

Implementación de una red neuronal para la medición indirecta de posición

Neural Net implementation for indirect position measurement

José Danilo Rairán Antolines, M.Sc.¹, Juan Daniel Pérez Ramírez, T.E.² y John Eduard Osorio T.E.²

1. Docente, Candidato a doctor en ingeniería – sistemas y computación, Universidad Distrital Francisco José de Caldas

2. Tecnólogo en Electricidad. Auxiliar de investigación, Universidad Distrital Francisco José de Caldas

3. Tecnólogo en Electricidad. Auxiliar de investigación, Universidad Distrital Francisco José de Caldas

drairan@udistrital.edu.co; judperezr@correo.udistrital.edu.co; josorio@correo.udistrital.edu.co

Recibido para revisión 14 de Abril de 2009, aceptado 23 de Octubre de 2009, versión final 30 de Noviembre de 2009

Resumen—En este artículo se presenta una alternativa al uso de un sensor óptico para la medición del entrehierro en el proceso de levitación magnética. Esta consiste en utilizar la relación no lineal entre el voltaje y la corriente en la bobina, con el valor de entrehierro, para medir este último de manera indirecta. Se presentan los resultados con respecto al diseño y entrenamiento de la red neuronal seleccionada, la cual aprende el patrón entre las variables mencionadas. Además se explica el campo de aplicación del sensor indirecto propuesto, el cual depende del tiempo de actualización requerido.

Palabras Clave—Auto Sensado, Levitación Magnética, Medición de Entrehierro, Red Neuronal.

Abstract—In this paper we present an alternative of gap measurement by means of an optical sensor, when it is used in the magnetic levitation process. Non linear relation between current and voltage in the coil, and the gap value, is used for doing gap measure indirectly. Design and training results of selected neural net, which learns the pattern among variables, are presented. In addition, the scope of a new self-sensor application is explained. It depends on the time required for updating.

Keywords—Gap Measure, Magnetic Levitation, Neural Net, Self-sensing.

I. INTRODUCCIÓN

En cuanto al transporte masivo de pasajeros, una de las propuestas más avanzadas se basa en la levitación magnética. De esta alternativa existen dos versiones: una, la japonesa, en la cual la levitación se logra mediante superconductores; la otra es el sistema alemán, en el cual trabajan electroimanes. En esta segunda opción se utiliza la atracción que aparece cuando se tienen dos campos magnéticos con polaridades contrarias, o un solo electroimán, cuando éste actúa sobre una lámina ferromagnética, como se explica en [7]. Al conjunto electroimán y placa metálica se lo conoce como sistema bobina-placa.

En el proceso de levitación magnética se busca mantener un entrehierro en un valor fijo. Entiéndase por entrehierro al espacio de aire que hay entre la bobina y la placa. Con este propósito se han implementado muchas estrategias de control, dentro de las cuales vale la pena mencionar al algoritmo de control clásico PID, el cual elimina la inestabilidad del sistema y fija el comportamiento a un valor deseado; otros son el control de estados, el predictivo, las redes neuronales, la lógica difusa, etc. Como puede verse en las referencias siguientes [1,8,10,14].

En cualquier caso, excepto cuando se implementa un observador completo, y sin importar las ventajas de la configuración del sistema de control, es indispensable medir la posición de la placa, o entrehierro, con un sensor. Esta lectura cierra el lazo de control, por lo cual se considera que el sensor es indispensable en el proceso de regulación de posición. De la

construcción del estado del arte puede afirmarse que el sensor óptico es el más utilizado en este proceso. La tarea del sensor es informar al algoritmo de control sobre el valor de entrehierro actual, de manera que el controlador puede generar un voltaje de corrección, con el cual se alimenta al electroimán.

Si bien los sensores ópticos son los más utilizados, por su precio bajo y operación sencilla, aún así tienen desventajas, las cuales se buscan eliminar con la propuesta en este artículo. Uno de los inconvenientes es que estos sensores se ven afectados por la luz del entorno, lo cual hace que la curva de voltaje de salida cambie según la fuente de iluminación. Otro problema tiene que ver con la ubicación del sensor; esta debe ser estratégica, si se quiere obtener la medida correcta de entrehierro, y esto no resulta sencillo en algunos montajes. Un inconveniente más tiene que ver con el color del objeto que mide el sensor, puesto que influye sobre la lectura, también si se trata de un material opaco o brillante.

En este artículo se presenta una alternativa al uso de los sensores ópticos, en el sistema bobina-placa, la cual busca eliminar los inconvenientes listados en el párrafo anterior. La idea es utilizar un sensor indirecto, al igual que en [2,3,13]. Este sensor mide variables físicas, distintas a la que se desea observar, pero a partir de las cuales se pueda inferir el valor buscado. En este caso, por ejemplo, a partir de la medición de corriente y voltaje se pretende deducir el valor de entrehierro, como se explica en [5].

