

Detección, identificación y clasificación de defectos usando RNA y un manipulador robótico de 2 G.L. (algoritmos Kohonen y MLP)^(*)

G. Barrera*, M.A. Fabián* y C.A. Ugalde*

Resumen

La técnica de inspección ultrasónica por inmersión ha tenido un desarrollo sostenido desde la década de los 80 y tiene muchas ventajas en comparación con la técnica de contacto. Se presenta una solución flexible y de bajo costo basada en instrumentación virtual para el control de un servomecanismo de exploración ultrasónica (manipulador), por la técnica de inmersión. El sistema desarrollado hace uso de un ordenador personal (PC), del sistema operativo Windows, de *software* de instrumentación virtual LabVIEW, de tarjetas de adquisición de datos (DAQ) y de una tarjeta GPIB. Como solución al problema de la detección, clasificación y evaluación de defectos se propone un sistema experto basado en la técnica de redes neuronales artificiales por medio de la interpretación de las señales acústicas (ecos) obtenidas por mediante la técnica de inspección ultrasónica de inmersión. Se proponen dos redes neuronales: Kohonen y Perceptron Multicapas (MLP). Estas técnicas permiten modelar procesos no lineales complejos con una gran exactitud. Tanto las operaciones de control del manipulador de 2 grados libertad, adquisición y tratamiento de los datos y la fase de entrenamiento de las redes se llevó a cabo en un ambiente de instrumentación virtual utilizando LabVIEW y DataEngine.

Palabras clave

Ultrasonido. Ensayo de inmersión. Manipulador robótico. Instrumentación virtual. Redes neuronales artificiales. Clasificación de defectos.

Detection, identification and classification of defects using ANN and a robotic manipulator of 2 G.L. (Kohonen and MLP algorithms)

Abstract

The ultrasonic inspection technique had a sustained growth since the 80's. It has several advantages, compared with the contact technique. A flexible and low cost solution is presented based on virtual instrumentation for the servomechanism (manipulator) control of the ultrasound inspection transducer in the immersion technique. The developed system uses a personal computer (PC), a Windows Operating System, Virtual Instrumentation Software, DAQ cards and a GPIB card. As a solution to detection, classification and evaluation of defects an Artificial Neuronal Networks technique is proposed. It consists of characterization and interpretation of acoustic signals (echoes) acquired by the immersion ultrasonic inspection technique. Two neuronal networks are proposed: Kohonen and Multilayer Perceptron (MLP). With this techniques non-linear complex processes can be modeled with great precision. The 2-degree of freedom manipulator control, the data acquisition and the net training have been carried out in a virtual instrument environment using LabVIEW and DataEngine.

Keywords

Ultrasound. Immersion test. Robotic manipulator. Virtual instrumentation. Artificial neuronal networks. Defects classification.

(*) Trabajo recibido el día 1 de Junio de 2001 y aceptado en su forma final el día 25 de marzo de 2002.

(*) Instituto de Investigaciones Metalúrgicas, Universidad Michoacana, Apt. Post. 888, Morelia, Mich. CP 58000, Teléfono: (52 4)316 8355, Fax: (52 4)316 7414, gbarrera@zeus.ccu.umich.mx

1. INTRODUCCIÓN

En la actualidad, es posible que cualquier clase de defecto encontrado en uniones soldadas o en cualquier otro tipo de pieza e identificado por medio de rayos X, también pueda ser detectado por medios ultrasónicos con ventajas significativas, siendo las de mayor impacto: reducción del tiempo de inspección, eliminación del riesgo por radiación, mayor confiabilidad, disminución de costos y aumento de la productividad. Los ensayos de evaluación de uniones soldadas por ultrasonido se llevan a cabo, comúnmente, por un operador humano, que desplaza, manualmente, un detector ultrasónico sobre la zona de interés. Las señales obtenidas se transfieren a la pantalla de un osciloscopio o a un monitor de ordenador, donde se evalúan por un técnico experto que toma la decisión sobre la aceptación o rechazo de la pieza inspeccionada en base a su experiencia y estándares ya establecidos.

El ensayo de ultrasonido por inmersión requiere de la manipulación automática de un transductor ultrasónico (Fig. 1). La estabilidad mecánica, la velocidad y la precisión con la que el manipulador pueda mover el transductor es muy importante ya que, al igual que en la inspección manual, una diferencia de menos de 1 mm en la distancia genera diferentes respuestas que pueden llevar a una evaluación errónea. Debido a que es indispensable mantener un acople constante entre la sonda ultrasónica y el material a analizar se suele sumergir en agua este último, logrando así un acople acústico uniforme.

El ensayo por inmersión se realiza, comúnmente, con auxilio de sistemas electromecánicos servocontrolados de al menos 2 grados de libertad (Eje X – Eje Y), que permiten realizar la exploración de forma uniforme y coordinada, siguiendo una trayectoria definida. Es necesario que el sistema posea

una buena repetibilidad, ya que es común explorar la muestra, repetidas veces, para permitir la comparación de resultados sucesivos.

