

# **Redimensionamiento de curvas de tensión-desplazamiento de aceros colados de baja aleación utilizando la teoría de wavelets**

***Norma Verónica Ramírez Pérez***

Instituto Tecnológico de Celaya  
*norma.ramirez@hotmail.com*

***David Antúnez Montoya***

Instituto Tecnológico de Celaya  
*c16\_davidk4@hotmail.com*

***Miguel Ángel Violante Hernández***

Instituto Tecnológico de Celaya  
*anyel\_31@live.com.mx*

***José Luis Silva Martínez***

Instituto Tecnológico de Celaya  
*jlzsisco@gmail.com*

## **Resumen**

Cuando utilizamos gran cantidad de información, la aplicación de métodos matemáticos se hace indispensable para reducir dimensiones de datos a un nivel tal que sean factibles de poder ser utilizados de una manera sencilla en algoritmos computacionales. La metodología aquí expuesta de manera teórica, requiere de un procesado previo para que puedan ser modelados los datos con la finalidad de que se puedan utilizar en herramientas computacionales. En este artículo se muestra la metodología haciendo uso de la transformada de wavelets, para realizar la reducción de dimensiones de curvas de carga-desplazamiento de aceros colados de baja aleación.

**Palabra(s) Clave(s):** Transformada de Wavelets, aceros colados, carga-desplazamiento.

## 1. Introducción

Mediante la utilización de métodos matemáticos es posible automatizar y realizar el procesamiento de grandes volúmenes de información obtenidas de áreas como medicina, economía, ciencia de los materiales, etc. En esta última área incursionaremos para presentar la metodología de reducción de dimensiones de datos obtenidos de una prueba mecánica de carga-desplazamiento, que nos informa sobre el comportamiento del material estudiado. Los datos fueron obtenidos de dos tipos de aceros **1Cr -0.5Ni** y **0.8Cr-0.6Ni**, cabe mencionar que dichos materiales en estudio son procedentes de anclajes diferentes de un puente atirantado, en los que se analizó la viabilidad de utilizar la técnica de EMP (Ensayo Miniatura de Punzonado), esta técnica consiste básicamente en el punzonado de una probeta de pequeñas dimensiones en la que se va registrando de forma continua el desplazamiento del punzón y la fuerza ejercida sobre la probeta, obteniéndose así una curva carga-desplazamiento, de la cual se extraen determinados parámetros que permiten estimar las propiedades a tensión del material [1,2], este estudio se explica detalladamente en el artículo de referencia señalado [3], ahora bien para el tratamiento de datos obtenidos y facilitados del estudio anterior, se expone en el presente artículo aplicar teóricamente la transformada de wavelets, con la finalidad de obtener un redimensionamiento adecuado y tener una interpretación similar a la original.

## 2. Desarrollo

### Transformada de wavelets

La teoría de wavelets permite el uso de intervalos grandes de tiempo en aquellos segmentos en los que se requiere mayor precisión en baja frecuencia, y regiones más pequeñas donde se requiere información en alta frecuencia. Lo anterior se muestra de forma esquemática en la figura 1.



Fig. 1. Esquema de la transformada wavelets.

Una manera sencilla del modo de operación de esta transformada es pensar que la señal en base del tiempo se procesa por varios filtros pasa-alto y pasa-bajo [11]. Esto permite separar las porciones de la señal de alta frecuencia de aquellas otras de baja frecuencia.

Wavelets es una señal de duración limitada cuyo valor medio es cero. Si se comparan las wavelets con las funciones sinusoidales, basadas en el análisis de Fourier [4], podemos resaltar que la principal diferencia radica en que las señales sinusoidales no tienen duración limitada, son datos que se extienden desde  $-\infty$  a  $+\infty$ . Además, mientras que las señales sinusoidales son suaves y predecibles, las wavelets tienden a ser irregulares y asimétricas como se puede apreciar en la figura 2.