En la primera parte de este documento se describe el principio de funcionamiento del método de auto-sensado. Luego se presenta la curva que caracteriza el comportamiento del sistema bobina-placa, y se encuentra que el entrehierro está definido por la razón corriente a voltaje del circuito. Además, se muestra la utilización de las redes neuronales, implementadas en Matlab, con el fin de asociar el valor de cada dupla voltaje corriente a una posición. También se resalta el uso de Labview en la adquisición de datos. Finalmente, se presentan las curvas del sensor, y se indican las características del funcionamiento de este.

II. FUNDAMENTO MATEMÁTICO DEL MÉTODO DE AUTO-SENSADO

El principio fundamental del método de auto-sensado, también denominado en este trabajo sensor indirecto, está relacionado con el comportamiento de la inductancia " L " de la bobina, la cual es inversamente proporcional al entrehierro " x ", ver [11]. En el sistema bobina placa la relación es la que se presenta en la ecuación 1.

$$L = \frac{\partial \psi}{\partial i} = \frac{\mu_0 N^2 A}{2x} \quad (1)$$

En la ecuación 1 " μ_0 " es la permeabilidad del aire, " A " el área en la cual el campo actúa sobre la placa, y " N " el número de vueltas del electroimán. Estos tres parámetros son constantes, por lo cual resulta válido afirmar que el valor de entrehierro " x " es inversamente proporcional a la inductancia. Así se valida el uso de la inductancia en la estimación del entrehierro.

La forma de medir la inductancia, en lugar del entrehierro, está relacionada con el funcionamiento de un sistema de control. En él, la variable de corrección, que es el resultado del cálculo en el controlador, pasa por una etapa de potencia y alimenta al electroimán. En la mayoría de los casos ese valor es un voltaje continuo o es un tren de pulsos con ciclo útil variable. El método en este artículo consiste en adicionar a la variable de corrección una señal de prueba, como se expone en [9], la cual es senoidal, con una amplitud pequeña en comparación con el voltaje de alimentación del electroimán; además, con la frecuencia por encima del ancho de banda del sistema de control.

La señal senoidal adicionada genera una corriente, la cual se denomina " I_p ". Si se asume que la reactancia inductiva es mucho mayor que la resistencia equivalente del circuito, se calcula " L ". El resultado está en la ecuación 2.

$$L = \frac{V}{\omega I_p} \quad (2)$$

Al igualar las ecuaciones 1 y 2, y al despejar " x ", se observa que el entrehierro puede determinarse a través de la corriente de prueba " I_p ", debido a que los demás términos que acompañan dicha corriente son constantes, como indica la ecuación 3.

$$x = \frac{\mu_0 N^2 A \omega}{2V} * I_p \quad (3)$$

Ahora, cuando ya se ha inyectado la señal de voltaje que genera " I_p ", debe medirse esa corriente, para lo cual se anexa una resistencia en serie con la bobina. De esta se mide el voltaje, que es proporcional a la corriente de interés. Se selecciona una resistencia menor a 10 veces el valor de la resistencia interna de la bobina, en este caso 0,5 Ω , con el fin de que esta no afecte significativamente el comportamiento del circuito eléctrico. La figura 1 muestra un esquema general del método, en el cual se resume lo expuesto en esta sección.

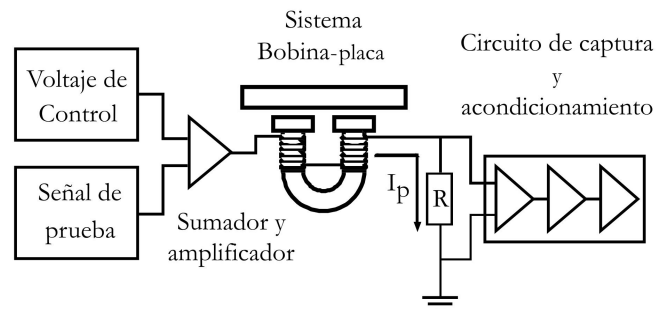


Figura 1. Esquema general del método de auto-sensado.

III. MONTAJE EXPERIMENTAL Y ADQUISICIÓN DE DATOS DEL CIRCUITO ELÉCTRICO

Se inicia con el diseño de una tarjeta electrónica que suma la señal de voltaje de control, con la señal senoidal que se adiciona. Esta se compone de tres etapas, las cuales son: 1) generación de la senoidal, con amplitud de 0,5 V a 100 Hz; 2) la suma de las dos señales; y 3) la etapa de potencia, a la cual se conecta el electroimán. Luego de pasar por la bobina, la señal es visible en la resistencia sensor.

