



ESCUELA SUPERIOR POLITÉCNICA DEL LITORAL

Facultad de Ingeniería en Electricidad y Computación

**“DISEÑO DE UN CONTROLADOR INTELIGENTE BASADO EN
REDES NEURONALES PARA REGULAR LA POSICIÓN EN UN
SISTEMA DE LEVITACIÓN MAGNÉTICA (MAGLEV)”**

TRABAJO DE TITULACIÓN

Previo a la obtención del Título de:

MAGÍSTER EN AUTOMATIZACIÓN Y CONTROL

Presentado por:

Carlos Bolívar Flores Martínez

GUAYAQUIL – ECUADOR

AÑO: 2020

AGRADECIMIENTOS

Mi fraterno agradecimiento a mis padres Bolívar y Mirella quienes en todo momento me han brindado amor, apoyo y comprensión para culminar con éxito esta etapa de mi vida.

Agradezco a mis hermanos: David y Andrés por el apoyo recibido en el transcurso de mi vida.

A mi esposa Adriana y mi pequeño osito que han sido mi mayor fuente de inspiración y perseverancia en la elaboración de este proyecto.

A mi profesor revisor MSc. Alexander Prieto por su amabilidad, conocimientos y consejos compartidos durante el desarrollo de este proyecto.

Al Ing. Alberto Larco por todo su apoyo para poder continuar con mi formación profesional.

A cada una de estas personas gracias por toda la confianza, paciencia y consejos invertidos en mí para lograr un reto más de mi vida profesional.

Carlos Bolívar Flores Martínez

DEDICATORIA

El presente proyecto lo dedico a mi querido osito, Sergio Bolívar, mi mayor orgullo y fuente de inspiración; a mi amada esposa, Adriana; a mis apreciados padres, Bolívar y Mirella; y a mis terribles hermanos David y Andrés.

Carlos Bolívar Flores Martínez

TRIBUNAL DE EVALUACIÓN

.....
Ph. D Juan Carlos Avilés

SUBDECANO DE LA FIEC

.....
MSc. Alexander Prieto León

DIRECTOR DEL TRABAJO DE TITULACIÓN

.....
MSc. Ronald Solís

MIEMBRO PRINCIPAL DEL TRIBUNAL

DECLARACIÓN EXPRESA

"La responsabilidad y la autoría del contenido de este Trabajo de Titulación, me corresponde exclusivamente; y doy mi consentimiento para que la ESPOL realice la comunicación pública de la obra por cualquier medio con el fin de promover la consulta, difusión y uso público de la producción intelectual"

.....
Carlos Bolívar Flores Martínez

RESUMEN

En el capítulo 1 se realiza un análisis de la literatura de otros trabajos referentes a la levitación magnética con diferentes métodos de control, con esta revisión se plantea la propuesta, los objetivos y los pasos del desarrollo del proyecto.

En el capítulo 2 se realiza un análisis teórico sobre los sistemas que están involucrados en el desarrollo del proyecto. Adicional se presenta la estrategia para la adquisición de datos sobre un sistema real y la comparación con el modelado matemático adquirido con las ecuaciones matemáticas.

En el capítulo 3 se muestra el desarrollo teórico del controlador basado en redes neuronales. Aquí se presenta un análisis sobre la estructura de la red, el modo de control y el método de aprendizaje, el mismo que está ligado al diseño de la entrada aplicada al sistema.

En el capítulo 4 se presenta un análisis comparativo entre los datos adquiridos y el modelo matemático y luego las pruebas de los controladores clásico y el basado en redes neuronales; adicional las pruebas de cálculos del valor de coincidencia.

ÍNDICE GENERAL

AGRADECIMIENTOS.....	ii
DEDICATORIA.....	iii
TRIBUNAL DE EVALUACIÓN	iv
DECLARACIÓN EXPRESA.....	v
RESUMEN.....	vi
CAPÍTULO 1.....	6
1. PLANTEAMIENTO DE LA PROBLEMÁTICA.	6
1.1. Identificación del problema.	6
1.2. Justificación	7
1.3. Solución propuesta	8
1.4. Objetivos	9
1.4.1 Objetivo General	9
1.4.2 Objetivos específicos	9
1.5. Metodología	9
1.6. Alcance	10
CAPÍTULO 2.....	12
2. DESCRIPCIÓN DEL SISTEMA DE LEVITACIÓN MAGNÉTICA.	12
2.1 Sistemas de levitación magnética.	12
2.2 Adquisición de datos del sistema de levitación.	12
2.3 Modelamiento matemático del sistema.	14
2.3.1 Descripción del sistema eléctrico.	14
2.3.2 Descripción de la fuerza magnética (F_m)	16
2.3.3 Descripción del sistema mecánico	16
2.3.4 Diagrama de bloques del sistema	19
2.4 Comparación entre el sistema modelado y el identificado.	22
CAPÍTULO 3.....	25
3. DISEÑO DEL CONTROLADOR INTELIGENTE BASADO EN REDES NEURONALES.....	25

3.1	Introducción.....	25
3.2	Modelos del controlador	28
3.3	Método de aprendizaje de la red	30
3.4	Sintonía del controlador	33
3.5	Diseño de la entrada	33
CAPÍTULO 4.....		35
4.	ANÁLISIS DE RESULTADOS	35
4.1	Configuración del sistema	35
4.1.1	Análisis de la adquisición de datos.	38
4.1.2	Análisis del sistema simulado.	40
4.1.3	Ajuste con el modelo propuesto.	41
4.2	Simulación y análisis con un controlador clásico PID	43
4.3	Simulación y análisis con un controlador inteligente.....	45
4.4	Análisis comparativo entre el controlador PID y el controlador inteligente.	49
CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES		53
BIBLIOGRAFÍA.....		55

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 2.1: Levitador magnético de estudio.	13
Figura 2.2: Esquema del levitador magnético.	14
Figura 2.3: Esquema eléctrico del circuito R-L.	15
Figura 2.4: Respuesta de la corriente ante diferentes valores de L.	15
Figura 2.5: Respuesta de la velocidad ante variaciones en c.	17
Figura 2.6: Respuesta de bajas velocidades ante cambios de c	18
Figura 2.7: Simulador MATLAB-SIMULINK.	19
Figura 2.8: Esquema completo del sistema de levitación magnética.	19
Figura 2.9: Diagrama de bloques del sistema eléctrico.	20
Figura 2.10: Diagrama de bloques del sistema magnético.	20
Figura 2.11: Diagrama de bloques del sistema mecánico.	21
Figura 2.12: Modelamiento del sistema de levitación no lineal.	21
Figura 2.13: Modelo linealizado de levitación magnética.	22
Figura 2.14: Gráfica de coincidencia con relación al VAF.	23
Figura 2.15: Ejemplo 1 del valor de coincidencia [14].	23
Figura 2.16: Ejemplo 2 del valor de coincidencia [15].	24
Figura 3.1: Esquema de una red neuronal real.	25
Figura 3.2: Esquema de una red neuronal artificial [17].	26
Figura 3.3: Esquema de una neurona artificial.	26
Figura 3.4: Esquema de funcionamiento interno de la neurona.	27
Figura 3.5: Tipos de funciones de disparo.	27
Figura 3.6: Esquema de sistema controlado.	28
Figura 3.7: Esquema del sistema controlado.	29
Figura 3.8: Red neuronal del controlador.	30
Figura 3.9: Diagrama de tiempo de la evolución de los pesos de la red.	31
Figura 3.10: Señal pseudoaleatoria.	33
Figura 3.11: Evolución de la salida en aprendizaje.	34
Figura 4.1: Modelo general del sistema de levitación magnética (MAGLEV) realizado en SIMULINK.	35
Figura 4.2: Vista interna del sistema de levitación magnética (MAGLEV).	36
Figura 4.3: Estructura del sistema eléctrico.	36
Figura 4.4: Estructura del sistema magnético.	37
Figura 4.5: Estructura del sistema mecánico.	37
Figura 4.6: Descripción del sistema de control.	38
Figura 4.7: Respuesta del sistema y datos efectivos.	39
Figura 4.8: Respuesta del sistema, aplicación de fuerza magnética.	40

Figura 4.9: Zona efectiva extraída.	40
Figura 4.10: Respuesta del sistema simulado.....	41
Figura 4.11: Respuesta del sistema simulado, aplicación de la fuerza magnética.....	41
Figura 4.12: Comparación entre respuesta impulso real y simulada.	42
Figura 4.13: Prueba del sistema ante perturbaciones.	44
Figura 4.14: Respuesta del sistema ante cambios en la consigna.	45
Figura 4.15: Prueba de las neuronas en la red	46
Figura 4.16: Respuesta del sistema controlado ante una perturbación de 0.4 N.....	47
Figura 4.17: Respuesta del sistema controlado ante una perturbación de 0.8 N.....	48
Figura 4.18: Respuesta del controlador ante diferentes niveles en la consigna.	48
Figura 4.19: Respuesta del controlador ante diferentes niveles en la consigna.	49
Figura 4.20: Gráfico comparativo de las respuestas.	49

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 4.1: Parámetros del sistema de levitación.	38
Tabla 4.2: Tabla de coincidencia.	43
Tabla 4.3: Parámetros ajustados del controlador.	44
Tabla 4.4: Matriz de pesos W	46
Tabla 4.5: Datos de la respuesta del controlador con redes neuronales.	50
Tabla 4.6: Datos de la respuesta del controlador PID.	51

CAPÍTULO 1

1. PLANTEAMIENTO DE LA PROBLEMÁTICA.

1.1. Identificación del problema.

La levitación magnética consiste en hacer circular una corriente eléctrica a través de una bobina para generar un campo magnético y suspender un objeto magnético gracias a la fuerza magnética producida por la interacción entre el objeto y el campo magnético generado por la bobina, constituyéndose un sistema de levitación magnética o sistema MAGLEV [1]. La fuerza magnética es directamente proporcional a la corriente eléctrica e inversamente proporcional al cuadrado de la distancia entre la bobina y el objeto. A continuación, se describirán algunas soluciones que utilizan levitación magnética.

En [2] se muestra la implementación de un controlador difuso para la levitación magnética a través del cual se obtiene una señal de control que luego se la utiliza para desarrollar un modelo que describe el comportamiento de la fuerza magnética; el diseño del controlador no permite una regulación de la posición cerca del actuador.

En [3] se propone un nuevo sistema de levitación magnética que utiliza la función de Simulink de control en tiempo real. Este sistema se implementó bajo el efecto de tres tipos de controladores, uno de estos es el controlador proporcional integral derivado (PID). Además, el rendimiento del sistema del controlador se comparó en términos de tres parámetros: sobrepico máximo, tiempo de estabilización y tiempo de subida. Los resultados experimentales fueron satisfactorios, sin embargo, presenta un tiempo de estabilización extendido y muchas oscilaciones antes de llegar al estado estable.

En [4] se presenta el modelo y el control del sistema de levitación magnética. El modelo considera la posición angular de la bola, también una red neuronal se aproxima al parámetro electromagnético. El controlador de red neuronal es la

combinación de un método no lineal y una red neuronal, también su estabilidad está garantizada mediante el uso del método Lyapunov; este controlador muestra buenos resultados pero no muestra respuesta ante entradas escalón para observar la dinámica como: tiempo de estabilización y sobrenivel porcentual, los cuales son parámetros importantes para evaluar el comportamiento del sistema.

En [5] se deriva un modelo lineal que representa de forma aproximada la dinámica no lineal del sistema de levitación magnética. Luego se lo utiliza en el procedimiento de diseño de un controlador PID basado en control de modelo interno (IMC), que se usa para lograr la levitación estable de un objeto ferromagnético a distancias predeterminadas con la ayuda del campo magnético producido por una bobina. Los resultados se muestran mediante simulación digital, basada en Simulink. Los resultados de este estudio indican un rango de estudio muy bajo y cercano a la bobina, se observa un cambio a las entradas de 0.015 cm y 0.0076 m entre el objeto y la bobina.

En [6] se propone un control difuso adaptable mejorado para sistemas con función no lineal de entrada incierta (parámetros inciertos y estructura), y lo aplica a un sistema de levitación magnética. Se observa que en las pruebas realizadas al sistema modificando la masa del objeto, el entrenamiento del sistema es realizado sobre cambios de posición muy pequeños dentro de un rango de 1.85 cm a 2.15 cm.

Una vez analizada la literatura, se propone el diseño de un controlador basado en redes neuronales que controle la posición vertical en un rango de posición más amplio, desde los 5 cm a los 18 cm; y su comparación con un controlador clásico proporcional integral derivado (PID). La estructura del comportamiento físico del sistema se realiza analizando cada subsistema: eléctrico, mecánico y magnético, y se ajustará con una adquisición de datos entre una entrada aplicada de voltaje y los cambios de posición del objeto sobre un prototipo de levitador magnético MAGLEV.

1.2. Justificación

Los sistemas de levitación magnética se han convertido en un tópico importante de estudio debido a que la fricción mecánica es menor que en otros sistemas y

también existe bajo consumo de energía. La tecnología de levitación magnética es una solución para lograr un mejor rendimiento para sistemas de movimiento como posicionamiento preciso, manipulación, y suspensión sin necesidad de contacto externo. [2]

Debido a su naturaleza no lineal e inestable, el sistema de levitación magnética es complejo. El control de retroalimentación normal, como el control PID, se puede usar para controlar el campo magnético, sin embargo, este controlador es muy simple y no requiere ningún conocimiento de los sistemas mecánicos [1].

En pregrado se estudia la fuerza magnética a través de modelos matemáticos que solamente actúan en rangos donde se tiene un comportamiento lineal, sin embargo, carecen de la precisión necesaria para aplicaciones industriales.

Por lo antes mencionado, la implementación de un sistema de control inteligente es de gran utilidad para el posicionamiento exacto de objetos con levitador magnético, ya que permite controlar eficazmente el rango de no linealidad a diferencia de los controladores lineales que no operan en este rango.

1.3. Solución propuesta

Los sistemas de levitación magnética se caracterizan por su inestabilidad, la cual se produce por los cambios no lineales en sus variables de entrada y la complejidad en sus modelamientos; algunos estudios presentan controladores capaces de manejar los cambios en las variables como se muestran en [1] - [5], cada uno con su propia estrategia de control.

Este estudio propone que mediante el uso de un método de control basado en redes neuronales se puede mantener estable al sistema de levitación magnética y manejar adecuadamente los cambios no lineales de las variables que influyen sobre el sistema.

1.4. Objetivos

1.4.1 Objetivo General

Diseñar un controlador inteligente utilizando redes neuronales para regular la posición vertical en todo el rango de trabajo de un objeto respecto a la bobina actuadora del sistema de levitación magnética MAGLEV.

1.4.2 Objetivos específicos

- Modelar el comportamiento físico del sistema, es decir, la dinámica y cinemática del levitador para el diseño de los controladores.
- Validar el sistema de levitación para establecer una relación entre el modelo físico y el obtenido mediante el computador.
- Diseñar el controlador inteligente como estrategia alternativa para controlar el sistema modelado
- Simular en Matlab el comportamiento de un lazo de control clásico estructurado por un PID y del control inteligente, para comparar el desempeño de los mismos.
- Validar el control inteligente por medio del VAF entre la respuesta y la consigna del sistema para medir la coincidencia entre la entrada y la salida del sistema.