Actualmente, existen sistemas completamente automáticos para la prueba de inmersión. Esto ha sido posible gracias al desarrollo de sistemas informáticos y a la electrónica asociada con el equipo de pruebas ultrasónicas (UT), materiales piezoeléctricos, control de sistemas y técnicas de procesamiento y despliegue de datos^[1]. Es frecuente la implementación en un PC y sistemas enclaustrados interconectados a través de puertos estándar o de ranuras de expansión. El *software* residente en el PC funciona como interfaz con el usuario y se encarga de recibir una deseada trayectoria a seguir, de generar puntos de consigna para el control del movimiento, de monitorear los valores de posición y velocidad, de presentar información gráfica y de sincronizar la exploración con la adquisición de datos ultrasónicos, empleando el bus GPIB o el puerto RS-232 para almacenamiento o tratamiento por técnicas de procesamiento digital de señales (DSP), que pueden ser en línea o posteriores a la exploración^[1-4].

Se define “sistema experto” como un conjunto de programas de computadora que puede convencerse de que su comportamiento es el que tendría un experto humano^[5]. Un sistema experto puede implementarse con cualquier combinación de las técnicas de la inteligencia artificial: redes neuronales artificiales (ANN's), sistemas de lógica difusa y/o algoritmos genéticos.

Las redes neuronales artificiales emulan el comportamiento de un sistema neuronal biológico por medio de *software* o de *hardware*. Estas redes pueden “aprender”, automáticamente, complejas relaciones entre datos, característica ésta que las hace muy útiles en el modelado de procesos para los cuales el modelado matemático es difícil o imposible de determinar como, por ejemplo, el reconocimiento de patrones.

Como una red neuronal artificial se basa en la organización del cerebro humano, está constituida por nodos o unidades (neuronas) que están unidas mediante conexiones. A cada conexión se le asigna un peso numérico. Los pesos constituyen el principal recurso de memoria de largo plazo en las redes neuronales artificiales y el aprendizaje, usualmente, se realiza con la actualización de tales pesos por medio de algoritmos. Así, una red neuronal artificial tiene, realmente, la capacidad de aprender puesto que los pesos no son programados. Algunas de las unidades están conectadas al ambiente

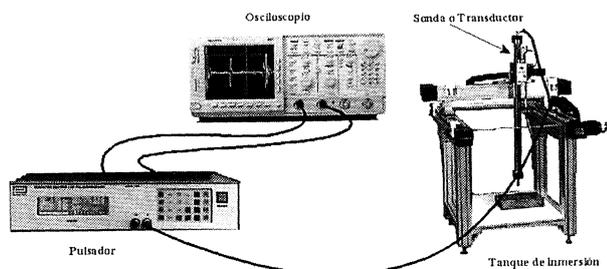


Figura 1. Inspección ultrasónica por el método de inmersión.

Figure 1. Ultrasound inspection by the immersion test method.

externo y son designadas, bien como unidades de entrada o, unidades de salida. Los pesos son modificados de manera tal que la conducta de entrada/salida de la red esté más acorde con la del ambiente que produce las entradas.

2. MANIPULADOR DE 2 GRADOS DE LIBERTAD

Se propone diseñar y construir un sistema que sea accesible para el usuario, es decir, un sistema sencillo de comprender y utilizar, flexible, económico y preciso. Por razones de disponibilidad de equipo (falta de tarjetas de control de movimiento, por ejemplo), se ha propuesto el desarrollo empleando un ordenador personal (PC) en ambiente del Sistema Operativo Windows 98, LabVIEW 5.0.1, 2 tarjetas tipo DAQ (Data Acquisition) y una tarjeta de bus GPIB (estos tres últimos con conexión a ranuras de expansión tipo ISA). En la figura 2 se muestra la distribución del *hardware* propuesto para un solo grado de libertad. La descripción de cada una de las partes se trata a continuación:

Husillo de accionamiento mecánico y carga mecánica: Se utilizó un husillo de accionamiento mecánico para transformar el movimiento rotacional a lineal, ya que éste no presenta retroimpulso y mantiene la carga en su lugar sin aplicar frenado. El tamaño de paso es de 3 mm/revolución. La carga mecánica está constituida por el soporte del mecanismo y la sonda ultrasónica.

Tren de engranajes: Para incrementar la resolución en el movimiento y el torque, se empleó un reductor de relación 1:75. (Link Aviation, Inc., Binghamton, N. J.)

Motor de CD: Se utilizó un motor de CD (Hitachi DO4A191E) de imán permanente de 24 VCD, 5W y una velocidad de 10.000 rpm.

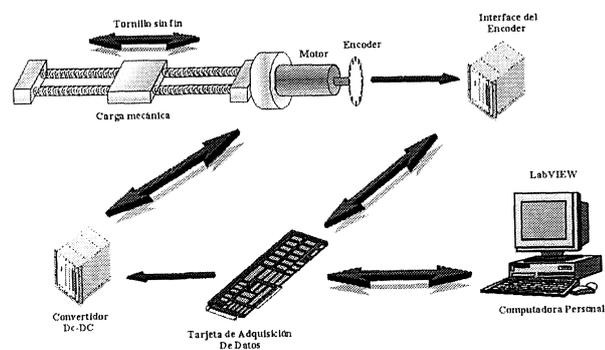


Figura 2. Hardware propuesto para un grado de libertad.

Figure 2. Proposed hardware for one degree of freedom.