En la adquisición de la señal en la resistencia sensor se utiliza otra tarjeta electrónica, esta de captura y acondicionamiento, compuesta por amplificadores operacionales. La tarea de estos últimos es aumentar el rango de voltaje, o ganancia.

Con el fin de determinar el comportamiento del sistema, se captura el voltaje entregado por la tarjeta electrónica, y a la vez, el valor de corriente continua que produce el voltaje de control en el devanado; esto, a cada valor de entrehierro. Con ese propósito, se construye una herramienta de patronamiento, la cual es un sistema mecánico que soporta la bobina y aloja la placa, además de permitir variaciones del entrehierro de 0 a 25 mm.

El material de esta estructura es aluminio, para no alterar la distribución de campo magnético, generado por la bobina. Así, se toman los datos de voltaje de salida, relacionados con la amplitud de la corriente de prueba " I_p ", y se tienen en cuenta las variaciones en la corriente directa, asociadas con el voltaje de control. La superficie obtenida, la cual caracteriza al sistema, se muestra en la figura 2, en la cual se realizan pasos de entrehierro cada 0,5 mm.

De acuerdo con lo que se presenta en la figura 2, para entrehierros mayores a 5 mm la variación del voltaje de salida no es significativa; además, los cambios no solo se producen por el cambio de entrehierro, sino que también son función de la corriente en la bobina. Esto se debe a que al aumentar la corriente, el núcleo de la bobina entra en la zona de saturación magnética, por tanto se disminuye la variación del flujo magnético y a su vez la inductancia, ver [5]. Es así como puede afirmarse que el voltaje de salida es función del entrehierro y de la corriente asociada al voltaje de control.

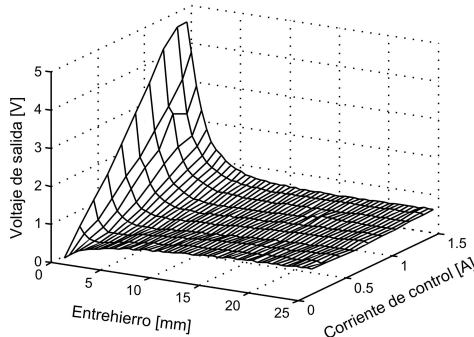


Figura 2. Curva característica del sistema.

Se asume que a entrehierros mayores a 5 mm los cambios en la inductancia no son relevantes. De este modo se fija el rango de funcionamiento del sensor a ese valor, y en adelante se decide realizar pasos de 0,1 mm en las mediciones. Además, dada la forma de la superficie que caracteriza el sistema, se decide trabajar con herramientas discretas para la linealización. Para lo cual se requiere una tarjeta de adquisición de datos. En este trabajo se utiliza la PCI 6024E de National Instruments, la cual es de 12 bits, y trabaja en el rango de ± 10 V.

Una vez el valor del voltaje de salida y la corriente de control están en el PC, se utiliza LabView, según se muestra en la figura 3, en donde se representa el flujo de la información, desde la resistencia sensor, hasta que ese valor es presentado como el valor del entrehierro

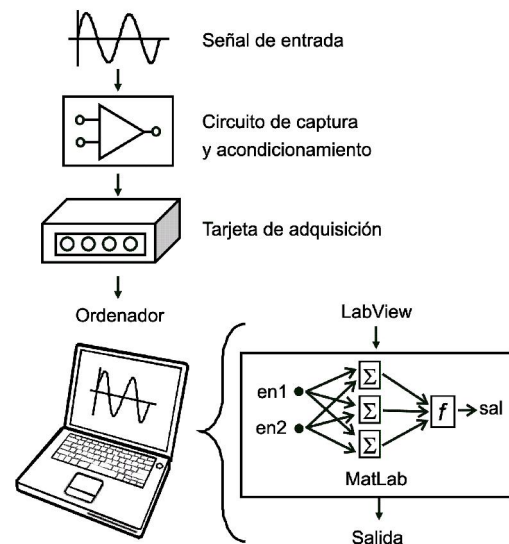


Figura 3. Esquema de implementación del sensor.

En LabView se vuelven a ajustar ganancias y se diseña un filtro pasa banda, para eliminar las señales de frecuencia baja, correspondiente a la señal de control, y las de frecuencia alta, que son ruido. Así la frecuencia de operación de este filtro es de 50 a 150 Hz. finalmente, la salida del filtro sirve de entrada a una red neuronal, en Matlab, como se explica en la sección siguiente.