1.5. Metodología

Para este proyecto se requiere una bobina, la cual será sometida a una adquisición de datos para determinar una relación con el modelo físico y validar la forma como varía la fuerza magnética con respecto a la corriente que circula a través de la bobina, y a la distancia entre esta y el objeto.

El modelamiento del sistema de levitación magnética incluirá tres partes: modelo mecánico, modelo eléctrico y modelo del sensor. Para el modelo mecánico se utilizará la ley de Newton para relacionar la fuerza magnética, masa del actuador y su posición. El modelo eléctrico se basará en las leyes de Kirchhoff para

relacionar el voltaje con respecto al tiempo utilizando resistencia, inductancia y corriente.

A través de sucesivos experimentos se realizará una adquisición de datos del sistema de levitación. Se medirán algunas señales que intervienen en el comportamiento físico como son: voltaje aplicado a la bobina y distancia entre el objeto y la bobina. Luego se ajusta el sistema modelado con los datos adquiridos, se modificará los parámetros magnéticos del sistema de forma que se obtenga la mayor coincidencia entre las respuestas.

Una vez obtenidos los datos del comportamiento del actuador se utilizará SIMULINK, que es una herramienta de simulación de modelos dinámicos de Matlab. Aquí se modelará al actuador y se añadirá un lazo de control cerrado clásico estructurado por un PID para probar la estabilidad del control de posición ante cambios en la entrada del sistema.

Luego se desarrollará un control inteligente que se implementará en líneas de código en Matlab y se enlazará con el modelo en SIMULINK. Se lo probará con el modelo del actuador en un sistema de lazo cerrado. En este nuevamente se probará la estabilidad del control de posición ante cambios en la entrada y perturbaciones en el sistema.

Se validará la estabilidad de los controladores según las simulaciones obtenidas en SIMULINK, y se verificarán los rangos de funcionamiento de cada uno de ellos, para lo cual se considerará que el rango de estabilidad del control inteligente es mayor que el rango del control clásico.

1.6. Alcance

En los estudios realizados por otros autores se observa la complejidad de la estrategia de control utilizada, los elementos empleados en la construcción, el diseño de la circuitería electrónica para manejar al actuador, el tiempo que conlleva su implementación y el costo de su desarrollo.

Con el presente estudio se diseñará un controlador inteligente basado en redes neuronales que responda correctamente ante el sistema no lineal de levitación

magnética dentro de un rango de 5 cm a 18 cm que será obtenido de un modelo matemático y ajustado con la adquisición de datos de una bobina real.

Este controlador será diseñado en líneas de código de Matlab y sus pruebas se realizarán con el sistema real modelado en Simulink, en el cual se probará sus respuestas mediante cambios en la entrada del sistema y perturbaciones en la fuerza.

CAPÍTULO 2

2. DESCRIPCIÓN DEL SISTEMA DE LEVITACIÓN MAGNÉTICA.

2.1 Sistemas de levitación magnética.

La levitación magnética es una técnica que consiste en suspender un objeto en el aire a través de la manipulación de la fuerza magnética, la misma que ayuda a contrarrestar la fuerza gravitacional del objeto. Esta técnica es una de las mejores tecnologías recientes debido a que no hay contacto físico entre el objeto en movimiento y la parte estable del sistema, y por ende, no hay fricción y desgaste; es por ello que su aplicación está aumentando rápidamente en varias industrias [7] tales como en sistemas de transporte, por ejemplo: la suspensión del tren de alta velocidad en Japón y Alemania, levitación del túnel de viento [3], sistemas de cojinetes magnéticos y aislamiento de vibraciones, los proyectos de guía de cohetes y la suspensión del rotor superconductor de los giroscopios [8].

2.2 Adquisición de datos del sistema de levitación.

La compleja tarea de modelar matemáticamente la dinámica o respuesta de un sistema de levitación magnética ante una excitación ha llevado a varios modelos que, bajo ciertas condiciones y suposiciones asociadas, se aproximan mucho a las observaciones físicas como, por ejemplo: la variación de la inductancia en función de la distancia entre el electroimán y el objeto [1], la proporcionalidad entre la corriente eléctrica a través de la bobina y la fuerza magnética (F_m) [2].

Debido a estas propiedades se adopta un modelo en particular que comparte características físicas con la estructura del sistema. Para comprobar que la respuesta del sistema real se adapta al modelo matemático, se realiza una adquisición de datos de la posición del objeto.

La adquisición de datos para este estudio consiste en la captura de datos físicos por medio de sensores en la entrada de voltaje aplicada y la posición de salida del sistema real, en diferentes instantes de tiempo. Con los datos adquiridos se realiza

una comparación con los datos del sistema simulado ante una entrada aplicada al sistema modelado en SIMULINK. Algunos de los problemas que surgen en la práctica experimental y que afectan al modelo cuando hay no linealidades presentes son: los cambios en los parámetros físicos por la amplitud de respuesta o el tiempo de prueba de los mismos [9], las saturaciones en la fuerza magnética (F_m), el campo magnético remanente que se genera en el núcleo de ferrita debido a la histéresis [10], entre otros.

La figura 2.1 representa un prototipo de un levitador magnético cuyo rango de desplazamiento es de 6.7 cm, el cual es utilizado para las pruebas de adquisición de datos. Dicha adquisición de datos se realiza mediante una excitación de voltaje aplicada a la entrada del sistema, diseñada en forma de un pulso de manera que retroalimente la posición del objeto en diferentes instantes de tiempo [11]; la retroalimentación se realiza mediante un sensor ultrasónico de forma que no influya sobre la señal de retroalimentación.



Figura 2.1: Levitador magnético de estudio.

2.3 Modelamiento matemático del sistema.

Como se mencionó anteriormente, un modelo definitivo para un sistema de levitación magnética es complejo de definir por lo cual se utiliza un modelo que indica la proporción directa de la fuerza magnética (F_m) con la corriente eléctrica (i) que circula a través de la bobina, y la proporción inversa de la fuerza magnética (F_m) con el cuadrado de la distancia entre el electroimán y el objeto (y) [2]. Paulatinamente, se irán describiendo las ecuaciones empleadas para la modelación.

2.3.1 Descripción del sistema eléctrico.

El esquema físico del sistema de levitación magnética se presenta en la figura 2.2, el cual muestra la bobina que consiste en un cable enrollado en un núcleo ferromagnético y permite una concentración del flujo magnético, también se muestra el objeto a levitar y la distancia (y) que existe entre este y la bobina [2].

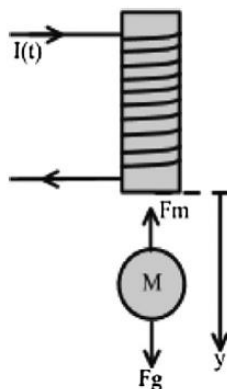


Figura 2.2: Esquema del levitador magnético.

La aplicación de voltaje a la bobina es un circuito eléctrico resistivo – inductivo (RL) que puede representarse con el esquema de la figura 2.3; donde R es un parámetro del circuito que guarda relación con la longitud el cable enrollado alrededor de la bobina, y L se relaciona con el número de vueltas alrededor del núcleo de acero sobre el cual se enrolla el cable.

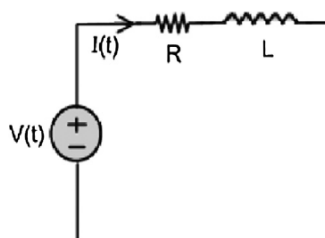


Figura 2.3: Esquema eléctrico del circuito R-L.

La expresión matemática que describe el comportamiento de la corriente eléctrica (i) a través de la bobina se muestra en la ecuación 2.1, en la que se observa el efecto del voltaje sobre la corriente, el mismo que depende de los parámetros R y L .

$$Ri(t) + L \frac{di(t)}{dt} = v(t) \quad (2.1)$$

Considerando que los parámetros R y L del sistema permanecen constantes se puede aplicar la transformada de Laplace para observar el comportamiento dinámico del sistema en función de la variable “ s ”, como se observa en la ecuación 2.2.

$$i(s) = \frac{1}{Ls+R} v(s) \quad (2.2)$$

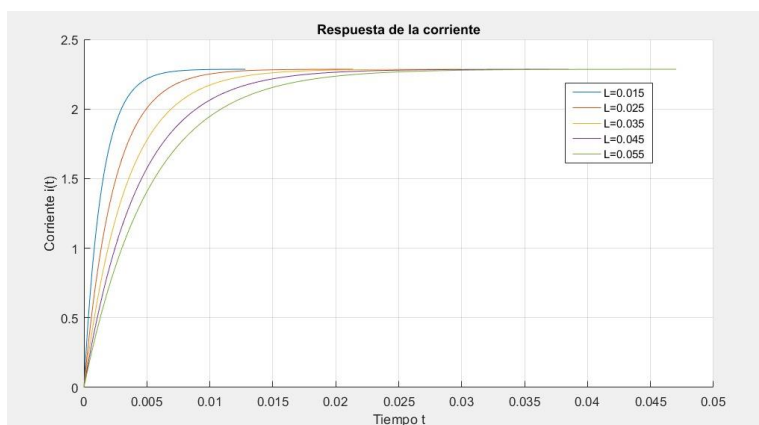


Figura 2.4: Respuesta de la corriente ante diferentes valores de L.

Los valores de R modifican el límite superior que puede alcanzar la corriente eléctrica por la relación entre v sobre R , y el tiempo de respuesta se ve modificado por el valor de la inductancia L como se muestra en la figura 2.4.

Realmente los parámetros R y L no son constantes debido a que existen variaciones que dependen de la temperatura y esta cambia en función de la corriente eléctrica que circula a través del sistema, convirtiéndose en un sistema no lineal.

2.3.2 Descripción de la fuerza magnética (F_m)

La circulación de la corriente eléctrica a través de la bobina genera un campo magnético y este interactúa con un objeto ferromagnético creando una fuerza magnética que cambia su estado de movimiento. La expresión que define el comportamiento de la fuerza magnética (F_m) en función del tiempo, se observa en la ecuación 2.3.

$$F_m(t) = Km \frac{i(t)}{y^2(t)} \quad (2.3)$$

Se puede observar que la expresión de la fuerza magnética es una función no lineal que está influenciada por dos variables físicas como son: la corriente eléctrica (i) y la distancia que separa al objeto y al electroimán (y). Adicionalmente existe una constante de acoplamiento magnético denotada por Km que ajusta la ecuación 2.3.

Si se linealiza la ecuación 2.3 para realizar un control clásico se obtiene la ecuación 2.4, la cual únicamente es válida para cambios cercanos al punto de operación del sistema.

$$F_m(s) = \left(\frac{Km}{y_0^2}\right) i(s) + \left(\frac{-2 Km i_0}{y_0}\right) y(s) \quad (2.4)$$

Donde y_0 e i_0 son los valores de la posición y corriente respectivamente evaluadas en el punto de operación.

2.3.3 Descripción del sistema mecánico

La fuerza que influye en el movimiento del sistema es la fuerza neta (F_{net}), la cual es el resultado de la suma de todas las fuerzas o perturbaciones del mismo tipo, como se muestra en la ecuación 2.5, donde se observa que las fuerzas que actúan en este sistema son: la fuerza magnética (F_m), la fuerza gravitacional (F_g) y algunas perturbaciones (P).

$$F_{net}(t) = F_m(t) + F_g(t) + P(t) \quad (2.5)$$

El análisis dinámico se produce por la fuerza neta (F_{net}) que actúa sobre el objeto; la respuesta del objeto se modifica debido a que existe un efecto por la fricción con el viento (c), como se muestra en la ecuación 2.6

$$cv(t) + ma(t) = F_{net}(t) \quad (2.6)$$

Donde los parámetros presentados son masa (m), la velocidad del objeto (v), fricción con el aire (c) y la aceleración del objeto (a).

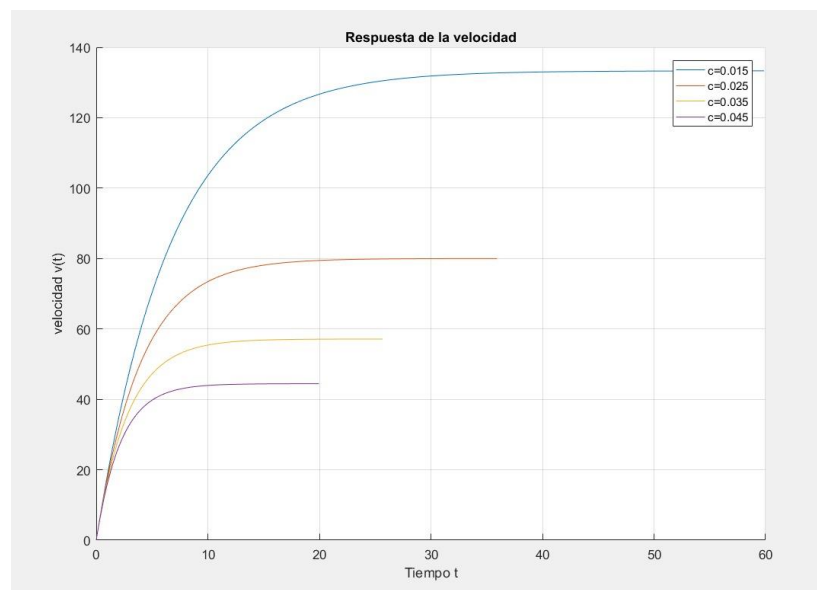


Figura 2.5: Respuesta de la velocidad ante variaciones en c .

Los valores de c modifican el límite superior que puede alcanzar la velocidad del objeto como se muestra en la figura 2.5. De esta forma se puede decir que c satura la velocidad que puede tener una partícula en un medio diferente del vacío y el tiempo de respuesta se ve modificado por el valor de la masa del objeto (m).

La fricción puede descartarse o minimizarse debido a que la velocidad del objeto es ínfima, como se muestra en la figura 2.6, por lo cual la expresión final para el movimiento se indica en la ecuación 2.7

$$ma(t) = F_{net}(t) \quad (2.7)$$

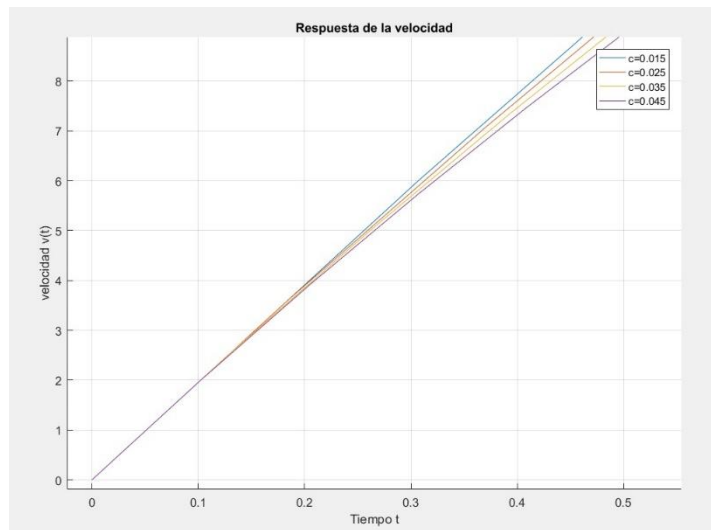


Figura 2.6: Respuesta de bajas velocidades ante cambios de c .

