los métodos, y de los resultados obtenidos, se establecen semejanzas y diferencias entre los mismos, concluyendo cuál es el mejor cuantitativa y cualitativamente.



# ***Abstract***

---

This document presents the comparison between two adaptive control methods, for the disturbance compensation in a rotary electric DC engine, in which the vibrations are induced by position dependent eccentricity. First of all, an approximation of the disturbance is made by two methods: the internal model, which estimates the parameters required for the controller; and using a neural fuzzy network, with Gaussian membership functions, that meet the conditions of asymptotic stability for dynamic systems based on direct Lyapunov's method.

From modeling each of the methods, and the obtained results, similarities and differences between them are established, concluding what is the best in two points of view: quantitatively and qualitatively.



# Capítulo 1

## Introducción

---

### ***1.1 Motivación***

Un problema recurrente dentro de la industria es la presencia de vibraciones en los motores rotativos, ya sean mecánicos, eléctricos o electromecánicos. Estas anomalías de los sistemas provocan funcionamiento inadecuado de los rotores, que pueden deberse a factores diversos. Por esta causa, es importante establecer métodos que ayuden a reducir o eliminar la influencia de estos fenómenos dentro de los sistemas, de forma económica y práctica. El tema de vibraciones es analizado debido a su importancia en la industria y por la necesidad de los ambientes productivos de hacer más eficientes y rápidas las maquinarias rotativas; también por la tendencia de crear artículos de consumo que optimicen el uso de recursos energéticos y que sean seguros en su operación de forma económica. Tanto industrial como comercialmente, la vibración es un factor indeseable que afecta los objetivos perseguidos.

Otro problema derivado, es que los dispositivos a analizar sufren vibraciones por una variedad de motivos, ya sean dependientes o independientes de los parámetros de funcionamiento de los sistemas, por lo que una tarea paralela consiste en identificar cada uno de ellos para definir cuáles son las acciones a tomar para compensar dichas

---

vibraciones de forma efectiva y eficiente, sin perjudicar la operación cotidiana de los motores.

Dentro de dichos fenómenos vibratorios, uno frecuente es la excentricidad en los rotores. Ésta se presenta cuando el eje de rotación no coincide con el eje geométrico del sólido en revolución, lo que ocasiona desbalanceo, desalineación y modos vibratorios que pueden provocar un daño importante en los equipos si no es controlada dentro de un rango adecuado. El fenómeno de excentricidad puede deberse a cargas externas al rotor, dependientes de la operación; de un defecto físico, que aparece en forma periódica en una posición dada; o por fenómenos transitorios, todos ellos fuerzas dinámicas que aparecen como producto de su funcionamiento cotidiano.

En ambientes controlados de laboratorio, ya sea con fines científicos o industriales, se pueden utilizar equipos de medición para identificar los parámetros del sistema y las posibles afectaciones debidas a excentricidades de los rotores, tales como acelerómetros o vibrómetros. Sin embargo, en productos industriales, manufacturados a gran escala en cuanto a cantidad, es económicamente y operativamente inviable hacer este tipo de mediciones en cada artefacto, ya que la gran mayoría de las excentricidades ocurren durante la vida en uso del equipo, y precisamente se busca medir y anular la acción de estas anomalías durante su utilización de una forma fiable y eficiente, sin interacción con el usuario.

Uno de los objetivos que persigue este análisis, es encontrar un método de medición de la excentricidad que pueda ser de aplicación práctica en el entorno de la operación cotidiana de estos equipos, para que fácilmente se puedan identificar las acciones a tomar por el controlador y cuya aplicación sea imperceptible para los usuarios.

Para poder eliminar la excentricidad en los motores rotativos, se han desarrollado varias técnicas de control adaptable, que en primer término particularizan los parámetros de operación y ayudan a identificar la excentricidad del sistema, y posteriormente compensan dicha excentricidad para mantener el funcionamiento dentro de los parámetros adecuados. Estas acciones se programan desde el mismo

control del motor, sin equipo auxiliar y simplemente contando con los parámetros de operación del sistema y la excentricidad periódica dependiente de la posición.

El presente trabajo tiene como motivación principal hacer la comparación de dos controladores adaptables para analizar cuál de ellos es más adecuado, dentro de las condiciones establecidas, para compensar las excentricidades dependientes de la posición en un motor rotativo eléctrico de corriente directa.

El primer controlador es diseñado a partir del modelo interno del sistema, y el segundo, con una red neurodifusa.

## ***1.2 El problema considerado en la tesis***

En rotores en general se presenta el problema de excentricidad cuando su centro de rotación no es coincidente con el centro geométrico. Se persigue eliminar el efecto de la excentricidad en los motores rotativos eléctricos de corriente directa.

Definimos el sistema de un motor rotativo sujeto a una perturbación oscilatoria [1] como:

$$J\dot{v} = u + d(x) \quad (1.1)$$

$$v = \dot{x} = \frac{dx}{dt} \quad (1.2)$$

Donde  $x$  es la posición angular del rotor y el parámetro  $J$  es la inercia;  $u$  es la entrada de control y  $d(x)$  es la perturbación oscilatoria dependiente de la posición angular  $x$ .

Esta perturbación oscilatoria está predeterminada por:

$$d(x) = \Lambda \cos(\omega x + \Phi) \quad (1.3)$$

---

Por esta definición, la oscilación tiene una forma senoidal periódica. Se asume que los parámetros de dicha perturbación – la amplitud  $\Lambda$ , la frecuencia  $\omega$ , y el desfase  $\Phi$  – son desconocidos. Dicha excentricidad es dependiente de la posición.

El problema a resolver consiste en cancelar los efectos de la perturbación  $d(x)$  en el sistema rotativo definido en la ecuación (1.1) a partir del seguimiento de la velocidad en el sistema, por medio de una ley de control adaptable, ya sea por Modelo Interno (MI) o por Red Neurodifusa (RND).

Puesto que se ha delimitado la excentricidad como una perturbación periódica, ésta puede representarse como una serie armónica de senos y cosenos. Si se denomina a  $x(t)$  como una función periódica durante un lapso de tiempo dado, se puede descomponer la misma a partir de una serie de Fourier [2]. Por lo que la perturbación  $d$  no está realmente en función de la posición, sino como una señal que depende del tiempo, de la forma:

$$d(t) = \Lambda \cos(\omega t + \Phi) \quad (1.4)$$

Para que esta condición se cumpla, el motor rotativo debe tener una velocidad uniforme y constante  $v_d$ , que es la velocidad deseada de operación del sistema [1], de tal forma que [2] señala que  $x(t)$  llega a ser proporcional a  $t v_d$ . [1] analiza perturbaciones de la forma (1.3).

Sin embargo, a pesar de que se pueden utilizar algoritmos adaptables si la frecuencia  $\omega$  es conocida [2], al hacer el análisis en el dominio del tiempo a partir de los algoritmos de adaptación, los parámetros obtenidos son no lineales en (1.4) y de una frecuencia alta, por lo que se analizarán los sistemas y las perturbaciones (1.3) dependientes de la posición  $x$ .

Basándose en las teorías de control por Modelo Interno (MI) y Red Neurodifusa (RND) se pueden diseñar estimadores adaptables con la capacidad de aproximarse a las

condiciones de operación que se buscan [1], [2], y que se utilizarán para solucionar el problema presentado.

### ***1.3 Revisión del Estado del Arte***

La revisión del estado del arte se dividió en dos rubros principales: en métodos que ayudarán en la medición de los parámetros de operación de sistemas en general, y en métodos que apoyarán la compensación de excentricidades producto de anomalías en los motores rotativos y aspectos relacionados.

Respecto al caso de estimación de los parámetros de operación, hay una diversidad de literatura que aborda diferentes métodos para la medición de los mismos, y que trata en general de que cada uno de estos parámetros sea estimado *en línea*, es decir, mientras el sistema está funcionando. Se encuentran dos familias de métodos principales: basados en teorías de sistemas [5]; y basados en técnicas de procesamiento de señales [1].

En cuanto a los métodos basados en teoría de sistemas, Hsu [5] establece una estimación de señales senoidales “puras” a través de un filtro supresor adaptable, que garantiza un estimador globalmente convergente. El filtro cuenta con las siguientes características: las señales son delimitadas globalmente y la frecuencia estimada es estable asintóticamente para las condiciones iniciales; obtiene un procedimiento de ajuste simple para el diseño de los parámetros del estimador; y el desempeño en el estado transitorio es adecuado para cualquier tipo de frecuencia. Una desventaja de este trabajo es que no analiza casos donde hay funciones de “ruido” (perturbaciones) presentes, aunque comprueban matemáticamente que el sistema responde a ellas.

Para los métodos basados en procesamiento de señales, Canudas [1] propone una forma de compensación en sistemas que no tienen una función conocida, cuya

perturbación se asume es provocada por excentricidad, la cual depende de la posición y no del tiempo directamente. Por esto, utiliza un modelo dependiente de la velocidad para definir dicha excentricidad, de la forma:

$$d(x) = \Lambda \cos(\omega x + \Phi) \quad (1.5)$$

Por diseño, el estimador es asintóticamente estable, lo que permite mantener el sistema en equilibrio a pesar de que una fuerza actúe sobre él sacándolo de ese estado.

Trabajos complementarios que tratan de cómo estimar los parámetros de un sistema los encontramos en [6], donde Tsuji estima los parámetros de la frecuencia *en línea* con el sistema a través de la Transformada Wavelet, y se comprueba con el procesamiento digital de señales (DSP). La señal principal es extraída y los parámetros de perturbaciones identificados y eliminados. Xia [8] utiliza identificadores adaptables para obtener todas las frecuencias de una señal que es la suma de  $n$  funciones senoidales, demostrado vía simulación.

Fu [9] diseña un controlador adaptable para algoritmos SISO en los que puede identificar en línea los parámetros del sistema, para obtener de esta forma los valores de entrada ideales para que el sistema funcione de forma óptima. Ishizaka [11] utiliza la teoría de distribuciones para estimar una señal senoidal en el sistema a través de un operador integral aproximado por métodos numéricos.

Guo [14] desarrolla un método para estimación de los parámetros de cualquier tipo de señal diferenciable que se basa en un diferenciador de seguimiento lineal, que simplifica el trabajo de Hsu [5]. A su vez, Kandeepan [16] realiza un análisis estadístico de dicha estimación para un sistema basado en el método de multiplicación retardada.

Para el tema de compensación de las perturbaciones en diferentes tipos de sistemas, la literatura desarrolla múltiples métodos para la compensación o cancelación de funciones indeseables en los mismos, que se tienen que estimar dentro de los parámetros que se obtienen por los diferentes métodos vistos anteriormente.

Canudas [1] utiliza el estimador desarrollado para diseñar un compensador adaptable de la excentricidad, cuyas oscilaciones son dependientes de la distancia, con frecuencia y amplitud desconocida, a partir de un modelo interno diseñado a partir de la velocidad del sistema. Este problema se acota de tal forma que la velocidad deseada del sistema  $v_d$  es constante, por lo que la posición  $x(t)$  es proporcional al tiempo por la velocidad deseada antes mencionada. Este modelo interno asegura que se puedan conocer los parámetros de la excentricidad aplicada en el sistema, por lo que se puede compensar de forma eficiente y en un lapso mínimo de tiempo.

Este modelo interno que utiliza Canudas [1] utiliza control adaptable para definir un “observador” del sistema que trabaja internamente, que auxilia en la identificación de los parámetros, y posteriormente se compensa la señal para uniformizarla y se normalice respecto a la función original del mismo. Al final presenta una comparación con un regulador proporcional integral (PI) para presentar resultados.

Morales [2] hace un estudio extenso acerca de la compensación de la excentricidad en motores rotativos mecánicos a partir de un control neurodifuso. El uso de redes neurodifusas recurrentes permiten modelar dinámicas que tienen incertidumbre en sus parámetros, por lo que permite que el control sea adaptable y pueda compensar dicha excentricidad. El autor propone un controlador adaptable que permite compensar los parámetros de una vibración inducida por excentricidad a partir de una red neurodifusa recurrente, aparte de que permite únicamente estimar los parámetros de ésta cuando la ley de control no se encuentra activa.

Para poder hacer esto, propone una función de Lyapunov  $V$  como una dinámica del error entre las señales obtenidas ( $v$ ,  $v_d$ ) y del error de los parámetros del sistema, que garantice la estabilidad del mismo y su posterior compensación. Así se puede “entrenar” a la red neurodifusa, que posteriormente posibilitará la compensación de la excentricidad de forma rápida y eficiente.

---

Adicionalmente, se desarrollan estudios que analizan cómo cancelar el ruido en sistemas como Kusljevic [7] en el que desarrolla un filtro adaptable de respuesta al impulso (FIR) en los sistemas de potencia. Korondi [10] propone un modelo de estimación en modo de deslizamiento para perturbaciones discontinuas basadas en las incertidumbres de los parámetros y perturbaciones exógenas, aplicado a un motor de corriente directa.

Veres [12] enfoca su trabajo en controles adaptables en el dominio de la frecuencia para solucionar los problemas de ruido y vibraciones en los sistemas de forma activa. Girgis [13] estudia las desviaciones de la frecuencia en sistemas de potencia a partir de algoritmos adaptables con un filtro preestablecido en su concepción. Agrez [15] calcula los parámetros para evaluar la calidad de los sistemas de potencia a través de los coeficientes de la transformada discreta de Fourier.

Como se puede notar, se han desarrollado múltiples estudios que refinan u orientan la estimación de los parámetros de los sistemas (en varios casos) y se diseñan modelos de compensación de las perturbaciones, que en teoría de control se pueden esquematizar como funciones de ruido dentro de los sistemas. El presente trabajo particularizará esta perturbación como una excentricidad dependiente de la posición, y se obtendrán los parámetros de un motor eléctrico rotativo de corriente directa.

## ***1.4 Organización de la tesis***

El presente trabajo está dividido en seis capítulos y un apéndice, donde se expone la importancia del tema a analizar, se desarrollan los dos métodos elegidos para solucionar el problema presentado, y se comparan para definir cuál es el más adecuado respecto al criterio de selección.

El Capítulo 1 consta de la Introducción, donde se explica de forma general el problema de las vibraciones en motores rotativos debidas a la excentricidad del sistema, dependientes de la posición del mismo. Se presenta el caso considerado con base en el seguimiento de la velocidad del motor con dos técnicas: Modelo Interno (MI) y Red Neurodifusa (RND). Se delimitará el problema a un sistema eléctrico de corriente directa, sometido a una perturbación dependiente de la posición  $x$ , que es periódica en el tiempo. Esta perturbación debe ser compensada en línea con el funcionamiento del motor y en el menor tiempo posible.

El Capítulo 2 contiene los fundamentos teóricos investigados para poder soportar la resolución del problema: una aproximación general a las características del control adaptable; una explicación del teorema de estabilidad de Lyapunov para introducir el concepto de equilibrio en los sistemas no lineales dependientes del tiempo; un apartado sobre las Redes Neurodifusas (RND) y el control por Modelo Interno (MI) y las propiedades que se utilizarán para el diseño de los compensadores adaptables.

El Capítulo 3 presenta el análisis y diseño de un compensador adaptable de excentricidad usando el enfoque de Control por Modelo Interno (MI). Se define la forma de la perturbación (periódica) y cómo se va a aproximar a su compensación y estabilización a través de un observador, que ayuda a determinar la función de error en el sistema y posteriormente a compensarla. Se añade el resultado gráfico de la simulación a partir de parámetros definidos.

---

En el Capítulo 4 se desarrolla la modelación del control adaptable para la compensación de excentricidad con una Red Neurodifusa (RND) a partir del seguimiento de la velocidad. Se define la forma de la perturbación (acotada en un rango) y cómo se aproxima a su estimación y posterior compensación, dependiendo si la ley de control neurodifusa se encuentra activa o no. Se presentan resultados gráficos de la simulación a partir del diseño del compensador y la definición de parámetros de operación iguales al Control por Modelo Interno (MI) para fines de comparación en el Capítulo 5.