Rev. Metal. Madrid 38 (2002) 163-172

165

Codificador: Es un codificador incremental de cuadratura de tipo magnético acoplado al motor con una resolución de 99 pulsos/revolución.

Interfase del codificador: Consta del circuito integrado LS7084 (LSI/SCI, Melville, New Jersey) que contiene un filtro de *backlash* y *jitter*, además de una salida que indica la dirección de giro del motor por medio de un BIT. Otra característica es que permite incrementar la resolución del codificador en cuatro veces (modo X4), incrementando la resolución a 396 pulsos/revolución.

Convertidor DC-DC: Consta de un puente H en circuito integrado (LMD18200, National Semiconductors) configurado en modo signo/magnitud, posee capacidad de control en 4 cuadrantes a un máximo de 55 V y 3A; los conmutadores son MOSFETS de baja RDS_{ON} y cuentan con protecciones contra subvoltaje, disparo cruzado, sobrecorriente y sobrecalentamiento, haciendo al sistema robusto, más sencillo y rápido de implementar y más económico al incluir todo en un solo circuito integrado (I.C.).

Ordenador personal: Se utilizó un PC con procesador Pentium a 150 MHz con 3 ranuras ISA.

Tarjeta de adquisición de datos: Las tarjetas se conectan a un bus ISA de 16 bits; éstas poseen capacidades de transferencia DMA de hasta 10 Mb/s. Se empleó una tarjeta por cada grado de libertad (AT-MIO 64F5 y AT-MIO 16F5, National Instruments). Cada una de ellas posee entradas/salidas analógicas y digitales, así como contadores/temporizadores de 16 bits. Estos últimos pueden utilizarse para aplicaciones tales como síntesis de frecuencia programable, generación de ondas de alta precisión con ciclo de trabajo programable, conteo de eventos, conteo de frecuencias, etc.^[6-8].

Para la medición de posición y velocidad, así como para el envío de las señales de control hacia el convertidor CD-CD, únicamente se emplearon líneas digitales y contadores/temporizadores. En la figura 3 se muestra la configuración de los dos contadores correspondientes a un solo eje y, por lo tanto, a una sola tarjeta DAQ. Uno de ellos se ha configurado como contador de pulsos mientras que el otro se ha configurado como generador de la señal PWM a una frecuencia de 20 KHz, donde el ciclo de trabajo calculado por el algoritmo PID se sintetiza a partir de una base de tiempos de 5 MHz que también se extrae de la tarjeta. Se logró un ciclo de trabajo mínimo del 0,4 %, dando un total de 250 pasos disponibles para el control. La dirección de giro adecuada también se determina por el

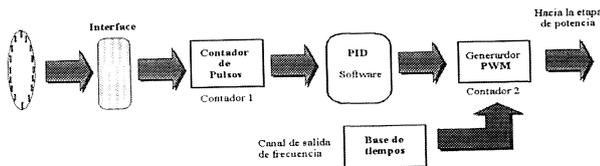


Figura 3. Configuración de los 2 contadores correspondientes a un solo eje y por lo tanto a una sola tarjeta DAQ.

Figure 3. Two counters configuration, belonging to a single axis and therefore to a single DAQ card.

algoritmo PID y se lleva al convertidor CD-CD por medio de una línea digital, haciendo el control de tipo signo/magnitud. Gracias a ello se tienen 250 pasos para el giro en una dirección y 250 para el giro en la dirección contraria.

2.1. Software del manipulador

El programa desarrollado, basado en un ambiente de instrumentación virtual, lee los valores de posición, determina la velocidad y controla ambas variables por medio de un controlador tipo PID para cada grado de libertad. Se han incluido, además, rutinas de generación de trayectorias coordinadas con restricciones de tiempo y de lectura de señales ultrasónicas, a través del bus GPIB. En la figura 4 se muestra cómo está estructurado el programa para un grado de libertad. La trayectoria deseada para la exploración ultrasónica se introduce en la computadora como puntos cartesianos conectados por líneas rectas. El programa convierte estas instruc-

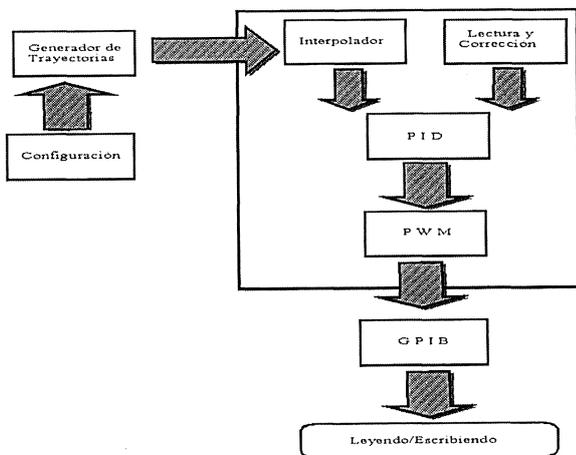


Figura 4. Estructura del programa (software) para un grado de libertad.