Una vez determinada la aceleración del objeto mediante el análisis dinámico se puede conocer el comportamiento de la velocidad y la posición del objeto, como se indica en la ecuación 2.8.

$$\frac{d^2y(t)}{dt^2} = a(t) \quad (2.8)$$

Ahora que se conoce cómo una excitación de voltaje aplicado a la bobina puede modificar la posición del objeto bajo el electroimán, es posible aplicar alguna técnica para diseñar un controlador que regule la posición del objeto.

La ecuación final que explica la relación entre el voltaje aplicado a la bobina y la respuesta de la posición del sistema se muestra en la ecuación 2.9, junto con los parámetros del sistema involucrados.

$$cv(t) + ma(t) = F_m(t) + F_g + P(t)$$

$$c \frac{dy(t)}{dt} + m \frac{d^2y(t)}{dt^2} = Km \frac{i(t)}{y^2(t)} + mg + P(t)$$

$$cy^2(t) \frac{dy(t)}{dt} + my^2(t) \frac{d^2y(t)}{dt^2} = Kmi(t) + y^2(t)mg + y^2(t)P(t)$$

$$cy^2(t) \frac{dy(t)}{dt} + my^2(t) \frac{d^2y(t)}{dt^2} = \frac{Km}{R} v(t) - \frac{L}{R} \frac{di(t)}{dt} + y^2(t)mg + y^2(t)P(t)$$

(2.9)

La ecuación 2.9, es una ecuación diferencial no lineal porque los términos que acompañan a los diferenciales en el miembro de la izquierda no son constantes [12].

2.3.4 Diagrama de bloques del sistema

El fácil manejo de diagramas de bloques y la representación de las ecuaciones no lineales o diferenciales en los mismos, es una de las formas para trabajar con los sistemas dinámicos dentro de un entorno de simulación como en MATLAB-SIMULINK, ver la figura 2.7.



Figura 2.7: Simulador MATLAB-SIMULINK.

El sistema de levitación magnética comprende la interacción de los siguientes sistemas: eléctrico, magnético y mecánico. En la figura 2.8 se presenta un esquema general del conjunto de los sistemas descritos anteriormente.

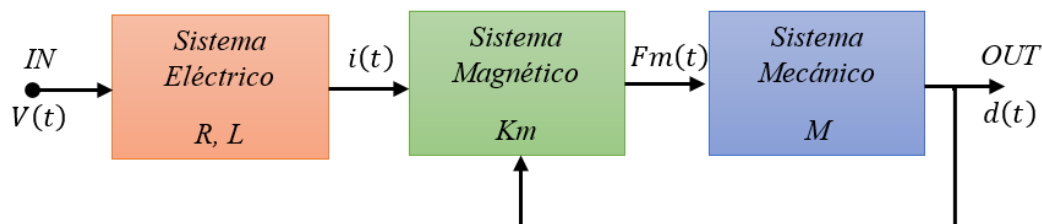


Figura 2.8: Esquema completo del sistema de levitación magnética.

En la figura 2.9 se muestra el esquema del sistema eléctrico que se basa en la ecuación 2.1, en dicho esquema se presenta la relación de entrada de voltaje, salida de corriente eléctrica, y los parámetros R y L que definen el comportamiento del sistema.

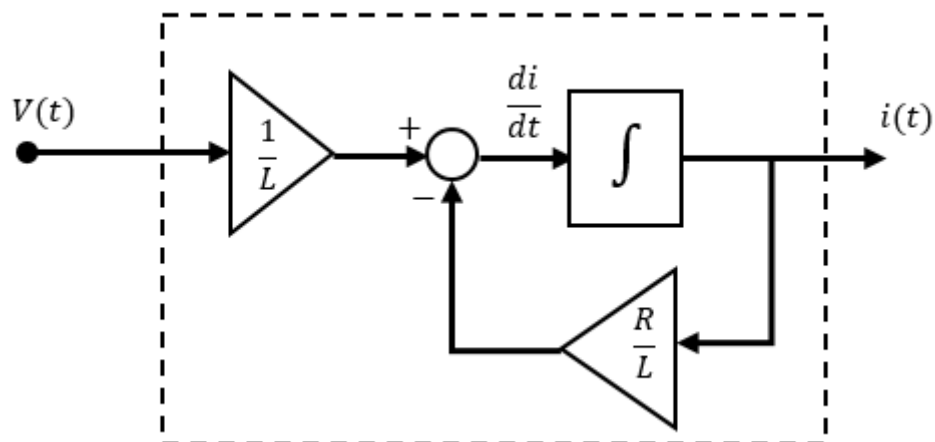


Figura 2.9: Diagrama de bloques del sistema eléctrico.

En la figura 2.10 se muestra el esquema del sistema magnético que se basa en la ecuación 2.3, en dicho esquema se presenta la relación de entrada de corriente eléctrica (i) y distancia entre el objeto y la bobina (y), salida de fuerza magnética (F_m), y los parámetros K_m que definen el comportamiento del sistema.

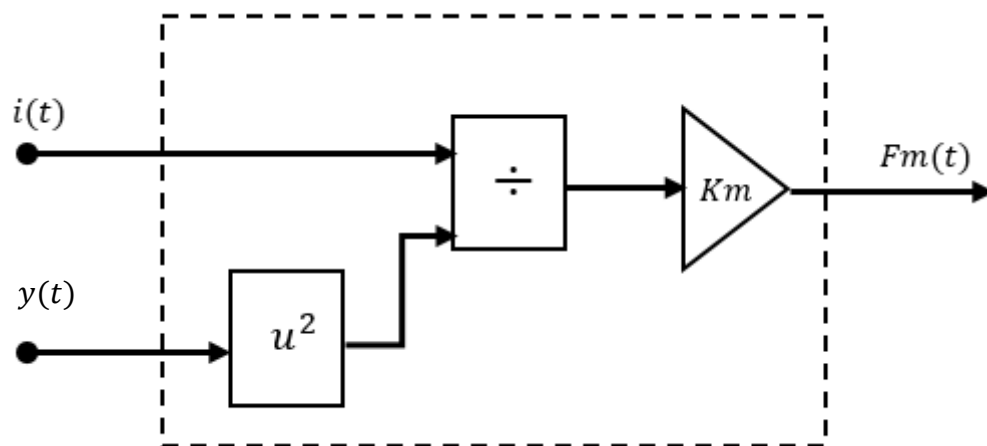


Figura 2.10: Diagrama de bloques del sistema magnético.

En la figura 2.11 se muestra el esquema del sistema mecánico que se basa en la ecuación 2.5, 2.7 y 2.8, donde se tiene la relación entre las fuerzas que modifican el estado de momento que se expresa en la ecuación 2.5 y 2.7, y la cinemática del sistema con la ecuación 2.8.

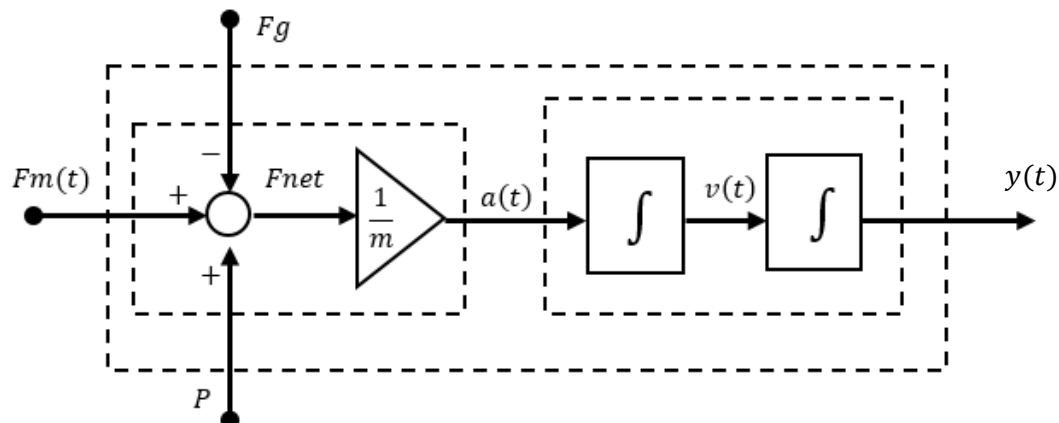


Figura 2.11: Diagrama de bloques del sistema mecánico.

Haciendo referencia a la figura 2.8 donde se realiza la descripción general de los bloques, se realizará en la figura 2.12, la unión de los sistemas: eléctrico, magnético y mecánico de las figuras 2.9, 2.10, 2.11 respectivamente.

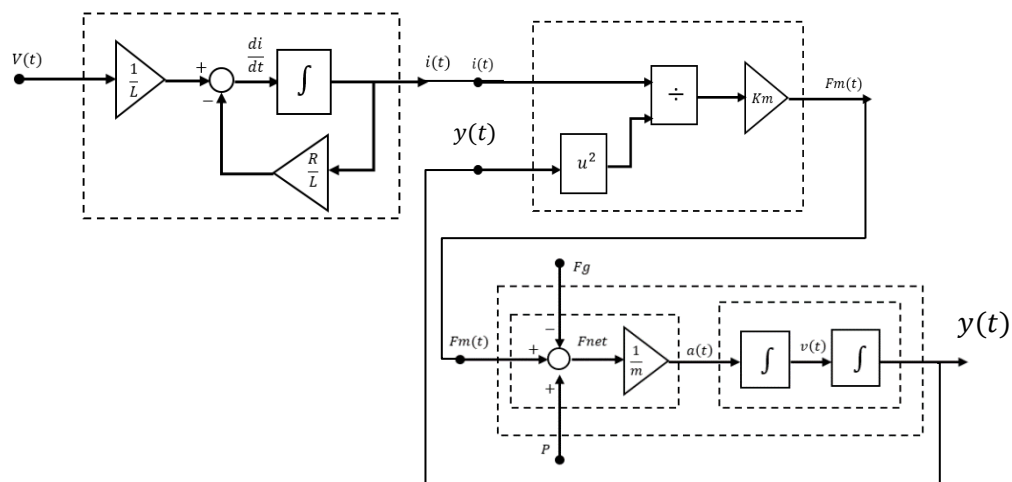


Figura 2.12: Modelamiento del sistema de levitación no lineal.

En este esquema completo se observa que la entrada del sistema es el voltaje aplicado a la bobina y la salida es la distancia que hay entre el objeto y la bobina. También se puede observar la no linealidad del sistema con la retroalimentación de la salida, que la proporciona el sistema magnético;

además existen otras entradas P denominadas perturbaciones sobre las cuales no se tiene control y modifican las respuestas del sistema.

El sistema linealizado se muestra en la figura 2.13 donde se presenta los parámetros del sistema y la unión de los subsistemas en términos de la variable “ s ” del dominio de Laplace.

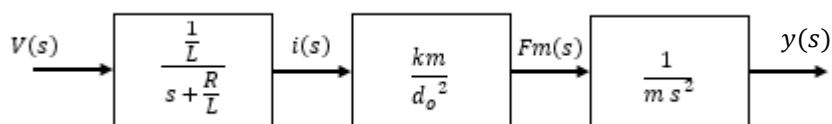


Figura 2.13: Modelo linealizado de levitación magnética.

El modelo de la figura 2.13 es válido solo para cambios pequeños en la entrada de voltaje o en la salida de posición, es decir, que no esté muy alejado del punto de operación del sector donde se desea realizar el control.

2.4 Comparación entre el sistema modelado y el identificado.

Para definir qué tan bueno es el modelo utilizado se usan criterios como el FIT (*Best FIT*) o el VAF (*Variance Accounted For*) [13], cuyas características dependen del tipo de respuesta del sistema. Debido al modelo no lineal del sistema en análisis y a que este no posee una respuesta constante ante una excitación del mismo tipo, el criterio a utilizar es el VAF cuyo algoritmo se presenta en la ecuación 2.10.

$$VAF = 100 \times \left[1 - \frac{\sigma^2(y-\hat{y})}{\sigma^2(y)} \right] \quad (2.10)$$

Esta ecuación utiliza la varianza (σ^2) del error entre la salida del sistema real (y) con la salida del sistema simulado (\hat{y}), y la varianza de la salida del sistema real.

Una descripción gráfica del valor de coincidencia VAF se muestra en la figura 2.14, donde se puede considerar a la curva 1 (negra) y la curva 2 (azul) y determinar mediante un análisis estadístico las similitudes entre las gráficas, es decir, en cuanto se parece la curva 2 a la curva 1.

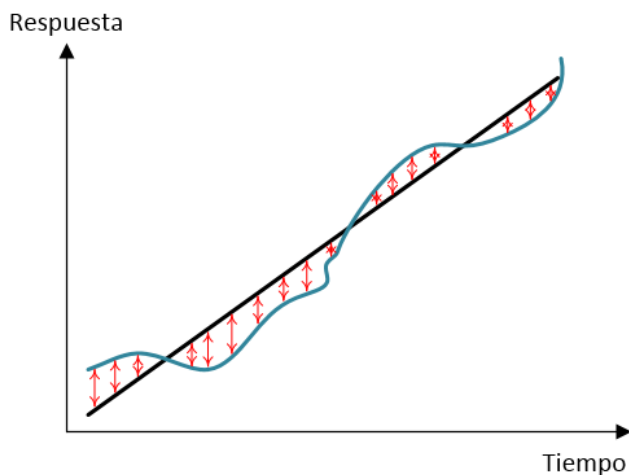


Figura 2.14: Gráfica de coincidencia con relación al VAF.

Algunos ejemplos sobre la aplicación de los valores de coincidencia se pueden encontrar en estudios de identificación de sistemas dinámicos; el análisis de dichos valores de coincidencia es fundamental para determinar si el modelo matemático obtenido es el correcto o más adecuado comparado con una respuesta real del sistema. A continuación, se muestran unos ejemplos de otros estudios en los que se utiliza el valor de coincidencia FIT [14], [15].

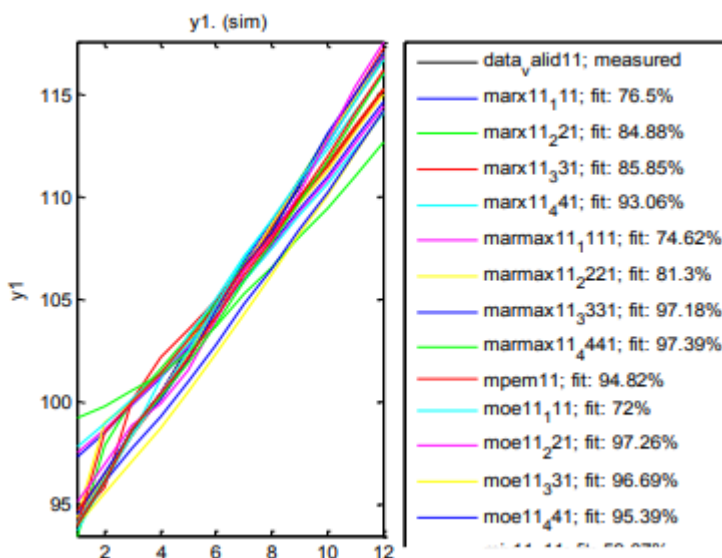


Figura 2.15: Ejemplo 1 del valor de coincidencia [14].

El ejemplo de la figura 2.15 muestra la comparación de un conjunto de diferentes modelos con la respuesta real en un sistema de emisiones y concentraciones de CO₂ en la atmósfera [14].