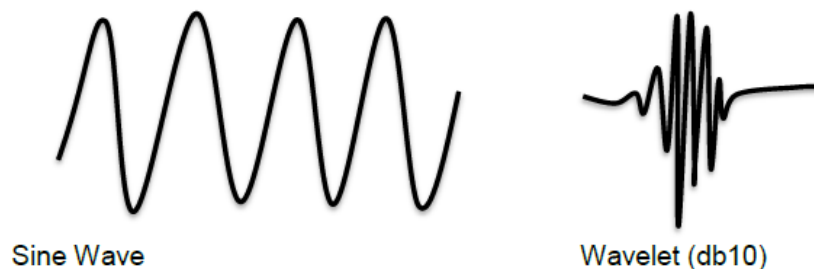


Fig. 2. Ejemplos de señal sinusoidal y señal Wavelets.

El análisis de señales mediante la transformada de wavelets, descompone la señal en versiones trasladadas (en tiempo) y escaladas de la wavelet original mejor conocida como *wavelet madre*.

A partir de las gráficas de la figura 2, resulta intuitivo pensar que las señales con cambios bruscos serán mejor analizadas mediante wavelets irregulares que a través de suaves sinusoidales; debido a esto, una de las principales ventajas que provee la transformada de wavelets es su facultad para el análisis de áreas localizadas de señales de gran extensión a lo largo del tiempo.

El análisis mediante la transformada wavelets puede ser aplicado a datos matriciales de dos dimensiones  $(x, y)$ , además de datos de mayor dimensión. Por esta razón la aplicación de esta teoría se acopla al tratamiento de los datos matriciales obtenidos en las pruebas de EMP, que gráficamente se expresan en las curvas carga-desplazamiento.

## Cálculo de la transformada de wavelets

Al aplicar la transformada de wavelets, es recomendable utilizar la *wavelet madre* 'Haar', que es utilizada como prototipo para las ventanas que se emplean en el proceso. Sin embargo, existen varias familias de funciones wavelets que han resultado ser especialmente buenas como: Daubechis, Biortogonal, Coiflets, Symlets, Morlet, Sombrero mexicano o Meyer, entre muchas otras [9,10].

### Pasos para determinar la transformada wavelets de una señal

Paso 1: Se debe comenzar con un determinado valor de  $S$  (escala), por ejemplo 1, para la señal wavelet, se ubica ésta al comienzo de la señal a analizar (en  $t=0$ ). Luego, se multiplican entre sí ambas señales y el resultado se integra sobre todo el espacio de tiempo. El resultado de dicha integral se multiplica por el inverso de la raíz cuadrada de  $s$ , con el objeto de normalizar la energía y de este modo obtener una función transformada con la misma energía a cualquier escala. Este resultado es el valor de la transformación wavelets con el segmento de la señal original, lógicamente el resultado dependerá de la elección de la función wavelets. Este paso queda representado en la figura 3.

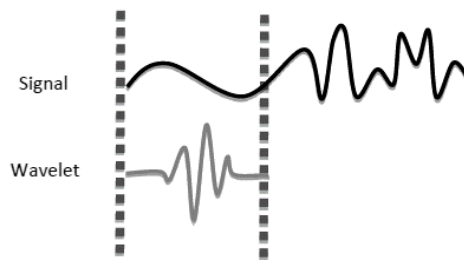
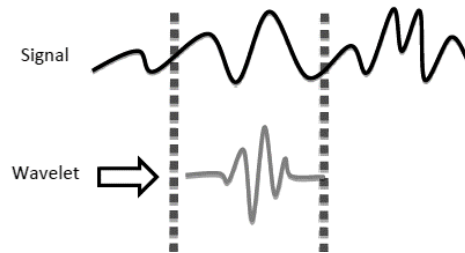


Fig. 3. Paso 1: Obtención de la transformada wavelets.

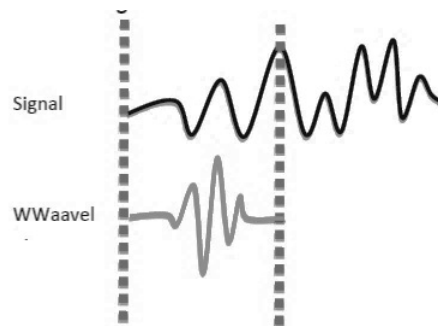
Paso 2: La función wavelets (en la misma escala, por ejemplo  $s=1$ ) se traslada en tiempo (hacia la derecha) un valor dado por  $\tau$ , y se vuelve a realizar el procedimiento descrito en el paso 1. Se debe repetir este proceso hasta alcanzar el final de la señal a analizar. Este paso queda ilustrado en la figura 4.