Figure 4. Program structure (software) for each degree of freedom.

ciones de desplazamiento, expresadas en milímetros, a puntos de consigna expresados en cantidad de pulsos a leer del codificador por medio de la expresión (1):

$$\text{Pulsos} = \frac{\text{desplazamiento}(\text{mm}) \cdot 396 \text{ pulsos / rev} \cdot 75}{3 \text{ mm / rev}} \quad (1)$$

La resolución mínima corresponde a la lectura de un solo pulso. De acuerdo a la ecuación anterior, esto equivale a un desplazamiento de 0,0001 mm (100 nm). Los desplazamientos se realizan entre cada dos puntos sucesivos siguiendo un perfil trapezoidal de velocidad que asegura la suavidad del movimiento y restringe el tiempo de ejecución para lograr el movimiento coordinado de ambos ejes. El perfil trapezoidal se divide en tres tramos:

- Tramo 1: Aceleración constante, velocidad variable .
- Tramo 2: Aceleración cero y velocidad constante.
- Tramo 3: Desaceleración constante y velocidad variable.

2.2. Control PID del manipulador

Para el control de posición se desea un sobretiro bajo para evitar velocidades y aceleraciones bruscas, un error de estado estable de cero, una operación estable aún en presencia de perturbaciones y un tiempo de establecimiento reducido para asegurar la continuidad de la trayectoria. Estos requerimientos son cubiertos por las acciones P, I y D. El algoritmo se implementó por medio de una de las utilerías o herramientas de PID de LabVIEW, cuyas características son: transición auto/manual no abrupta, filtraje de la Variable del Proceso (VP), cálculo de error integral y derivativo, límite de salida, *antiwindup*, inclusión de un factor de no linealidad y reducción de sobretiro del SP^[9]. La sintonización de los parámetros de control se realizó manualmente empleando los métodos heurísticos de Ziegler-Nichols^[9-11] a lazo cerrado. Por este medio se determinó que un lazo de control de 48 a 83,3 Hz da resultados excelentes, optando por el último por ser el más estable (12 ms).

2.2.1. Modulación del Ancho de Pulso

(PWM, por sus siglas en inglés). Este VI recibe la señal de control del PID, escalada de 0 a 1, haciendo la transferencia directa para el valor de

ciclo de trabajo adecuado. Adicionalmente, recibe el comando de la dirección de giro adecuada, que se aplica al convertidor DC-DC a través de una línea digital.

2.2.2. GPIB

Todas las operaciones anteriores se ejecutan por cada movimiento punto a punto del manipulador. Una vez concluida cada operación, se detiene el movimiento saliendo del lazo de control y se realiza la comunicación con el osciloscopio a través del bus GPIB para obtener la información ultrasónica del espécimen. El tiempo consumido aquí es apreciable pero no afecta la posición, puesto que una vez ubicada la sonda en el punto de interés no se desplazará gracias a que el tornillo sin fin no presenta retroimpulso.

2.2.3. Lectura y almacenamiento

Las señales ultrasónicas provenientes del osciloscopio se leen y almacenan en el disco duro del ordenador. Una vez hecho esto, se ejecuta el siguiente movimiento del manipulador, iterativamente, hasta concluir la trayectoria deseada. La interpretación y análisis de las señales se realiza fuera de línea debido a las restricciones de la capacidad de cómputo.

El sistema desarrollado opera automáticamente con una mínima intervención del operador. El programa implementado elige los tiempos mínimos de inspección con movimiento coordinado en base a las restricciones mecánicas del sistema, optimizando así su operación. Adicionalmente, se implementaron rutinas de informes de errores y diagnóstico de los componentes del sistema, antes de iniciar las pruebas. Es posible realizar la exploración con desplazamientos, desde 0,1 hasta 180 mm, a una velocidad mínima de 2,4 cm/min y máxima de 21 cm/min. El control presenta un funcionamiento suave, silencioso, con un sobretiro que no excede el 40 %, estable y con un error, para desplazamientos de 0,1 a 0,5 mm, de un máximo de 0,02 mm; mientras que para desplazamientos mayores, éste es de, sólo, 0,01 mm.

2.3. Sistemas expertos

En los últimos años se ha consolidado una nueva técnica que imita tanto la forma de razonar del ser humano como la forma en que éste toma decisiones; esta técnica se conoce como "diseño de siste-

mas expertos o sistemas inteligentes"^[12]. Esta técnica consiste en trasladar la experiencia de un maestro o experto humano a un modelo matemático que aprende el conocimiento y la experiencia de dicho experto. Este esquema incorpora la forma de tomar decisiones del experto para una serie de situaciones que se pudieran presentar en la vida real en el sistema bajo estudio. Las áreas del conocimiento humano implicadas en el presente trabajo tienen que ver con redes neuronales. La mayor justificación del uso de las redes neuronales artificiales (RNA) es su habilidad para "ver" y "aprender" relaciones en conjuntos de datos complejos que no pueden ser fácilmente percibidos por humanos. El proceso de aprendizaje de las RNA puede dividirse en: supervisado, no supervisado (auto-organizado) y estocástico. En la primera categoría, la red más utilizada se conoce como Perceptron Multicapas^[12] con regla de retro-propagación. Este tipo de red requiere de grandes tiempos de aprendizaje pero puede ser más exacto.

En la segunda categoría, mapas de características autoorganizados, existe una red muy popular conocida como Kohonen^[12]. Este método es rápido aunque relativamente inexacto. Los métodos de aprendizaje estocásticos emplean procesos aleatorios y distribuciones probabilísticas para minimizar adecuadamente el error de la red.