IV. APRENDIZAJE DE LA SUPERFICIE DE MEDIDA CON UNA RED NEURONAL

El trabajo en la sección anterior consiste en caracterizar la superficie de medida correspondiente al sensor, el resultado está en la figura 2. Ahora debe construirse una función matemática o relación que aprenda esa superficie. En este artículo se utiliza la red neuronal, por ser ideal para el aprendizaje de

patrones, como se expone en [12]. En la red neuronal, en lugar de medir el entrehierro y la corriente por la bobina para conocer el voltaje de salida del sensor (como en la figura 2), a cada dupla voltaje en el sensor y corriente en la bobina, la red da como resultado el valor de entrehierro. Así se logra la medida indirecta de posición.

El proceso de entrenamiento consiste en asociar cada pareja de entradas con la salida correspondiente. En el entrenamiento se evalúa la diferencia entre la salida de la red neuronal y el valor que se espera (también conocida como error), y por medio de algoritmos para el ajuste de los pesos de las conexiones de la red, estos se modifican, hasta hacer que el error llegue a un valor considerado adecuado. A cada secuencia completa en la que se presenta dupla a dupla de entrada y se corrigen los pesos, para acercar el comportamiento de la red a la salida deseada, se lo conoce como época.

La red utilizada es un perceptron multicapa, con algoritmo de entrenamiento *backpropagation*. En la primera prueba se utiliza una red con ocho neuronas en la capa de entrada, ocho en la capa intermedia y una en la capa de salida. La primera capa tiene función de activación tipo tansing, la segunda logsing y la de salida purelin.

Además de la configuración, es importante definir otros parámetros, como el número de iteraciones en cada sesión de entrenamiento, la cantidad de épocas de entrenamiento, y el error máximo permitido. Cuando el error llega al valor deseado se dice que la red ha aprendido el patrón presentado. Por último, con la red resultante, se realiza un proceso de verificación, el cual puede ser hecho con un conjunto de datos similares a los de entrenamiento, pero no los mismos.

Es importante mencionar que se realizó una comparación entre los algoritmos que Matlab tiene para entrenamiento. Esto con el fin de seleccionar al más adecuado para la aplicación. El resultado es que los denominados “trainlm” y “trainbfg” resultan con el error más bajo, como se presenta en los resultados de la tabla 1. Además del error que entregue el algoritmo, otros parámetros para la selección del algoritmo es el número de épocas y el tiempo que tarde en entrenar.

Tabla 1. Comparación entre algoritmos de entrenamiento.

Algoritmo	Error	Algoritmo	Error
Trainlm	0,105	trainrp	0,146
Trainbfg	0,120	traingcp	0,148
Trainscg	0,133	traingdx	0,187
Traincgf	0,138	traingd	0,221
Trainoss	0,139	traingdm	0,226
Traincgb	0,140	traingda	0,231

La segunda prueba consiste en cambiar las funciones de activación en cada capa, para estos dos algoritmos de entrenamiento, como se presenta en la tabla 2. Téngase en cuenta

que se modifica la cantidad de neuronas por capa, además que en la capa de entrada e intermedia se ensaya con las funciones tansing y logsing, mientras que la de salida es purelin siempre.

Tabla 2. Comparación de configuraciones de red.

Algoritmo	Configuración de la red			Error
	Capa de entrada 7 neuronas	Capa intermedia 5 neuronas	Capa de salida 1 neurona	
Trainlm	tansing	tansing	Purelin	0,1136
Trainbfg	tansing	tansing	purelin	0,1226
Trainlm	tansing	logsing	purelin	0,1186
Trainbfg	tansing	logsing	purelin	0,1231
Trainlm	logsing	tansing	purelin	0,1186
Trainbfg	logsing	tansing	purelin	0,1261
Trainlm	logsing	logsing	purelin	0,1241
Trainbfg	logsing	logsing	purelin	0,1293

Aunque la diferencia, en cuanto a error, no es grande, de la tabla 2 puede afirmarse que el algoritmo “trainlm” presenta errores más bajos que el algoritmo “trainbfg”. Además, puede concluirse que la función de activación a seleccionar debe ser la “tansing”. El orden en que se está configurando la red no es obligatorio, por ejemplo, antes de definir las funciones de activación puede experimentarse con el número de neuronas por capa. Los resultados durante los entrenamientos de la red demuestran que solo la práctica y el conocimiento de los datos que se quieren aprender son los que definen la secuencia de ajuste de la red.

En este momento se considera que se han definido las funciones de activación, y se prueba con la cantidad de neuronas por capa; como una prueba adicional, se adicionan capas intermedias, y se repite el proceso de entrenamiento, con el objetivo único de reducir el error. Uno de los resultados que deben ser consignados tiene que ver con que el aumento de capas intermedias mejora el comportamiento de la red. El inconveniente está relacionado con el tiempo de entrenamiento, que es mayor; sin embargo, no se considera a este tiempo como parámetro decisivo en la selección de la red, dado que la red trabaja fuera de línea.

