

Control de Calidad de Piezas Cerámicas por Medio de Análisis de Vibraciones y Redes Neuronales Artificiales

Quality Control of Ceramic Pieces by Means of Vibration Analysis and Artificial Neuronal Networks

Gerardo Barrera C¹, Guillermo Carreón¹ G. y Alberto Ruiz M²

Instituto de Investigaciones Metalúrgicas, Universidad Michoacana

Apartado. Postal 888, Morelia, Michoacán. CP 58000

Teléfono 443 322 3500, Ext. 4007, fax: 443 316 8355

e-mail: gbarrera, carreon¹{@zeus.umich.mx}, lruizq@jupiter.umich.mx²

Artículo recibido en febrero 02, 2004; aceptado en noviembre 11, 2004

Resumen

El principal objetivo del presente trabajo es encontrar una técnica rápida, sencilla y confiable de diagnóstico para detectar fisuras internas o externas de piezas cerámicas utilizando como herramienta de clasificación redes neuronales artificiales. La metodología propuesta esta orientada principalmente a mosaicos cerámicos. Se utiliza como instrumento transductor para detectar las vibraciones mecánicas un acelerómetro del tipo piezoelectrónico. La señal eléctrica (analógica) generada por el transductor, la cual es directamente proporcional a la magnitud de la vibración, es digitalizada por medio de una tarjeta tipo DAQ. La fase de adquisición de datos, acondicionamiento, procesamiento de la señal, entrenamiento de las redes neuronales, así como la fase de clasificación se lleva a cabo utilizando el lenguaje de programación G. El sistema esta diseñado bajo plataforma de Windows® 2000 e Instrumentación Virtual. Para el proceso de clasificación se proponen dos algoritmos: Kohonen y Fuzzy C Means.

Palabras clave: Control de calidad, Cerámicos, Transductores, Conversión de señales A/D, Transformada Rápida de Fourier, Redes Neuronales Artificiales, Instrumentación Virtual.

Abstract

The main purpose of this work is to find a fast and reliable diagnostic technique, for detection of internal or external cracks on ceramic specimens. This technique uses artificial neuronal networks (ANN) as a classification tool. The proposed methodology is mainly oriented to ceramic mosaics. A piezoelectric type accelerometer was used to detect the mechanical vibration and convert it to an electrical signal. The detected signal was digitized using a DAQ card. All the stages: data acquisition, signal conditioning, signal processing and neuronal networks training were carried out using G program language routines. The designed system runs under Windows® 2000 platform and virtual instrumentation. To do the classification process the proposed algorithms are Kohonen and Fuzzy C Means.

Keywords: Quality control, ceramics, transducers, A/D signal conversion, Fourier rapid transform, artificial neuronal networks, virtual instrumentation

1 Introducción

Las propiedades mecánicas de cualquier material determinan sus limitaciones para aplicaciones estructurales en donde se requiere que el material soporte una carga, sean resistentes al desgaste, etc. Tal es el caso de los mosaicos o losetas cerámicas los cuales tienen no solo que ser resistentes al desgaste e impacto sino que deben de soportar cargas puntuales en algunos casos muy altos. Para hacer una selección juiciosa del material para tal aplicación, es útil entender la terminología de las propiedades mecánicas, la teoría y el ensayo que hay que hacer para obtener los datos de una propiedad específica para el material candidato.

Todos los materiales se deforman cuando se les aplica algún tipo de esfuerzo. Si el esfuerzo es lo suficientemente pequeño, o el período de tiempo es muy corto, la deformación desaparece cuando se retira el esfuerzo. La deformación que se ha recuperado se conoce como deformación elástica y al esfuerzo se le conoce como esfuerzo elástico.

Cuando se aplican esfuerzos excesivos se producen desplazamientos atómicos permanentes y entonces se produce una deformación permanente o deformación plástica¹. Este tipo de deformación no es muy común en los materiales cerámicos ya que éstos presentan módulos de elasticidad mayores que otros materiales, lo cual no es sorprendente, ya que el módulo de elasticidad es un índice de la resistencia de los enlaces interatómicos, otros indicadores de la resistencia de éstos enlaces son la temperatura de fusión y la dureza.