El Capítulo 5 contiene un estudio comparativo de los métodos presentados en los dos capítulos anteriores, a partir de la simulación de cada caso, desde un punto de vista cualitativo y un punto de vista cuantitativo, con el objetivo de encontrar un criterio de selección del método más conveniente desde el punto de vista técnico.

Las conclusiones de esta tesis y las propuestas de trabajo futuro derivadas del desarrollo de la misma son presentadas en el Capítulo 6.

El apéndice anexa los diagramas de bloques de simulación utilizando el programa de cómputo *Simulink* - que toma como base *MatLab* - para ambos casos de control adaptable, esquematizando cómo se tradujeron los análisis de los Capítulos 3 y 4, en los comandos de cada bloque, para su posterior compilación y simulación en este entorno.

### ***1.5 Alcances y contribuciones a la solución del problema***

- Análisis de vibraciones debidas a la excentricidad en sistemas eléctricos de corriente directa, dependiente de la posición y periódica en el tiempo.
- Metodología de diseño en la que a partir de dos técnicas de control adaptable se identifican los parámetros de operación de un motor eléctrico de corriente directa y se modela un compensador de excentricidad.
- Compensación de vibraciones producidas por la excentricidad en motores eléctricos rotatorios de corriente directa por el método de Modelo Interno (MI) y Red Neurodifusa (RND).
- Comparación de ambos métodos para discernir cuál es más adecuado para el entorno de operación analizado.



## Capítulo 2

# Preliminares

---

### ***2.1 Control adaptable***

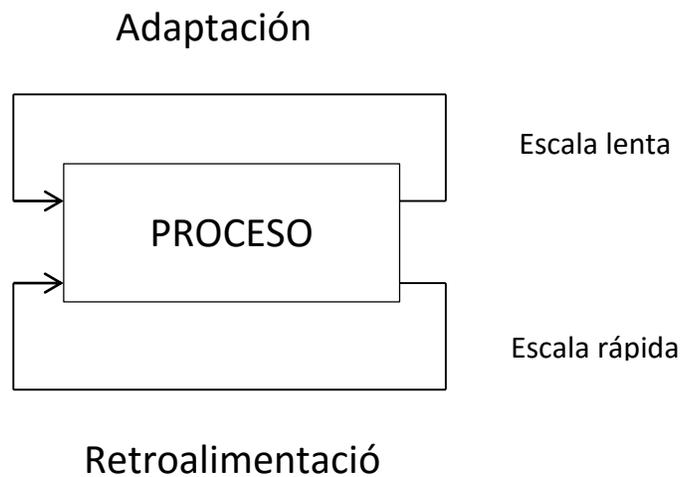
Dentro de las acepciones del término *adaptable*, la que aplica en el contexto de la teoría de control, se refiere a la capacidad de éste de acoplar su comportamiento en respuesta a cambios en la dinámica de un sistema.

El control adaptable [3] se define como un tipo especial de control, tanto lineal como no lineal, en el que cambia el comportamiento del mismo, dependiendo de las nuevas circunstancias que se presenten en el sistema y a las perturbaciones – ya sean internas o externas – que sufra. El control adaptable consiste en la identificación de los parámetros de este proceso y el cálculo de un nuevo regulador en tiempo real, siguiendo las variaciones de dichos parámetros mientras se controla el sistema.

La característica fundamental que distingue al control adaptable del control realimentado fijo, es la presencia del bucle de control en el que se compara un índice de funcionamiento, que se obtiene de la operación del sistema, y se compara con un índice

óptimo o deseado según el diseño del mismo. La diferencia entre estos dos índices da una función de error. Este error debe ser procesado de tal forma que ajusta los parámetros del regulador e incluso actúa directamente sobre la señal de control. Este mecanismo proporciona una solución en tiempo real a los problemas de diseño que se presentan en los sistemas.

Se puede diseñar un control adaptable utilizando dos escalas de tiempo, que evolucionan a una velocidad diferente. Los cambios en los parámetros del sistema se manejan en la escala “lenta”, mientras que la escala “rápida” la utiliza el lazo de retroalimentación. Como regla general, el sistema es retroalimentado; es decir, en lazo cerrado, tal como lo ejemplifica la figura 2.1:



**Figura 2.1. Esquema general de control adaptable**

---

Los tipos de control adaptable se pueden dividir en dos grupos principales:

1. Controladores adaptables con modelo de referencia (MRAC): alcanzan una señal de entrada definida, a partir de un modelo en bucle cerrado dado por un modelo de entrada que se toma como referencia. La ventaja que maneja este método radica en su rápida adaptación para una entrada predeterminada y en la simplicidad para modelar sistemas no lineales.
2. Controladores reguladores autoajustables (STR): tienden a alcanzar un control óptimo, sujeto al tipo de controlador seleccionado y a la obtención de información y datos del proceso y sus diferentes señales. La ventaja principal que maneja el control STR es que se adapta para cualquier caso, sobre todo para perturbaciones no medibles directamente; adicionalmente, este tipo de control maneja una estructura modular, lo que permite la programación del control por bloques, siendo más flexible para desarrollar diferentes tipos de reguladores del sistema.

Para los sistemas adaptables es fundamental desarrollar un algoritmo de estimación de parámetro en tiempo real, con el propósito de describir el comportamiento del sistema, y así organizar el conocimiento que se tiene de éste. Con esto se obtiene un conjunto de ecuaciones diferenciales, parámetros o estimaciones de error, y así se norma un criterio de operación a controlar.

El algoritmo recursivo de estimación en tiempo real para un controlador adaptable, debe incluir las siguientes fases: adquisición de datos; formulación del criterio de adaptabilidad; diseñar la estructura del modelo; estimación de los parámetros de operación; validación del modelo obtenido. Por su parte, el controlador adaptable debe contener: ley de control con parámetros variables y ajustables en el tiempo; especificaciones de diseño; procedimiento de diseño; actualización de parámetros basados en los datos reales del sistema; ley de control.

## ***2.2 Control por Redes Neuronales Difusas (RND)***

El control por Redes Neuronales Difusas (RND) toma como principio de operación [2] la estructura cerebral humana, por un lado, y los principios del razonamiento con incertidumbre o datos insuficientes (lógica difusa). Las RND toman las señales o datos de entrada, provenientes del exterior, los procesan, y toman experiencia – aprenden – de ellos para modificar el controlador. Así, van perfeccionando su operación, disminuyendo el margen de error, incrementando la velocidad y dando resultados progresivamente precisos.

### **2.2.1 Redes Neuronales**

Las redes neuronales, son un conjunto de *hardware* o *software* de procesamiento que toman como inspiración la estructura y las conexiones neuronales del cerebro humano. Así, estas redes neuronales cuentan con la capacidad de aprender de las diferentes experiencias a las que son sometidas, por medio de la adquisición de datos provenientes de un sistema a analizar. Estas redes neuronales artificiales son de fácil implementación en sistemas computacionales, lo que permite un rápido procesamiento de grandes cantidades de datos.

Para poder implementar una red neuronal artificial, se deben emular los tres principios básicos de los sistemas nerviosos como los conocemos. Estos son: adaptabilidad dinámica al ambiente, paralelismo de cálculos y memoria distribuida. El hecho de poder programar sistemas adaptables neuronales, facilita el análisis de sistemas complejos, que “imitan” el procedimiento por el cual las personas aprenden y manejan los datos para sacar conclusiones, con datos no siempre suficientes o inciertos en un principio.

El procedimiento de transmisión y procesamiento de datos reproduce fielmente la estructura de transmisión neuronal, formado por:

- Un cuerpo celular (lo que se le conoce como neurona en sí).
- Vía de entrada (dendrita).
- Vía de salida (axón).

Los axones y dendritas son los puentes de intercambio de datos fuente y procesados entre las unidades de microprocesamiento, formando la sinapsis de la red neuronal programada. Cada una de las neuronas se comporta independientemente a partir del siguiente mecanismo:

1. Recibe la señal de entrada de uno o varios canales axón-dendrita. Dicha señal viene modulada con una intensidad determinada por el sistema. Puede describirse matemáticamente como:

$$h_j(t) = \sum w_{ij}x_i \quad (2.1)$$

Donde  $h_j(t)$  es la señal de entrada total de la neurona, que es el resultado de la sumatoria de productos del peso de la señal ( $w_{ij}$ ) y la señal misma ( $x_i$ ).

2. Dependiendo de la señal y sus parámetros, emite una señal de respuesta, con una intensidad definida, llamado técnicamente como *nivel de activación*. Matemáticamente se representa como:

$$y_j(t) = f_j(h_j(t)) \quad (2.2)$$

De esta función de activación de la neurona, dependen los parámetros de la señal de respuesta que será transmitida a otras neuronas interconectadas entre sí por el circuito *axón-dendrita*.

Dentro de las redes neuronales, se designan dos tipos principales: las *estáticas* y las recurrentes o *dinámicas*.

---

En las redes *estáticas*, todas las señales neuronales se propagan en una sola dirección, concepto llamado *Feed Forward*; no existen conexiones hacia el otro sentido, o recurrentes en el circuito.

En las redes neuronales *recurrentes*, la información fluye en varios sentidos simultáneamente, a partir de las conexiones normales y retroalimentaciones entre las mismas neuronas. Estas redes recurrentes tienen la capacidad de procesar secuencias en un intervalo de tiempo gracias a la retroalimentación del sistema, que permite que tengan memoria parcial de la secuencia anterior. El tiempo en estas redes recurrentes puede darse en intervalos discretos o continuos.

Se pueden resumir las características de las redes neuronales con los siguientes conceptos:

- **Aprendizaje:** las redes neuronales se entrenan a partir de su funcionamiento, adquiriendo experiencia para poder desempeñar de forma más eficiente tareas parecidas en otros momentos. El aprendizaje hace que las neuronas se adapten a diferentes circunstancias.
- **Supervisión:** el aprendizaje de las redes neuronales puede ser supervisado o no supervisado. En el aprendizaje supervisado, se le dan valores de referencia de entrada y salida, y la red compara para ajustar la salida del sistema con dicha referencia. En el aprendizaje no supervisado, estas referencias no existen, y las neuronas tienen entradas y salidas únicamente calculadas por la red.
- **Adaptabilidad:** las redes neuronales tienen la capacidad de adecuar su operación al entorno, y a cambios posibles que se puedan experimentar en el transcurso del tiempo.
- **Pesos o ponderaciones:** cada neurona puede tener factores fijos o variables de peso para cada señal. Para poder calcular adecuadamente, en caso de que tenga un factor variable, se deben desarrollar algoritmos de aprendizaje que le permitan predecir su comportamiento y el peso que debe tener dicha señal para procesarla.

- Fases de operación: las redes neuronales trabajan en dos fases; la primera de ellas es el entrenamiento en sí. La segunda fase es llamada recuperación de lo aprendido, en la que simplemente se calcula la salida de ese mini sistema, que alimenta al sistema global.
- Factor de error: el error en este tipo de sistemas afecta débilmente el rendimiento de la red neuronal, esto debido a la naturaleza distributiva de las tareas entre múltiples neuronas.

### 2.2.2 Lógica Difusa

La lógica difusa [4] o *fuzzy logic*, es una herramienta de análisis altamente eficaz. Es una extensión de la lógica booleana tradicional, que utiliza conceptos de pertenencia a *sets* o conjuntos, más parecido a la forma de pensar humana que a la lógica clásica, que califica las proposiciones como verdaderas o falsas. El principio de la lógica difusa, es la formalización del razonamiento con incertidumbre, que permite manejar información no precisa o absoluta, a partir de varios *conjuntos difusos*, a los cuales un elemento puede pertenecer parcialmente de forma simultánea.

Posteriormente, tomando como punto de inicio la pertenencia de cada elemento a los diferentes conjuntos, se combinan las reglas de cada uno de ellos para ejecutar una acción final.

La ventaja del uso de la *lógica difusa*, radica en utilizar una estructura para el planteamiento de los problemas en los mismos términos que lo haría un ser humano. Los sistemas difusos se pueden adaptar para analizar cualquier proceso, sea lineal o no lineal, aparte de que tiene mecanismos de aprendizaje prácticamente iguales que las *redes neuronales*.

### Conjuntos difusos

Los conjuntos difusos – a diferencia de los conjuntos matemáticos, que mantienen fronteras perfectamente definidas entre uno y otro – trabajan con límites no definidos de manera estricta, por lo que la diferencia entre corresponder o no a ese conjunto es

progresiva o difusa, dependiendo de los valores que tenga la *función de pertenencia*, que dan flexibilidad a la modelación de los sistemas a partir del uso de expresiones adverbiales como *poco*, *exagerado* y *suficiente*; *viejo* y *joven*; *nuevo* y *desgastado*, etc.

Un conjunto difuso se puede definir como:

$$A = \{(x, \mu_A(x)) | x \in X\} \quad (2.3)$$

Se denomina a la función de pertenencia como  $\mu_A(x)$ .

### Función de pertenencia

Las funciones de pertenencia (también conocidas como *funciones de membresía*) permiten traducir matemáticamente las expresiones, mencionadas anteriormente, en el que se obtiene para cada elemento de  $X$  un grado de pertenencia al conjunto difuso  $A$ . Como el cada elemento puede no pertenecer, pertenecer parcialmente, o pertenecer totalmente al conjunto difuso  $A$ , los valores que puede tomar dicha función oscilan entre 0 y 1, de nula a máxima pertenencia.

Para fines de comparación, en un conjunto clásico sólo existe o no existe pertenencia a este grupo, por lo que los únicos valores que puede tomar son 0 y 1.

Las funciones de pertenencia pueden utilizar variables lingüísticas, ya que pueden tomar como valores términos del lenguaje, denotando cantidad o alguna característica específica dependiendo del valor. Se utilizan adverbios como *mucho*, *poco*, *positivo*, *negativo*, *alto*, *bajo*, etc. Estas palabras ayudan a etiquetar los conjuntos difusos, y a su vez pueden asignárseles valores numéricos dentro de la definición del conjunto.

El proceso para asignarle valores numéricos a las variables lingüísticas es a partir de una tupla. Una tupla es una secuencia asociativa y ordenada de objetos, en el que se dividen los diferentes valores que puede tomar una función en diferentes grupos, asignados a un vocablo. Así, por ejemplo, podemos dividir la estatura de personas en rangos que toman valores numéricos, y cada rango tiene como identificador una variable lingüística.

### Características de las funciones de pertenencia

Las características de una función de pertenencia son las siguientes:

- Apoyo: El apoyo de un conjunto difuso denominado  $\mu_A$  dentro de un universo denominado  $U$ , es el conjunto de todos los puntos denominados  $x$ , para los cuales la función de pertenencia es mayor que cero, esto es:

$$\text{Support}(A) = \{x \in U | \mu_A(x) > 0\} \quad (2.4)$$

- Centro: El centro de un conjunto difuso denominado  $\mu_A$  es el punto o conjunto de puntos denominados  $x$ , dentro del universo denominado  $U$  para los cuales se cumple la siguiente condición:

$$\text{Center}(A) = \{x \in U | \mu_A(x) = 1\} \quad (2.5)$$

- Normalidad: especifica que un conjunto difuso es normal si existe por lo menos un punto para el cual la función de pertenencia es igual a 1. En otras palabras, si por lo menos hay un punto para el cual  $\mu_A(x) = 1$ . Se dice, en este caso, que *el centro de la función de pertenencia no está vacío*.
- Punto(s) de *crossover*: es el punto, o conjunto de puntos, para los cuales el valor de la función de pertenencia es igual a 0.5, es decir,  $\mu_A(x) = 0.5$ .

### Tipos de funciones de pertenencia

Los tipos principales de funciones de pertenencia para conjuntos difusos son:

- Trapezoidal: es una de las formas más generales que se utilizan en las funciones de pertenencia. Consta de 3 rectas, una cuyo valor es  $y=1$  (por lo que el conjunto difuso es normal) y dos rectas más que completan el trapecoide. Se define a partir de cuatro puntos, que son las intersecciones en las que hay cambio en la pendiente de las rectas. Estos cuatro puntos son denominados  $a$ ,  $b$ ,  $c$  y  $d$ .