Figura 6. Modelo PWARX FIT = 83,6726 %

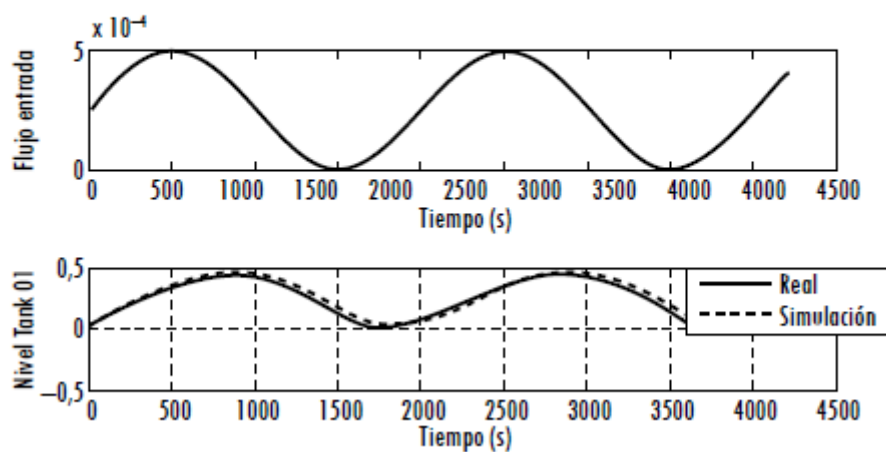


Figura 2.16: Ejemplo 2 del valor de coincidencia [15].

El ejemplo de la figura 2.16 muestra la comparación entre el modelo PWARX con la respuesta real en un sistema de tanques acoplados híbridos, donde se emplea uno de los métodos de valor de coincidencia para determinar que el modelo obtenido es el más adecuado [15].

CAPÍTULO 3

3. DISEÑO DEL CONTROLADOR INTELIGENTE BASADO EN REDES NEURONALES

3.1 Introducción

Las redes neuronales artificiales son un algoritmo matemático que permite replicar el trabajo de una neurona real, la cual es capaz de aprender con una serie de pruebas modificando así la forma con la que esta reacciona con el entorno [16].

Un esquema de una red neuronal real se muestra en la figura 3.1 y se puede observar que el flujo de información se realiza a través de las dendritas y el axón.

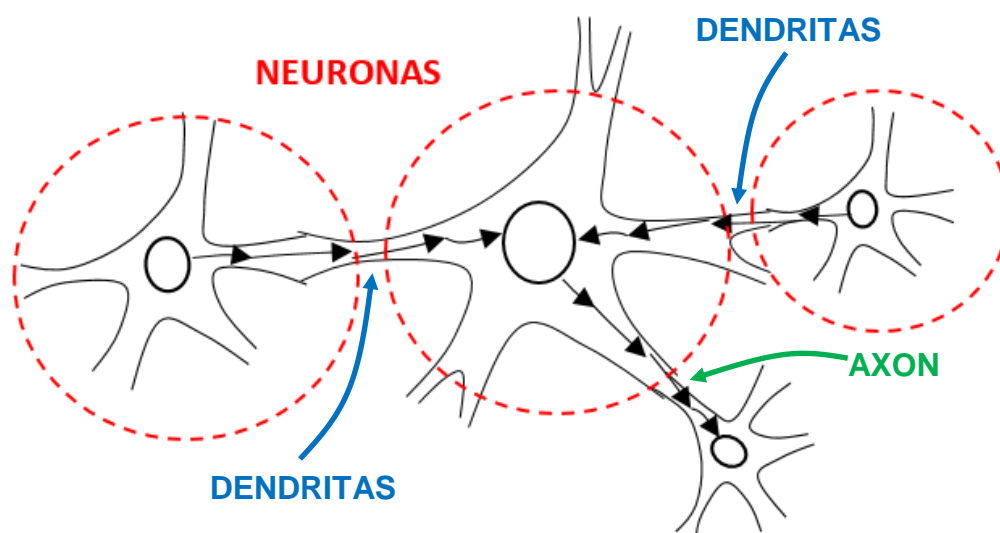


Figura 3.1: Esquema de una red neuronal real.

Una red neuronal es una conexión entre varias neuronas que permite un flujo de información entre una y otra, además es capaz de autocorregir su respuesta mediante pruebas debido a su capacidad de aprendizaje [17].

Un esquema muy similar de una red neuronal artificial es el modelo que se muestra en la figura 3.2, en el cual se puede observar las conexiones entre

neuronas, sus entradas (x_1, x_2, \dots, x_n) , salidas (y_1, y_2, \dots, y_m) y la forma en la que se realiza el flujo de información [18].

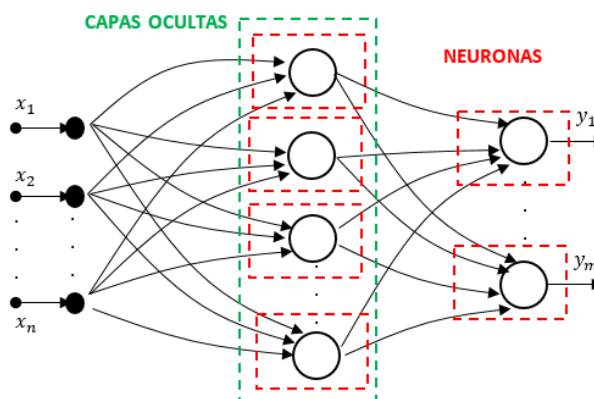


Figura 3.2: Esquema de una red neuronal artificial [17].

En una red neuronal real, las entradas son los sentidos del ser humano y las salidas son los movimientos que se realizan; mientras que en la red neuronal artificial, las entradas y las salidas son variables del sistema que se miden o se manipulan.

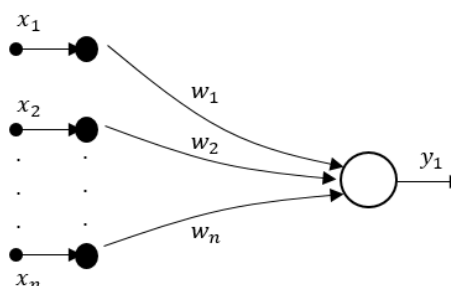


Figura 3.3: Esquema de una neurona artificial.

En la figura 3.3 se muestra el modelo de una neurona artificial en la que se observa las entradas (x_1, x_2, \dots, x_n) , las cuales pueden ser: variables medidas del sistema o las salidas de otras neuronas, ver figura 3.2. Los pesos (w_i) son valores escalares que se autoajustan y modifican a la variable de salida (y_i) .

Adicionalmente en la figura 3.4 se presenta una estructura interna de la red neuronal artificial, dicha estructura involucra al bloque de la función especial llamada función de activación (f) la misma que puede ser de varios tipos, ver

figura 3.5. El algoritmo matemático que describe el modelo de la red neuronal presentada se observa en la ecuación 3.1.

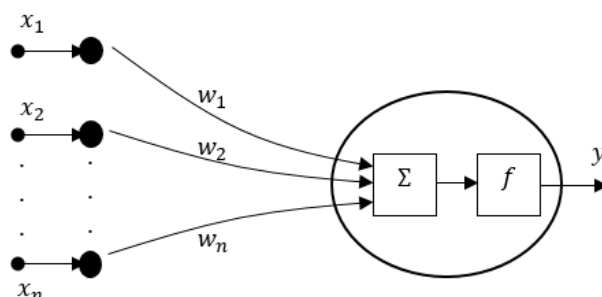


Figura 3.4: Esquema de funcionamiento interno de la neurona.

$$y = f(w_1x_1 + w_2x_2 + \dots + w_nx_n) \quad (3.1)$$

Existen varios tipos de funciones especiales las cuales se muestran en la figura 3.5 junto a sus características. La función de activación que presenta una mejor versatilidad en cuanto a su uso y sus aplicaciones en los sistemas dinámicos es la función sigmoidea [18].

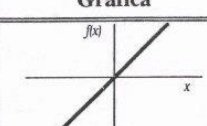
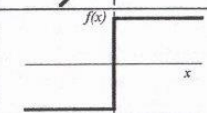
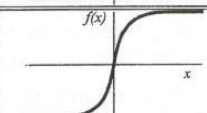
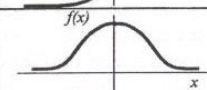
	Función	Rango	Gráfica
Identidad	$y = x$	$[-\infty, +\infty]$	
Escalón	$y = \text{sign}(x)$ $y = H(x)$	$\{-1, +1\}$ $\{0, +1\}$	
Sigmoidea	$y = \frac{1}{1 + e^{-x}}$ $y = \text{tgh}(x)$	$[0, +1]$ $[-1, +1]$	
Gaussiana	$y = Ae^{-Bx^2}$	$[0, +1]$	

Figura 3.5: Tipos de funciones de disparo.

La función de activación sigmoidea tiene las características observables de saturación entre 0 y 1, y también valores analógicos que sirven para estos tipos de control dinámicos por los cambios que puede tomar la respuesta de la red

neuronal. Los límites de saturación y la suavidad de los cambios de los valores analógicos pueden ser modificables con parámetros de la función.

3.2 Modelos del controlador

Para realizar el control de la posición del objeto se utilizará el esquema mostrado en la figura 3.6, que representa al sistema controlado cuyas variables de entrada son: corriente eléctrica a través del electroimán, la posición actual del objeto y la consigna o set point; y genera una salida manipulada de voltaje que modifica la respuesta del sistema.

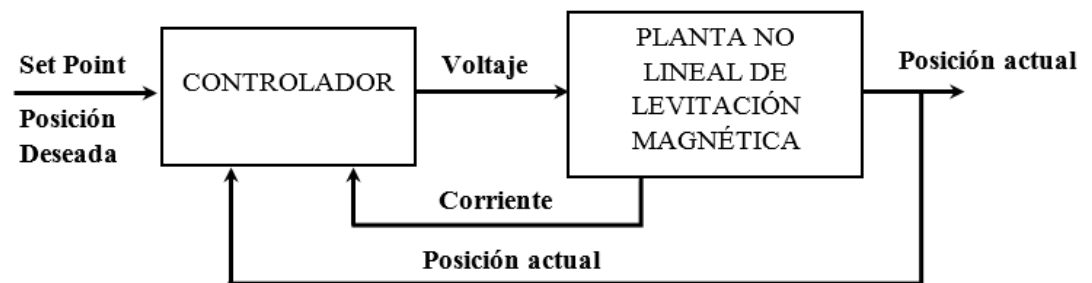


Figura 3.6: Esquema de sistema controlado.

Dentro del controlador se seccionan dos tipos de algoritmos como se muestra en la figura 3.7, uno de estos algoritmos se encarga de la manipulación de la variable de control del sistema (red neuronal) y el otro, se encarga del aprendizaje de la red neuronal.

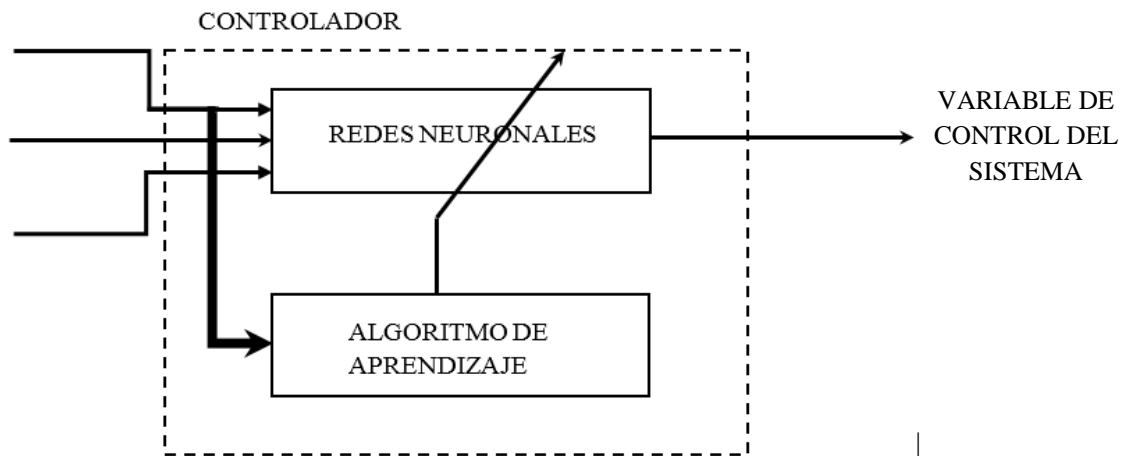


Figura 3.7: Esquema del sistema controlado.

La estrategia de control utilizada para el sistema es una red neuronal multicapa de una capa oculta y cuatro neuronas, como se muestra en la figura 3.8. El ajuste del número de capas y neuronas se realiza empíricamente bajo pruebas con el sistema y el controlador de la red. Las pruebas del sistema con el ajuste de las neuronas se muestran en el capítulo 4. Cabe mencionar que para la selección de neuronas de la red, se tomará el menor número de estas que permitan un mejor ajuste a la consigna aplicada al sistema [19], [20].

Es necesario hacer énfasis en los pesos (w_i) de la red, ya que de estos valores depende la respuesta de la variable que manipula al sistema tomando como referencia la ecuación 3.1. Los pesos de la red no tienen una representación física sobre el sistema.

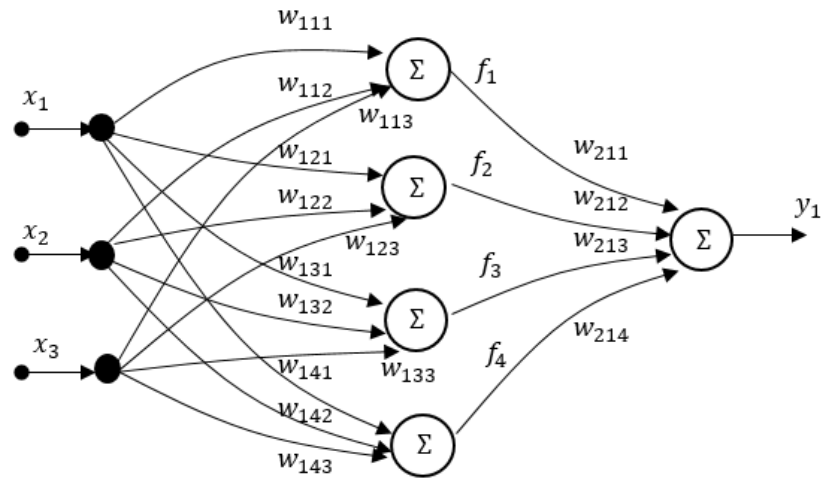


Figura 3.8: Red neuronal del controlador.