Paso 3. Se varía el valor de  $S$  (escala) y se vuelven a realizar los pasos 1 y 2 hasta haber barrido todo el rango de frecuencias que se desea analizar. Obsérvese que se trata de una transformación continua, por tanto la variación en tiempo como la variación

de escala debe seguir un patrón continuo. Sin embargo, si es necesario obtener la transformada wavelets por medios computacionales, la condición anterior se reduce a considerar un paso suficientemente pequeño. Cada cálculo para un determinado valor del factor de escala  $S$  completa la correspondiente fila de datos del plano tiempo-escala. Este paso se ilustra en la figura 5.



**Fig. 4. Paso 2: Obtención de la transformada wavelets.**



**Fig. 5. Paso 3: Obtención de la transformada wavelets.**

Cuando se finaliza el cálculo para todos los valores de  $S$ , se habrá obtenido la transformada wavelets continua de la señal.

### **Transformada wavelets discreta**

Para aplicar la transformada wavelets a una serie de datos numéricos, se hace necesario implementar una transformada discreta. La idea fue desarrollada por Mallat. S., en su teoría “Representación de Wavelet” [9], quien diseñó un algoritmo basado en un banco de filtros que permite obtener una transformada wavelets en forma instantánea a partir de los datos de interés. En nuestra investigación los datos significativos de las curvas obtenidas, se trataron de acuerdo a esta propuesta,

aplicando un filtrado en los niveles 2 y 5, a manera de observación y comparación, en ambos anclajes de los materiales mencionados, obteniendo resultados favorables que permitieron mantener las propiedades de la curva.

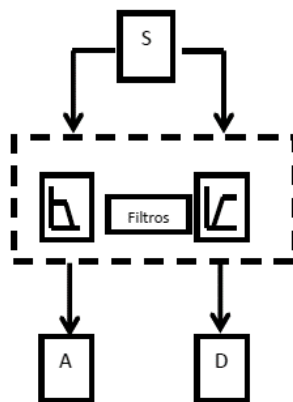
A continuación se describen algunos ejemplos de filtrado, descomposición, determinación de niveles y reconstrucción wavelets.

### Filtros de un nivel

La mayoría de las señales son componentes de baja frecuencia que le otorgan a la señal la mayor parte de su información, o bien, le dan una especie de identidad a la misma. Las componentes de alta frecuencia de una señal se encargan de incorporar características muy particulares, y se subdividen en dos categorías.

- Aproximaciones (baja frecuencia).
- Detalles (alta frecuencia).

Es posible separar estas dos componentes a través de filtros. Lo cual puede esquematizarse en el diagrama mostrado en la figura 6.



**Fig. 6. Diagrama de descomposición de señales.**

Considerando la figura 6, S es la señal que se desea analizar, A es la salida del filtrado pasa-bajo y D la salida del filtrado pasa-alto. Naturalmente, los filtros son diseñados de tal manera que sean complementarios, es decir la suma de A y D debe ser S. Si se diseñaran los filtros en forma separada, se perdería información o en caso contrario, se estaría amplificando la banda de entrecruzamiento. Sin embargo, este procedimiento

tiene la desventaja que se aumenta al doble el número de datos originales, pues por cada muestra de  $S$  se genera un par de muestras ( $A, D$ ) por lo que el costo matemático y computacional, se incrementa. Para remediar este problema, se propone un método que guarda la mitad de los puntos ( $A, D$ ), sin perder en ello información de la señal  $S$ . Este procedimiento es conocido como submuestreo. La idea se ilustra en la figura 7.