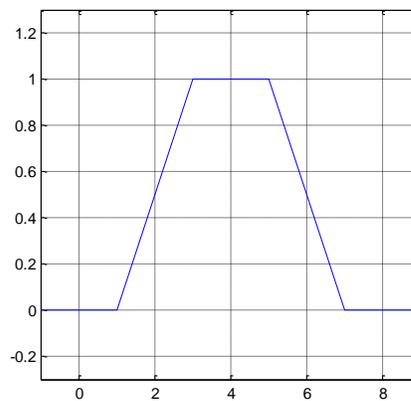
Los valores que toma la función trapezoidal son los siguientes:

- 0 → para valores menores a  $a$  y mayores a  $d$ .
- 1 → para valores entre  $b$  y  $c$ .
- Entre 0 y 1 → para valores entre  $a$  y  $b$ , y entre  $c$  y  $d$ .

Su forma general es:

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 0 & x < a \\ \frac{x-a}{b-a} & a \leq x \leq b \\ 1 & b \leq x \leq c \\ \frac{d-x}{d-c} & c \leq x \leq d \\ 0 & x > d \end{cases} \quad (2.6)$$

La forma típica de una función trapezoidal se muestra en la siguiente figura:



**Figura 2.2. Función de pertenencia trapezoidal estándar**

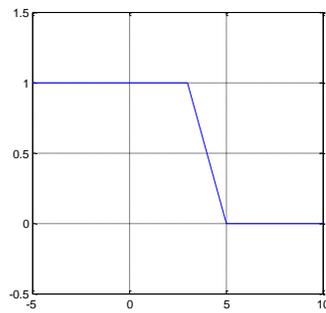
La Figura 2.2 muestra la forma estándar de una función de pertenencia trapezoidal. Sin embargo, a partir de la manipulación de parámetros se pueden obtener funciones de pertenencia especiales, que se describen a continuación:

- Trapezoidal con parámetros infinitos: se pueden manejar dos tipos de funciones trapezoidales con parámetros infinitos:

$$a = b = -\infty$$

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 1 & x < c \\ \left(\frac{d-x}{d-c}\right) & c \leq x \leq d \\ 0 & x > d \end{cases}$$

(2.7)

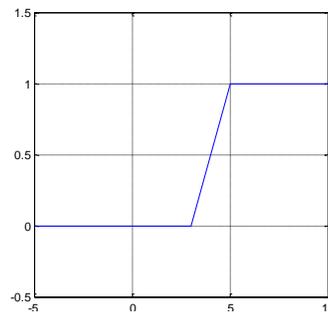


**Figura 2.3a. Función de pertenencia trapezoidal con parámetros infinitos (izquierda)**

$$c = d = \infty$$

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 0 & x < a \\ \left(\frac{x-a}{b-a}\right) & a \leq x \leq b \\ 1 & x > b \end{cases}$$

(2.8)



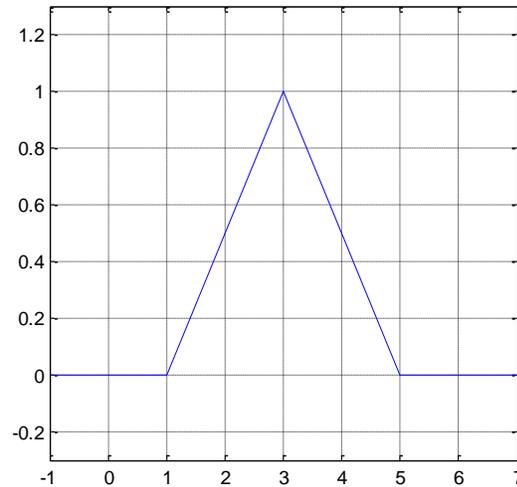
**Figura 2.3b. Función de pertenencia trapezoidal con parámetros infinitos (derecha)**

- Triangular: en este caso, sólo hay un pico para el cual  $\mu_A(x) = 1$ . La condición dentro de la función trapezoidal estándar es:

$$b = c$$

Por lo que la función de pertenencia queda de la siguiente forma:

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 0 & x < a \\ \left(\frac{x-a}{b-a}\right) & a \leq x \leq b \\ 1 & x = b \\ \left(\frac{d-x}{d-b}\right) & b \leq x \leq d \\ 0 & x > d \end{cases} \quad (2.9)$$



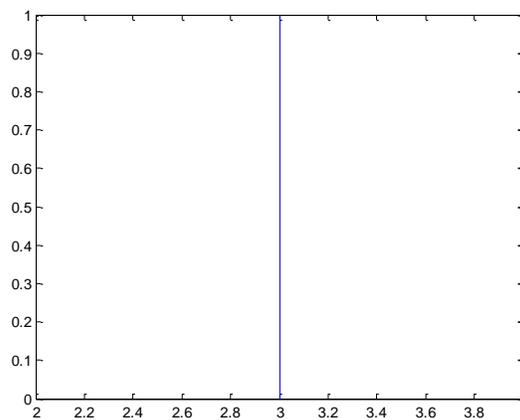
**Figura 2.4. Função de pertinência triangular**

- *Função Singleton*: es similar a una función *Delta de Dirac*. En este caso, se tienen que cumplir la siguiente condición dentro de la función trapezoidal estándar:

$$a = b = c = d$$

Por lo que la función sólo será un “pulso” en el valor dado de  $a$ , en el que  $\mu_A(a) = 1$ , y 0 para todos los demás valores. Esto es:

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 0 & x \neq a \\ 1 & x = a \end{cases} \quad (2.10)$$



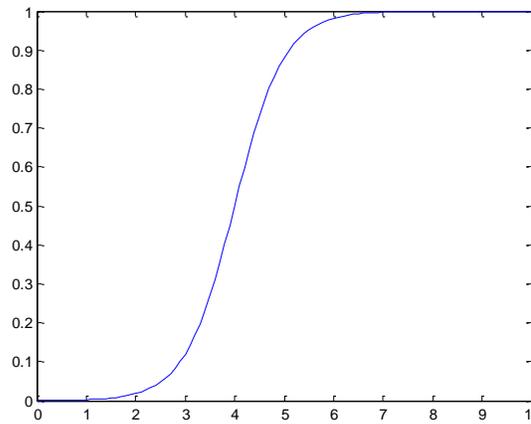
**Figura 2.5. Função de pertinência *Singleton* para  $a=3$**

- Funciones exponenciales: las funciones exponenciales, como su nombre lo indica, usan términos derivados de una potencia racional o base  $e$ . Los tipos principales de funciones exponenciales son los siguientes:

- Función sigmoial: forma curvas en forma de "S". La función sigmoial puede definirse de dos formas:

- La sigmoial definida por sus límites  $a$  y  $b$ , y el punto medio  $m$  definido como  $m = \frac{a+b}{2}$ :

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 0 & x < a \\ 2 \left[ \frac{x-a}{b-a} \right]^2 & a \leq x \leq m \\ 1 - 2 \left[ \frac{x-b}{b-a} \right]^2 & m \leq x \leq b \\ 1 & x \geq b \end{cases} \quad (2.11)$$



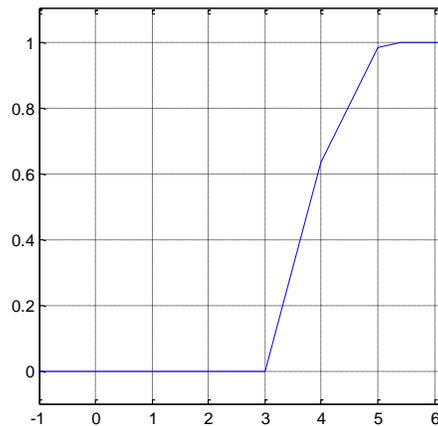
**Figura 2.6. Función de pertenencia sigmoial**

- La sigmoial exponencial, utiliza el parámetro  $m$ , o punto medio de la función definido como  $m = \frac{a+b}{2}$  y un factor  $k > 0$ , y se define como:

$$\mu_A(x) = \frac{1}{1 + e^{-k(x-m)}} \quad (2.12)$$

- Función gamma: la función gamma es asintótica horizontalmente en  $y=1$ . Se forma a partir de una exponencial base  $e$ . Se define a partir del parámetro coordenado  $a$  y un factor  $k>0$ , que controla el crecimiento de la función. Su forma general es la siguiente:

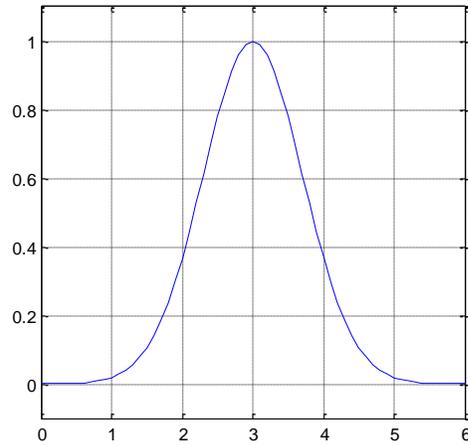
$$\mu_A(x) = \begin{cases} 0 & x \leq a \\ 1 - e^{-k(x-a)^2} & x > a \end{cases} \quad (2.13)$$



**Figura 2.7. Función de pertenencia gamma**

- Función gaussiana: esta función es la típica campana de Gauss. Está definida por el punto medio  $m$  y un factor  $k$  que debe ser mayor a 0. Mientras mayor sea el valor de  $k$ , la campana será más cerrada. Su forma general es:

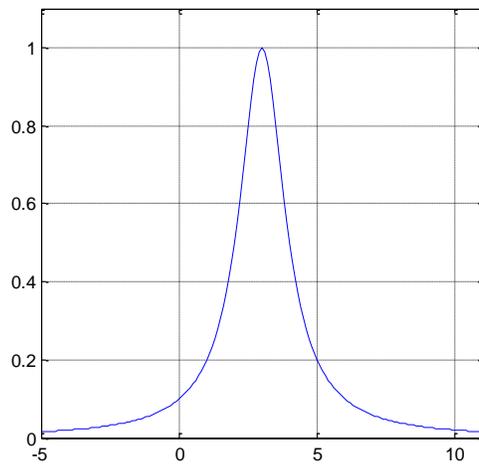
$$\mu_A(x) = e^{-k(x-m)^2} \quad (2.14)$$



**Figura 2.8. Función de pertenencia gaussiana**

- Función pseudo-exponencial: es una función tipo gaussiana, que maneja los mismos factores  $m$  y  $k$ , sin embargo, la diferencia es que  $k > 1$  y que el tipo de función cambia:

$$\mu_A(x) = \frac{1}{1+k(x-m)^2} \quad (2.15)$$



**Figura 2.9. Función de pertenencia pseudo-exponencial**

---

*Operaciones matemáticas y características lógico-matemáticas de los conjuntos difusos*

Como la lógica booleana tradicional, la lógica difusa permite realizar operaciones dentro de los conjuntos difusos de forma similar. Cabe señalar que los conjuntos difusos manejan exactamente igual que los conjuntos tradicionales las tres operaciones básicas: unión, complemento e intersección. Dentro de las operaciones y propiedades de los conjuntos difusos tenemos:

- Subconjunto: Sean  $A$  y  $B$  dos conjuntos difusos. Se dice que  $A$  es un subconjunto de  $B$  cuando se cumple la condición de que todos los elementos de la función de pertenencia de  $A$  están dentro de la función de pertenencia de  $B$ . Matemáticamente es:

$$\mu_A(x) \leq \mu_B(x) \Leftrightarrow A \subseteq B \quad (2.16)$$

- Unión: la unión de dos conjuntos difusos maneja el mismo concepto de la lógica booleana. Estando dentro de un conjunto cualquiera  $U$ , y un conjunto asociado de pertenencia  $P$  con rango de 0 a 1 inclusive ( $P=[0,1]$ ). La unión de dos conjuntos difusos, denominados  $A \in U$  y  $B \in U$ , es un conjunto difuso  $C$ , que matemáticamente se presenta como  $C = A \cup B$ , y su función de pertenencia asociada es:

$$\mu_C(x) = \max(\mu_A(x), \mu_B(x)) = \mu_A(x) \vee \mu_B(x) \quad \forall x \in U \quad (2.17)$$

- Intersección: dentro de un conjunto cualquiera  $U$ , y un conjunto asociado de pertenencia  $P$  con rango de 0 a 1 inclusive ( $P=[0,1]$ ). La intersección de dos conjuntos difusos, denominados  $A \in U$  y  $B \in U$ , es un conjunto difuso  $C$ , que matemáticamente se presenta como  $C = A \cap B$ , y su función de pertenencia asociada es:

$$\mu_C(x) = \min(\mu_A(x), \mu_B(x)) = \mu_A(x) \wedge \mu_B(x) \quad \forall x \in U \quad (2.18)$$

- Complemento: dentro de un conjunto cualquiera  $U$ , y un conjunto asociado de pertenencia  $P$  con rango de 0 a 1 inclusive ( $P=[0,1]$ ). El complemento de un conjunto difuso, denominado  $A \in U$ , es  $\hat{A}$  y se define como:

$$\mu_{\hat{A}}(x) = 1 - \mu_A(x) \quad \forall x \in U \quad (2.19)$$

- Norma: la norma de un conjunto difuso está dada por la expresión matemática:

$$\mu_{Norma(A)}(x) = \frac{\mu_A(x)}{\max[\mu_A(x)]} \quad \forall x \in U \quad (2.20)$$

- Concentración:

$$\mu_{Concentración(A)}(x) = (\mu_A(x))^2 \quad \forall x \in U \quad (2.21)$$

- Dilatación:

$$\mu_{Dilatación(A)}(x) = \sqrt{\mu_A(x)} \quad \forall x \in U \quad (2.22)$$

- Convexidad: un conjunto difuso es convexo si para dos puntos cualesquiera se cumple la condición:

$$\mu_A(\lambda x_1 + (1 - \lambda)x_2) \geq \min\{\mu_A(x_1), \mu_A(x_2)\} \quad (2.23)$$

- Producto y co-producto cartesiano: el producto y co-producto cartesiano para dos conjuntos difusos (denominados  $A$  y  $B$ ) el producto cartesiano  $A \times B$  dentro de un espacio  $X \times Y$  se define como:

$$\mu_{A \times B}(x, y) = \min(\mu_A(x), \mu_B(y)), \quad x \in X, \quad y \in Y \quad (2.24)$$

Y el co-producto cartesiano como:

$$\mu_{A \times B}(x, y) = \max(\mu_A(x), \mu_B(y)), \quad x \in X, \quad y \in Y \quad (2.25)$$

- Alpha-corte: el alpha-corte (en un valor  $x = \alpha$ ) dentro de un conjunto difuso, es un subconjunto que contiene todos los elementos de ese conjunto que tienen valores de pertenencia iguales o mayores al valor  $\alpha$  propuesto. Matemáticamente se presenta como:

$$A_\alpha = \{x \in U | \mu_A(x) \geq \alpha\} \quad (2.26)$$

También se define un alpha-corte marcado, que no incluye el valor  $\alpha$  propuesto. Matemáticamente se define como:

$$A'_\alpha = \{x \in U | \mu_A(x) > \alpha\} \quad (2.27)$$

- Simetría: un conjunto difuso es simétrico alrededor de un punto central  $c$  si se cumple la siguiente condición matemática:

$$\mu_A(x - c) = \mu_A(c - x) \quad (2.28)$$

- Conjuntos difusos abiertos (derecha o izquierda): los conjuntos difusos abiertos hacia la izquierda, son los que cumplen las siguientes condiciones:

$$\begin{cases} \lim_{x \rightarrow -\infty} \mu_A(x) = 1 \\ \lim_{x \rightarrow \infty} \mu_A(x) = 0 \end{cases} \quad (2.29)$$

A su vez, los conjuntos difusos abiertos a la derecha, cumplen las condiciones contrarias, como se especifica:

$$\begin{cases} \lim_{x \rightarrow -\infty} \mu_A(x) = 0 \\ \lim_{x \rightarrow \infty} \mu_A(x) = 1 \end{cases} \quad (2.30)$$

- Conjuntos difusos cerrados: a diferencia de los conjuntos difusos abiertos, los conjuntos difusos cerrados cierran en 0 a ambos lados. La condición matemática que cumplen es la siguiente:

$$\lim_{x \rightarrow -\infty} \mu_A(x) = \lim_{x \rightarrow \infty} \mu_A(x) = 0 \quad (2.31)$$