Como el fenómeno de fractura, es por si solo muy complejo y no ha sido claramente entendido en todos los detalles así se trate del material más simple. Hasta la fecha aún no se tiene una respuesta satisfactoria de los efectos de la composición y la microestructura sobre el comportamiento mecánico.

Los cerámicos con una orientación de granos al azar y los vidrios son considerados como isotrópicos con respecto al Módulo de Young y en aquellos cerámicos que presentan textura microestructural este modulo varía de acuerdo a la orientación. Se ha encontrado además que las propiedades elásticas de los materiales cerámicos dependen principalmente de su composición y porosidad.

Una muestra puesta a vibrar con una frecuencia ν empezará a vibrar sólo a su frecuencia de resonancia ν_0 donde la amplitud es máxima. Esta frecuencia de resonancia depende de las dimensiones de la muestra, su densidad y el módulo de elasticidad.

Esto quiere decir que para un mosaico, loseta o azulejo que tiene una dimensión estandarizada, una composición bien definida, así como una densidad definida por las presiones ejercidas en el proceso de conformado y de quema subsecuentes presentará una resonancia característica y por lo tanto vibrará a dicha frecuencia de resonancia.

De cambiar alguna de las características antes mencionadas, como por ejemplo dimensión o la densidad a la misma frecuencia de resonancia el patrón de vibraciones será necesariamente diferente.

El módulo dinámico de elasticidad E_d puede ser derivado de la ecuación de onda básica, para la propagación de una onda elástica longitudinal en un medio elástico; y su modificación para cuando se utilizan mediciones de frecuencia de resonancia de ondas elásticas decayendo en un medio elástico

$$E = \rho v = \rho(f\lambda)^2 \quad (1)$$

En donde ρ es la densidad del medio, v es la velocidad de la onda, f la frecuencia de resonancia y λ la longitud de la onda.

Mediante la utilización de métodos dinámicos para analizar los modos de vibración de los materiales es posible no solo conocer sino obtener el módulo de estos², y la mejor manera de obtener dicha información es mediante el análisis del sonido emitido al ser golpeados. Este es el principio empleado por la gran mayoría de los instrumentos que miden las propiedades mecánico elásticas de materiales cerámicos, principalmente.

En el proceso de manufactura de los mosaicos, figura 1, existe la posibilidad de que se produzcan fallas en los mismos, principalmente en la etapa de quemado u horneado. Esta posibilidad aumenta debido a que por los esfuerzos generados en las etapas de calentamiento y de enfriamiento se producen fisuras. Para evitar que la calidad de los mosaicos sea muy variable las quemas se hacen por lotes y así se logra una mayor uniformidad en el producto final.

Las fisuras pueden ser externas o internas; las primeras pueden ser visibles a los ojos de la persona que inspecciona la calidad de los mosaicos, sin embargo las segundas por lo general escapan a los ojos entrenados del inspector.



Fig. 1. Ruta de producción de mosaicos o losetas cerámicas

Una de las técnicas más ampliamente utilizadas en la industria es totalmente empírica. Esta técnica consiste en golpear el mosaico, con un martillo u objeto estandarizado, sin llegar a dañarlo y *escuchar* el sonido emitido como respuesta a dicha acción. Los mosaicos libres de fisuras tendrán una “sonoridad” característica, frecuencia de resonancia y los mosaicos con fisura tendrán obviamente una frecuencia de resonancia diferente debido a que la propagación de la onda elástica longitudinal ve interrumpida su trayectoria por la discontinuidad o fisura existente. La diferencia en la sonoridad da el criterio para distinguir entre un mosaico defectuoso y uno sin defecto.

Este tipo de pruebas, al ser empíricas tienen en consecuencia una gran incertidumbre en la fase de clasificación de los mosaicos una vez que dependen solo del criterio del técnico o inspector de calidad. Pero, ¿Cómo reemplazar al experto?, una solución sería reemplazar los oídos del experto por oídos electrónicos, además de la sabiduría que brindan la experiencia y el trabajo diario. El principal problema que se presenta cuando se trata de implementar una técnica basada en el empleo de transductores para que realicen este tipo de operaciones de manera automática es la rapidez y confiabilidad con que se lleva a cabo la inspección, la portabilidad del equipo y el costo del sistema.