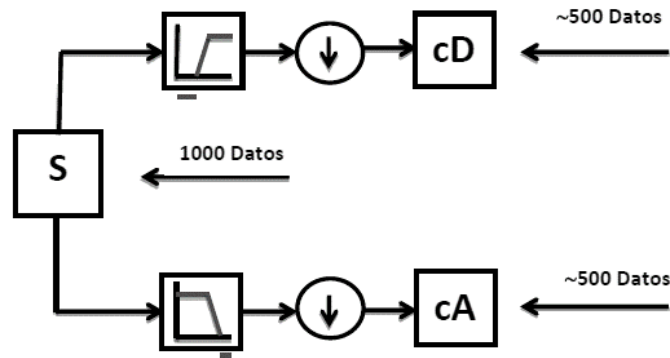


Fig. 7. Diagrama de descomposición de señales.

Los círculos con flechas representan la eliminación de datos o submuestreo. Luego,  $cD$  y  $cA$  son los nuevos coeficientes obtenidos de la etapa de filtración. Intuitivamente se puede concluir que al tener  $cD$  y  $cA$ , en conjunto, se tiene la misma cantidad de datos que las de la señal original  $S$ , a la vez que se ha mantenido la información necesaria. En la figura 7, se ejemplifica la idea de una señal  $S$  de 1000 datos, obteniéndose en la salida dos series de aproximadamente 500 datos cada una. El concepto de aproximado, se debe a que el proceso de filtración se realiza a través de convolución de la señal de entrada con la función de transferencia (discreta) del filtro, lo que puede introducir eventualmente una o dos muestras más. La teoría de las "Wavelet" tiene muchas aplicaciones reales y aportes en diferentes campos, siendo esta herramienta muy joven en comparación con la Transformada de Fourier.

Sin embargo, para muchas señales de mayor complejidad, no basta con dos bandas de frecuencia (alta y baja), sino que más bien debe hacerse una descomposición de más niveles para poder separar las características y poder analizarlas independientemente. Surge la idea entonces de filtros multiniveles.

## Filtros multiniveles

Para realizar este proceso de filtrado, se aplica el mismo procedimiento a las señales de salida de la primera etapa, y así sucesivamente hasta el nivel de descomposición que se desee. Lo anterior da origen a una descomposición multinivel conocida como ramificación o árbol de descomposición wavelets, como se muestra en la figura 8.

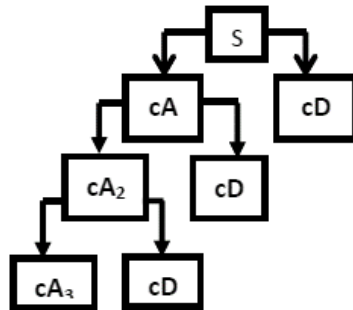


Fig. 8. Árbol de descomposición wavelets.

En la figura 8 se puede notar que  $cD_1$  resulta ser la componente de más alta frecuencia de la señal, y  $cA_3$  la de menor frecuencia. Al ser descompuesta la señal con mayor cantidad de bandas de frecuencia, se posee una información más detallada acerca de S, por lo que esta metodología es conocida como multiresolución. Surge en forma inmediata la inquietud acerca del diseño del algoritmo, relativo al número de niveles a utilizar para analizar la señal en cuestión.

## Determinación del número de niveles

Como se trata de un proceso recursivo, se podría iterar de forma sucesiva infinitas veces. Sin embargo, en la práctica, sólo se puede descomponer hasta que un intervalo o nivel posea una sola muestra (o píxel en el caso bidimensional, para el análisis de imágenes).

Podría pensarse de forma intuitiva que se obtienen resultados óptimos con un mayor número de niveles tal como se expresa en Wavelet Toolbox [8]. Se recomienda una ramificación que esté de acuerdo con la naturaleza de la señal a estudiar, o bien elegir métodos que busquen la descomposición óptima, como por ejemplo, el de la entropía.



## Reconstrucción wavelets

La reconstrucción de wavelets o transformada inversa de wavelets (discreta), se corresponde con una metodología que sigue el razonamiento en dirección contraria, es decir a partir de los coeficientes y depende del número de niveles, debe obtenerse  $S$ , ver la figura 9.