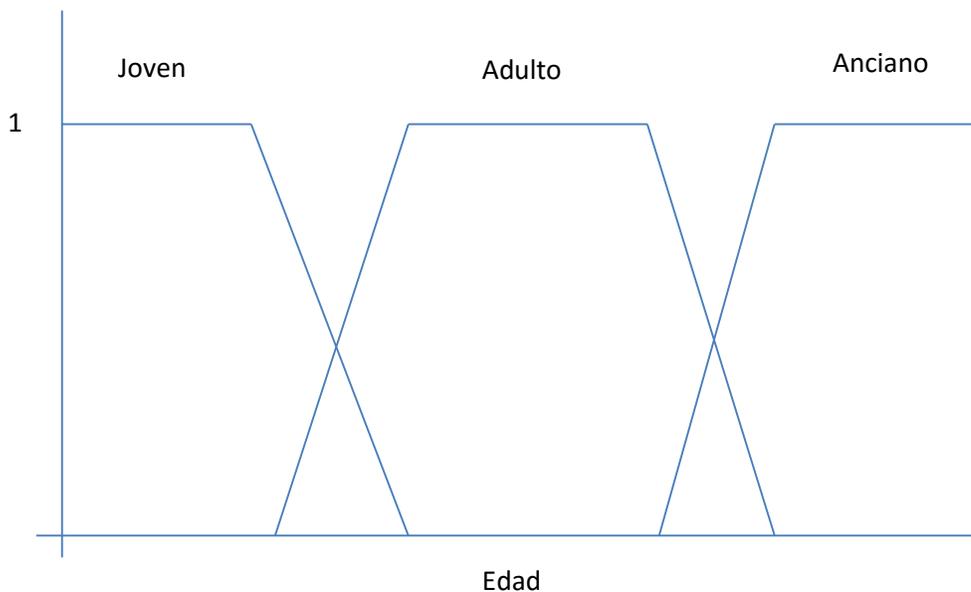
- Particiones en conjuntos difusos: las particiones de los conjuntos difusos son una de las propiedades más dinámicas dentro de la lógica difusa. Es un agrupamiento de cada elemento del conjunto difuso, en el que se evalúa y valora su participación en todos los grupos, a partir de las funciones de pertenencia, y puede tomar valores en el rango entre 0 y 1, incluyéndolos. Se debe cumplir el principio de que la suma de valores para cada miembro en todos los grupos, debe ser 1. Cada partición puede compartir múltiples elementos con otras particiones.

### 2.2.3 Control difuso

La aplicación práctica más conocida y utilizada, tanto en círculos industriales como académicos, de la lógica difusa, es su uso en controladores, que reciben el nombre de *Controladores Lógico-Difusos* o FLC (siglas en inglés de *Fuzzy Logic Controllers*). Los sistemas que utilizan controladores difusos se configuran de tal forma que los datos de entrada deben *fuzzyficarse*, para que el controlador los pueda manipular y procesar adecuadamente, una traducción para que el controlador difuso los pueda procesar. Posteriormente, ya los datos procesados, se deben volver a traducir a valores numéricos, en un proceso llamado *defuzzyficación*.

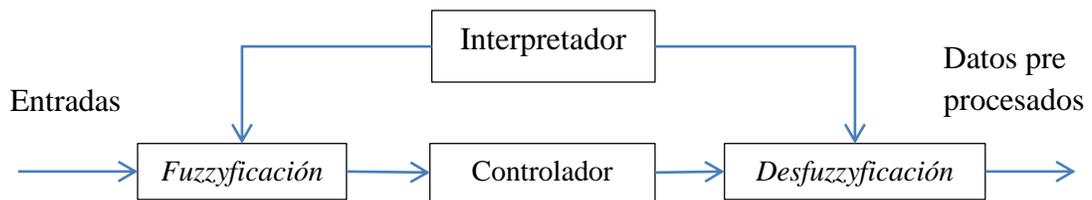
Por ejemplo, si se desea diseñar un sistema que evalúe las edades de las personas, y las pueda agrupar en 3 subconjuntos, jóvenes, adultos y ancianos, es posible hacer un control difuso de la siguiente forma:

- Se hacen las funciones de pertenencia: en este caso se proponen los valores para los cuales una persona es plenamente joven, adulta o anciana. Se podrían proponer funciones trapezoidales abiertas para jóvenes y viejos, y una función trapezoidal común para una persona adulta:



**Figura 2.10. Función de pertenencia para grupos de edad**

- Después de definir las funciones de pertenencia, se debe diseñar el controlador difuso, que ayude a determinar qué tan joven, adulto o anciano es cada persona. La estructura del controlador sería ésta:



**Figura 2.11. Controlador difuso**

Posteriormente, los datos pre-procesados pasan a la planta, para posteriormente procesarlos y obtener los resultados según se deseé.

Dentro de sus características principales, los controladores difusos son muy robustos en su diseño, pueden ser reprogramados fácilmente, pueden utilizar múltiples fuentes de entrada y salida, simples, baratos y rápidos de implementar.

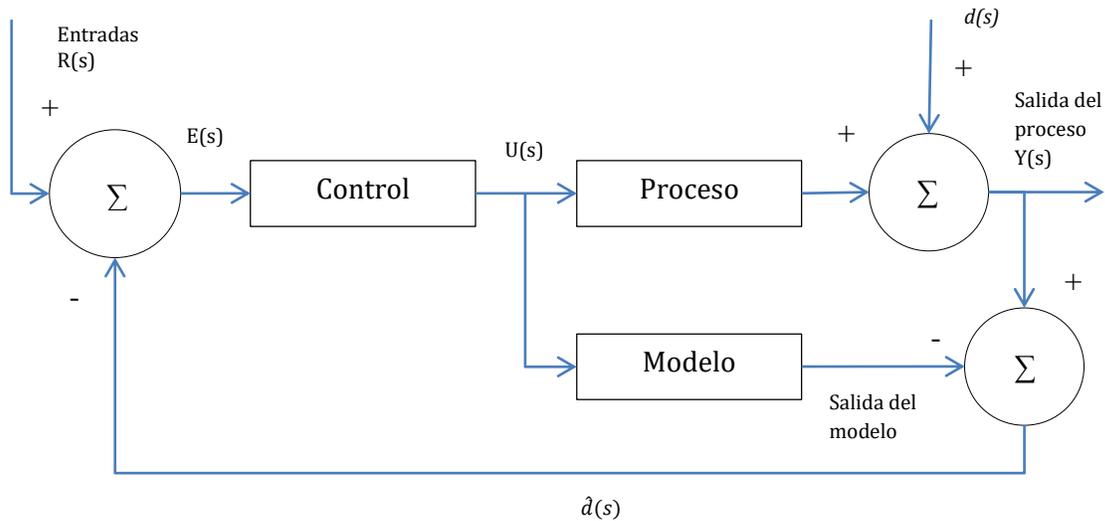
### ***2.3 Control por Modelo Interno (MI)***

El CMI [1] se basa en el principio del modelo interno, el cual establece que un control preciso de un sistema puede ser conseguido si se *encapsula*, es decir, se modela internamente (implícita o explícitamente) alguna representación del proceso a ser controlado. Este principio permite diseñar e implementar, de manera efectiva, controladores robustos. La estabilidad del IMC (por sus siglas en inglés) depende sólo del controlador y del modelo de la planta empleados, aparte de la facilidad de formar funciones de estabilidad.

El modelo interno es una forma práctica de poder manejar fenómenos en los que no se conoce de forma fidedigna todos los parámetros del proceso, por lo que el modelo cuenta con incertidumbres en su diseño que se deben a perturbaciones en el sistema. Para poder controlar esas perturbaciones no conocidas, se opta por modelar una salida,

que nos permita mejorar el control del proceso, a partir del diseño del modelo interno y de las perturbaciones externas al sistema.

El esquema general del control por modelo interno se reproduce en la siguiente figura:



**Figura 2.12. Esquema de control por modelo interno (CMI)**

En el diagrama mostrado,  $d(s)$  es una perturbación no conocida que afecta al sistema. Por lo que diseñamos un modelo que toma la misma entrada  $U(s)$ , manipulada por el controlador, que el proceso. Luego de esto, la salida del proceso  $Y(s)$  es comparado con la salida del modelo, resultando una señal  $\hat{d}(s)$ . Esta señal es la diferencia entre el comportamiento “ideal” pronosticado por el modelo, y el comportamiento real de la planta. Con esto, podemos retroalimentar la entrada, para que la entrada  $E(s)$  del sistema se combine con la señal  $\hat{d}(s)$ , que es una medida de la diferencia de comportamiento entre el proceso y su modelo, por lo que la entrada real al sistema de control es:

$$E(s) = R(s) - \hat{d}(s) \quad (2.32)$$

---

A partir de este diseño, podemos concluir que el control por modelo interno tiene las siguientes propiedades:

- Ayuda a la compensación de sistemas con un retardo en un intervalo de tiempo.
- El filtro puede ser usado con dos propósitos: para darle seguimiento a la entrada del sistema  $R(s)$  y para evaluar la respuesta de la perturbación a la compensación.
- En un estado estable, el controlador dará resultados libres de compensación.
- El sistema de compensación no evalúa la perturbación externa, simplemente la compensa.

En los Capítulos 3 y 4 se hará un modelo de compensación adaptable usando los principios de modelo interno (MI) y de red neuronal difusa (RND).

## Capítulo 3

# Compensación adaptable basada en Modelo Interno (MI)

---

### *3.1 Perturbación periódica*

Se ha revisado en el Capítulo 1 el sistema de un motor rotativo sujeto a una perturbación oscilatoria [1] como:

$$J\dot{v} = u + d(x) \quad (3.1)$$

$$v = \dot{x} = \frac{dx}{dt} \quad (3.2)$$

Donde  $J$  es la inercia del sistema,  $\dot{v}$  es la aceleración,  $x$  es la posición angular,  $u$  la entrada del control y  $d(x)$  es la perturbación oscilatoria, dependiente de la posición.

Se ha caracterizado la perturbación a compensar como:

$$d(x) = \Lambda \cos(\omega x + \Phi) \quad (3.3)$$

Al ser  $d(x)$  una función senoidal, es armónica de acuerdo a los cambios en la variable independiente. Estas perturbaciones, en este caso llamadas periódicas, se producen dentro del ciclo en forma repetitiva debido a la excentricidad en sistemas mecánicos, en los que el centro de rotación no corresponde con el centro geométrico. Se puede presentar en motores que tienen cojinetes o soportes magnéticos; o fruto de la fricción, en los que las fuerzas de contacto entre flecha y soporte cambian dependiendo de la posición.

Otra fuente de perturbaciones periódicas se da en el caso en el que la frecuencia fundamental del sistema rotativo y la distribución de los armónicos cambia con la velocidad de rotación, que genera las anormalidades (perturbaciones) a ser controladas y compensadas.

Para la función de excentricidad definida en (3.3), todos los parámetros de la función (amplitud  $\Lambda$ , frecuencia  $\omega$  y fase  $\Phi$ ) son desconocidos, simplemente se conoce la forma de la perturbación (senoidal) y que tiene un efecto sobre la posición  $x$ .

Trabajos recopilados por Canudas [1] consideran que estos sistemas sujetos a excentricidades no son dependientes de la posición  $x$ , sino del tiempo, y se representan de la siguiente forma:

$$d(t) = \Lambda \cos(\omega t + \Phi) \quad (3.4)$$

Sin embargo, las perturbaciones de la forma (3.4) son solamente válidas si se asume que el sistema está operando de forma regular, y que la velocidad deseada  $v_d$  sea por obligación constante, lo que hace que la posición dependiente del tiempo  $x(t)$  sea directamente proporcional a  $t \cdot v_d$ . Sin embargo, cuando se desea que la velocidad sea variable en el tiempo, la frecuencia  $\omega$  en la ecuación (3.4) se hace dependiente del tiempo, generando una señal  $d(t)$  de escalas no manejables con facilidad.

Adicionalmente, trabajar con funciones dependientes del tiempo hace que sea complejo lograr la estabilidad en el sistema ya que, al formular el problema en el dominio de esta variable, los parámetros desconocidos se convierten en no lineales, por lo que algoritmo adaptable se complica en su diseño e implementación. En estos casos, el

modelo de perturbación de la ecuación (3.3) se adapta mejor, dependiendo de la posición angular. Por diseño, se esquematizan únicamente perturbaciones dependientes de la posición, y cómo se compensan a partir del control MI.

### **3.2 Aproximación de la perturbación por Modelo Interno (MI)**

A partir de la ecuación (3.3) se diseña un controlador adaptable, utilizando un observador, usando una representación dependiente de la velocidad para  $d(x)$ . Este observador tiene dos funciones: identificar posibles perturbaciones oscilatorias, y compensar éstas en caso de que existan.

Como se analizó en el Capítulo 2, generalmente los sistemas que necesitan el diseño de un controlador adaptable están sujetos a perturbaciones externas a este sistema, por lo que la compensación es inexistente si utilizamos el lazo abierto. Es necesaria la retroalimentación dentro del sistema completo (lazo cerrado, o *closed loop* del inglés) para compensar de forma eficiente la excentricidad detectada. Aunque el análisis de las perturbaciones por modelo interno puede hacerse en lazo abierto (simple identificación) o cerrado (identificación y compensación) el problema considerado para este caso, es cancelar el efecto de dicha perturbación con parámetros desconocidos en el sistema propuesto.

En resumen, se diseñará lo siguiente:

- El modelo interno. Como se vio en la Figura 2.12 es necesario establecer un modelo interno para obtener la perturbación “estimada”  $\hat{d}(x)$ , que es resultado de la salida del sistema, y la salida del modelo interno que se va a diseñar. Esta perturbación realimenta a la señal de entrada para que la entrada al controlador tenga ya una señal que pueda compensar la perturbación externa, y no únicamente la planta.
- El observador del sistema, para diseñar un controlador adaptable que compense la excentricidad cuando esté presente.

Este conjunto de ecuaciones es la base para obtener la diferencia entre la velocidad del sistema y la velocidad deseada, y con esto hacer funcionar el control adaptable.

### ***3.3 Diseño del compensador adaptable (MI)***

El compensador adaptable, a través del control por modelo interno, sigue una estructura en la que hay parámetros intermedios para configurar el observador del modelo interno, que no son de utilidad para el resultado final, mas son fundamentales para la estabilidad y la compensación del sistema.

Para este caso, se propone diseñar el modelo interno para  $d(x)$  a partir de una función  $z = [z_1, z_2]^T$  definida como [1]:

$$z_1 = \Lambda \cos(\omega x + \Phi) \quad (3.5)$$

$$z_2 = -\frac{\Lambda}{\omega} \sin(\omega x + \Phi) \quad (3.6)$$

Este sistema de ecuaciones representa el estado-espacio para la perturbación  $d(x)$ .

El siguiente conjunto de ecuaciones define la dependencia de la velocidad del modelo interno de perturbación debida a una excentricidad:

$$\dot{z}_1 = v\omega^2 z_2 \quad (3.7)$$

$$\dot{z}_2 = -vz_1 \quad (3.8)$$

$$d(x) = z_1 \quad (3.9)$$

Después de la definición del modelo interno, es necesario estructurar el observador para darle la capacidad al sistema de control de detectar una excentricidad cuando se presente.

El propósito de usar un modelo de observador, radica en obtener estimaciones de todas las variables de estado, ya que sus parámetros no se conocen, a partir de la integración

o la suma discretizada de los parámetros obtenidos. Esto nos ayudará a tener la estabilización del sistema.