Una de las posibles soluciones a este problema podría ser, no solo la de utilizar transductores, sino de la aplicación de técnicas que emulen la experiencia de un operador y para ello existen modelos computacionales conocidos como sistemas expertos. Se define a un “*sistema experto*” como “*conjunto de programas de computadora que puede convencernos de que su comportamiento es el que tendría un experto humano*” (John Durkin, 1994). 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; esta característica 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 para operaciones de clasificación. El proceso de aprendizaje de las RNA puede dividirse principalmente en: *supervisado y no supervisado* (auto-organizado). En la primera categoría la red más utilizada es conocida como Perceptrón Multicapas (Granino A. Korn, 1995) 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 (Timothy Masters, 1993); este método es rápido aunque relativamente inexacto, sin embargo para operaciones de clasificación es ampliamente utilizado por su precisión. Cabe destacar que no se reportan trabajos, en este campo, en el que se haga uso de las redes neuronales para detectar defectos en mosaicos cerámicos.

2 Experimentación

Para la fase experimental, utilizando técnicas y criterios de control de calidad (Np Chart), se tomaron 10 mosaicos sin defectos y 10 mosaicos defectuosos (con fisuras) de una marca comercial X. Se diseñó un dispositivo para soportar el mosaico y darle estabilidad; pero que al mismo tiempo no inhibiera las vibraciones del mismo al ser golpeado, figura 2. El mosaico es impactado siempre en la misma zona por un pequeño martillo metálico. Se decidió utilizar, para detectar las variaciones en el sonido entre mosaicos buenos y malos, aprovechando el mismo fenómeno de propagación del sonido un detector de vibraciones, acelerómetro, ya que al impacto del martillo vibra el mosaico a una frecuencia de resonancia característica y perfectamente distinguible. El acelerómetro fue conectado a un osciloscopio con interfase GPIB. Este osciloscopio fue a su vez conectado a una computadora personal que contenía las plataformas de desarrollo Windows y de Instrumentación Virtual. Las señales del acelerómetro fueron digitalizadas a través de la interfase GPIB.

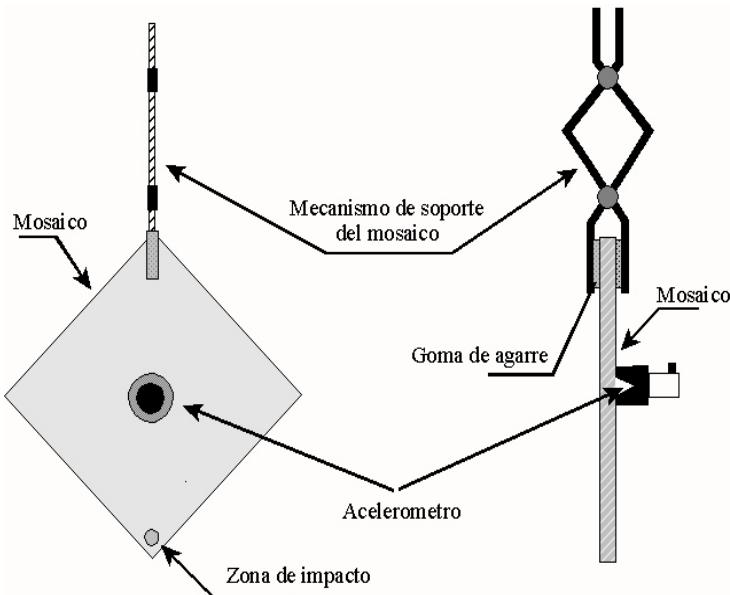


Fig. 2. Ensayo por impacto a mosaicos cerámicos usando como transductor un acelerómetro del tipo piezoelectrónico. Una vez digitalizadas las señales estas fueron analizadas mediante diferentes algoritmos con la finalidad de poder extraer alguna característica que diera la clave para el proceso de clasificación entre los mosaicos buenos y defectuosos. Todas las operaciones tanto de adquisición de datos como de tratamiento, entrenamiento y de clasificación fueron llevadas a cabo por medio del lenguaje de programación G bajo el ambiente de instrumentación virtual de LabVIEW®