Una de las configuraciones con mejores resultados tiene cinco capas, cada una con 7, 20, 20, 5, y 1 neuronas, respectivamente. El error resultante es de 0,033, que es unas tres veces menor a los alcanzados en la tabla 1. De esta manera se entiende que la secuencia de ensayos y modificaciones a la red es apropiada. Aunque el error es un parámetro que informa la calidad del aprendizaje de la red, resulta más precisa la información que se observa en la figura 4. En ella se compara la superficie de medición, con lo que entrega la red a duplas de entrada, en los rangos de trabajo.

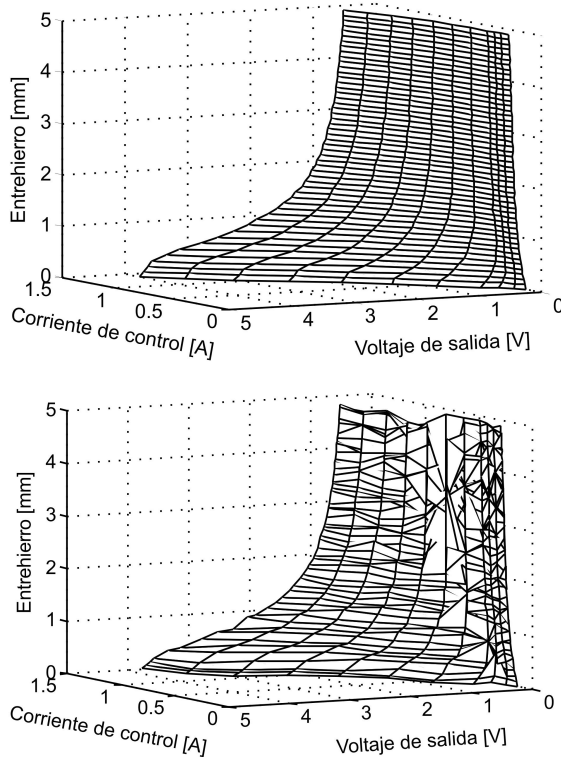


Figura 4. Resultado del entrenamiento de la red. Superior, datos reales. Inferior, respuesta de la red.

Aunque la superficie en la parte inferior de la figura 4 tiene características que la hacen similar con la superficie que debe aprender, y que el error general de la red es bajo, al observar punto a punto se encuentra que la diferencia puede llegar incluso a los 2 mm, lo cual es inaceptable, dado que el rango de trabajo del sensor es de 5 mm. Otros cambios sobre la estructura de la red no logran mejorar el comportamiento general, por lo cual se decide utilizar una estructura distinta.

V. ENTRENAMIENTO DE UNA RED RECURRENTE

Dado que el perceptron multicapa no alcanza el comportamiento deseado, en esta sección se prueba una red perceptron multicapa recurrente. Esta tiene en cuenta valores de salida anteriores, los cuales son realimentados como entradas adicionales de la red; de esta manera se espera que la red no presente los saltos que tiene en la figura 4, sino que se suavice, con lo cual puede acercarse más a la superficie deseada. Una de las pruebas iniciales realimenta cinco instantes de cada entrada; en ella, además, se utilizan tres capas, con 10, 10, y 1 neuronas. El resultado del entrenamiento es un error de $2e-5$, y error máximo de $\pm 0,15$ mm, lo cual es más de diez veces menor que la red perceptron multicapa de la sección anterior.

En este punto puede pensarse que la red recurrente es la solución al problema; sin embargo, una prueba más rigurosa muestra que es necesario hacer ajustes. El ensayo consiste en darle a la red neuronal, como datos de entrada, valores para los cuales no fue entrenado, pero que forman parte de la superficie que debe aprender, esto es, valores intermedios. El resultado en la figura 5 demuestra que la red funciona bien para los datos que fue entrenada, pero aún no puede afirmarse que está generalizando. La red con la cual se obtiene la curva en la figura 5 tiene 10 neuronas en la capa de entrada, 10 en una capa intermedia, y 1 en la capa de salida. Los puntos en donde la respuesta de la red coincide con el ideal, son los valores con los cuales se entrena. A izquierda y derecha de este punto, el error aumenta.