El diseño propuesto es:

$$J\dot{\hat{v}} = u + \hat{z}_1 - k_0(\hat{v} - v) \quad (3.10)$$

$$\dot{\hat{z}}_1 = v\hat{\theta}\hat{z}_2 - k_1(\hat{v} - v) - k_1s(v_d - v) \quad (3.11)$$

$$\dot{\hat{z}}_2 = -v\hat{z}_1 \quad (3.12)$$

Donde se introducen los siguientes parámetros:

- La variable  $\hat{\theta}$  es una estimación de  $\theta = \omega^2$ .
- La variable  $\hat{v}$  es la estimación de la velocidad, necesaria para el diseño del observador.
- Las constantes positivas de peso  $k_0$  y  $k_1$ .
- La variable  $s$ , que toma valores de 0 y 1, se utiliza para obtener dos modos de operación del modelo: cuando  $s=0$ , el modelo funciona únicamente como un predictor de excentricidad en el sistema, y cuando  $s=1$ , cuando se usa como compensador en un ciclo cerrado de realimentación. Para el caso de estudio, se toma el valor de dicha variable como 1, por lo que se obvia su uso.
- El parámetro  $v_d(t)$  es la velocidad deseada (dependiente del tiempo) que se debe conseguir en el sistema compensado.

A partir de estas definiciones, se puede configurar el controlador adaptable de la excentricidad de la siguiente forma:

$$u = Jv_d - k_v(v - v_d) - s \cdot \hat{z}_1 \quad (3.13)$$

La característica de la ecuación del controlador (3.13) es que depende de la diferencia de la velocidad real y la velocidad deseada, y ésta última es a la que se define predeterminadamente en el sistema a diseñar, y debe ser continua y derivable. Así también, el parámetro  $k_v > 0$  es la ganancia del controlador (que maneja la influencia

del error en el mismo), y  $\hat{z}_1$  es el parámetro del observador del modelo interno, que se termina de configurar a continuación.

Tomando las siguientes definiciones:

$$\tilde{v} = \hat{v} - v \quad (3.14)$$

$$e = v_d - v \quad (3.15)$$

$$\tilde{z}_1 = \hat{z}_1 - z_1 \quad (3.16)$$

$$\tilde{z}_2 = \hat{z}_2 - z_2 \quad (3.17)$$

$$\tilde{\theta} = \hat{\theta} - \theta \quad (3.18)$$

Se configuran las ecuaciones de error del controlador, en lazo cerrado, tomando como referencia las ecuaciones (3.10) a (3.12):

$$J\dot{e} = -k_v e + (s\hat{z}_1 - z_1) \quad (3.19)$$

$$J\dot{\tilde{v}} = -k_0 \tilde{v} + \tilde{z}_1 \quad (3.20)$$

$$\dot{\tilde{z}}_1 = v\theta\tilde{z}_2 - \tilde{v}k_1 - sk_1 e + v\tilde{\theta}\hat{z}_2 \quad (3.21)$$

$$\dot{\tilde{z}}_2 = -v\tilde{z}_1 \quad (3.22)$$

### 3.3.1 Ley de adaptación

Para tener una ley de adaptación robusta, debemos buscar que sea convergente y continua en el tiempo, así como diferenciable. Canudas [1] demuestra que dicha configuración cumple estos requisitos, ya que los valores  $\tilde{v}, e$  y  $\hat{z}_1$  tienden asintóticamente a cero, por lo cual las señales internas del sistema permanecen acotadas.

Se propone como ley de adaptación:

$$\dot{\hat{\theta}} = -\gamma v \hat{z}_2 \tilde{z}_1 \quad (3.23)$$

Sin embargo, esta ecuación no puede ser implementada directamente a menos de que la aceleración del sistema sea medible. Se propone hacer una sustitución de variables para poder obtener un controlador adaptable dependiente de la frecuencia.

Sustituyendo  $\tilde{z}_1 = \hat{z}_1 + u - J\dot{v}$  en la ecuación (3.23) tenemos:

$$\begin{aligned} \dot{\hat{\theta}} &= -\gamma v \hat{z}_2 [\hat{z}_1 + u - J\dot{v}] & (3.24) \\ &= -\gamma v \hat{z}_2 (\hat{z}_1 + u) + \gamma J \hat{z}_2 v \dot{v} \\ &= -\gamma v \hat{z}_2 (\hat{z}_1 + u) + \frac{1}{2} \gamma J \hat{z}_2 \frac{d}{dt} \{v^2\} \\ &= -\gamma v \hat{z}_2 (\hat{z}_1 + u) + \frac{1}{2} \gamma J \left[ v^3 \hat{z}_1 + \frac{d}{dt} \{\hat{z}_2 v^2\} \right] \\ &= -\gamma v \left[ \hat{z}_2 (\hat{z}_1 + u) - \frac{J}{2} v^2 \hat{z}_1 \right] + \frac{1}{2} \gamma J \frac{d}{dt} \{\hat{z}_2 v^2\} \\ &\Rightarrow \frac{d}{dt} \left\{ \hat{\theta} - \frac{J\gamma}{2} \hat{z}_2 v^2 \right\} = -\gamma v \left[ \hat{z}_2 (\hat{z}_1 + u) - \frac{J}{2} v^2 \hat{z}_1 \right] \quad (3.25) \end{aligned}$$

Se sustituye, a su vez, en la ecuación (3.25) el nuevo parámetro  $\hat{\phi}$ , para introducir el estimador de frecuencia. Se define como:

$$\hat{\phi} = \hat{\theta} - \frac{J\gamma}{2} \hat{z}_2 v^2 \quad (3.26)$$

Con esto, la ecuación (3.25) queda como:

$$\dot{\hat{\phi}} = -\gamma v \left[ \hat{z}_2 (\hat{z}_1 + u) - \frac{J}{2} v^2 \hat{z}_1 \right] \quad (3.27)$$

La ecuación (3.26) completa el conjunto que se necesita para la programación del controlador, ya que se cuenta con la planta, la ley de control, los observadores, y el estimador de la frecuencia. De la ecuación (3.11) se sustituye  $\hat{\theta}$  por la ecuación (3.26), quedando:

$$\dot{\hat{z}}_1 = v \left[ \hat{\phi} + \frac{J\gamma}{2} \hat{z}_2 v^2 \right] \hat{z}_2 - k_1(\hat{v} - v) - k_1 s(v_d - v) \quad (3.28)$$

Concluyendo que, el conjunto de ecuaciones para el control de la excentricidad del motor de corriente directa, puede ser definido en función de la velocidad:

$$u = J\dot{v}_d - k_v(v - v_d) - s \cdot \hat{z}_1 \quad (3.29)$$

$$J\dot{\hat{v}} = u + \hat{z}_1 - k_0(\hat{v} - v) \quad (3.30)$$

$$\dot{\hat{z}}_1 = v \left[ \hat{\phi} + \frac{J\gamma}{2} \hat{z}_2 v^2 \right] \hat{z}_2 - k_1(\hat{v} - v) - k_1 s(v_d - v) \quad (3.31)$$

$$\dot{\hat{z}}_2 = -v\hat{z}_1 \quad (3.32)$$

$$\dot{\hat{\phi}} = -\gamma v \left[ \hat{z}_2(\hat{z}_1 + u) - \frac{J}{2} v^2 \hat{z}_1 \right] \quad (3.33)$$

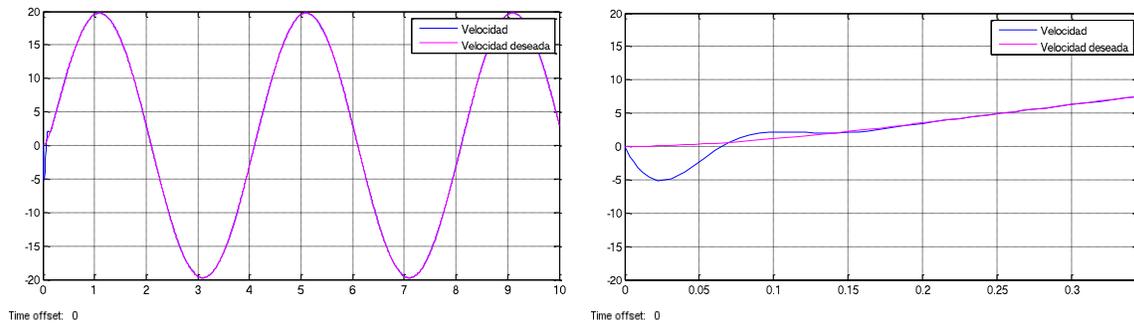
Utilizando la herramienta Simulink de MatLab, se presentan los resultados de la simulación del modelo interno, a partir de la definición de la planta, en la ecuación (3.29); el observador, en las ecuaciones (3.30), (3.31) y (3.32); y el estimador de la frecuencia, en la ecuación (3.33). Los parámetros utilizados se resumen en la Tabla 3.1:

Parámetro	Valor
Velocidad deseada $v_d$	$20\text{sen}\left(\frac{\pi}{2}t\right)$
Inercia $J$	0.0022 Nm
Amplitud $\Lambda$	1 Nm
Frecuencia $\omega$	0.2 Rad/s
Ganancia del controlador $k_v$	$40J=0.088$
Fase $\Phi$	3 Rad
Observador $k_0$	1
Observador $k_1$	5
Ley de adaptación $\gamma$	5

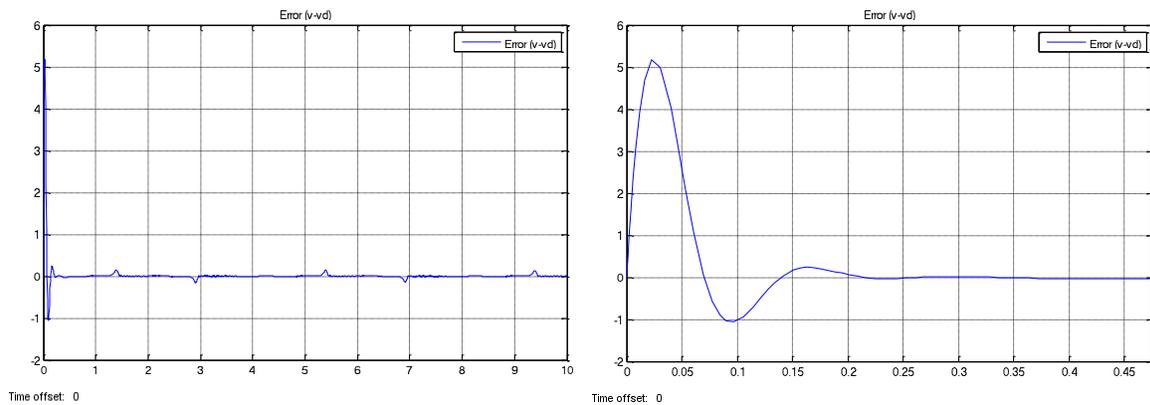
**Tabla 3.1 Parámetros del compensador adaptable diseñado con Modelo Interno (MI)**

### ***3.4 Discusión de las simulaciones***

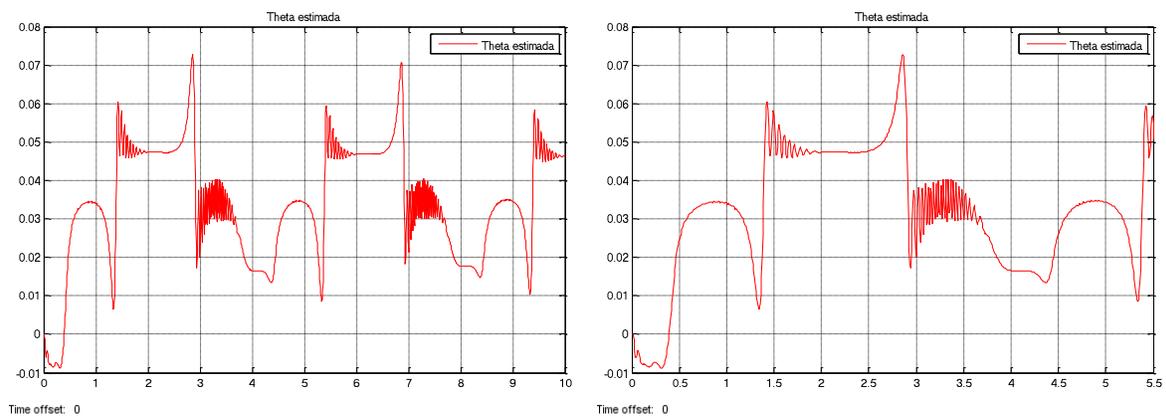
En las Figuras 3.1 a 3.3 se presentan los resultados gráficos de las simulaciones, obtenidos a partir de la programación hecha en el software. A la derecha de cada imagen, se pone el resultado general de correr el sistema durante 10 segundos, mientras a la izquierda, se hace un acercamiento de cada variable hasta cuando los valores son estables.



**Figura 3.1 Velocidad vs. Velocidad deseada**



**Figura 3.2 Función de error (velocidad menos velocidad deseada)**



**Figura 3.3 Función  $\hat{\theta}$  (theta estimada)**

Una rápida conclusión de este estudio, hace ver que el control por modelo interno ayuda a compensar rápidamente la función de error del sistema, haciendo que a partir de 0.25 segundos aproximadamente, el comportamiento entre velocidad del sistema y velocidad deseada sea prácticamente coincidente.

A su vez, se observa que cada dos segundos, hay un pequeño escalón en la función de error y en la función  $\hat{\theta}$ , esto es debido a los puntos asintóticos de la función de velocidad, aspecto del que se recupera casi automáticamente en ambos casos.

Se hará un análisis cuantitativo y cualitativo de este control, en comparación con el control con redes neurodifusas (RND) en el Capítulo 5.



## Capítulo 4

# Compensación adaptable basada en Red Neuronal Difusa (RND)

---

### *4.1 Perturbación acotada*

Una función de perturbación acotada, o función de vibración acotada, es una función dependiente del tiempo que está restringida dentro de ciertos límites durante el ciclo de estudio, y que se puede concluir que representa fielmente los sistemas físicos reales, ya que siempre contienen límites o restricciones. Por ejemplo, la función escalón y la función senoidal son perturbaciones acotadas o limitadas (aparte de ser funciones periódicas).

Para el correcto funcionamiento del control adaptable utilizando redes neurodifusas, es preciso asegurar que las perturbaciones externas que sufre el sistema cumplen la característica de ser acotadas, debido a que el diseño de la red neuronal permite el aprendizaje en rangos.

Matemáticamente podemos determinar una perturbación acotada como:

$$|d(x, t)| \leq \bar{d} \quad (4.1)$$

Tomando como perturbación por excentricidad la función senoidal:

$$d(x) = \Lambda \cos(\omega x + \Phi) \quad (4.2)$$

Las funciones senoidales, aparte de ser armónicas (condición necesaria para poder analizar y compensar la perturbación por modelo interno) son acotadas, ya que no pueden exceder del valor de  $\Lambda$ . Con esto, la perturbación definida puede ser analizada por ambos métodos sin problema. La función de perturbación cumple con las mismas condiciones mencionadas anteriormente: dependiente de la posición del sistema, y con los parámetros de la misma desconocidos; únicamente se conoce el tipo de la misma.

A su vez, para la modelización de la planta del motor de corriente directa, se tienen las funciones:

$$J\dot{v} = u + d(x) \quad (4.3)$$

$$v = \dot{x} = \frac{dx}{dt} \quad (4.4)$$

Que son las que se analizaron a su vez en el Capítulo 3, con las mismas propiedades y características. Esto, para poder hacer una comparación cuantitativa y cualitativa respecto a los mismos parámetros de planta y perturbación.

## 4.2 Aproximación de la perturbación por una Red Neurodifusa (RND)

Una de las grandes ventajas de diseñar la perturbación en un sistema de control, a partir de una red neurodifusa, radica en que esta herramienta trabaja como un aproximador universal de funciones. Si se cambia de forma radical la estructura matemática de la perturbación, no impide que el modelo trabaje adecuadamente haciendo mínimas adecuaciones, siempre y cuando permanezca acotada en los términos de la ecuación (4.1).

La perturbación, al tener una dinámica oscilatoria, no lineal, y por definición, acotada, según la ecuación (4.2) se presta para que pueda compensarse a través de una ley de control adaptable diseñada con una red neurodifusa (RND) para seguir la velocidad actual del sistema, compararla con la velocidad deseada, y fruto de la comparación, utilizar el control para cancelar las perturbaciones.