3. EXPERIMENTACIÓN

Para simular los defectos se utilizaron bloques de acero (AISI 1018), a los que se practicaron una serie de taladros en diferentes partes. Se utilizaron cinco diferentes diámetros para simular los defectos: 3,18, 2,78, 2,38, 1,98, y 1,59 mm. Las perforaciones se hicieron a diferentes profundidades, medidas a partir de la superficie de inspección. Dada la resolución del manipulador, se pudieron tomar hasta 6 muestras en cada taladro. Así mismo, se tomaron ecos de diferentes zonas ausentes de taladros, con el doble propósito de tener una referencia de la magnitud de ecos con y sin defectos. Con esto, se formó una base de datos de 900 ecos ultrasónicos que se usaron, también, para el cálculo de la velocidad del sonido en los bloques de acero correspondientes. Adicionalmente, se obtuvieron otros 75 ecos, que no formaron parte del conjunto de entrenamiento, pero que se utilizaron a su vez como el conjunto de datos para la fase de clasificación. Es importante mencionar que los datos fueron almacenados en los archivos en forma binaria.

Las mediciones ultrasónicas se llevaron a cabo con el método de pulso-eco en combinación con la técnica de inmersión, como se ilustra en la figura 5. Se utilizó para el experimento un PC a 150 MHz, un osciloscopio digital Tektronix, modelo TDS220, un pulsador Panametrics 5800PR y una sonda ultrasónica Panametrics modelo V309. La sonda se colocó a 5,64 mm de la superficie de la pieza a explorar y la frecuencia del pulso ultrasónico fue de 5 MHz.

Para la captura, tratamiento y análisis de las señales digitalizadas de los ecos se escribieron los programas en un lenguaje de programación gráfico conocido como G. Los programas escritos en este lenguaje se conocen como instrumentos virtuales (VI's) que simulan dispositivos o instrumentos físicos que adquieren y analizan señales eléctricas. En este mismo ambiente de instrumentación virtual se diseñaron las interfases para el diseño y entrenamiento de las redes neuronales a través de una herramienta conocida como DataEngine^[13]. En la figura 6 se muestra parte del diagrama del diseño de una red tipo Kohonen.

3.1. Diseño de las redes Kohonen y Perceptron Multicapas

La selección de los datos de entrenamiento o patrones es un aspecto muy importante para la fase de entrenamiento, ya que dichos patrones son las

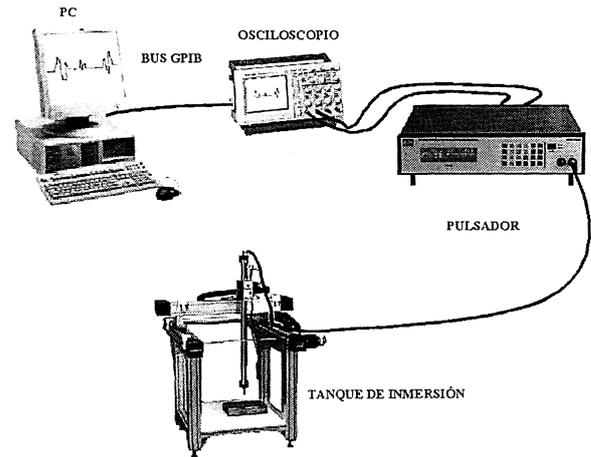


Figura 5. Esquema experimental utilizado en los ensayos de ultrasonido por inmersión.

Figure 5. Experimental setup used in the ultrasound immersion tests.

características de los objetos a clasificar y, éstas, dependen del fenómeno en cuestión. La extracción de características (procesamiento de la señal) es uno de los tópicos más importantes en la investigación del procesamiento de datos, ya que se ha demostrado que la selección sistemática de las características significativas del fenómeno es mucho más importante que la elección de la red neuronal o algoritmo clasificador a utilizar^[14].

Para extraer el conjunto óptimo de características de los datos se determinaron, en primer lugar,

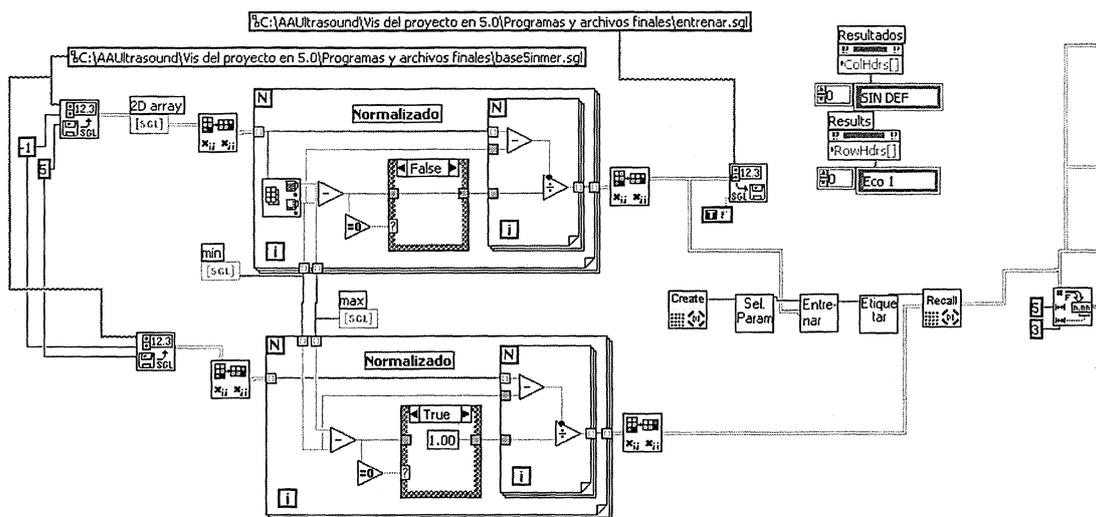


Figura 6. Sección del programa (lenguaje G) para el entrenamiento de una red neuronal artificial tipo Kohonen.