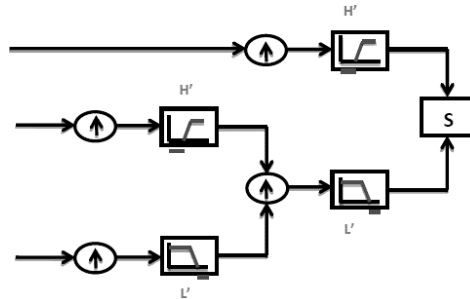


Fig. 9. Esquema de reconstrucción wavelets.

En este caso se debe realizar una sobre-representación de la muestra para compensar el submuestreo realizado en el proceso de descomposición, luego se realiza un filtrado, para finalmente obtener la función original. La etapa crítica en este proceso es el filtrado, pues la elección de los filtros es determinante en la calidad de la reconstrucción. En Wavelet Toolbox [8] se discute el diseño de los mismos, introduciendo filtros de descomposición  $H$  y  $L$  (para pasa-alto y pasa-bajo respectivamente) y sus filtros de reconstrucción correspondientes  $H'$  y  $L'$ .

## Determinación del número de niveles

Como se trata de un proceso recursivo, se podría iterar de forma sucesiva infinitas veces. Sin embargo, en la práctica, sólo se puede descomponer hasta que un intervalo o nivel posea una sola muestra (o píxel en el caso bidimensional, para el análisis de imágenes).

## Aplicación de transformada de wavelets a curvas de carga-desplazamiento

Las ventajas que nos aporta la transformada de wavelets son muchas, ya que pueden ser aplicadas a datos matriciales de dos dimensiones (p.e. imágenes), además de datos de mayor dimensión, que en esta ocasión nos permitieron reducir las dimensiones de las curvas de carga-desplazamiento.

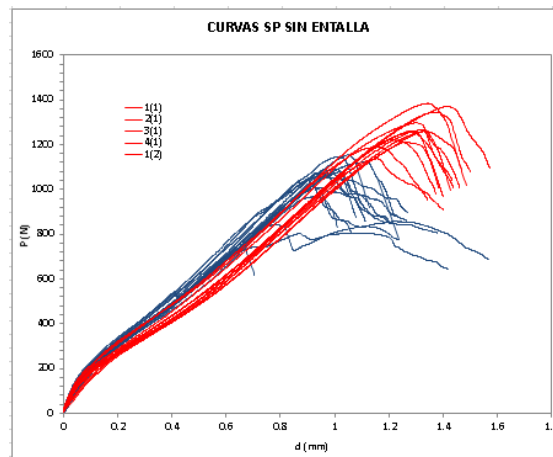
Para hacer las pruebas correspondientes con transformada de wavelets, se utilizaron curvas de carga-desplazamiento de materiales clasificados como aceros al cromo-níquel, e identificados como 1Cr-0.5Ni y 0.8Cr-0.6Ni [3,5].

Se realizó una base de datos con 29 curvas que tenían dimensiones diferentes, es decir cada curva tenía diferentes números de puntos, por lo que se procedió a realizar un redimensionamiento de los puntos de las curvas, con la finalidad de poder ser introducidos a un algoritmo computacional de aprendizaje para separación de los materiales, las dimensiones de las curvas se muestran en la tabla no. 1.

**Tabla 1. Rango de atributos de las curvas de las pruebas de carga-desplazamiento.**

1Cr -0.5Ni	0.8Cr-0.6Ni
Rango de puntos [0-3323 ]	Rango de puntos [0-3612]

En la figura 10 se muestran la totalidad de las curvas, de los aceros 1Cr -0.5Ni y 0.8Cr-0.6Ni.



**Fig. 10. Curvas de los aceros.**

Para la implementación de la transformada de wavelet, a las curvas, se tuvieron que insertar ceros para igualar las dimensiones y obtener datos matriciales cuadrados con lo cual poder realizar el tratado de la información de una manera adecuada. La diferencia de dimensiones en las pruebas realizadas, tiene este comportamiento natural, debido a que cada ejecución de EMP causa una deformación particular en cada probeta, de acuerdo a la composición química de cada muestra.