Como se explicó brevemente en el Capítulo 2, la red neurodifusa debe establecerse para poder configurar los mecanismos de aprendizaje y entrenamiento de la misma. En este caso, se hará una aproximación de la perturbación del sistema a partir de la ecuación (4.2), a través de una red neurodifusa, a través de una función de estimación de la perturbación  $\hat{d}(x)$  delimitada a partir de  $n$  reglas heurísticas, dependiendo de la cantidad de conjuntos difusos que se especifiquen, de la siguiente forma:

- Regla 1: Si la función pertenece al primer conjunto, con un peso  $\omega_1$ , entonces
 
$$\hat{d}_1(x) = f_1(x)\hat{\theta}_1$$
- Regla 2: Si la función pertenece al segundo conjunto, con un peso  $\omega_2$ , entonces
 
$$\hat{d}_2(x) = f_2(x)\hat{\theta}_2$$
- Regla  $i$ : Si la función pertenece al conjunto  $i$ , con un peso  $\omega_i$ , entonces
 
$$\hat{d}_i(x) = f_i(x)\hat{\theta}_i$$
- Regla  $n$ : Si la función pertenece al conjunto  $n$ , con un peso  $\omega_n$ , entonces
 
$$\hat{d}_n(x) = f_n(x)\hat{\theta}_n$$

Donde los pesos de las funciones dependen de qué tanto estén dentro del rango de cada conjunto difuso el valor de  $x$ .

Haciendo un promedio ponderado, la estimación de  $d(x)$  se puede definir como:

$$\hat{d}(x) = \frac{\sum_{i=1}^n \omega_i f_i(x) \hat{\theta}_i}{\sum_{i=1}^n \omega_i} \quad (4.5)$$

La ecuación (4.5) se puede descomponer en dos términos:

$$\hat{\omega}_i(x) = \frac{\omega_i}{\sum_{i=1}^n \omega_i} \quad (4.6)$$

$$f_i(x) \hat{\theta}_i = \hat{\theta}_{i,1} + \hat{\theta}_{i,2} x \quad (4.7)$$

Sustituyendo las ecuaciones (4.6) y (4.7) en la ecuación (4.5) resulta en:

$$\hat{d}(x) = \sum_{i=1}^n \hat{\omega}_i(x) [\hat{\theta}_{i,1} + \hat{\theta}_{i,2} x]$$

$$\hat{d}(x) = \sum_{i=1}^n \hat{\omega}_i(x) \hat{\theta}_{i,1} + \sum_{i=1}^n \hat{\omega}_i(x) \hat{\theta}_{i,2} x$$

$$\hat{d}(x) = [\hat{\omega}_1 \dots \hat{\omega}_i \dots \hat{\omega}_n \quad \hat{\omega}_1 x \dots \hat{\omega}_i x \dots \hat{\omega}_n x] \begin{bmatrix} \theta_{1,1} \\ \vdots \\ \theta_{n,2} \end{bmatrix}$$

Para simplificar, se define la función de estimación de la perturbación como:

$$\hat{d}(x) = \varphi^T(x) \hat{\theta} \quad (4.8)$$

Este arreglo de la perturbación, a partir del uso de lógica difusa, será aplicado en el control del mismo caso que en el Capítulo 3, para hacer un estudio comparativo.

### 4.3 Diseño del compensador adaptable (RND)

El compensador adaptable debe ajustarse a los mismos parámetros que se vieron en el Capítulo 3. Tomando como referencia las ecuaciones (4.3) y (4.4), y la función establecida de la perturbación según la ecuación (4.2), el problema a resolver es cancelar dicha perturbación cuyos parámetros son desconocidos, y seguir una velocidad deseada, definida de la forma:

$$v_d(t) = A \sin(\omega t), \quad (4.10)$$

donde  $A$  es la amplitud de la función,  $\omega$  es la velocidad angular del sistema, y  $t$  el tiempo, variable independiente de la función. Las funciones de error del sistema tienen la misma definición que en el Capítulo 3:

$$e = v_d - v \quad (4.11)$$

$$\tilde{v} = \hat{v} - v \quad (4.12)$$

$$\tilde{\theta} = \hat{\theta} - \theta \quad (4.13)$$

Siendo la posición y la velocidad variables medibles. El error  $e$  es de seguimiento, el error  $\tilde{v}$  es de aproximación de la velocidad y el error  $\tilde{\theta}$  es de aproximación.

El control adaptable de excentricidad está dado por:

$$u = J\dot{v}_d - k_v(v - v_d) - s\hat{d}(x) \quad (4.14)$$

Faltando por definir las variables  $k_v$  y  $\hat{d}(x)$ . A diferencia del control de excentricidad por modelo interno, cuyo control está dado por la ecuación (3.29), en el que se tiene el observador  $\hat{z}_1$  para la compensación, en este caso se utilizará la estimación de la perturbación  $\hat{d}(x)$  para la estabilización del sistema. A su vez, se incorpora el mismo parámetro  $s$  para activar o desactivar la compensación, que sólo puede tomar valores de 0 y 1, usando para todos los casos el valor de  $s=1$ .

Combinando las ecuaciones (4.12) y (4.14), sustituyendo el valor de  $u$  se obtiene:

$$J\dot{v} = J\dot{v}_d - k_v(v - v_d) - \hat{d}(x) + d(x) \quad (4.15)$$

Obviando ya el uso de la variable  $s$ .

Para la estimación de la perturbación, se utiliza la descripción de la ecuación (4.8) por medio de una red neurodifusa:

$$\hat{d}(x) = \varphi^T(x)\hat{\theta} \quad (4.16)$$

Haciendo una serie de sustituciones y cambios de variable, más añadiendo la estimación de la perturbación en la ecuación (4.15), resulta:

$$\begin{aligned} J\dot{v} &= J(\dot{e} + \dot{v}) - k_v(v - v_d) - \hat{d}(x) + d(x) \\ &= J\dot{e} + J\dot{v} + k_v e - \varphi^T(x)\hat{\theta} + d(x) \\ J\dot{e} &= -k_v e - \varphi^T(x)\hat{\theta} + d(x) \end{aligned} \quad (4.17)$$

A su vez, se puede sustituir el valor de  $d(x)$  en la ecuación anterior, por la siguiente fórmula:

$$d(x) = \varphi^T(x)\theta + \varepsilon \quad (4.18)$$

Esto, debido a que la perturbación se puede aproximar mediante un sistema difuso más un factor de error. Con esto, la ecuación (4.17) queda:

$$\begin{aligned} J\dot{e} &= -k_v e - \varphi^T(x)\hat{\theta} + \varphi^T(x)\theta + \varepsilon \\ J\dot{e} + k_v e &= -\varphi^T(x)\tilde{\theta} + \varepsilon \end{aligned} \quad (4.19)$$

A partir de la definición del error de aproximación en la ecuación (4.13), se define una variable  $g$  de la siguiente forma:

$$\dot{\tilde{\theta}} = \hat{\tilde{\theta}} = g \quad (4.20)$$

Esta variable se convierte en el objetivo de diseño, para poder encontrar el resto de las variables.

Khalil [3] explica que, para determinar la estabilidad de sistemas de control dinámicos modelados con ecuaciones diferenciales ordinarias, se utiliza el segundo método de Lyapunov, también llamado método directo de Lyapunov. Dicho método consiste en elegir una función candidata de Lyapunov, para que dicho sistema sea asintóticamente estable, cuando existe una función continuamente diferenciable que cumple con:

$$\begin{aligned} V(x) &> 0 \\ \forall x &\neq 0 \end{aligned} \quad (4.21)$$

Tal que:

$$\begin{aligned} \dot{V}(x) = \frac{\delta V(x)}{\delta x} \dot{x} = \frac{\delta V(x)}{\delta x} f(x) &< 0 \\ \forall x &\neq 0 \end{aligned} \quad (4.22)$$

Khalil complementa la estabilidad con el segundo criterio de Lyapunov, con el teorema de Lasalle, en el que la misma función candidata debe cumplir con la condición de:

$$\begin{aligned} \dot{V}(x) = \frac{\delta V(x)}{\delta x} \dot{x} = \frac{\delta V(x)}{\delta x} f(x) &\leq 0 \\ \forall x &\neq 0 \end{aligned} \quad (4.23)$$

Garantizando la estabilidad asintótica del sistema en  $x=0$ .

A partir de los datos obtenidos anteriormente, arbitrariamente se especifica una función candidata de Lyapunov como:

$$V(e, \tilde{\theta}) = \frac{1}{2} J e^2 + \frac{1}{2\gamma} \tilde{\theta}^T \tilde{\theta} \quad (4.24)$$

Derivando y haciendo sustituciones:

$$\begin{aligned} \dot{V} &= J e \dot{e} + \frac{1}{\gamma} \tilde{\theta}^T \dot{\tilde{\theta}} = e [-k_v e - \varphi^T \tilde{\theta} + \varepsilon] + \frac{1}{\gamma} \tilde{\theta}^T g = -k_v e^2 - \varphi^T \tilde{\theta} e + \frac{1}{\gamma} \tilde{\theta}^T g + e \varepsilon \\ &= -k_v e^2 + \frac{1}{\gamma} \tilde{\theta}^T [g - \gamma \varphi e] + e \varepsilon \end{aligned}$$

El término entre corchetes se iguala a cero, y será la referencia para obtener el valor objetivo de la derivada de la estimación de  $\theta$ :

$$g = \gamma \varphi e \Rightarrow \dot{\hat{\theta}} = \dot{\theta} = g = \gamma \varphi e \quad (4.25)$$

Continuando con la función de Lyapunov, para probar que el sistema es estable:

$\dot{V} = -k_v e^2 + e \varepsilon \rightarrow$  a esta ecuación se le añaden términos dependientes de una variable  $\delta$  para hacer trinomios cuadrados perfectos, de la siguiente forma:

$$\dot{V} = -(k_v - \delta)e^2 - \delta \left[ e^2 - \frac{1}{\delta} e \varepsilon + \left( \frac{\varepsilon}{2\delta} \right)^2 \right] + \frac{\varepsilon^2}{4\delta} \quad (4.26)$$

De esta ecuación, el término  $-\delta \left[ e^2 - \frac{1}{\delta} e \varepsilon + \left( \frac{\varepsilon}{2\delta} \right)^2 \right]$  siempre será menor o igual a cero, por lo que cumple con la condición de estabilidad de Lyapunov/Lasalle. Resolviendo para los términos restantes se tiene:

$$-(k_v - \delta)e^2 + \frac{\varepsilon^2}{4\delta} \leq 0 \quad \rightarrow \quad \frac{\varepsilon^2}{4\delta(k_v - \delta)} \leq e^2 \quad \rightarrow \quad |e| \leq \frac{\varepsilon_{max}}{2\sqrt{\delta(k_v - \delta)}}$$

Lo que concluye que el sistema es estable y se puede compensar sin mayor problema.

Para la configuración del control, la estimación de la perturbación se compondrá de 3 reglas heurísticas para el conjunto difuso. Anteriormente, se deben definir los centros de las funciones de pertenencia, así como la anchura de las funciones de pertenencia:

$$\text{Los centros son: } \left[ -\frac{5\pi}{2} \quad 0 \quad \frac{5\pi}{2} \right]$$

Las anchuras de las funciones de pertenencia se definen como:

$$\sigma_N = \sigma_C = \sigma_P = \frac{10\pi}{3}$$

Las reglas difusas quedan establecidas como:

$$\text{Si } x \in N, \text{ entonces } \widehat{d}_1(x) = \varphi_1^T(x)\widehat{\theta}_1$$

$$\text{Si } x \in C, \text{ entonces } \widehat{d}_2(x) = \varphi_2^T(x)\widehat{\theta}_2$$

$$\text{Si } x \in P, \text{ entonces } \widehat{d}_3(x) = \varphi_3^T(x)\widehat{\theta}_3$$

Las funciones de pertenencia quedan establecidas como gaussianas, de la siguiente forma:

$$\text{Función negativa: } F_N = e^{-\frac{(x-C_N)^2}{\sigma^2}}$$

$$\text{Función central: } F_C = e^{-\frac{x^2}{\sigma^2}}$$

$$\text{Función positiva: } F_P = e^{-\frac{(x-C_P)^2}{\sigma^2}}$$

Con esto, la estimación de la perturbación de  $x$  se completa según la fórmula:

$$\hat{d}(x) = F_N(x)\widehat{d}_1(x) + F_C(x)\widehat{d}_2(x) + F_P(x)\widehat{d}_3(x) \quad (4.27)$$

Con el control definido, las funciones de pertenencia, y la estimación de la perturbación, se hace la simulación con los parámetros que se resumen en la Tabla 4.1.

Propiedad	Valor
Velocidad deseada $v_d$	$20\text{sen}\left(\frac{\pi}{2}t\right)$
Inercia $J$	0.0022 Nm
Amplitud $\Lambda$	1 Nm
Frecuencia $\omega$	0.2 Rad/s
Ganancia del controlador $k_v$	$40J=0.088$
Fase $\Phi$	3 Rad
Ley de adaptación $\gamma$	5

**Tabla 4.1 Parámetros del compensador adaptable diseñado con Red Neurodifusa (RND)**

#### ***4.4 Discusión de las simulaciones***

A continuación, se añaden las gráficas de desempeño del control por redes neurodifusas (RND). Es preciso analizar que el comportamiento general, a primera vista, es muy similar respecto al control por modelo interno. Las diferencias numéricas son del orden de centésimas de segundo y décimas de radián, por lo que hacer un análisis cuantitativo a simple vista no es lo más adecuado. Se deberá hacer un análisis de diferencias de mínimos cuadrados y ver el comportamiento general de las gráficas, para poder dar un veredicto cuantitativo.