Las ecuaciones que describen el comportamiento de cada una de las neuronas de la figura 3.8, se presentan desde la ecuación 3.2 hasta 3.6; donde se relaciona cada uno de los pesos con sus funciones de entrada junto a sus salidas [21].

$$f_1 = \text{sigm}(w_{111}x_1 + w_{112}x_2 + w_{113}x_3) \quad (3.2)$$

$$f_2 = \text{sigm}(w_{121}x_1 + w_{122}x_2 + w_{123}x_3) \quad (3.3)$$

$$f_3 = \text{sigm}(w_{131}x_1 + w_{132}x_2 + w_{133}x_3) \quad (3.4)$$

$$f_4 = \text{sigm}(w_{141}x_1 + w_{142}x_2 + w_{143}x_3) \quad (3.5)$$

$$y_1 = 24 \text{sigm}(w_{211}f_1 + w_{212}f_2 + w_{213}f_3 + w_{214}f_4) \quad (3.6)$$

3.3 Método de aprendizaje de la red

Los métodos de aprendizaje de la red consisten en modificar los pesos (\$w_i\$) utilizando el método retropropagación (backpropagation) que usa el algoritmo mostrado en la ecuación 3.7, donde la función de error (\$e\$) se la define según la ecuación 3.8 [21].

$$w_{i+1} = w_i - \alpha \frac{\partial e}{\partial w_i} \quad (3.7)$$

La ecuación 3.8 se conoce como el error cuadrático medio (\$e\$) o también MSE (Mean Square Error), el mismo que consiste en la diferencia entre la consigna

(Sp) y la salida del sistema (y); y esta cantidad es el factor del cual depende el aprendizaje de la red.

$$e = \frac{1}{2}(Sp - y)^2 \quad (3.8)$$

Para la modificación de los pesos de la red se utiliza el algoritmo presentado en la ecuación 3.7, donde se observa que el peso siguiente depende del peso anterior y de los cambios en el error cuadrático medio; el objetivo del método y el lazo de control reducen el MSE.

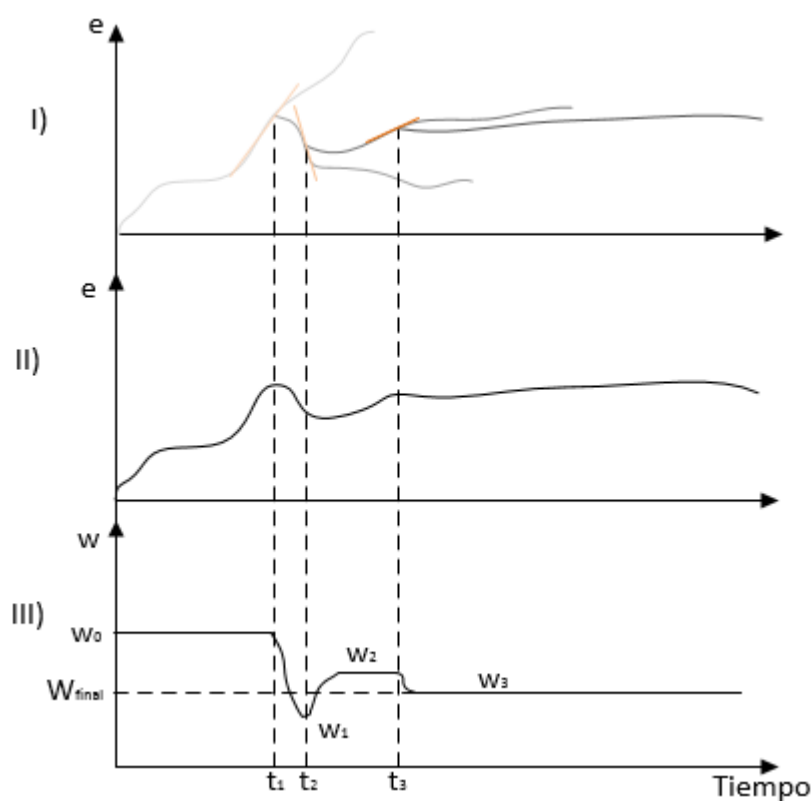


Figura 3.9: Diagrama de tiempo de la evolución de los pesos de la red.

La parte I del diagrama de la figura 3.9 presenta las posibles trayectorias del error cuadrático medio, las mismas que van modificándose debido a los cambios de los pesos como se muestra en la parte III tal como lo describe el algoritmo mostrado en la ecuación 3.8; estos cambios del error cuadrático medio modifican la salida del sistema y de forma consecuente se modifica nuevamente el error formando así el lazo cerrado de control.

La parte II del diagrama de la figura 3.9 presenta el error cuadrático final que actúa sobre el sistema, resultado del ajuste de los pesos de la red hasta que el mismo llega al estado estable.

Haciendo uso de los algoritmos presentados en las ecuaciones 3.7 y 3.8 se puede determinar los incrementos para los pesos (w_i) en función de las entradas y parámetros de la red, los cuales se muestran desde la ecuación 3.9 hasta 3.26 [22].

$$a_5 = \text{sigm}(w_{211}f_1 + w_{212}f_2 + w_{213}f_3 + w_{214}f_4) \quad (3.9)$$

$$e_a = Sp - y \quad (3.10)$$

$$w_{211} = w_{211} + \alpha_1[24e_a a_5(1 - a_5)f_1] \quad (3.11)$$

$$w_{212} = w_{212} + \alpha_2[24e_a a_5(1 - a_5)f_2] \quad (3.12)$$

$$w_{213} = w_{213} + \alpha_3[24e_a a_5(1 - a_5)f_3] \quad (3.13)$$

$$w_{214} = w_{214} + \alpha_4[24e_a a_5(1 - a_5)f_4] \quad (3.14)$$

$$w_{111} = w_{111} + \alpha_5[24e_a a_5 w_{211}(1 - a_5)f_1(1 - f_1)x_1] \quad (3.15)$$

$$w_{112} = w_{112} + \alpha_5[24e_a a_5 w_{211}(1 - a_5)f_1(1 - f_1)x_2] \quad (3.16)$$

$$w_{113} = w_{113} + \alpha_5[24e_a a_5 w_{211}(1 - a_5)f_1(1 - f_1)x_3] \quad (3.17)$$

$$w_{121} = w_{121} + \alpha_5[24e_a a_5 w_{212}(1 - a_5)f_2(1 - f_2)x_1] \quad (3.18)$$

$$w_{122} = w_{122} + \alpha_5[24e_a a_5 w_{212}(1 - a_5)f_2(1 - f_2)x_2] \quad (3.19)$$

$$w_{123} = w_{123} + \alpha_5[24e_a a_5 w_{212}(1 - a_5)f_2(1 - f_2)x_3] \quad (3.20)$$

$$w_{131} = w_{131} + \alpha_5[24e_a a_5 w_{213}(1 - a_5)f_3(1 - f_3)x_1] \quad (3.21)$$

$$w_{132} = w_{132} + \alpha_5[24e_a a_5 w_{213}(1 - a_5)f_3(1 - f_3)x_2] \quad (3.22)$$

$$w_{133} = w_{133} + \alpha_5[24e_a a_5 w_{213}(1 - a_5)f_3(1 - f_3)x_3] \quad (3.23)$$

$$w_{141} = w_{141} + \alpha_5[24e_a a_5 w_{214}(1 - a_5)f_4(1 - f_4)x_1] \quad (3.24)$$

$$w_{142} = w_{142} + \alpha_5[24e_a a_5 w_{214}(1 - a_5)f_4(1 - f_4)x_2] \quad (3.25)$$

$$w_{143} = w_{143} + \alpha_5[24e_a a_5 w_{214}(1 - a_5)f_4(1 - f_4)x_3] \quad (3.26)$$

3.4 Sintonía del controlador

Para sintonizar el controlador se modifican los coeficientes α de las ecuaciones de aprendizaje, de esta manera se mejora la respuesta del sistema para encontrar la posición deseada. El ajuste inadecuado de este parámetro desestabiliza la respuesta del sistema.

3.5 Diseño de la entrada

Para que se realice un correcto control en el sistema de levitación magnética, la red neuronal debe entrenarse adecuadamente, por lo cual el sistema debe realizar un correcto recorrido por la mayor parte de su rango de desplazamiento.

Para poder realizar dicho propósito, se debe diseñar una entrada o excitación al sistema que realice el correcto barrido por todos los niveles que puede desplazarse el objeto. La señal más adecuada para cumplir este objetivo es una señal pseudoaleatoria multinivel [23].

El esquema de una señal pseudoaleatoria multinivel, se observa en la figura 3.10, donde se presenta una curva como una combinación de múltiples señales paso de diferentes niveles, la cual ayuda a realizar el barrido mencionado anteriormente.

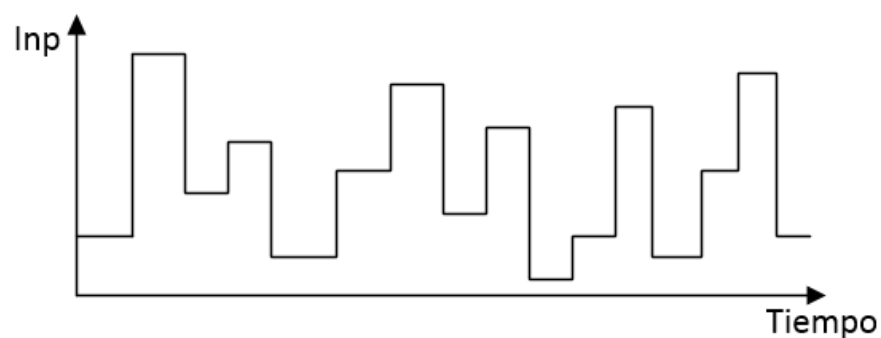


Figura 3.10: Señal pseudoaleatoria.

Una vez diseñada la entrada, se excita al sistema y este modificará su salida, en consecuencia, también se modifica el valor de su error, lo cual cambia el valor de los pesos que modifican nuevamente la salida del sistema y de esa forma se

reduce el valor del error cuadrático medio y se ajusta el valor de los pesos óptimos.

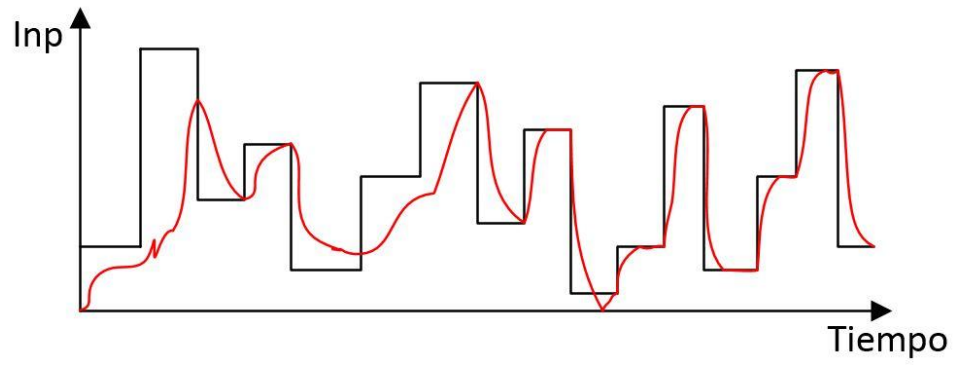


Figura 3.11: Evolución de la salida en aprendizaje.

CAPÍTULO 4

4. ANÁLISIS DE RESULTADOS

4.1 Configuración del sistema

Para las pruebas del sistema de levitación, se desarrolló un sistema no lineal en base a las ecuaciones presentadas en otros artículos de investigación como se indicó en el capítulo 2. Los modelos realizados en SIMULINK se muestran en la figura 4.1 y los parámetros del sistema se extraen del prototipo mencionado en el capítulo 2.

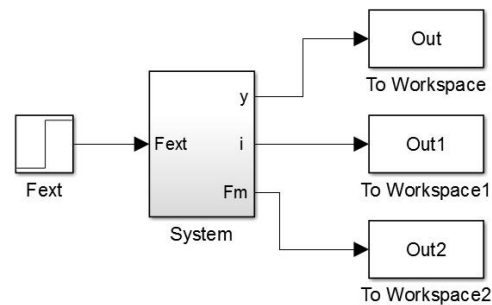


Figura 4.1: Modelo general del sistema de levitación magnética (MAGLEV) realizado en SIMULINK

Del sistema simulado se retroalimenta la señal de posición (y) que es la distancia que hay entre la bobina y el objeto, y la corriente eléctrica (i) que circula a través del electroimán. La señal de fuerza magnética (F_m) solo se la usa para observar la dinámica del sistema y la entrada (F_{ext}) es una señal de perturbación que afecta al sistema.

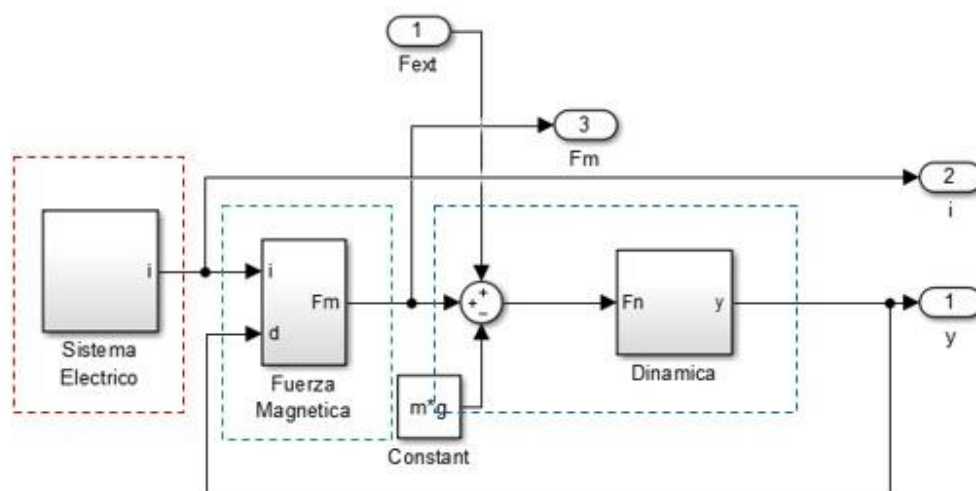


Figura 4.2: Vista interna del sistema de levitación magnética (MAGLEV).

El esquema de la figura 4.2 muestra los sistemas: eléctrico (ROJO), magnético (VERDE) y mecánico (AZUL) que describen el comportamiento del sistema de levitación magnética y las conexiones entre cada uno de los bloques.

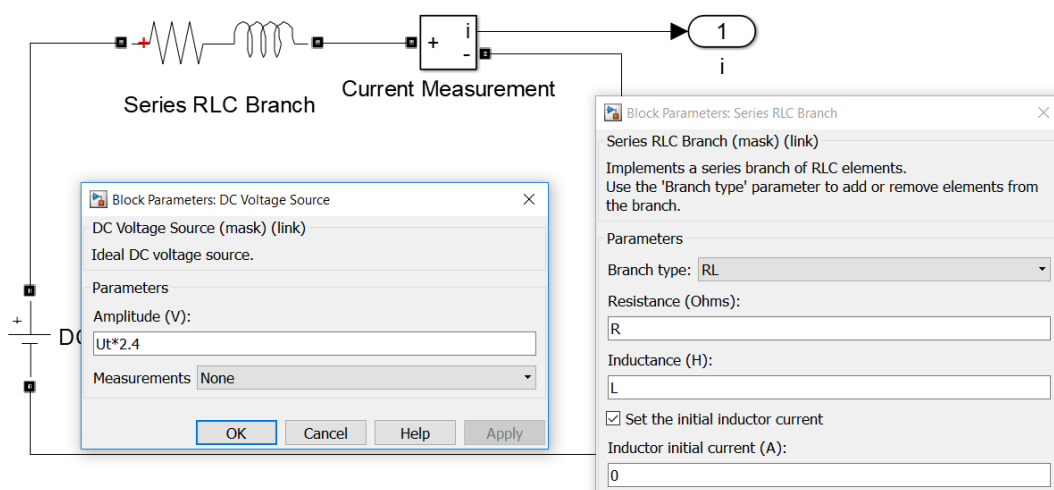


Figura 4.3: Estructura del sistema eléctrico.