3 Extracción de Características

Una de las fases más importantes en este proceso es la de extraer características a las señales capturadas de los mosaicos, ya que éstas serán la clave para poder distinguir entre un mosaico sano y uno defectuoso. Como puede observarse en la figura 3 casi no existe diferencia alguna entre la señal de un mosaico sano (a) y la de un mosaico con defecto (b) por lo que sería muy difícil poder clasificarlas.

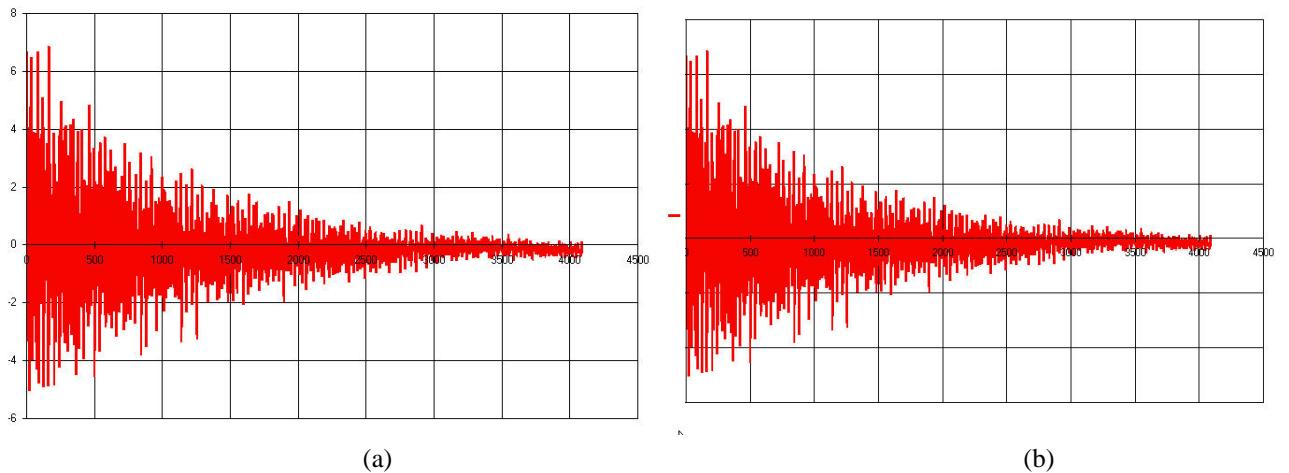


Fig. 3. Señal del acelerómetro (a) mosaico bueno, (b) mosaico defectuoso

Esto sucede si vemos las señales en el dominio del tiempo pero al verlas en el dominio de la frecuencia, figura 4, podemos ver que existen diferencias notables entre la que no presenta fisuras (a) y la defectuosa (b). Si observamos en la fase del pre procesado las señales en forma de dígitos mediante el espectro de frecuencias (power spectrum) de los 20 mosaicos, figura 5

podemos notar aún con mayor claridad este hecho y por lo tanto aprovechar esta característica para usarla en el proceso de clasificación utilizando redes neuronales artificiales.