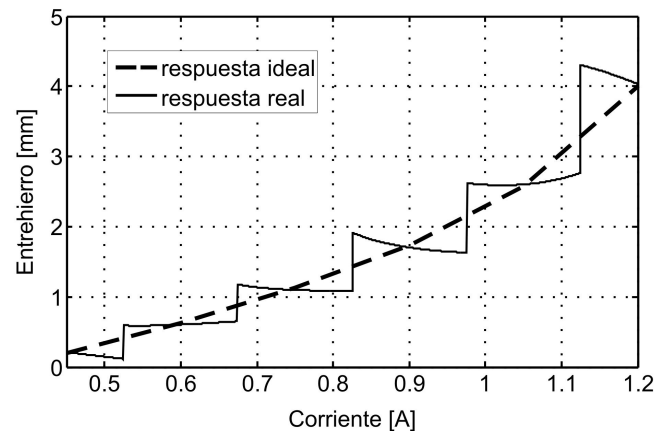


Figura 5. Respuesta de la red en el rango de trabajo.

En la figura 5 solo está una porción del comportamiento, por facilidad para interpretar los datos; sin embargo, el resultado es el mismo para cualquier dupla de entrada. La manera de mejorar el desempeño de la red es haciendo que los datos de entrenamiento estén lo suficientemente cerca para garantizar que el máximo error está en un valor dado. En lugar de tomar los datos cada medio milímetro, se hacen variaciones cada 100 μm . En cuanto a la corriente se divide el rango de entrada, el cual va de 0,13 a 1,45 A, en 27 pasos, es decir, con intervalos cercanos a 49 mA.

El resultado del entrenamiento de la red con esta malla de valores nueva es un error promedio de $7,63e-6$, y al medir los errores puntuales, de la forma expuesta en la figura 5, el error máximo es de $\pm 0,15$ mm. Así, se considera que la red neuronal ha sido entrenada, y que los resultados pueden ser utilizados en la medición del entrehierro del sistema bobina placa.

VI. DESCRIPCIÓN DEL COMPORTAMIENTO DEL SENSOR

Al realizar las pruebas de funcionamiento del sensor indirecto, incluido el trabajo de la red neuronal, se observa que el sensor

actúa de manera adecuada cuando la corriente es menor a 200 mA. Para valores mayores de corriente, la salida del sensor resulta no ser un valor repetible, esto es, que al mismo valor de entrehierro, a una misma corriente, se obtienen valores de voltaje en el sensor diferentes. Con el fin de entender este comportamiento se adquieren datos de voltaje del sensor y entrehierro a 500 mA de corriente en la bobina. Se comienza con el entrehierro en cero, y se aumenta hasta 5 mm, y durante el desplazamiento se toman datos; luego se realiza el proceso en el sentido inverso. El resultado es que la curva recorre caminos distintos, lo cual se entiende como la histéresis del comportamiento. Este efecto es apreciable cuando el entrehierro es menor a 3 mm, como se presenta en la figura 6.

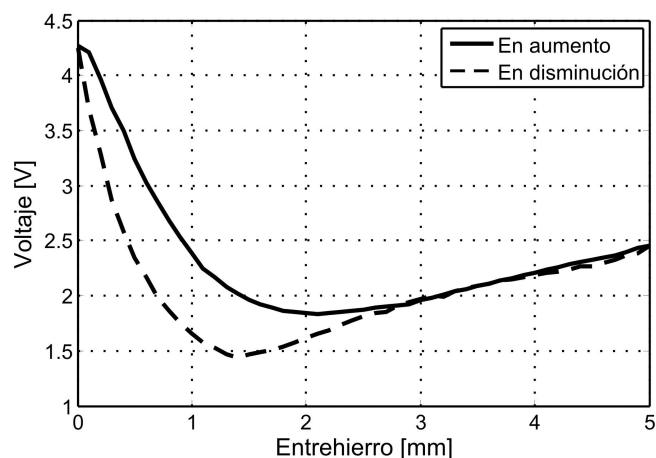


Figura 6. Histéresis en el núcleo de la bobina.

La histéresis implica que al mismo valor de entrehierro para una misma corriente, puedan obtenerse varios valores de voltaje de salida, en función de la historia de cambio del entrehierro. Además, la curva en la figura 6 no puede considerarse como una función matemática, puesto que no es inyectiva, por tanto no es invertible. Enseguida se repiten las mediciones presentadas en la figura 6, pero para corrientes distintas, de lo cual se llega a determinar que la diferencia más alta, entre el valor de entrehierro que el sensor debe indicar y el que en realidad entrega es de $\pm 0,7$ mm. También debe mencionarse que el efecto de la histéresis es despreciable para corrientes inferiores a 200 mA, rango en el cual el error por histéresis no supera $\pm 0,1$ mm.