Figure 6. Program section (G language) for the Kohonen artificial neural network training.

las posibles que podrían formar parte de dicho conjunto y, entre otras, se consideraron las siguientes:

- Integral del eco ultrasónico.
- Número de líneas que sobrepasan un límite (una amplitud mínima).
- Pico de frecuencia.
- Distorsión armónica total.
- Desviación estándar.
- Coeficiente de atenuación.
- Pendiente de la envolvente.
- Integral del eco procesado mediante la transformada ondeleta (*wavelet*).

Después de realizar varias pruebas con los subconjuntos, se determinó que las características que presentaron el mejor desempeño en ambas redes (Kohonen y MLP), para los ecos obtenidos mediante acople por inmersión, fueron:

- Integral del eco ultrasónico.
- Distorsión armónica total.
- Coeficiente de atenuación.
- Pendiente de la envolvente.
- Integral del eco procesado mediante la transformada ondeleta.

3.3.1. Diseño de la Red Kohonen

Para el proceso de clasificación se decidió que se implementarían dos maneras de llevar a cabo esta operación. En la primera se clasificarían los ecos en 2 categorías: señal con defecto o señal sin defecto. En la segunda se clasificarían en 6 categorías: sin defecto y las señales correspondientes a los 5 diámetros de los taladros ensayados. Dado que, como se mencionó anteriormente, se extrajeron 5 características a los datos entonces, la capa de entrada cuenta con 5 neuronas. Para la clasificación en 2 categorías, después de ver el desempeño de la red con diferentes combinaciones para cada dimensión, el mejor desempeño se obtuvo con 11 neuronas en la primera dimensión y con 13 en la segunda. La clasificación en seis categorías también se logró con un sistema de 11×13 neuronas. Los parámetros con los que la red obtuvo su mejor desempeño fueron:

- Orden de presentación: secuencial.
- Razón de aprendizaje inicial: 0,98.
- Factor de razón de aprendizaje: 0,8.
- Radio de aprendizaje inicial: 2,00.
- Factor de radio de aprendizaje: 0,8.

3.1.2. Diseño de la red Perceptron Multicapas (MLP)

El número de neuronas de la capa de entrada debe ser igual al número de características del problema. Para este caso, el número de neuronas fue de 5, mientras que la capa de salida para la clasificación en dos categorías contiene 2 neuronas y para la clasificación en 6 categorías contiene 6 neuronas. Después de analizar el problema a resolver, y con base en la bibliografía consultada^[13], se determinó que con una sola capa oculta es suficiente para realizar la clasificación en 2 categorías, con solo 2 neuronas en la capa oculta, debido a la sencillez del problema; no así para la clasificación en 6 categorías, para lo que se debió implementar una red con 2 capas ocultas. El número de neuronas en las capas ocultas son: 11 en la primera capa y 8 en la segunda (Fig. 7).

En cuanto a las funciones de activación, para la clasificación en dos categorías, la capa de entrada tiene una función lineal, la capa oculta una función tangencial hiperbólica y la capa de salida una función sigmoideal. Para la clasificación en 6 categorías, la capa de entrada tiene una función lineal, la primera capa oculta una función tangencial hiperbólica, la segunda oculta una función lineal y la capa de salida una función sigmoideal. Los parámetros necesarios en esta red que presentaron mejores resultados^[13] son:

- Método de aprendizaje: Retropropagación con momento y decaimiento.
- Estrategia de aprendizaje: Regla Delta en un solo paso.

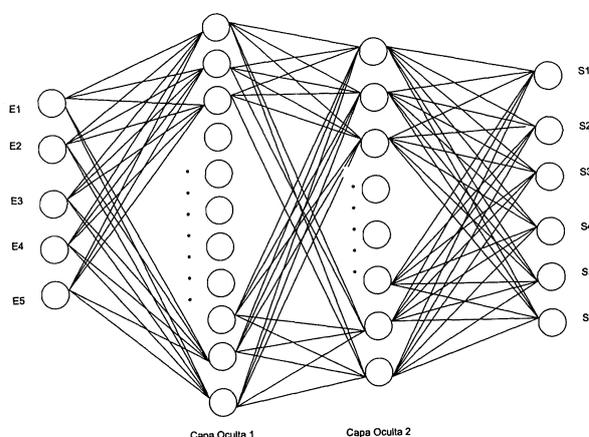


Figura 7. Estructura de la red neuronal artificial tipo MLP, clasificación para 6 categorías.

Figure 7. MLP artificial neuronal network structure, 6 categories classification.