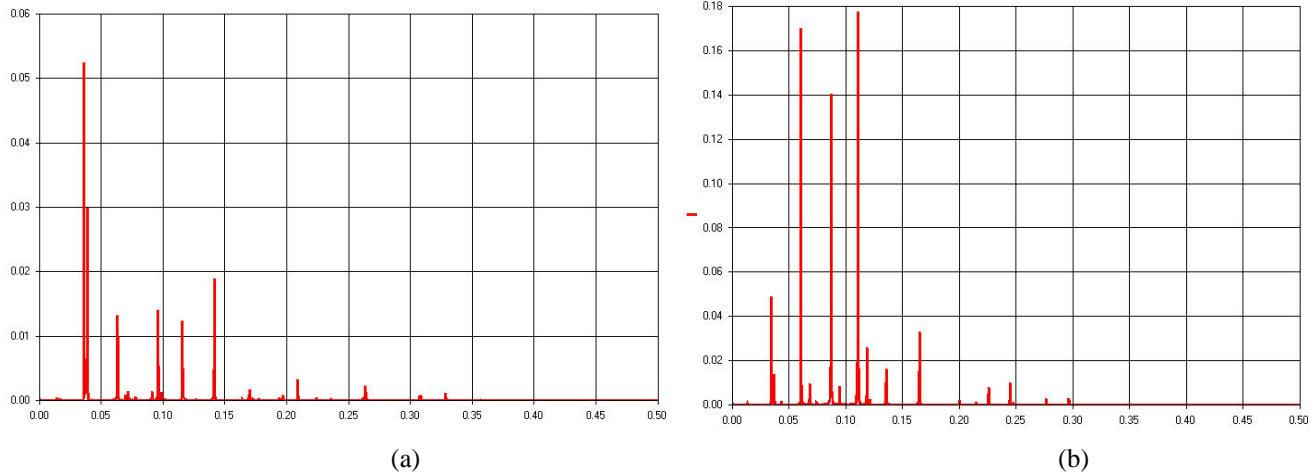


Fig. 4. Power Spectrum de un mosaico bueno (a) y uno defectuoso (b)

Se seleccionaron ciertos intervalos, columnas en la matriz de frecuencias, figura 5, que sirvieron para el entrenamiento de las redes neuronales. Para el proceso de clasificación se decidió trabajar con dos algoritmos de redes neuronales artificiales: Fuzzy C Means (FCM) y Kohonen. Para programar estos modelos se cuenta con las librerías de una herramienta conocida como DataEngine (DataEngine Manual), bajo ambiente de instrumentación virtual. Las fases que se llevan a cabo para obtener los modelos neuronales son: Pre procesamiento, extracción de características, agrupamiento, etiquetado y finalmente la fase de clasificación o de aplicación. Existen pequeñas diferencias entre entrenar una red tipo Kohonen y una del tipo FCM.

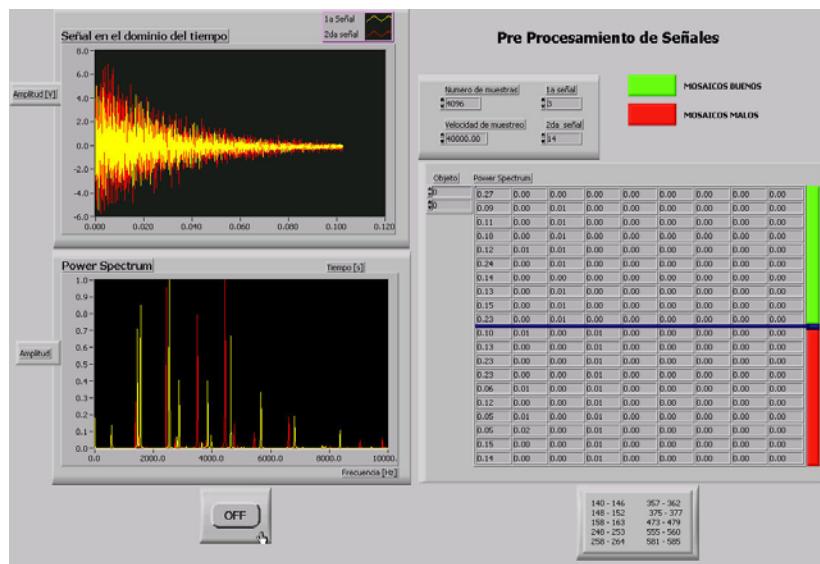


Fig. 5. Fase de pre procesado de las señales de los mosaicos buenos (verde) y defectuosos (rojo). Power Spectrum en forma gráfica y en forma de tabla

4 Interpretación de Resultados

Primeramente graficando los datos digitalizados y previamente cambiados del dominio del tiempo al dominio de la frecuencia, es decir, de la muestra de 20 mosaicos, mediante una grafica de intensidades se vio que la información empezaba a ser relevante alrededor de la columna 600. A partir de la columna 1 hasta la 600, tanto de las señales de los mosaicos defectuosos como de los mosaicos sanos se seleccionaron columnas en las que las diferencias entre ellos son marcadas, tabla I.