La visualización de la posición se hace en Labview, por lo cual el resultado de la red neuronal, en Matlab, es retornado a Labview. En este último programa se permite al usuario establecer las condiciones de operación del sensor, tales como el intervalo de tiempo de muestreo de la tarjeta PCI de National Instruments, y el cambio de la visualización de la señal senoidal; asimismo el tipo de filtro, el orden y sus frecuencias de corte. También es posible ver en una curva el cambio de la posición en una ventana de 3 s, los cuales pueden ajustarse.

El propósito de la aplicación expuesta es que la salida del sensor indirecto sirva para cerrar el lazo de control del sistema

bobina-placa, para que este mantenga un valor de entrehierro, para ello no es suficiente con que el sensor indique la posición, sino que además esta señal debe darse en tiempo real, es decir, que el intervalo de tiempo desde que se adquiere una lectura de voltaje y corriente hasta que esta se traduce y puede ser utilizada como posición debe ser mucho menor a las constantes de tiempo del sistema a controlar. Un intervalo de tiempo estándar para el proceso de levitación magnética es 1 ms, ver [6], aunque se encuentran aplicaciones que llevan ese tiempo hasta los 2 ms, luego de lo cual no es posible corregir al sistema para mantenerlo en un valor estable, porque la señal de realimentación que se le da al controlador está desactualizada.

La constante de tiempo de la bobina es una característica desfavorable si se quiere utilizar el montaje expuesto en levitación, donde las bobinas tienen un valor de inductancia alto, en relación con la resistencia interna, por lo cual las constantes de tiempo, $5L/R$, son valores que pueden ser cercanos o mayores al segundo. Esto hace que el método de auto sensado no sea adecuado para el control de los sistemas de levitación magnética, por sí solo. El tiempo que tarda el voltaje de corrección del controlador en convertirse en un valor constante de corriente es sencillamente demasiado. Una solución a este inconveniente es utilizar un lazo de control sobre la corriente, como se expone en [4].

El tiempo de respuesta del sensor con el cual se experimenta es de 300 ms, de los cuales 100 ms se deben al procesamiento de los datos, incluido el filtro digital, 40 ms se deben a la tarjeta de captura y acondicionamiento y el resto se debe al transitorio de la bobina. Dependiendo de la constante de tiempo, el intervalo de muestreo puede llevarse hasta 150 ms; sin embargo, este tiempo puede ser reducido, por ejemplo, si se realiza toda la adecuación y la red neuronal en un solo programa.

VII. CONCLUSIONES

La red neuronal tipo perceptron multicapa recurrente es la adecuada para la aplicación, en la cual debe aprenderse un patrón con dos variables de entrada, de las cuales se almacenan y presentan como entradas adicionales los valores de cinco instantes anteriores. La mejor combinación se logra con 10 neuronas en la capa de entrada, 10 en la intermedia, y una de salida. En esta aplicación se llega a una precisión de 0,1 mm.

La variación de la inductancia, y por tanto de la medición indirecta, no solo depende de variaciones en la señal inyectada, sino que además es función del voltaje de control, utilizado para indicar el valor de fuerza en el sistema, el cual se traduce, primero, en corriente en la bobina. Es por esto que el sistema está caracterizado por una superficie, en lugar de ser una curva.

El método de auto sensado puede implementarse apropiadamente para la medición de entrehierro, de manera directa, cuando el tiempo de actualización requerido es superior