- Razón de aprendizaje: 0,1.
- Orden de presentación: aleatoria.
- Máximo error de entrenamiento: 0,010.
- Número de épocas: 2.500.
- Momento: 0,1.
- Decaimiento: 0,999999.

Para que la red sea debidamente entrenada, es necesario tener un número mínimo de datos para entrenamiento, de acuerdo a la fórmula^[13]:

$$\text{Número de pesos} = \sum_{i=1}^{N-1} (n_i \cdot n_{i+1}) \quad (2)$$

donde N es el número de capas y n_i es el número de neuronas en la capa i .

El número de datos adecuado se obtiene duplicando, al menos, el número de pesos, pero es más recomendable tener cuatro veces este número. Se verificó que el número de datos para entrenamiento fuera el adecuado. Para el caso de la clasificación en 2 categorías se tienen: 5 neuronas en la capa de entrada, 2 en la capa oculta y 2 en la capa de salida, entonces:

$$\text{Número de pesos} = (5 \cdot 2) + (2 \cdot 2) = 14$$

Para el caso de la clasificación en 6 categorías se tienen: 5 neuronas en la capa de entrada, 11 en la primera capa oculta, 8 en la segunda capa oculta y 6 en la capa de salida, entonces:

$$\text{Número de pesos} = (5 \cdot 11) + (11 \cdot 8) + (8 \cdot 6) = 191$$

La cantidad de ecos para entrenamiento obtenida (900) demostró ser más que suficiente para el entrenamiento de la red en ambos casos.

4. INTERPRETACIÓN Y DISCUSIÓN DE RESULTADOS

Las redes neuronales usadas se programaron de tal manera que pueden entrenarse para cualquier tamaño de orificio, para cualquier otro tipo de discontinuidad e, inclusive, para cualquier otro tipo de material que se requiera, sin hacerles cambios significativos. Solo se deberá realizar la base de datos correspondiente para entrenar a la red con esa información y, de ser necesario, hacer algunos pequeños ajustes (como especificar el número de características del nuevo conjunto seleccionado) para el buen desempeño de la misma. Ambas redes realizan la evaluación de forma automática y el operador sólo proporciona, como único dato, el espesor de la pieza. Presentan la característica de que cuando detectan una discontinuidad, además de especificar el diámetro de la misma, proporcionan su localización, con respecto a la pared posterior de la pieza. Una propiedad de la red MLP es su capacidad de especificar si un eco no pertenece a ninguna de las clases predeterminadas, la cual no es posible implementar con una red Kohonen debido al algoritmo del cual hace uso.

Una de las facilidades que se incorporaron a las redes neuronales entrenadas fue la habilidad, no solo de clasificar, sino además de pronosticar la ubicación (profundidad respecto a la pared posterior del bloque analizado). Aquí se presentaron ligeras variaciones entre la localización real de la discontinuidad y la calculada por el sistema desarrollado, debidas principalmente a fallos en el diseño del manipulador ya que se detectaron variaciones respecto a la horizontal de hasta 5 mm, en la base de la misma. También se detectaron pequeñas vibraciones producidas por la inestabilidad del marco en el eje Y. Un ejemplo de estas variaciones se muestra en la tabla I. Aún así la predicción es bastante aceptable.

Tabla I. Variaciones entre la localización real del defecto y la calculada por la RNA

Table I. Variations between the actual defect position and the RNA calculated one

Archivo	Clases	Real (mm)	Calculada (mm)	Clase real	Clase calculada
P1		15,7	15,5348	Con discontinuidad	Con discontinuidad
P16	2	20,0	20,124	Con discontinuidad	Con discontinuidad
P27		-	-	Sin discontinuidad	Sin discontinuidad
P1		15,7	15,5348	D 2,381	D 2,381
P16	6	20,0	20,124	D 1,984	D 1,984
P27		-	-	Sin discontinuidad	Sin discontinuidad

Como se mencionó anteriormente la clasificación de los 74 ecos ultrasónicos obtenidos por inmersión se realizó de dos maneras:

- En 2 clases: sin discontinuidad y con discontinuidad.
- En 6 clases: sin discontinuidad y en los 5 diámetros mencionados con anterioridad.

Los resultados obtenidos para la fase de clasificación, es decir, para caracterizar el defecto, se presentan a continuación. En las tablas II y III se muestran algunos de los resultados de la clasificación en 2 categorías, tanto por la red tipo Kohonen como por la MLP. Como se puede ver, existen diferencias en la forma de clasificar de las 2 redes.

Tabla II. Resultados de la red Kohonen para la clasificación en 2 categorías, en el ensayo por inmersión

Table II. Results of the Kohonen network for the 2 categories classification in the immersion test

Archivo	Detección de discontinuidades
A1	Una
A20	No se detectan
A3	Una
A14	Una
A15	No se detectan
A6	Una
A7	Una
A8	Una
A9	Una
A10	No se detectan

Tabla III. Resultados de la red MLP para la clasificación en 2 categorías, en el ensayo por inmersión

Table III. Results of the MLP network for the 2 categories classification in the immersion test

Archivo	Detección de discontinuidades
A1	Una
A20	No se detectan
A3	Una
A14	Una
A15	No se detectan
A6	Una
A7	Una
A8	Una
A9	No se detectan
A10	Una

En el caso de la clasificación de 6 categorías, los resultados arrojados por ambas redes, Kohonen y MLP, se muestran en las tablas IV y V respectivamente.