En la figura 6 se puede apreciar el proceso de extracción de características para el entrenamiento de las redes neuronales.

De la columna	A la columna
140	146
148	152
158	163
248	253
258	264
357	362
375	377
473	479
555	560
581	585

Tabla 1. Columnas de frecuencias para el entrenamiento de las redes neuronales artificiales

Cada modelo tiene su fase de extracción de características y en cada una de ellas el proceso es ligeramente diferente. En el caso del algoritmo FCM para la fase de agrupamiento se utilizaron los siguientes parámetros: Grupos: 2, Número de características: 10, Exponente: 2.0, Inicialización: Aleatoria, Convergencia: 0.001. Para el etiquetado: Clases: 2 (buenos y malos), Número de Objetos: 20. Para el algoritmo del tipo Kohonen los parámetros usados fueron: Características: 10, Dimensiones: 2, Número de neuronas en dimensión 1: 3, Número de neuronas en dimensión 2: 3, Ciclos: 500, Modelo de entrenamiento: Nuevo, Orden de presentación: Aleatorio, Etiquetado: Dos clases (buenos y malos).

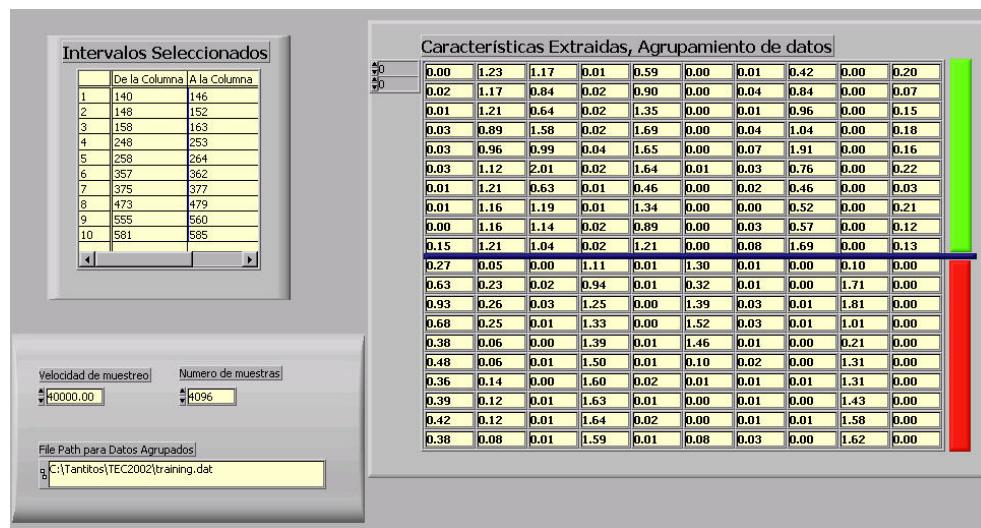


Fig. 6. Agrupamiento de datos de acuerdo a los intervalos seleccionados de los mosaicos, estos servirán para la fase de entrenamiento de las redes

Una vez llevado a cabo el entrenamiento se probaron los modelos de redes con las características extraídas a mosaicos sin defectos y defectuosos no considerados en la muestra que sirvió para el entrenamiento, es decir, se digitalizaron las señales de mosaicos que no formaron parte de la muestra en la fase de entrenamiento.. En la figura 7 se muestra la interfase creada

para la clasificación de los mosaicos por el método de FCM para la clase **good** (mosaicos sin defecto). Hay que notar que en este modelo que el modelo asigna un valor de membresía a la clase correspondiente, es decir, de alguna manera nos dice la máxima probabilidad de que una determinada pieza pertenezca a la clase a la que se esta clasificando, en este caso a la clase mosaicos sin defecto. Volviendo a la figura 7 ésta nos esta diciendo que el mosaico 1 tiene una membresía de 0.93 (valor máximo es 1.0) en la categoría de mosaico sin defectos y que el mosaico 2 tiene una probabilidad de 0.10 (redondea el valor de 0.07) a que pertenezca a la clase de mosaico sin defecto. Esto quiere decir que uno de los mosaicos ensayados está en buenas condiciones mientras que el segundo tiene defectos (fisuras).