## Cálculo de la transformada de wavelet

Este análisis consiste en descomponer las curvas en una serie de aproximaciones y detalles organizados jerárquicamente en niveles, con una curva  $f(x,y)$  con dimensiones de  $M*N$  con potencias de dos. El análisis de wavelets se hace en dos etapas por cada nivel que te tiene que descomponer la curva de entrada. La primera etapa consiste en tomar la curva y pasarle un filtro de pasa baja (LP) y pasa alta (PH), y el segundo paso es extraer los coeficientes, que someten a las curvas a un re-escalamiento aplicando un nivel de descomposición. Por lo que se procedió a realizar el siguiente algoritmo en Matlab.

## Algoritmo aplicación de transformada de Wavelets

---

*inicio*

*Dado un conjunto de datos  $(x_i, y_i)$*

*$N=0$ ,  $datos=(x_i, y_i)$ ;*

*$wave='Haar'$ ;*

*$Nivel = N$ ;*

*$[Fs Cs]=size(datos)$ ;*

*$waveD=[]$*

*Para  $i=1:F_s$*

*$[C L]=wavedec(datos(i,:), nivel, wave, nivel)$ ;*

*$aprox=appcoef(C,L,wave,nivel)$ ;*

*$waveD(i:x)=aprox$ ;*

*fin*

---

## 3. Resultados

Se realizaron varias pruebas, descomponiendo las curvas en diferentes niveles y hacer una comparación de las mismas y así determinar con qué nivel podríamos trabajar para evitar el coste computacional, pues al ingresar la información a un algoritmo, obviamente, una cantidad de datos grande, provoca en la información un procesamiento deficiente. Naturalmente también influyen las especificaciones del sistema, por lo cual es recomendable establecer las condiciones óptimas antes del tratamiento.

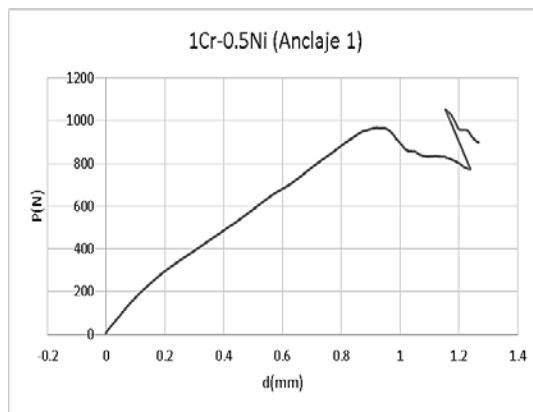
Al aplicar la transformada de wavelets, a la base de datos de las curvas de carga-desplazamientos de los aceros 1Cr -0.5Ni y 0.8Cr-0.6Ni, obtuvimos los siguientes

resultados que se muestran en la tabla 2, tomando como referencia el tamaño original de cada una de las curvas de los aceros, podemos observar como se hizo el re-escalamiento de cada curva, por lo que tomamos la primera curva del acero 1Cr -0.5Ni y la curva 12 del acero 0.8Cr-0.6Ni.

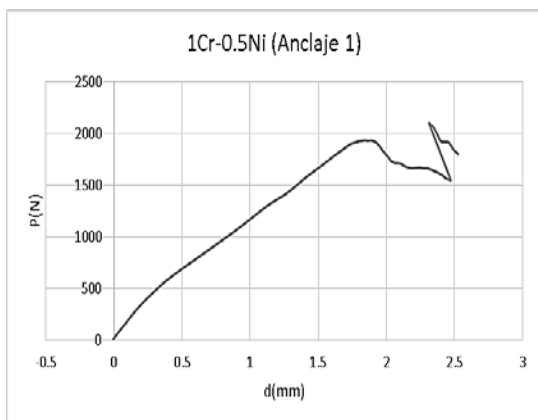
**Tabla 2. Dimensiones originales de las curvas y dimensiones de re-escalamiento a niveles 2 y 5.**