El esquema eléctrico en la figura 4.3 muestra el voltaje aplicado al circuito resistivo – inductivo tal como se los describe en el capítulo 2 con sus parámetros R y L. Todos los parámetros antes mencionados son medibles y colocados en la tabla 4.1.

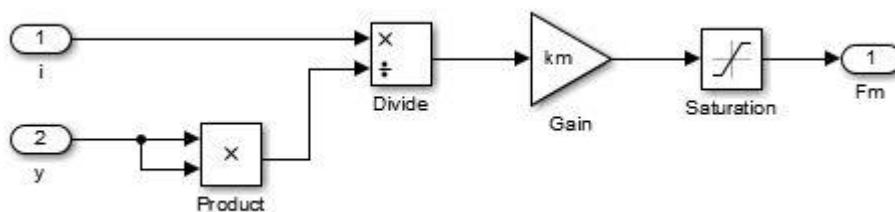


Figura 4.4: Estructura del sistema magnético.

El esquema magnético de la figura 4.4 muestra las entradas de corriente eléctrica y distancia que separa al objeto y al electroimán tal como se los describe en el capítulo 2 con su parámetro Km , este parámetro se puede ver en la tabla 4.1 y se ajusta con la adquisición de datos realizada en el prototipo real.

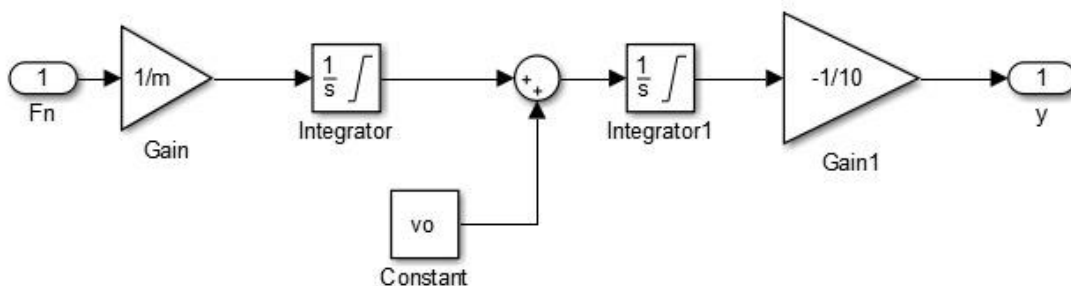


Figura 4.5: Estructura del sistema mecánico.

El esquema mecánico de la figura 4.5 muestra la entrada de fuerza neta (F_n) que representa el resultado de todas las fuerzas aplicadas el objeto, tal como se los describe en el capítulo 2 con su parámetro (m), este parámetro se puede ver en la tabla 4.1.

Los parámetros como R , L , Km , etc, mencionados en las descripciones de los diagramas de bloques de los diferentes sistemas, se muestran en la siguiente tabla 4.1.

PARAMETROS	MAGNITUDES	UNIDADES
V	24	V
R	3.3	Ω
L	0.0054	H
Km	0.0174	$N\ m^2/A$
m	0.092	kg
g	9.8	m/s^2

Tabla 4.1: Parámetros del sistema de levitación.

El control del sistema es diseñado en dos partes: el control en líneas de código y el modelo del sistema en diagrama de bloques en SIMULINK tal como se presentó anteriormente; un esquema más descriptivo se puede observar en la figura 4.6.

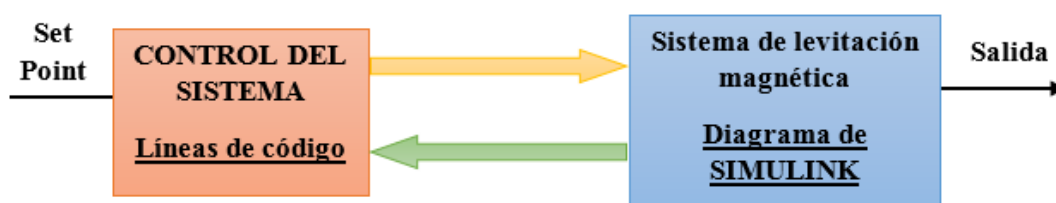


Figura 4.6: Descripción del sistema de control.

El sistema arranca con una señal de consigna (set point), el controlador actúa en base a esta señal y a la salida del sistema, dicho sistema modifica su salida y retorna al controlador; de esta forma se repite sucesivamente hasta llegar al nivel ajustado en la consigna.

4.1.1 Análisis de la adquisición de datos.

La adquisición de datos se realiza con el ARDUINO y con un sensor ultrasónico HC-SR04. El ARDUINO aplica un pulso de voltaje sobre el electroimán, el voltaje aplicado crea movimiento en el objeto y estos datos son capturados por el sensor ultrasónico y el ARDUINO los envía al computador por comunicación serial. Una de esas muestras se visualiza en la figura 4.7.

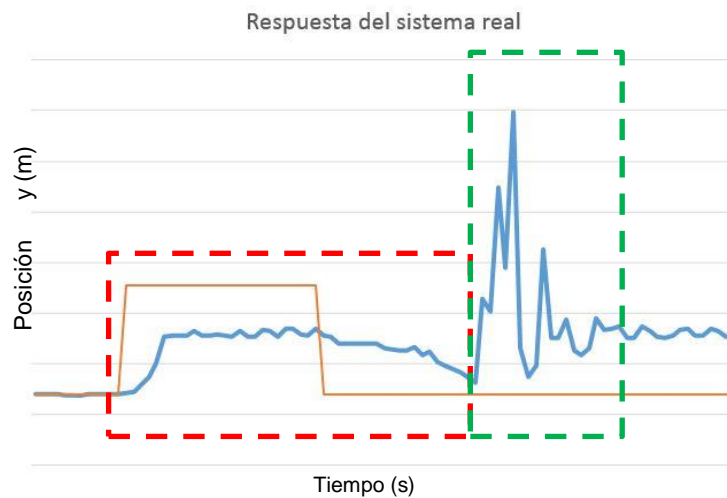


Figura 4.7: Respuesta del sistema y datos efectivos.

En la figura 4.7 se muestra la respuesta real del sistema, con rojo se identifica la adquisición de datos efectiva, en verde se muestra los datos aberrantes que no representa movimiento físico, ese efecto es causado por la salida del objeto del área de medición. En la figura se observa dos gráficas, una es la respuesta real (azul) y la otra es el pulso de voltaje aplicado en la entrada del sistema (rojo).

La respuesta efectiva del sistema se muestra en dos zonas como se aprecia en la figura 4.8: la zona naranja presenta la duración de la aplicación del pulso de voltaje sobre el electroimán, en otras palabras se observa la aplicación de la fuerza magnética sobre el objeto; y la zona en color púrpura de la respuesta efectiva representa la caída libre del objeto.



Figura 4.8: Respuesta del sistema, aplicación de fuerza magnética.

La figura 4.9 muestra la zona efectiva extraída de los datos adquiridos en el sistema real la cual se compara con la respuesta del sistema modelado en SIMULINK.

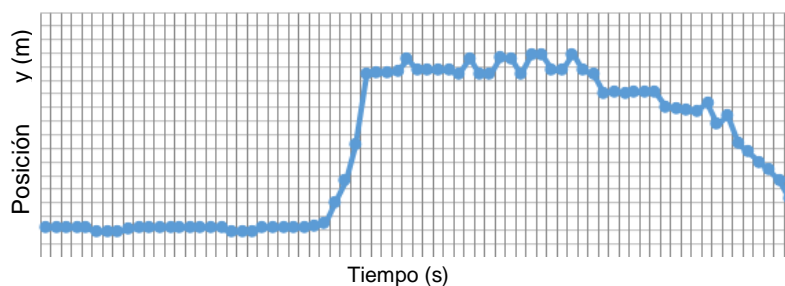


Figura 4.9: Zona efectiva extraída.

4.1.2 Análisis del sistema simulado.

De igual forma que en el sistema real, se aplica el mismo pulso de voltaje sobre el sistema modelado en SIMULINK y se identifica la zona efectiva de los datos. Una vez obtenidos estos datos se compara con los datos adquiridos del sistema real.

En la figura 4.10 se muestra la respuesta impulso simulado en SIMULINK. En rojo se muestra la respuesta efectiva del sistema, y en verde se muestra

los datos aberrantes que representa la caída del objeto desde una altura inicial configurada en el proyecto como una condición inicial.

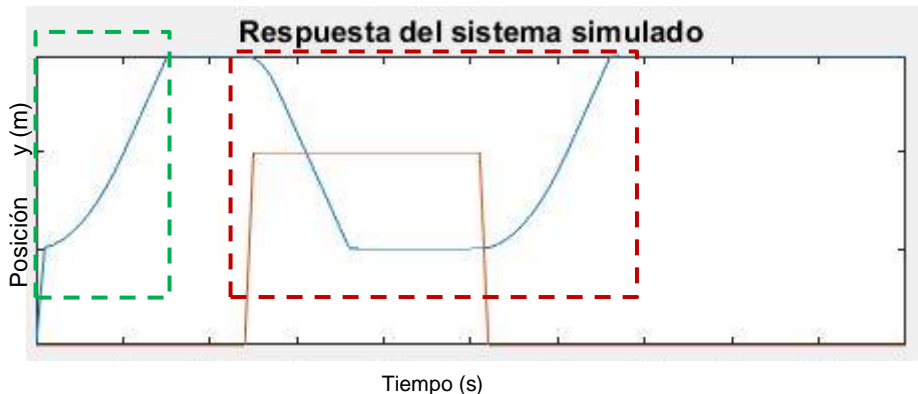


Figura 4.10: Respuesta del sistema simulado.

La respuesta efectiva del sistema simulado se muestra en dos zonas en la figura 4.11: la zona verde presenta la duración de la aplicación del pulso de voltaje sobre el electroimán, en otras palabras se observa la aplicación de la fuerza magnética sobre el objeto; y, la zona en color roja representa la caída libre del objeto.

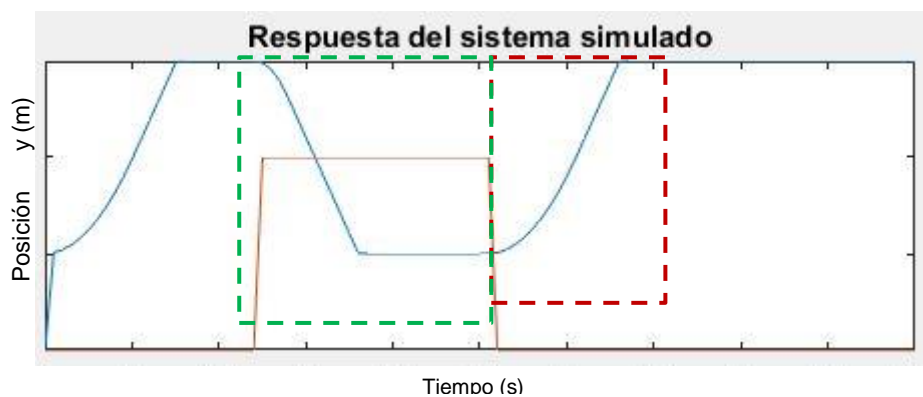


Figura 4.11: Respuesta del sistema simulado, aplicación de la fuerza magnética.

4.1.3 Ajuste con el modelo propuesto.

El contraste de todas las respuestas impulso se muestran en la figura 4.12, donde se observa la respuesta del sistema real (naranja) y la respuesta del sistema simulado (azul), y se puede comparar las similitudes entre ambas respuestas.

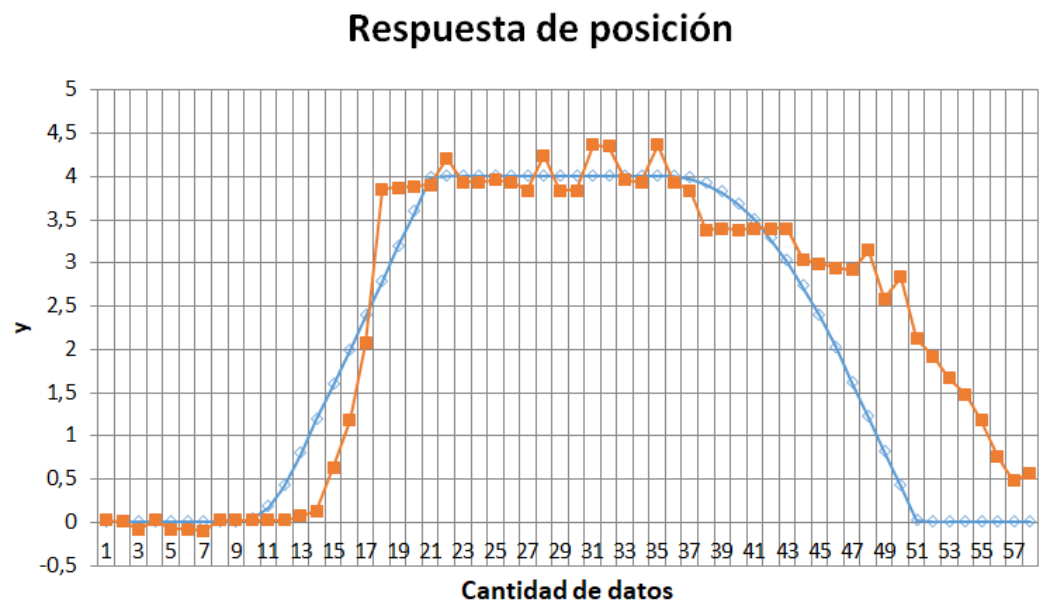


Figura 4.12: Comparación entre respuesta impulso real y simulada.

Los datos adquiridos se los llevará a una hoja de cálculo para aplicar los algoritmos que permiten encontrar coincidencia entre las dos curvas, parte de dichos datos se pueden apreciar en la tabla 4.2.

TABLA DE COINCIDENCIAS					
Datos	Respuesta Simulada (Yp)	Respuesta real (Y)	D=Y-Yp	(D-Dpr)^2	(Y-Ypr)^2
1	0,0000	0,0266	-0,0266	0,0671	5,3000
2	0,0000	0,0097	-0,0097	0,0761	5,3783
3	0,0000	-0,0751	0,0751	0,1301	5,7785
4	0,0000	0,0266	-0,0266	0,0671	5,3000
5	0,0000	-0,0751	0,0751	0,1301	5,7785
6	0,0000	-0,0751	0,0751	0,1301	5,7785
7	0,0000	-0,0920	0,0920	0,1426	5,8603
8	0,0000	0,0266	-0,0266	0,0671	5,3000
9	0,0000	0,0266	-0,0266	0,0671	5,3000
10	0,0355	0,0266	0,0089	0,0867	5,3000
55	0,0000	1,1792	-1,1792	0,7985	1,3216
56	0,0000	0,7554	-0,7554	0,2208	2,4754
57	0,0000	0,4842	-0,4842	0,0395	3,4023
58	0,0000	0,5690	-0,5690	0,0803	3,0969
		2,3288	-0,2856	0,5834	2,7665
		Ypr	Dpr	dip(D)^2	dip(Y)^2
			VAF	78,91	

Tabla 4.2: Tabla de coincidencia.