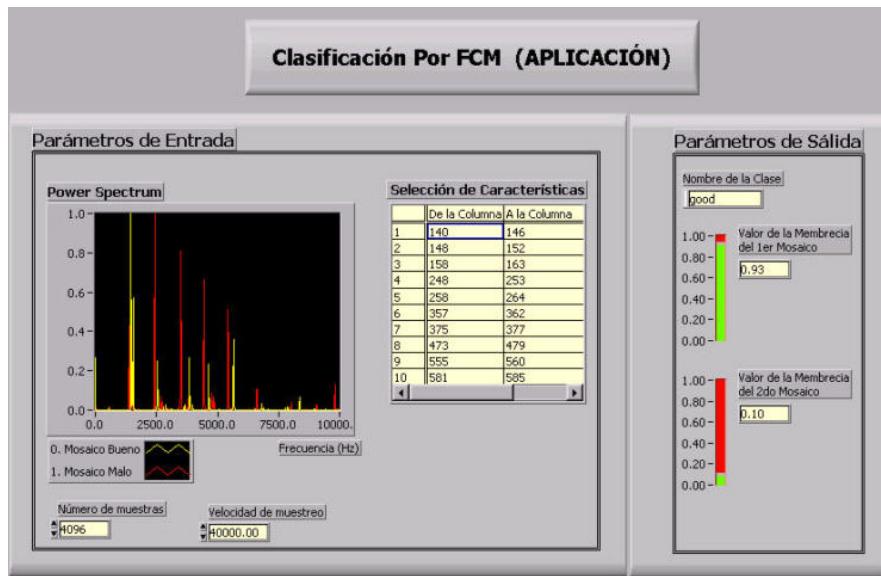


Fig. 7. Clasificación de 2 mosaicos usando el modelo FCM

En el caso del proceso de clasificación por Kohonen la interfase creada se puede ver en la figura 8 y en esta, a diferencia de FCM, el proceso de clasificación se hace de manera directa, es decir, se especifican las dos clases, **good** (buena) y **bad** (mala) y una vez que pasa por la red neuronal la señal de los mosaicos nos dice a cuál de las clases pertenece cada mosaico. El resultado es igual a la de FCM y los resultados muestran que el mosaico 1 no tiene defectos mientras que el segundo fue clasificado como **bad** (con defectos).