Aceros	Original	Nivel 2	Nivel 5
1Cr -0.5Ni	1635	408	51
0.8Cr-0.6Ni	3612	903	113

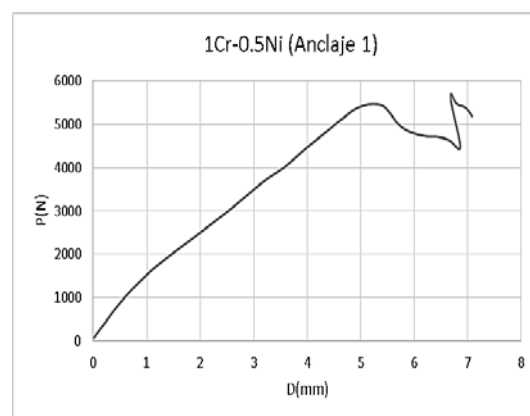
Para ilustrar esto. En la figura 11 y 12 se muestran las curvas de los aceros 1Cr -0.5Ni y 0.8Cr-0.6Ni, la curva original y las transformaciones de los niveles 2 y 5.



(a)

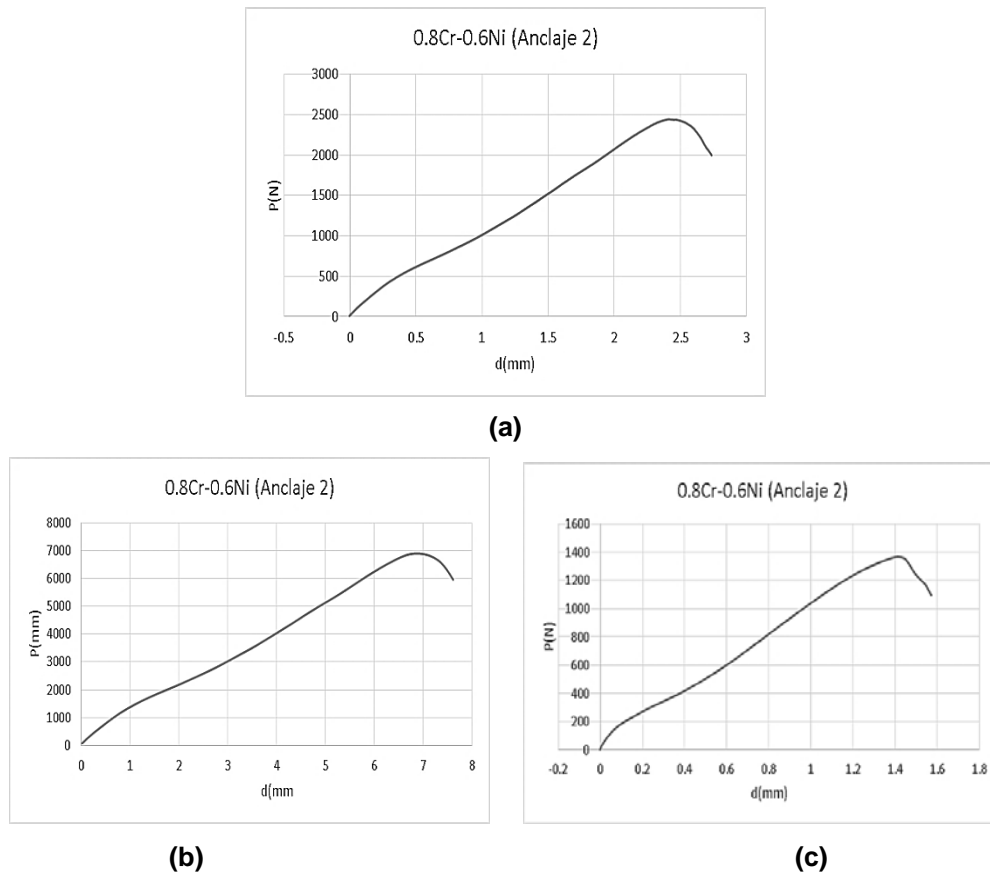


(b)



(c)

**Fig. 11. Gráficas del acero 1Cr -0.5Ni: a) original, b) wavelets nivel 2, c) wavelets nivel 5.**



**Fig. 12. Gráficas del acero 0.8Cr-0.6Ni: a) original, b) wavelets nivel 2, c) wavelets nivel 5.**

Al aplicar este método podemos observar que las curvas no sufrieron cambios significativos, lo que nos lleva a destacar algunas características importantes de este método, al hacer el redimensionamiento de los datos, nos permite visualizar el comportamiento de cada uno de los niveles a los que fueron sometidas cada una de las curvas con la transformada de wavelets.