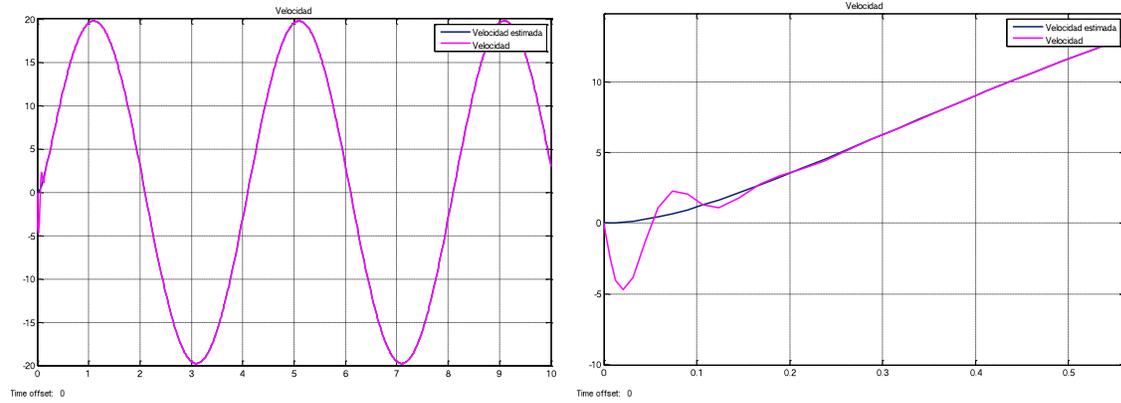


Figura 4.1 Velocidad vs. Velocidad deseada

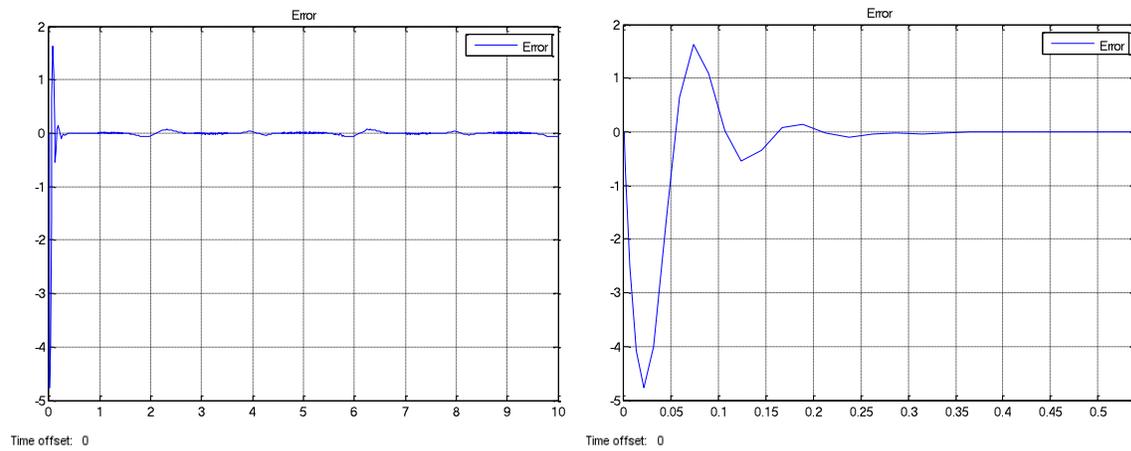


Figura 4.2 Función de error (velocidad menos velocidad deseada) RND

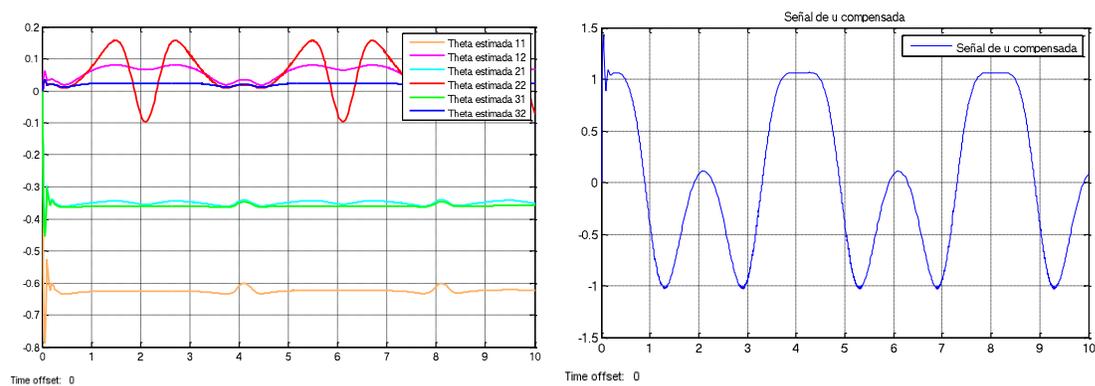


Figura 4.3 Theta estimada y señal de planta - RND



## Capítulo 5

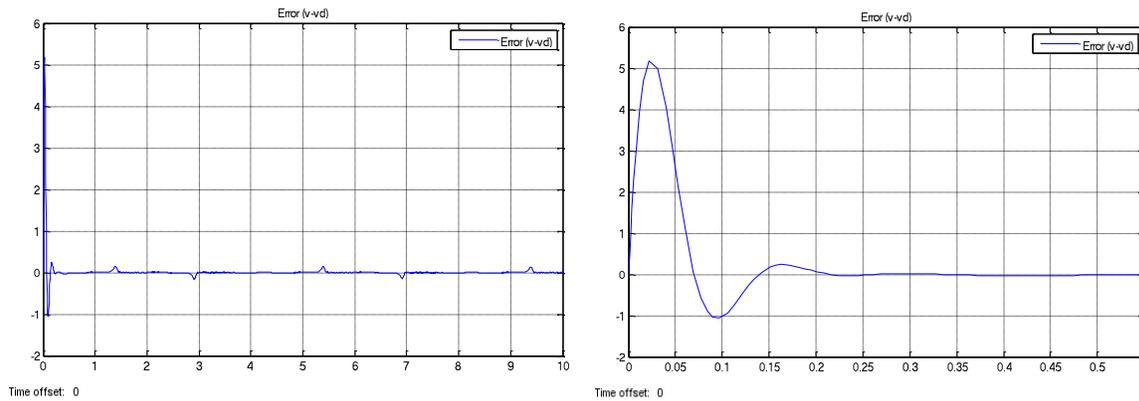
# Estudio comparativo de compensación por MI vs. RND

---

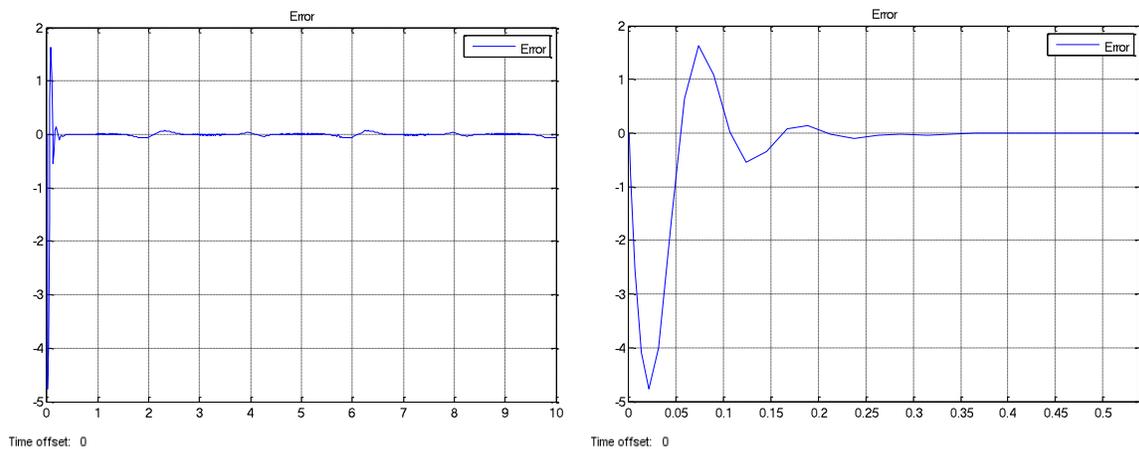
A partir del desarrollo de ambos tipos de control adaptable, es preciso establecer ventajas y características de cada uno, para dar un juicio de valor cuantitativo y cualitativo.

### ***5.1 Comparación cuantitativa***

Se presenta a continuación una tabla comparativa; adicionalmente se anexan, con propósitos de comparación, las gráficas de error de ambos métodos de control:



**Figura 5.1 Función de error (velocidad menos velocidad deseada) MI**



**Figura 5.2 Función de error (velocidad menos velocidad deseada) RND**

Se tomarán tres características del sistema, obtenidas de los resultados de simulación para cada caso, y a partir de los resultados se dará un veredicto sobre cuál es el tipo de control cuantitativamente más factible.

Se presenta el resumen de los datos analizados en la Tabla 5.1:

<b>Característica</b>	<b>Control por Modelo Interno</b>	<b>Control por Red Neurodifusa</b>
<b> Error máximo </b>	5.1723 rad/s	4.7784 rad/s
<b>Tiempo de convergencia</b>	0.6599 s	0.4613 s.
<b>Error MSR</b>	0.0921	0.0674

**Tabla 5.1 Comparación cuantitativa del controlador adaptable por modelo interno (MI) vs. Red neurodifusa (RND)**

Respecto al error máximo (en valor absoluto), así como el tiempo de convergencia (a 0,009 radianes de diferencia entre la velocidad y la velocidad deseada) se puede claramente concluir que el control por RND es más adecuado para este diseño.

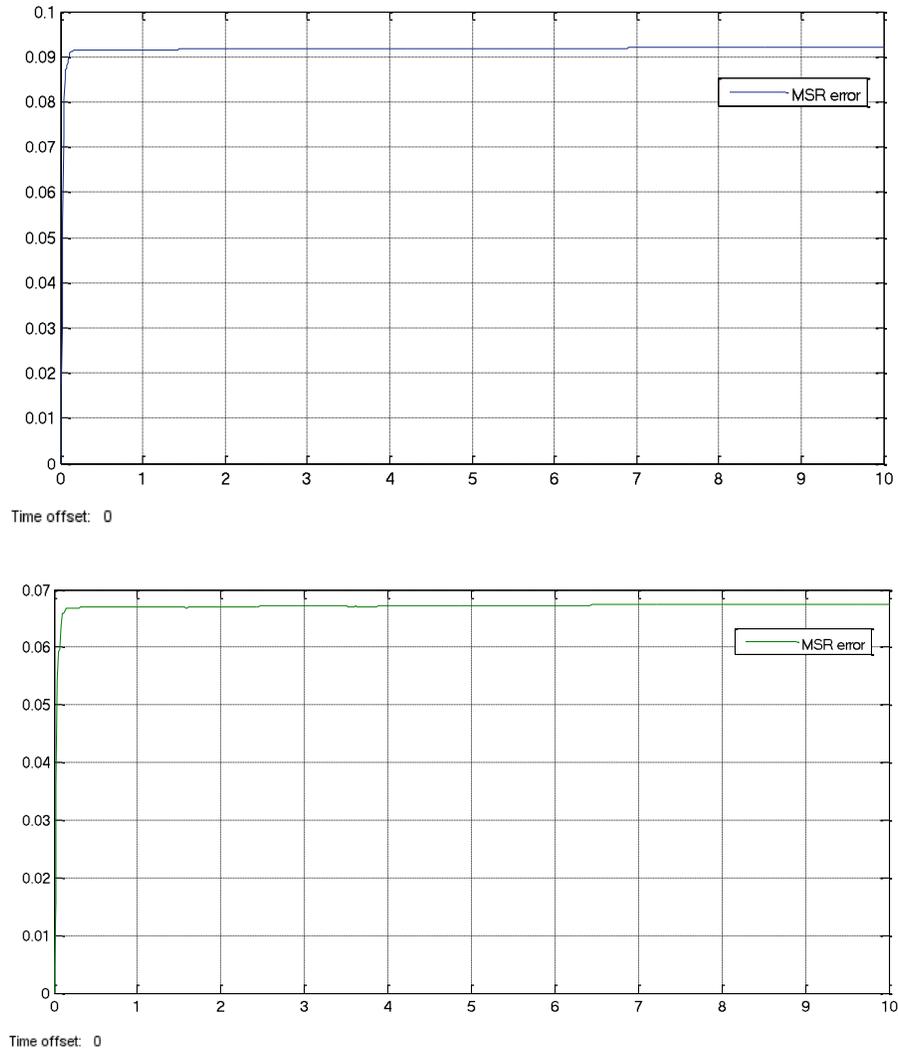
En cuanto al análisis de las diferencias de mínimos cuadrados, se siguió el siguiente método: se hace una integral de la función continua del error al cuadrado, en el rango de prueba (variable tiempo T, de 0 a 10 segundos), y se divide entre el período. Matemáticamente se esquematiza como:

$$MSR = \frac{1}{T} \int_{t=0}^T e^2 d(t), \quad (5.1)$$

donde  $e$  es el error obtenido a partir de la planta, y  $t$  es el tiempo que va de 0 a  $T=10$  segundos.

La aproximación del error respecto al método de mínimos cuadrados, va en línea con los valores nominales de error máximo y de tiempo de convergencia. Como no hay cambios abruptos en la función de error, el comportamiento del método de mínimos cuadrados sigue la misma dirección. El método de control por red neurodifusa demuestra ser más preciso por centésimas.

La Figura 5.3 reproduce las gráficas de error por mínimos cuadrados para ambos métodos de control.



**Figura 5.3 Función de error por el método de mínimos cuadrados: Parte Superior, MI; Parte Inferior, RND**

## ***5.2 Comparación cualitativa***

Dentro de las características no mensurables matemáticamente, hay aspectos que tienen que ver con el diseño del control adaptable, la facilidad de extrapolarlo a otro tipo de caso, el tipo de perturbación que puede identificar y compensar, así como lo robusto del diseño.

<b>Característica</b>	<b>Control por Modelo Interno</b>	<b>Control por Red Neurodifusa</b>
<b>Respecto a la perturbación</b>	<p>Sólo permite una perturbación periódica.</p> <p>Para otro tipo de perturbación necesita remodelarse por completo el sistema.</p>	<p>Sólo permite perturbaciones acotadas, sin importar si son periódicas o no. Al no tener más especificación de la perturbación, se puede decir que la RND funciona como un aproximador universal.</p> <p>No es necesaria una remodelación completa del sistema, simplemente cambiar las funciones del conjunto difuso para que sigan funcionando.</p>
<b>Respecto al diseño</b>	<p>El modelo interno debe programarse de forma particular para cada tipo de sistema que se desea analizar.</p> <p>En MI tiene la aplicación potencial de que la ley de adaptación se diseña para estimar los parámetros del controlador.</p>	<p>Fácilmente se puede rediseñar el controlador para cualquier tipo de caso.</p> <p>Se elige de forma arbitraria la función de compensación.</p> <p>Precisa de un tiempo de aprendizaje para obtener resultados deseados en la salida.</p>
<b>Robustez del control</b>	Menos sensible a cambios en los parámetros constantes.	Es más sensible a cambios en los parámetros constantes.

**Tabla 5.2 Comparación cualitativa del controlador adaptable por modelo interno (MI) vs. Red neurodifusa (RND)**

Ambos métodos siguen la misma filosofía: aproximar una perturbación, desconocida en sus parámetros, a través de un arreglo matemático, ya sea un modelo interno o una red neurodifusa. Cada filosofía de diseño de la perturbación tiene ventajas y desventajas, siendo la más “flexible” la red neurodifusa, ya que no tiene que ser periódica forzosamente, funciona como un aproximador universal de funciones, como lo resume la Tabla 5.2.

# Capítulo 6

## Conclusiones

---

### *6.1 Conclusiones*

Uno de los problemas principales en la modelización de sistemas en la Ingeniería de Control, consiste en cómo incorporar a los modelos matemáticos las incertidumbres y las dinámicas no conocidas, entre otras causas externas.

En este trabajo se presentó una aproximación a la solución del problema de cómo compensar las perturbaciones debidas a la excentricidad geométrica de un motor de corriente directa, con parámetros de dicha perturbación desconocidos, y se buscó una comparación cualitativa y cuantitativa dos métodos presentes en la literatura: el Control por Modelo Interno, y el Control por Red Neurodifusa.

El método de Control por Modelo Interno es prácticamente igual de eficiente en el lapso de tiempo para poder compensar la excentricidad, en comparación con la red neurodifusa. Sin embargo, el diseño de los controladores bajo esta filosofía puede llegar

---

a consumir más tiempo, dependiendo del caso, y muy particular para cada tipo de motor. Cambiar los parámetros de diseño haría obligatorio cambiar todo el esquema del modelo interno, observador y controlador.

El método de Control por Red Neurodifusa presenta la ventaja de que se puede proponer funciones de Lyapunov de forma “arbitraria” pudiendo adaptarse a cualquier tipo de motor, sin importar la estructura de su función descriptiva, aunque los resultados son propensos a sufrir más por la influencia de los parámetros constantes del controlador, por la naturaleza de aprendizaje de la red.

Aunque los tiempos totales de compensación en ambos casos son muy cortos, cuantitativamente se ve que el control por red neurodifusa converge más rápido que el control por modelo interno. Sin embargo, no se puede tener una conclusión contundente por las diferencias presentadas (centésimas de segundo, décimas de radián).

Cualitativamente, el método más adecuado es el de red neurodifusa, ya que permite hacer cambios drásticos en las funciones, las perturbaciones, y en general del tipo de planta que se tenga, sin afectar en esencia la estructura del control. A pesar de estar limitado a perturbaciones acotadas (que prácticamente es el caso general ya sea en laboratorio o industrialmente) es más dinámico. La única desventaja radica en el momento de programación, ya que es preciso iterar para obtener funciones candidatas de Lyapunov que cumplan la característica de  $\dot{V}(x) \leq 0$ . Al contrario, el control por modelo interno obliga a hacer un replanteamiento total del problema y empezar desde cero, sin posibilidad de recuperar gran parte de la estructura de problemas anteriores. A nivel industrial, es crítico hacer cambios rápidos e imperceptibles, por lo que las redes neurodifusas, a pesar de tener un tiempo de respuesta más lento en comparación, no son lapsos comparativamente sustanciales como para utilizar el modelo interno, para problemáticas que requieran diseños de control más complejos.