Con el conjunto de datos utilizados y modificando la constante magnética (K_m) de la ecuación (2.10) se obtiene un valor de coincidencia (VAF) de un 78.91% entre las gráficas real y simulada.

Los controladores PID y el basado en redes neuronales utilizan el modelo diseñado en SIMULINK para probar la acción de cada uno y determinar cuál de los presentados tiene un mejor seguimiento de la señal.

Cada uno de los controladores se someten a dos pruebas: la primera prueba presenta al sistema controlado actuando sobre una perturbación externa y la segunda prueba presenta al sistema controlado actuando ante cambios en la consigna.

4.2 Simulación y análisis con un controlador clásico PID

Esta sección consiste en realizar un control PID sobre el sistema y analizar la respuesta del mismo frente a diferentes niveles en la excitación. Para la prueba

del controlador PID se ajustan los parámetros del mismo, tal como se observa en la tabla 4.3.

CONTROLADOR	MAGNITUD
K_p	258
K_i	4.5607
K_d	15.7183

Tabla 4.3: Parámetros ajustados del controlador.

En la primera prueba se tiene al sistema no lineal y al controlador PID, donde se mantendrá fija la consigna que ingresa al sistema y se lo perturba con una señal externa.

En la figura 4.13 se muestra la respuesta del sistema ante una señal de consigna fija de 0.1 m, al instante de 4s (400) de la prueba se aplica una perturbación de 0.4 N y se puede observar que la respuesta del sistema se modifica y vuelve a estabilizarse.

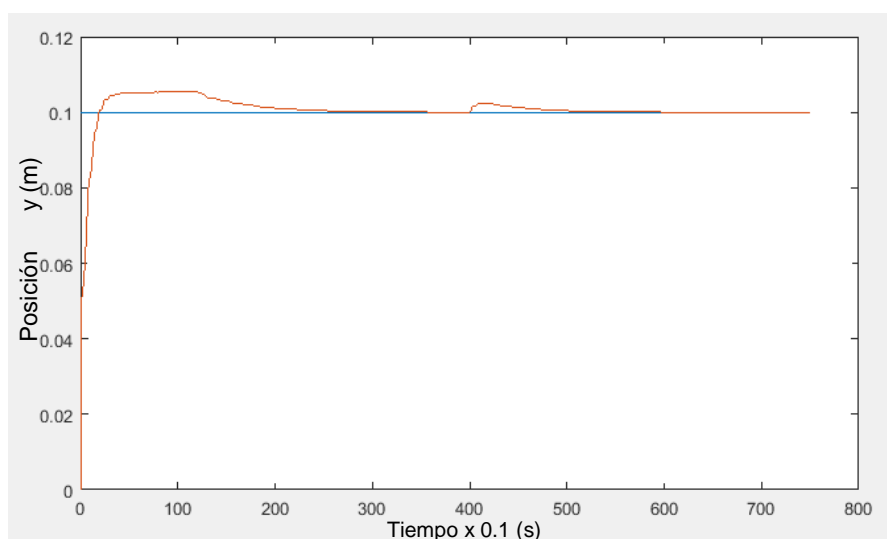


Figura 4.13: Prueba del sistema ante perturbaciones.

En la segunda prueba se tiene al sistema no lineal y al controlador PID, donde se modifica la consigna que ingresa al sistema y se analiza la respuesta del mismo.

En la figura 4.14 se muestra la respuesta del sistema actuando ante la señal de consigna variable de 10 cm, 11 cm, 12 cm, etc, y se puede observar cambios en la respuesta hasta que vuelve a estabilizarse. Es evidente que dependiendo del

nivel a la que se encuentre la salida, el comportamiento del sistema cambia, es decir, su sobre nivel porcentual, sus oscilaciones o su tiempo de estabilización.

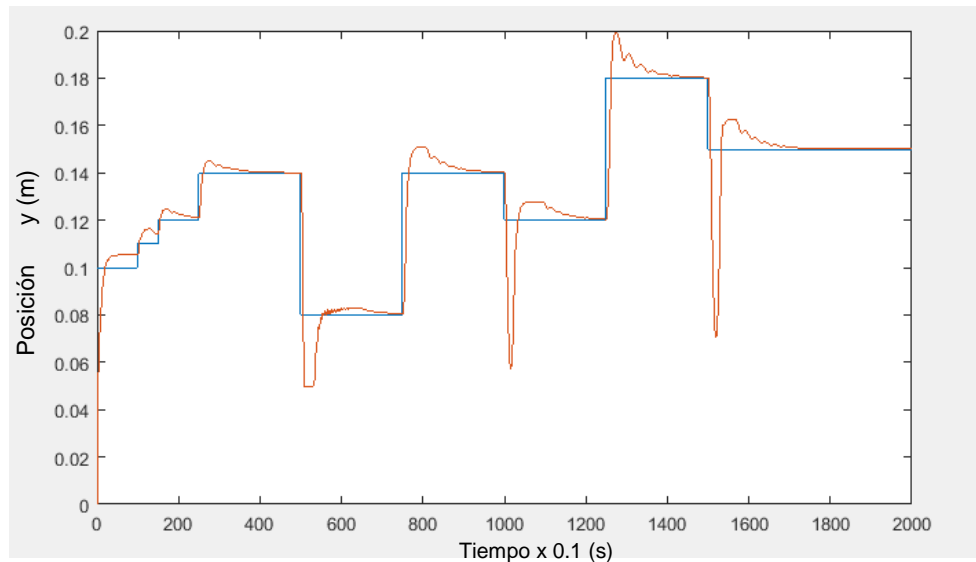


Figura 4.14: Respuesta del sistema ante cambios en la consigna.

4.3 Simulación y análisis con un controlador inteligente

Esta sección consiste en realizar un control basado en redes neuronales sobre el sistema y analizar su respuesta ante diferentes tipos de excitación. Inicialmente se ajusta el número de neuronas utilizadas en el controlador del sistema de levitación magnética. Como se observa en la figura 4.15, se empieza con dos neuronas (2N), 3 neuronas (3N), 4 neuronas (4N) y 5 neuronas (5N); utilizando solamente una capa oculta.

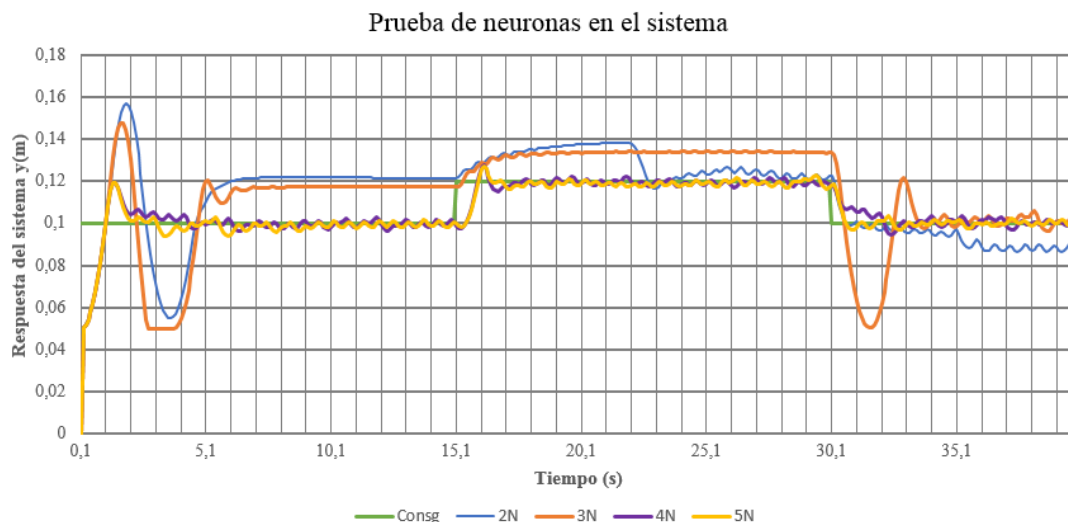


Figura 4.15: Prueba de las neuronas en la red

Como se observa en la figura 4.15, las respuestas de cada uno de los controladores con cada neurona son diferentes, a excepción de la red con 4N y 5N, cuyas respuestas son muy similares; por lo tanto, se selecciona la red de 4N para el desarrollo de este proyecto.

Para la prueba del controlador neuronal se ajustó la matriz de pesos W en un valor aleatorio, según las pruebas realizadas en el sistema ante diferentes excitaciones, la red neuronal ajusta automáticamente los valores de los pesos y de esta forma se adapta para cada cambio en la respuesta del sistema.

Cabe mencionar que la matriz de los pesos W no tiene una interpretación física, esta puede cambiar y sus valores se ajustan dependiendo de las rutinas de aprendizaje a las que se someta el sistema, la rapidez de aprendizaje y el diseño de la entrada del sistema.

SECCION:		W1		
		Neurona de partida		
		1	2	3
Neurona de llegada	1	0.0432	2.042	3.456
	2	0.9351	1.231	0.0301
	3	1.011	2.210	0.0017
	4	2.431	0.356	0.502

SECCION:		W2			
		Neurona de partida			
		1	2	3	4
Neurona de llegada	1	-0,2428	0.5913	1.275	-0,1001

Tabla 4.4: Matriz de pesos W .

En la primera prueba se tiene al sistema no lineal y al controlador neuronal, donde se mantendrá fija la consigna que ingresa al sistema y se lo perturba con una señal externa.

En la figura 4.16 se muestra la respuesta del sistema ante una señal de consigna fija de 10 cm, al instante de 1.5 s (150) de la prueba se aplica una perturbación de 0.4 N y se puede observar que la respuesta del sistema no presenta variaciones relativas comparada con la respuesta anterior.

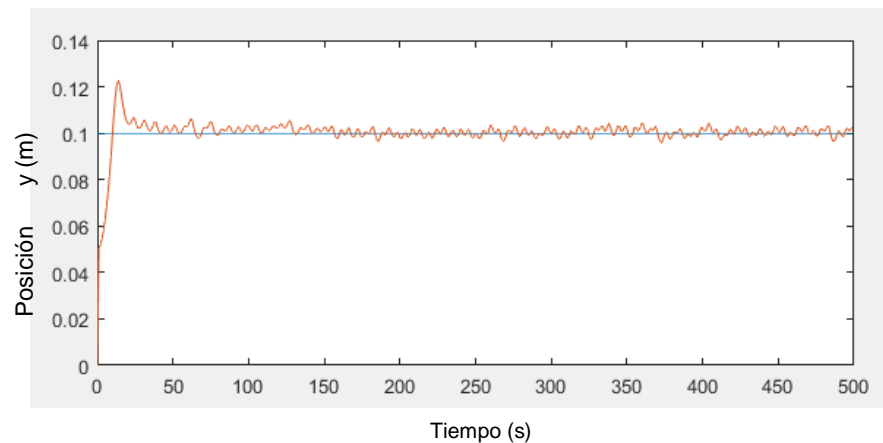


Figura 4.16: Respuesta del sistema controlado ante una perturbación de 0.4 N.

En la figura 4.17 se muestra la respuesta del sistema ante una señal de consigna fija de 10 cm, al instante de 1.5 s (150) de la prueba se aplica una perturbación de 0.8 N y se puede observar que la respuesta del sistema presenta oscilaciones hasta que retorna a la respuesta anterior.

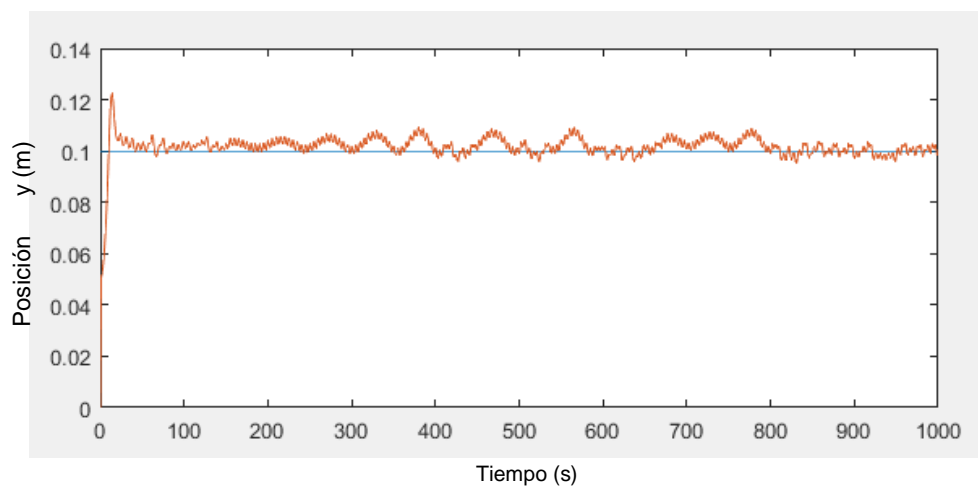


Figura 4.17: Respuesta del sistema controlado ante una perturbación de 0.8 N.

En las figuras 4.18 y 4.19 se muestra la respuesta del sistema ante una señal de consigna variable de 8 cm, 10 cm, 0.14 cm, etc, y se puede observar que la salida del sistema sigue el mismo patrón de la consigna establecida; sin embargo, se visualiza que existen oscilaciones menores en la respuesta y que en ciertos sectores, existe una diferencia entre la salida y la consigna.

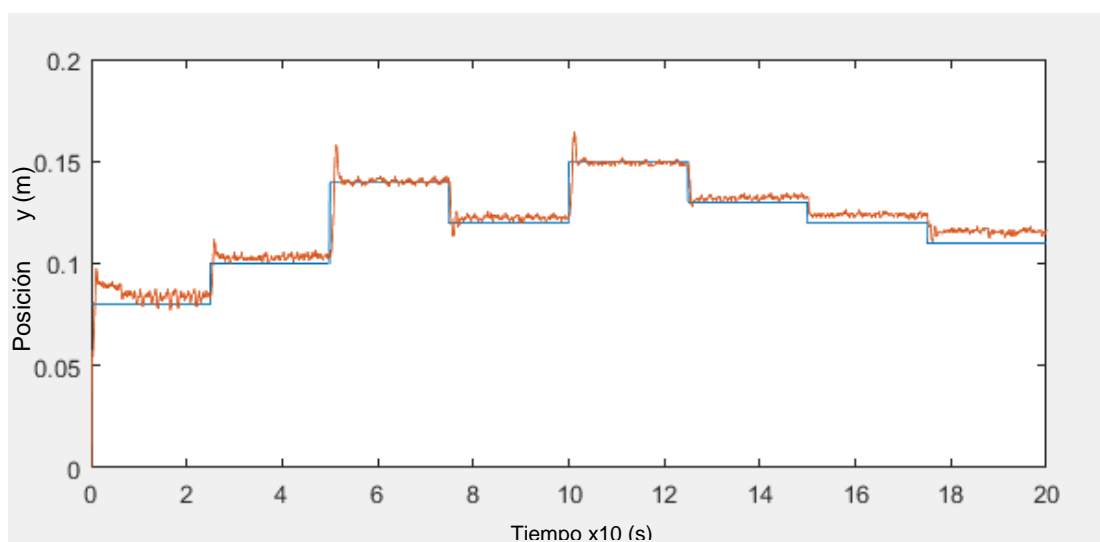


Figura 4.18: Respuesta del controlador ante diferentes niveles en la consigna.