Los porcentajes de clasificación correcta en ambos tipos de redes se muestran en la tabla VI. Aquí, podemos observar que la red Kohonen se entrenó con el mismo número de neuronas para

Tabla IV. Resultados de la red Kohonen para la clasificación en 6 categorías en la prueba por inmersión

Table IV. Results of the Kohonen network for the 6 categories classification in the immersion test

Archivo	Distancia de la pared posterior de la pieza a la que está situada una discontinuidad de 2,38 mm de diámetro (mm)
C1	15,53
C2	12,71
C3	7,66
C4	18,22
C5	22,53
C6	19,40
C7	17,02
C8	9,97
C9	23,76
C10	17,54

Tabla V. Resultados de la red MLP para la clasificación en 6 categorías en la prueba por inmersión

Table V. Results of the MLP network for the 6 categories classification in the immersion test

Archivo	Distancia de la pared posterior de la pieza a la que está situada una discontinuidad de 2,38 mm de diámetro (mm)
C1	15,53
C2	12,71
C3	7,66
C4	18,22
C5	No se pudo clasificar
C6	19,40
C7	17,02
C8	No se pudo clasificar
C9	23,76
C10	17,54

Tabla VI. Resumen del número de neuronas empleadas por modelo de la RNA y porcentaje de clasificación correcta del ensayo de inmersión

Table VI. Number of neurons used by the RNA model, and percentage of correct classification in the immersion test

Tipo de Red	Clases	Neuronas entrada	Dimensión		C. Oculta		Neuronas salida	% Clasificación Correcta
			1ª	2ª	1	2		
KOHONEN	2	5	11	13			2	98,7
	6	5	11	13			6	92
MLP	2	5			2	0	2	100
	6	5			11	8	6	86,5

clasificar en 2 y en 6 clases y obtener un buen resultado. En cambio, no sucedió lo mismo en la red MLP, ya que en ésta se pudo disminuir la arquitectura de la red para la clasificación en 2 clases, lo cual demuestra que, para resolver un problema sencillo, la MLP lo hace con una arquitectura muy inferior a la que necesita la Kohonen para el mismo problema.

5. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

- El sistema experto desarrollado detecta y clasifica discontinuidades encontradas en piezas de acero, por medio de la técnica Redes Neuronales Artificiales.
- El sistema es flexible, de forma que puede ser modificado y/o escalado sin realizarle cambios significativos.
- Para obtener una buena clasificación, es más importante elegir las características adecuadas que el clasificador a usar.
- Los datos para el entrenamiento deben elegirse de tal manera que sean suficientes y representativos del problema a clasificar.
- Incrementando la cantidad de ejemplos de entrenamiento la red encuentra una solución más general al problema.

Se propone, para etapas posteriores, realizar bases de datos de más tipos de discontinuidades y de varios materiales para tener un sistema experto más universal. Se recomienda, además, realizar un algoritmo de optimización de la arquitectura de las redes neuronales, por medio de alguna técnica para este propósito, como son la combinación de redes neuronales y lógica difusa o borrosa.

REFERENCIAS

- [1] A. TANARRO y F. FERNANDEZ, *The NDT NET Online Journal*, 3, 11 (1998) p. web.
- [2] A. IBAÑEZ, *The NDT NET Online Journal*, 2, 11 (1997) p. web.
- [3] W.R. MCDEARMAN, *Proc. 9th Symposium on Nondestructive Evaluation*, San Antonio, Texas, EE.UU., 1973.
- [4] L. UDPA, R. POLIKAR, P. RAMUHALLI, L. UDPA y S. S. UDPA, *2nd International Conference on NDE in Relation to Structural Integrity for Nuclear and Pressurized Components*, New Orleans, Louisiana, EE.UU., 2000.
- [5] S. RUSSELL y P. NORVING, *Inteligencia artificial: un enfoque moderno*, Prentice Hall, México D.F., 1996.
- [6] NATIONAL INSTRUMENTS CORP., *LabVIEW data acquisition, VI Reference Manual*, 1996,
- [7] NATIONAL INSTRUMENTS CORP., *AT-MIO 64F5, User Manual*, 1993.
- [8] NATIONAL INSTRUMENTS CORP., *AT-MIO 16F5, User Manual*, 1994.
- [9] NATIONAL INSTRUMENTS CORP., *PID control toolkit for G, Reference Manual*, 1998.
- [10] MATHWORKS INC., *Control Systems Toolbox, v.4., Reference Manual.* 1997.
- [11] P.B. DESHPANDE y R.H. ASH, *Computer Process Control, with Advanced Control Applications*, 2nd ed., Instrument Society of America, 1988, pp. 20-28.
- [12] P.H. WINSTON, *Inteligencia artificial*, 3ª ed., Addison-Wesley Iberoamericana, 1994.
- [13] MANAGEMENT INTELLIGENTER TECHNOLOGIEN GMBH, *DATAENGINE, Data Mining by Intelligent Data Analysis, Manuals and Tutorials*, <http://www.mitgmbh.de>
- [14] G. SCHMITZ et al., *IEEE Trans. Ultrasonics, Ferroelectrics Frequency Control*, 46, 1 (1999).