## **6.2. Trabajo futuro**

A partir de los casos analizados, se han identificado las siguientes áreas a desarrollar en estudios posteriores:

- Comprobar los resultados analíticos en laboratorio de ambos métodos para conocer las fuerzas dinámicas e incertidumbres inherentes a la experimentación, no consideradas en este trabajo, y cuáles arreglos se deben hacer a los controladores adaptables para considerarlos en los modelos.
- A partir de los resultados de la experimentación; se sugiere extrapolar este método en diferentes aplicaciones industriales. De entrada, este método puede usarse en electrodomésticos que manejen motores eléctricos de corriente directa, como centros de lavado o secado.
- Hacer un estudio comparativo con otro tipo de compensadores adaptables, para ver la viabilidad de los mismos cuantitativa y cualitativamente para pruebas en laboratorio y aplicaciones industriales.
- Analizar la respuesta de ambos métodos para otros tipos de entrada, como motores rotativos de corriente alterna, motores rotativos mecánicos u otro tipo de dispositivos que puedan sufrir de este fenómeno y se pueda usar control adaptable para compensar las excentricidades.
- Analizar la respuesta de ambos métodos para otros tipos de perturbaciones que se presentan en la operación de motores rotativos.
- Analizar la viabilidad de estos métodos a otros tipos de componentes y/o motores que sean sometidos a diferentes ciclos eléctricos o termodinámicos en su funcionamiento.



# Apéndice

---

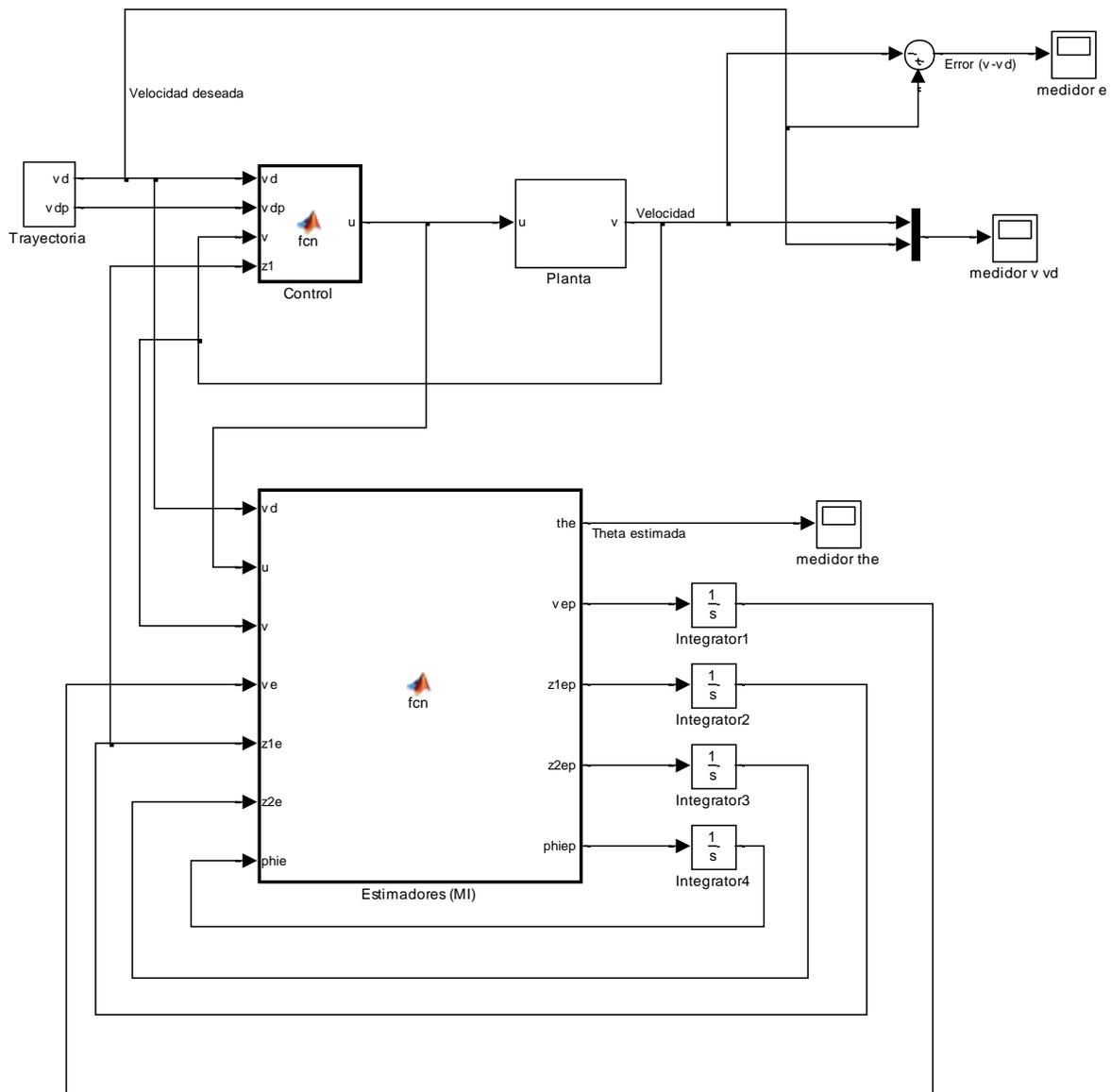
*Simulink* es un ambiente de programación por diagramas de bloques que usa como base *MatLab*. Funciona como una herramienta que permite simular modelos y/o sistemas a partir de los fenómenos físicos que se describen en los mismos. En este caso, se utilizará esta herramienta para simular los dos casos de control adaptable que abarca esta tesis.

## ***A.1. Programa en Simulink para simulación con Modelo Interno (MI)***

Se presentan a continuación los diagramas de bloques que simulan la operación del controlador adaptable por Modelo Interno que se utilizó en el estudio. Como se definió en el Capítulo 3, el modelo interno del sistema, define un observador, que tiene lecturas que no son de interés para los resultados generales, pero son fundamentales para poder obtener la ley de control y estimar los parámetros de la perturbación.

La Figura A.1 muestra el diseño general del control adaptable. Como se puede ver, la arquitectura típica de la Figura 2.15 está esquematizada en la esta figura, en la que el

bloque de estimadores se realimenta cíclicamente y estima el parámetro  $z_1$  que entra al bloque de Control para obtener nuevos valores de  $v$ .



**Figura A.1 Diagrama de bloques del compensador adaptable diseñado con Control por Modelo Interno (MI) en Simulink**

Como se vio en el Capítulo 3, el Control por Modelo Interno (MI) requiere de la definición de un observador que permita darle seguimiento al sistema, y del modelo

interno que ayude a definir los parámetros desconocidos de la perturbación periódica. Las Figuras A.2 y A.3 muestran el diseño de los estimadores del modelo interno y del controlador:

```
function [the, vep, z1ep, z2ep, phiep] = fcn(vd, u, v, ve, z1e, z2e, phie)
%#controlador

%J=.0022;
%kv=J*40;
%k0=1;
%k1=5;
%Gm=5;

vep=(u+z1e-k0*(ve-v))/J;
z1ep=v*(phie+J*Gm/2*v^2*z2e)*z2e-k1*(ve-v)-k1*(vd-v);
z2ep=-v*z1e;
phiep=-Gm*v*(z2e*(z1e+u)-J*v^2*z1e/2);
the = phie+J*Gm/2*v^2*z2e;
```

Figura A.2 Modelo interno (estimadores)

```
function u = fcn(vd, vdp, v, z1)
%#controlador

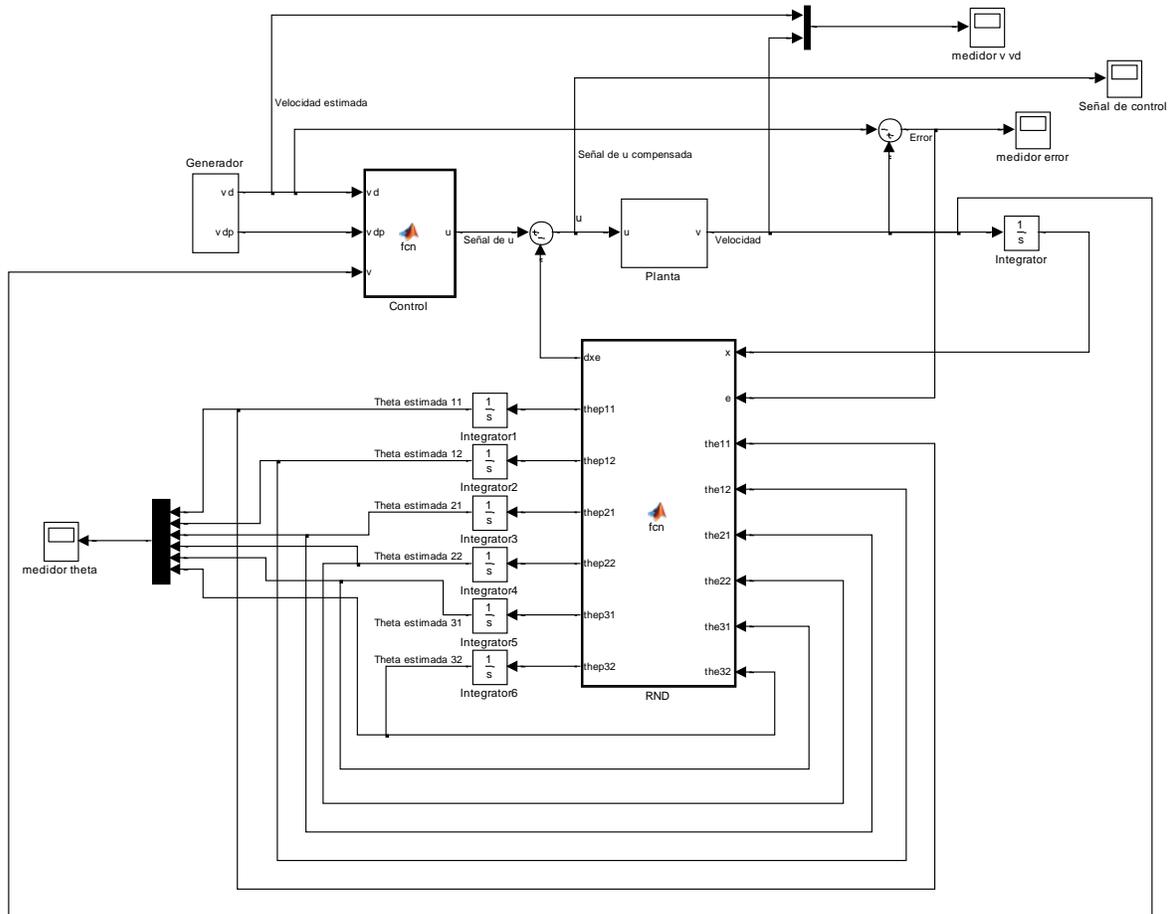
%J=.0022;
%kv=J*40;

u = J*vdp-kv*(v-vd)-z1;
```

Figura A.3 Modelo del controlador

## ***A.2. Programa en Simulink para simulación con Redes Neuro Difusas (RND)***

Se muestra la metodología que se usó con este programa de simulación para modelar la red neurodifusa que se utilizó en el análisis. El Capítulo 4 define la estructura del control, que sigue parámetros similares en cuanto al arreglo básico respecto al modelo interno. Sin embargo, la estimación de la perturbación, para poder compensarla adecuadamente, tiene un alcance diferente, que se verá en las gráficas a continuación:



**Figura A.4 Diagrama de bloques del compensador adaptable diseñado con redes neurodifusas (RND) en Simulink**

```

function [dxe, thep11, thep12, thep21, thep22, thep31, thep32]= fcn(x, e, the11, the12, the21, the22, the31, the32)
%#codegen

Gm=5;

Cc=0;
Cp=5*pi/2;
Cn=-5*pi/2;    %centros de los conjuntos difusos

Sc=10*pi/3;
Sp=Sc;
Sn=Sc;    %sigma: anchura de funciones

Fc=exp(-(x-Cc)^2/(Sc^2));
Fp=exp(-(x-Cp)^2/(Sp^2));
Fn=exp(-(x-Cn)^2/(Sn^2));    %Conjuntos difusos para estimación de la perturbación.

Phi1=Fc;
Phi2=x*Fc;
Phi3=Fp;
Phi4=x*Fp;
Phi5=Fn;
Phi6=x*Fn;

thep11=Gm*Phi1*(e);
thep12=Gm*Phi2*(e);
thep21=Gm*Phi3*(e);
thep22=Gm*Phi4*(e);
thep31=Gm*Phi5*(e);
thep32=Gm*Phi6*(e);    %Estimación de teta.

dxe = (Phi1*the11)+(Phi2*the12)+(Phi3*the21)+(Phi4*the22)+(Phi5*the31)+(Phi6*the32);

```

**Figura A.5 Funciones de pertenencia, conjuntos difusos y estimación de la perturbación, según el control por redes neurodifusas (RND)**



# Bibliografía

---

- [1] C. Canudas de Wit, L. Praly, “*Adaptive eccentricity compensation*”. IEEE Trans. Control System Tech. Vol. 8, No. 5, pp. 757-766. Sep. 2000.
  
- [2] A. Morales Martínez, “*Control adaptable de una clase de sistemas no-lineales usando redes neurodifusas recurrentes*”. Facultad de Ingeniería, UNAM, 2011.
  
- [3] H.K. Khalil, “*Nonlinear Systems*”, Third edition. Upper Saddle River, NJ: Prentice-Hall, 2002.
  
- [4] Li-Xin Wang, “*A Course in Fuzzy Systems and Control*”, International edition. Prentice Hall Inc. 1994.
  
- [5] Liu Hsu, R. Ortega, *et al*, “*A Globally Convergent Frequency Estimator*”. IEEE Trans. Automatic Control. Vol. 44, No. 4, pp. 698-713. Apr. 1999.
  
- [6] M. Tsuji, S. Hamasaki, *et al*, “*Characteristics of Power Series Type Wavelet Transform for Online Frequency Estimation*”. Power Conversion Conference, Nagoya, Jp, pp. 177-182. Apr. 2007.

- 
- [7] M.D. Kusljevic, "A Simple Method for Design of Adaptive Filters for Sinusoidal Signals". IEEE Trans. Instrumentation and Measurement. Vol. 57, No. 10, pp. 2242-2249. Oct. 2008.
- [8] X. Xia, "Global Frequency Estimation using Adaptive Identifiers". IEEE Trans. Automatic Control, pp. 1188-1193. Vol. 47, No. 7. Jul 2002.
- [9] Li-Chen Fu, S. Sastry, "Frequency Domain Synthesis of Optimal Inputs for On-Line Identification and Adaptive Control". IEEE Trans. Automatic Control, pp. 353-357. Vol. 36, No. 3. Mar 1991.
- [10] P. Korondi, D. Young, *et al*, "Sliding Mode Based Disturbance Compensation for Motion Control". IECON 23<sup>rd</sup> International Conference, pp. 73-78. Vol. 1. Nov 1997.
- [11] A. Ishizaka, M. Nitta, *et al*, "Error Analysis on Distribution-based Frequency Estimator". International Conference on Control, Automation and Systems, pp. 255-260. Oct. 2010.
- [12] S.M. Veres, L.N. Mitsis, *et al*, "Frequency Domain Adaptive Control for Active Vibration and Noise Control Problems". UKACC International Conference on Control, pp. 1143-1148. Sept. 1996.
- [13] A.A. Girgis, W.L. Peterson, "Adaptive Estimation of Power System Frequency Deviation and its Rate of Change for Calculating Sudden Power System Overloads". IEEE Trans. Power Delivery, pp. 585-594. Vol. 5, No. 2. Apr. 1990.
- [14] Bao-Zhu Guo, Jing-Qing Han, "A Linear Tracking-Differentiator and Application to the Online Estimation of the Frequency of a Sinusoidal Signal". Proceedings of the IEEE International Conference on Control Applications, pp. 9-13. Sept. 2000.

- 
- [15] D. Agrez, "*Estimation of the Component Parameters for the Evaluation of the Power Quality Disturbances in the Frequency Domain*". IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference. May 2008.
- [16] S. Kandeepan, S. Reisenfeld, "*Analysis of a Discrete Complex Sinusoid Frequency Estimator Based on Single-Delay Multiplication Method*". Proceedings of the ISIT, pp. 1451-1454. Sept. 2005.
- [17] K. Ogata, "*Ingeniería de Control Moderna*", 3ª edición. Pearson Educación - Prentice Hall, 1997.