#### 4. Conclusiones

En este trabajo se ha propuesto la metodología del redimensionamiento de los datos de curvas de carga-desplazamiento, basada en el análisis de la transformada de wavelets. La familia wavelet empleada fue la 'Haar', que resultó ser de gran simplicidad y con la que se pudieron obtener resultados muy claros, el realizar la normalización de los datos resultó ser muy eficaz, pues no perdimos ningún punto significativo de las curvas, aunque es importante mencionar que realizar dicho análisis, nos arrojó diferentes valores respecto a las gráficas originales, ya que al hacer la aplicación de los niveles se

logra una reducción de datos de acuerdo al nivel de filtrado wavelet, obteniendo una reescalación de las gráficas mismas. Por último, en relación a la eficiencia del método respecto a la representación de los coeficientes o el producto de éstos por la wavelet madre, se ha comprobado que ambas permiten obtener una similitud de un 98% con respecto a las curvas originales.

## 5. Referencias

- [1] M. A. Contreras, C. Rodriguez, F. J. Belzunce and C. Botegón, "Use of the small punch test to determine the ductile-to-brittle transition temperature of structural steels", *Fatigue & Fracture of Engineering Materials & Structures*, pp. 727-737, 2008.
- [2] E. Fleury and J. S. Ha, "Small Punch test to estimate the mechanical properties of steels for steam power plant: I, Mechanical strength", *International Journal of Pressure Vessels and Piping* 75, pp. 699-706, 2008.
- [3] E. Lopez, L. A. Alcaraz, J.A. Alvarez, R. Lacalle, J. Terán, A. Sánchez, Estimación de las Propiedades de Tensión de Aceros Colados mediante el Ensayo Miniatura de Punzonado, Memorias del xx Congreso Internacional Anual de la Somim 24 al 26 de septiembre, 2014 Juriquilla, Querétaro, México.
- [4] Hsu, Hwei P., *Análisis de Fourier*, México. Addison Wesley Longman. 1987. 274 p.
- [5] L. A. Alcaraz, "Análisis probabilístico de integridad de un anclaje de acero estructural", Tesis Doctoral, ESIME-IPN, México D.F., 2012.
- [6] L. A. Martínez. *Computación Paralela de la Transformada Wavelet; Aplicaciones de la Transformada Wavelet al Álgebra Lineal Numérica*. 2009. Departamento de Sistemas Informáticos Universidad Politécnica de Valencia, 2-4,16-23,24-27,61-84.
- [7] Mallat. S., A theory for multiresolution signal descomposition: the wavelet Representation, *IEEE Pattern Anal. And Machine Intell.*,vol. 11 No. 7, pp. 674-693, 1989.
- [8] Misiti.M. Y Misiti G., Openheim y Pogy J.M., *Wavelet Toolbox, User Guide, Version 2*. The Math Works, Inc. 2000.
- [9] N.V. Ramírez, "Aplicación de Predictores Conformales a Señales de Fusión" Tesis de Maestría, UCM, Madrid, 2011.

- [10]Pajares G., J. de la Cruz, *Visión por Computador, Imágenes y Digitales y Aplicaciones*, Editorial Rama, 2da. Edición, 2007
- [11]Polikar R., *The Wavelet Tutorial* Durham Computation Center, Iowa State University USA, 1995. Documento disponible en: <http://users.rowan.edu/~polikar/WAVELETS/WTtutorial.html>

## **6. Autores**

Norma Verónica Ramírez Pérez, Candidato a Doctor en Ingeniería en Informática, por la Universidad Complutense de Madrid.

David Antúnez Montoya, estudiante de licenciatura en Ingeniería en Sistemas Computacionales del Instituto Tecnológico de Celaya.

José Luis Silva Martínez, estudiante de licenciatura en Ingeniería en Sistemas Computacionales del Instituto Tecnológico de Celaya.

Miguel Ángel Violante Hernández, estudiante de licenciatura en Ingeniería en Informática del Instituto Tecnológico de Celaya.