al que permite el transitorio de corriente. También, en levitación magnética, implementando un lazo de control de corriente, el cual hace que el tiempo de actualización disminuya hasta donde se considere necesario. El efecto de histéresis presentado por el sistema bobina placa, el cual es función de la corriente, genera errores en la medición de posición, lo cual impide la aplicación del sensor a corrientes superiores a 200 mA, en el caso de la bobina con que se realizan las mediciones en este artículo.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] Baranowski J., Pi'tek P., 2008. Nonlinear dynamical feedback for motion control of magnetic levitation system. En: 13th International Power Electronics and Motion Control Conference (EPE-PEMC 2008), pp. 1446-1453.
- [2] Chang-Liang Xia; Wei Chen, 2005. Sensorless control of brushless DC motors at low speed using neural networks. En: Machine Learning and Cybernetics. Proceedings of 2005 International Conference on, agosto, Vol. 2, pp. 1099 – 1103.
- [3] Hanson, B.M.; Brown, M.D.; Fisher, J., 2001. Self sensing: closed-loop estimation for a linear electromagnetic actuator. En: American Control Conference. Proceedings of the 2001. Volume 2, 25-27 Junio, vol. 2, pp. 1650 – 1655.
- [4] Kato Y., Yoshida T., Ohniwa K., y Miyashita O., 2005. A Self-Sensing Active Magnetic Bearing with Zero-Bias-Current Control. En: EpE2005 - Dresden, ISBN: 90-70815-08-5, pp. 1-9.
- [5] Krishnamurthy M., Chaddha N., y Fahimi B., 2006. Sensorless Estimation of Airgap in a Magnetically Levitated (MagLev) System. En: IEEE ISIE 2006, Julio 9-12, Montreal, Quebec, Canada, pp. 2566-2570.
- [6] Rairán, D., 2007. Análisis de sistemas dinámicos y control PID. Fondo de publicaciones de la Universidad Distrital Francisco José de Caldas, Primera edición, Bogotá D.C., pp. 357-412.
- [7] Rairán, D., 2003. Levitación magnética alternativa para el transporte de pasajeros. Fondo de Publicaciones Universidad Distrital Francisco José de Caldas, Bogotá D.C., pp. 13-19.
- [8] Shing-Jen W., Cheng-Tao W., and Yen-Chen C., 2008. Neural-Fuzzy Gap Control for a Current / Voltage-Controlled 1/4-Vehicle MagLev System. En: IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, Vol. 9, No. 1, Marzo, pp. 122-136.
- [9] Sivadasan K., 1996. Analysis of Self-Sensing Active Magnetic Bearings Working on Inductance Measurement Principle. En: IEEE Trans. Magn., Vol. 32, No. 2, pp. 329-334.
- [10] Ulbig A., Olaru S. y Dumur D., 2008. Explicit Model Predictive Control for a Magnetic Levitation System. En: 16th Mediterranean Conference on Control and Automation Congress Centre, Ajaccio, France. Junio 25-27, pp. 1544-1549.
- [11] Vischer D. y Bleuler H., 1993. Self-Sensing Active Magnetic Levitation. En: IEEE Trans. Magn., Vol. 29, No. 2, pp. 1276-1281.
- [12] Wolbank, T.M.; Vogelsberger, M.A.; Stumberger, R.; Mohagheghi, S.; Habetler, T.G.; Harley, R.G., 2007. Comparison of Neural Network Types and Learning Methods for Self Commissioning of Speed Sensorless Controlled Induction Machines. En: Power Electronics Specialists Conference. PESC 2007. IEEE, Junio 2007, pp 1955 – 1960.
- [13] Won-Sik Baik; Min-Huei Kim; Nam-Hun Kim; Dong-Hee Kim, 2004. Position sensorless control system of SRM using neural network. En: Power Electronics Specialists Conference. PESC 04. 2004 IEEE 35th Annual, junio 2004, Vol. 5, pp 3471 – 3475.
- [14] Yasuyuki S., Hisakazu N., Hitoshi K., Hirokazu N., 2007. Robust Nonlinear Adaptive Control for the Magnetic Levitation System. En: Mediterranean Conference on Control and Automation, July 27-29, 2007, Athens – Greece, pp. 1-6.

Universidad Nacional de Colombia Sede Medellín

Facultad de Minas

120 años 
TRABAJO Y RECTITUD



Misión

Ofrecer servicios de apoyo a la docencia en cuanto a la operación de computadores y del software adecuado con miras al desarrollo integral de los futuros ingenieros.

Visión

Avanzamos en la búsqueda de convertir el Laboratorio de Sistemas e Informática en una dependencia ágil, moderna, facilitadora de procesos y cambios, atenta a las necesidades de otras dependencias de la Universidad, cuya labor apoyamos y articulamos. Serviremos con dinamismo, amabilidad y efectividad a todos los integrantes de la comunidad universitaria y a la sociedad en general. Uniremos esfuerzos para construir un ambiente de trabajo cada vez más positivo que propicie la participación, la creatividad y el desarrollo profesional de los integrantes del equipo de trabajo. Propendemos por un Laboratorio como instrumento gestor y generador de proyectos de investigación sustentado en un equipo interdisciplinario de trabajo en torno a la informática aplicada a la ingeniería.

Cursos

- Lenguajes de Programación: Diseño de Páginas Web en ASP.NET con VB.NET, Programación Web PHP y MYSQL, MS-Visual Basic Básico y Avanzado, Java
- Generales: Latex, ARCGIS, MS -Office (Word, Excel y PowerPoint), Excel Financiero, Excel Avanzado, Mantenimiento de Hardware y Software Niveles I y II, MS -Access Básico, MS -Project Básico (Programación y Gerencia de Proyectos), AUTOCAD 2D Básico y 3D, Matlab, Moodle de Apoyo a los Procesos de Enseñanza y Aprendizaje.

Para mayor información, por favor comunicarse a los teléfonos: 4 255313, 4255312, 4255355. Calle 59A No. 63 – 020 Medellín (Colombia), Bloque M7, quinto piso.

Email: labsis@unalmed.edu.co

<http://xue.unalmed.edu.co/cursos>