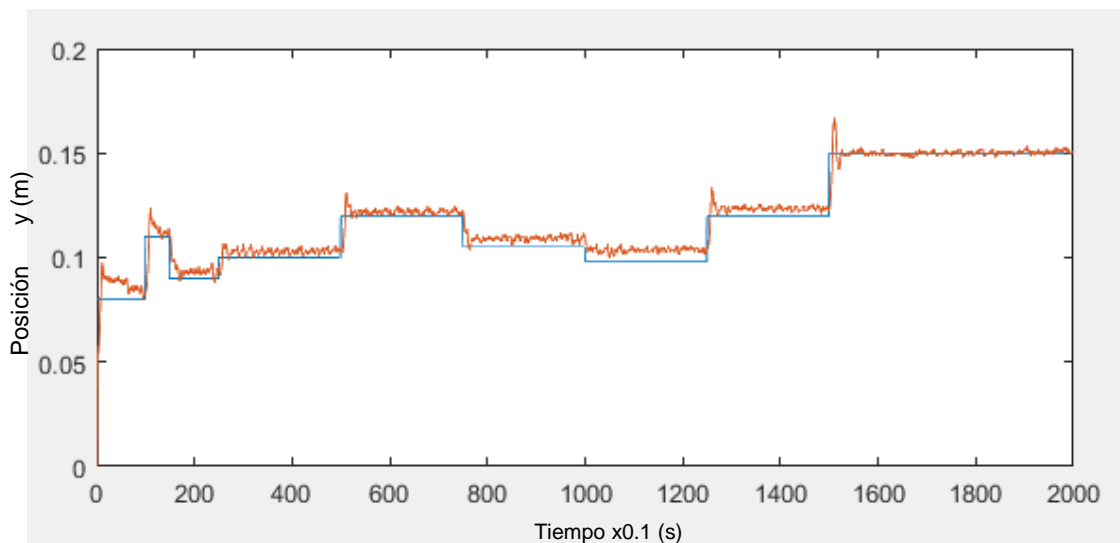


Figura 4.19: Respuesta del controlador ante diferentes niveles en la consigna.

4.4 Análisis comparativo entre el controlador PID y el controlador inteligente.

En la figura 4.20 se puede observar la respuesta del sistema con los respectivos controladores, el controlador clásico PID (naranja) y el controlador basado en redes neuronales (verde); cada uno de los controladores tiene un comportamiento diferente en cuanto al sobrenivel porcentual, tiempo de estabilización, oscilaciones.



Figura 4.20: Gráfico comparativo de las respuestas.

La respuesta del controlador basado en la red neuronal tiene muchas oscilaciones alrededor de la consigna, pero presenta un mejor tiempo de estabilización; el controlador clásico PID presenta problemas de control en los cambios negativos y un mayor tiempo de estabilización.

Para verificar cuánto coincide la respuesta del sistema con la entrada de consigna se utiliza el valor de coincidencia (VAF) ante el grupo de datos de la respuesta mostrada en la figura 4.20. Se realizará el mismo análisis para el controlador PID como para el controlador neuronal.

La tabla 4.5 contiene algunos de los valores de la consigna y de la respuesta del sistema bajo la acción del controlador inteligente, esta tabla es utilizada para calcular el valor de coincidencia entre la entrada y la salida del sistema, es decir, cuán parecida es la respuesta del sistema a lo solicitado en la consigna.

t	yt	Int	y^2	(y-yp)	(y-yp)^2
1	0	0,1	0,0003998	0,1	0,0100151
2	0,05049	0,1	0,0003998	0,04951	0,00245872
3	0,05196	0,1	0,0003998	0,04804	0,0023151
4	0,05441	0,1	0,0003998	0,04559	0,00208534
5	0,05784	0,1	0,0003998	0,04216	0,00178384
6	0,06225	0,1	0,0003998	0,03775	0,00143077
7	0,06764	0,1	0,0003998	0,03236	0,00105206
8	0,07401	0,1	0,0003998	0,02599	0,00067941
9	0,08136	0,1	0,0003998	0,01864	0,00035027
10	0,08969	0,1	0,0003998	0,01031	0,00010786
1995	0,1082773	0,11	9,99E-05	0,0017227	3,2335E-06
1996	0,108367	0,11	9,99E-05	0,001633	2,919E-06
1997	0,1094362	0,11	9,99E-05	0,0005638	4,0868E-07
1998	0,1106865	0,11	9,99E-05	-0,0006865	3,7329E-07
1999	0,1106408	0,11	9,99E-05	-0,0006408	3,1952E-07
2000	0,1099292	0,11	9,99E-05	7,08E-05	2,1403E-08
2001	0,1101278	0,11	9,99E-05	-0,0001278	2,7385E-09
	0,1200705	0,119995	0,00025	-7,549E-05	2,015E-05

Tabla 4.5: Datos de la respuesta del controlador con redes neuronales.

A continuación, se muestra el cálculo del valor de coincidencia VAF en base a lo descrito anteriormente. Para realizar este cálculo del VAF se utiliza la ecuación 2.10.

$$VAF = 100 \left(1 - \frac{\sigma^2(y - y_p)}{\sigma^2(y)} \right)$$

$$VAF = 100 \left(1 - \frac{2.015 \times 10^{-5}}{0.00025} \right)$$

$$VAF = 91.94 \%$$

La tabla 4.6 contiene algunos de los valores de la consigna y de la respuesta del sistema bajo la acción del controlador clásico, esta tabla es utilizada para calcular el valor de coincidencia entre la entrada y la salida del sistema, es decir, cuán parecida es la respuesta del sistema a lo solicitado en la consigna.

t	yt	Int	Y^2	Y-YP	(Y-YP)^2
1	0	0,1	0,0003998	0,1	0,01003253
2	0,05049	0,1	0,0003998	0,04951	0,00246736
3	0,05196	0,1	0,0003998	0,04804	0,00232348
4	0,05441	0,1	0,0003998	0,04559	0,00209329
5	0,05784	0,1	0,0003998	0,04216	0,00179119
6	0,06225	0,1	0,0003998	0,03775	0,00143736
7	0,06764	0,1	0,0003998	0,03236	0,00105771
8	0,073956	0,1	0,0003998	0,026044	0,00068678
9	0,0796058	0,1	0,0003998	0,0203942	0,00042258
10	0,0821633	0,1	0,0003998	0,0178367	0,00032397
1998	0,1100792	0,11	9,99E-05	-7,92E-05	6,9399E-09
1999	0,1100794	0,11	9,99E-05	-7,94E-05	6,906E-09
2000	0,110079	0,11	9,99E-05	-7,904E-05	6,966E-09
2001	0,1100781	0,11	9,99E-05	-7,806E-05	7,1315E-09
		0,12	0,00025	-0,0001625	4,9511E-05

Tabla 4.6: Datos de la respuesta del controlador PID

A continuación, se muestra el cálculo del valor de coincidencia VAF en base a lo descrito anteriormente. Para realizar este cálculo del VAF se utiliza la ecuación 2.10.

$$VAF = 100 \left(1 - \frac{\sigma^2(y - y_p)}{\sigma^2(y)} \right)$$

$$VAF = 100 \left(1 - \frac{4.9511 \times 10^{-5}}{0.00025} \right)$$

$$VAF = 80.2 \%$$

CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

Con las leyes físicas básicas de mecánica y electromagnetismo utilizadas en el desarrollo de este proyecto se logró ajustar un comportamiento modelable con estrategias matemáticas que lograron ser comparadas con la adquisición de datos de un prototipo real. Matemáticamente no fueron considerados algunos de los efectos físicos no lineales más complejos que influyen en el sistema de levitación magnética, sin embargo, el modelo descrito coincide con el real en un 78.91%, lo cual se verifica a través del valor de coincidencia del modelado realizado (VAF); por lo tanto, se concluye que el modelo matemático fue apto para utilizarse en las pruebas de los diferentes controladores propuestos.

El sistema de levitación magnética no lineal modelado fue puesto a pruebas del controlador clásico PID y este responde correctamente a los cambios realizados en la consigna, por lo tanto, se concluye que el sistema es controlado de manera exitosa, aunque se evidencia cambios en el comportamiento del mismo debido al nivel en el que se encuentra el objeto, modificándose su tiempo de estabilización y su sobre nivel porcentual.

El controlador inteligente aplicado al mismo sistema de levitación magnética no lineal, presenta de igual forma un correcto seguimiento de la consigna, con lo que se concluye que la nueva estrategia de control utilizada es exitosa. Así mismo es evidente que existe oscilaciones en el sistema, pero presenta menor sobre nivel porcentual en la mayoría de las zonas y un menor tiempo de estabilización.

Otra de las pruebas a las cuales se sometió el modelo del sistema de levitación controlado consistió en aplicar perturbaciones por medio de una fuerza externa, donde también se evidencia que el sistema controlado por el controlador PID presenta sobrepicos, mientras que con el controlador inteligente no presentan grandes cambios además de las oscilaciones que ya se mencionaron anteriormente.

Para determinar cuál de los dos controladores tiene un mejor desempeño sobre la consigna presentada se utilizó el valor de coincidencia VAF entre la consigna y las

respuestas del sistema con los diferentes controladores. El controlador clásico obtuvo un VAF de 80.2%, y el controlador inteligente obtuvo un VAF de 91.94%, con lo que se concluye que el controlador inteligente obtuvo un mejor desempeño y seguimiento que el controlador clásico.

Los sistemas de levitación magnética tienen una desventaja en cuanto a la modelación de los mismos debido a la magnetización remanente que se puede generar en el entrehierro colocado en la bobina, esta naturaleza se genera por la histéresis del campo magnético, por lo que se recomienda que en sistemas reales y muy grandes crear un sistema de desmagnetización del núcleo. Este análisis no fue considerado en el modelado por la complejidad del mismo.

Las oscilaciones presentadas en la respuesta del sistema controlado por el algoritmo inteligente pueden minimizarse con la ayuda de filtros colocados en el sistema, lo cual amortiguaría y mejoraría la respuesta del sistema.

Para trabajos futuros se puede realizar la implementación física de este proyecto añadiendo mejoras para atenuar las oscilaciones o creando estrategias para que la histéresis no afecte en el control del sistema.

BIBLIOGRAFÍA

- [1] W. Yu and X. Li, "A Magnetic Levitation System for Advanced Control Education," *IFAC Proc. Vol.*, vol. 47, no. 3, pp. 9032–9037, 2014.
- [2] J. J. Hernández-Casañas, M. A. Márquez-Vera, and B. D. Balderrama-Hernández, "Characterization and adaptive fuzzy model reference control for a magnetic levitation system," *Alexandria Eng. J.*, vol. 55, no. 3, pp. 2597–2607, 2016.
- [3] M. H. A. Yaseen and H. J. Abd, "Modeling and control for a magnetic levitation system based on SIMLAB platform in real time," *Results Phys.*, vol. 8, pp. 153–159, 2018.
- [4] J. de Jesús Rubio, L. Zhang, E. Lughofer, P. Cruz, A. Alsaedi, and T. Hayat, "Modeling and control with neural networks for a magnetic levitation system," *Neurocomputing*, vol. 227, pp. 113–121, 2017.
- [5] A.-V. Duka, M. Dulău, and S.-E. Oltean, "IMC Based PID Control of a Magnetic Levitation System," *Procedia Technol.*, vol. 22, pp. 592–599, 2016.
- [6] U. Sadek, A. Sarjaš, A. Chowdhury, and R. Svečko, "Improved adaptive fuzzy backstepping control of a magnetic levitation system based on Symbiotic Organism Search," *Appl. Soft Comput.*, vol. 56, pp. 19–33, 2017.
- [7] M. Ahmed, F. Hossen, E. Hoque, and O. Farrok, "Design and construction of a magnetic levitation system using programmable logic controller," *American Journal of Mechanical Engineering.*, vol. 4, pp. 99–107, 2016.
- [8] A. El hajjaji, "Modeling and nonlinear control of magnetic levitation system", *IEEE Transactions on Industrial Electronics.*, vol. 1, pp. 831 - 838, 2001.
- [9] P.S. Heaney and O. Bilgen, "System identification of lumped parameter models for weakly nonlinear systems", *Journal of Sound and Vibration.*, vol. 450, pp. 78 - 98, 2019.

- [10] L. Zhou, M. Imani Nejad, and D. Trumper, "One-axis hysteresis motor driven magnetically suspended reaction sphere", *Mechatronics.*, vol. 42, pp. 69 - 80, 2017.
- [11] S. Meignen, Q. Legros, Y. Altmann and S. McLughlin, "A novel algorithm for the identification of dirac impulses from filtered noisy measurement", *Signal Processing.*, vol. 162, pp. 268 - 281, 2019.
- [12] D. Zill, *Ecuaciones diferenciales con aplicaciones de modelado*, 6ta Ed., NJ: International Thomson Publishing Company, 1997.
- [13] B. Roffel and B. Betlem, *Process Dynamics and Control*, 1nd Ed., NJ: Wiley, 2006.
- [14] N. Ferraras, "Modelado e identificación del sistema de emisiones y concentración de CO₂", UVA, 2017.
- [15] C. Ramírez, D. Patiño and C. Cotrino, *Control en un sistema de tanques interactuantes no lineales desde el enfoque de sistema dinámico híbridos*, ISSN 0123-2126, Vol 17, pp. 143 – 165, 2013.
- [16] R. Valverde and D. Gachet, "Identificación de sistemas dinámicos utilizando redes neuronales RBF", *RIAI*, Vol. 4, pp. 32-42, 2007.
- [17] P. Baldi and P. Sadowski, "Learning in maching: Recirculation is random backpropagation", *Neural Networks*, Vol. 108, pp. 479-494, 2018.
- [18] E. Skubalska-Rafajlowicz, "Neural networks with sigmoidal activation functions-dimension reduction using normal random projection", *Nonlinear Analysis: Theory, Methods & Applications*, Vol. 71, pp. 1255-1263, 2009.
- [19] P. Basogain, "Redes neuronales artificiales y sus aplicaciones", Escuela Superior de Ingeniería de Bilbao, Departamento de Ingeniería de Sistemas y Automática. En línea [https://ocw.ehu.eus/pluginfile.php/9047/mod_resource/content/1/redes

_neuro/contenidos/pdf/libro-del-curso.pdf]. Consultado en Abril 23 de 2019.

- [20] A. P. Larrañaga, I. Inza, A. Moujahid, “Tema 8. Redes Neuronales”, Universidad del País Vasco, Departamento de Ciencias de la Computación e Inteligencia Artificial. En línea [<http://www.sc.ehu.es/ccwbayes/docencia/mmcc/docs/t8neuronales.pdf>]. Consultado en Agosto 10 de 2019.143, pp. 309-316, 2018.
- [21] A. Sapkal and U. Kulkarni, “Modified backpropagation with Added White Gaussian Noise in Weighted Sum for convergence improvement”, *Procedia Computer Science*, Vol. 143, pp. 309-316, 2018.
- [22] D. Negrov, I. Karandashev, V. Shakirov, Yu. Matveyev, W. Dunin-Barkowski and A. Zenkevich, “An approximate backpropagation learning rule for memistor based neural networks using synaptic plasticity”, *Neurocomputing*, Vol. 237, pp. 193-199, 2017.
- [23] E. Fernandez, A. Gonzalez, and N. Aguila, “Diseño de controladores para el horno secador rotatorio de la fábrica Cementos Cienfuegos S.A.”, *SciELO*, Vol. 37, pp. 225 - 232, 2014.