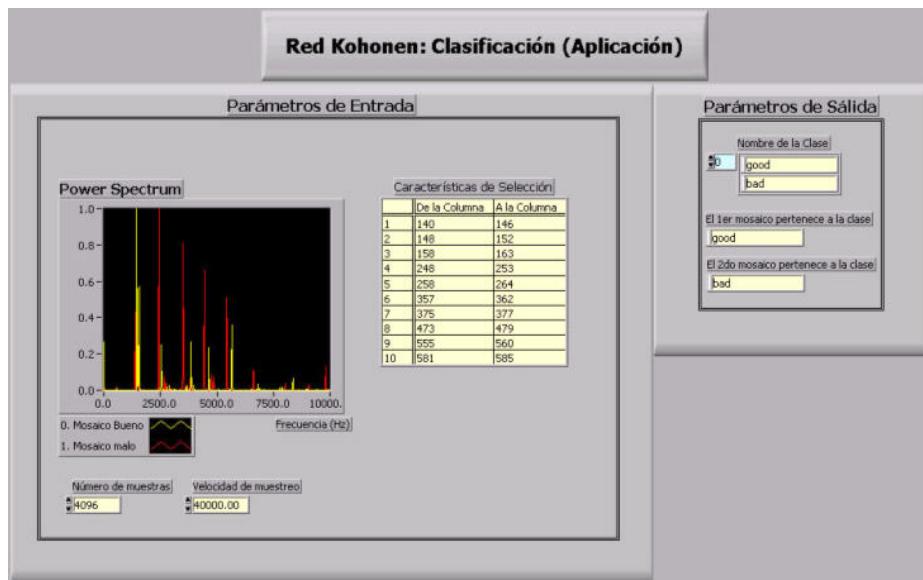


Fig. 8. Clasificación de dos mosaicos usando el modelo Kohonen

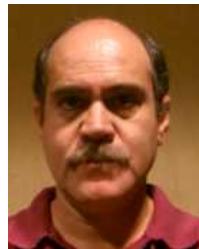
5 Conclusiones

Se diseñaron 2 modelos de clasificación por redes neuronales: KOHONEN Y FCM. Los modelos se basan en la extracción de características, señales de frecuencia, de un acelerómetro. Esto se hizo por medio de técnicas DSP (Digital Signal Processing) utilizando instrumentación virtual. Ambos modelos son capaces de clasificar mosaicos buenos y malos. El sistema desarrollado es altamente flexible y puede ser utilizado para la evaluación de cualquier pieza de cerámica que pueda ser sometida a la prueba de resonancia, como por ejemplo sonido. Esto nos da la pauta para que también se pueda utilizar como elemento transductor un micrófono en lugar del acelerómetro, así se evitarían problemas de la forma en que se fija éste último al mosaico.

Agradecimientos: Los autores quieren agradecer a las autoridades de la Universidad Michoacana de San Nicolás de Hidalgo por todas las facilidades otorgadas para la realización de este trabajo de investigación.

Referencias

1. **A.G. Guy**, Fundamentos de Ciencia de Materiales, McGraw-Hill, México 1980, pp189-237.
2. **F. Arrufat, U. Novick, M.P.Frigerio, G. Sardelli**, Determinación de modulos de Young, Universidad Favaloro, Bs. As. Argentina, Julio 2001, pp 1-8
3. "DataEngine V.i. "Data Mining by Intelligent Data Analysis" Manuals and Tutorials. Management Intelligenter Technologien GmbH. <http://www.mitgmbh.de>
4. **Granino A. Korn**, Neural Networks and Fuzzy Logic Control on Personal Computers and Workstations, MIT Press, 1995, pp 97-135
5. **John Durkin**, "Expert Systems, Design and Development", Macmillan Publishing, New York, 1994, pp 33-39.
6. **Timothy Masters**, "Practical Neural Networks Recipes in C++", Academic Press, 1993,



Gerardo Barrera C. Obtuvo el grado de Ingeniero Industrial en Siderurgia en el ITM, Master of Engineering en la Universidad de McGill, Montreal, PQ, Canadá y el Doctorado en Física en el IFM de la UMSNH. Actualmente se desempeña como profesor investigador a tiempo completo en el Instituto de Investigaciones Metalúrgicas de la UMSNH, es jefe del departamento de Instrumentación y Ensayos No Destructivos y Coordinador del programa de Doctorado que se dicta en dicho instituto. Autor y co-autor de varios artículos publicados en revistas y proceedings.



Guillermo Carreón G. Es Ingeniero Mecánico por la Universidad Michoacana, tiene una Maestría en Metalurgia y Ciencia de los Materiales del Instituto de Investigaciones Metalúrgicas de la UMSNH y el Grado de Doctor en la Universidad de Cincinnati, en Cincinnati, Ohio. Actualmente es Profesor de tiempo completo en la Universidad Michoacana de San Nicolás de Hidalgo y miembro del Departamento de Instrumentación y Ensayos no Destructivos de dicho Instituto. Autor y co-autor de varios artículos publicados en revistas y proceedings.



Alberto Ruiz M. Es ingeniero Mecánico por el Instituto Tecnológico de Morelia, tiene una Maestría en Metalurgia y Ciencia de los Materiales del Instituto de Investigaciones Metalúrgicas de la UMSNH y el Grado de Doctor en la Universidad de Cincinnati, en Cincinnati, Ohio. Actualmente es Profesor de tiempo completo en la Universidad Michoacana de San Nicolás de Hidalgo y miembro del Departamento de Instrumentación y Ensayos no Destructivos de dicho Instituto. Autor y co-autor de varios artículos publicados en revistas y proceedings.