



Procedimiento para el análisis de calidad de potencia basado en Wavelets y Redes Neurales

Jesús R. Azor

Recibido: Octubre del 2008

Aprobado: Diciembre del 2008

Resumen/ Abstract

El presente trabajo describe un procedimiento completo para el análisis de calidad de potencia, partiendo de las formas establecidas mediante estándares de las perturbaciones eléctricas. Para ello, la señal perturbada es descompuesta mediante la Transformada Wavelet (WT) en distintos niveles de resolución y posteriormente, a través de un tratamiento estadístico adecuado, se obtienen indicadores significativos que permiten la clasificación de las distintas perturbaciones. La citada clasificación es realizada (a partir de los indicadores, utilizados como insumos) mediante una red neural, la cual se entrena conforme a la técnica *back-propagation* lográndose resultados satisfactorios bajo una serie de condiciones desfavorables simuladas.

Palabras clave: wavelets, calidad de potencia (Power Quality, PQ), perturbaciones, redes neurales

This work describes a complete procedure for the analysis of power quality, starting from established forms through electrical disturbances standards. For it, disturbed signal is decomposed in different levels of resolution through the Transformed Wavelet (WT), and then, significant indicators are obtained by an adequate statistical processing, which permit the classification of the different disturbances. The above classification is made (from the indicators used as inputs) using a neural network, which is trained according to a Back-propagation technique, achieving satisfactory results under a serie of simulated adverse conditions.

Keywords: wavelets, power quality (Power Quality, PQ) perturbations, neural networks

INTRODUCCIÓN

La calidad en el suministro eléctrico de potencia se ha visto "enturbiado" en los últimos tiempos por la irrupción de dispositivos de electrónica de conmutación de alta potencia. Por otra parte, el

equipamiento micro electrónico actual es mucho menos robusto que los electromecánicos del pasado y por lo tanto más probables de ser dañados por disturbios en la alimentación de potencia.

Se ha documentado [1] que una interrupción en la alimentación eléctrica o una caída de tensión momentánea (sag) del 30% de corta duración puede resetear controladores programables en líneas enteras de ensamblado.

Por esta razón, la demanda del usuario en lo concerniente a calidad de potencia se hace más crítica, siendo esencial establecer un sistema de monitoreo para detectar disturbios en el sistema de alimentación.

La calidad de potencia se puede considerar entonces desde dos puntos de vistas. Por un lado, si el equipamiento conectado soporta esa calidad. Por el otro, si el suministro es el adecuado (en términos de calidad) para el equipamiento conectado.

Para ello quedan dos soluciones, o se "limpia" la energía suministrada o se hace al equipamiento más robusto.

En los dos casos se impone un sistema de monitoreo que debería tener las siguientes funciones:

- detectar el disturbio de potencia,
- identificar el tipo y el tiempo de duración del mismo,
- calcular la amplitud del disturbio y otros parámetros relevantes.

De modo que el sistema de monitoreo debería ser tan preciso y en tiempo real como fuera posible.

Básicamente, se usan cuatro parámetros para medir y caracterizar la forma de onda de tensión suministrada (onda seno de 50 /60 Hz): *frecuencia, amplitud, forma y simetría*. Sin embargo, desde los generadores a los consumidores, estos parámetros pueden sufrir alteraciones que afectan la calidad. El origen de tales alteraciones puede ser la operación de la instalación eléctrica, agentes externos o la operación de cargas específicas.

Esta alteración de la onda senoidal es usualmente transmitida al sistema eléctrico y la responsabilidad de daños posibles causados a los consumidores es usualmente achacado a las compañías de distribución. Por consiguiente, estas deberán ser las más interesadas en monitorear sus sistemas de potencia.

Cuando el tipo de disturbio haya sido clasificado exactamente, el ingeniero en calidad de potencia puede definir los efectos principales del disturbio en la carga y analizar la fuente de los mismos de modo que se pueda formular la solución apropiada.

La propuesta de este trabajo es simular mediante Matlab situaciones de perturbación conforme a las normas que hoy las clasifican, para posteriormente procesar convenientemente estas señales obteniendo indicadores que, incorporados como entradas a una red neural, permitirán la "decodificación" del tipo de perturbación.

CLASIFICACIÓN DE LAS PERTURBACIONES

El Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE) tiene como estándar, en lo referido a recomendaciones prácticas para el monitoreo de la calidad de potencia, la norma 1159-1995.

El comité de la IEEE recomienda la terminología que se resume en la tabla 1.

Categoría	Tipos	Duración típica	Causas comunes
Transitorios	Oscilaciones, impulsos	Menos de 1 ciclo	Rayos, cambios de cargas
Variaciones de corta duración	Sags, swells, interrupciones	Menos de 1 ciclo	Fallas, arranque de motores, utilidades de equipamiento de protección.
Variaciones de larga duración	Subtensiones, sobretensiones, interrupciones sostenidas	Más de 1 minuto	Mala regulación de tensión, seteo incorrecto del tap de transformadores, alimentadores sobrecargados, equipamiento utilitario.
Desequilibrio de tensión	-----	Estado estacionario	Cargas desbalanceadas, falla de equipamiento
Distorsión de forma de onda	Armónicas, ruido <i>notching</i>	Estado estacionario	Cargas electrónicas
Fluctuaciones de tensión	-----	Estado estacionario	Arcos por carga, pérdidas de conexión
Variaciones en la frecuencia de potencia	-----	Estado estacionario	Pobre control del generador.

Idealmente, la tensión suministrada como senoidal por un servicio público debe tener una amplitud y frecuencia dadas por los estándares nacionales (en el caso de la distribución pública) o especificaciones de sistema (en el caso de una alimentación particular para un uso definido) con una impedancia de cero ohms para todas las frecuencias.

Ninguna fuente de potencia de la vida real es ideal y generalmente puede derivar en al menos las siguientes formas:

- Tanto las variaciones en la tensión de pico o en la RMS, son importantes para los diferentes tipos de equipamiento.
- Cuando la tensión RMS excede la tensión nominal entre un 10-80% para una duración de entre 0,5 ciclo a un 1 minuto, el evento se llama "swell".
- Un "dip" (Comunidad Europea) o "sag" (Estados Unidos, ambos términos son equivalentes) es la situación opuesta al "swell": la tensión RMS está por debajo de la tensión nominal entre 10-90% para una duración de entre 0.5 ciclo a un 1 minuto.
- Variaciones aleatorias o repetitivas en la tensión RMS entre 90-110% de la tensión nominal pueden producir un fenómeno conocido como "flicker" (parpadeo) en el equipamiento de iluminación. El flicker es una impresión de inestabilidad de la sensación visual inducida por el estímulo lumínico sobre el ojo humano.
- Incrementos abruptos, muy breves en tensión, llamados "spikes", "impulses", o "surges", son generalmente causados por grandes cargas inductivas al ser desconectadas, o más severamente por rayos.
- Las "subtensiones" ocurren cuando la tensión nominal cae por debajo del 90% por más de un minuto. El término "bajón de tensión" es una descripción adecuada para las caídas de tensión entre la plena potencia (luz brillante) y un apagón (no potencia – no luz).
- Las "sobretensiones" ocurren cuando la tensión nominal crece 110% por más de un minuto.
- Variaciones en la frecuencia.
- Variaciones en la forma de onda – usualmente descrito como "armónicas",
- Impedancia no-nula en baja frecuencia (cuando una carga demanda más potencia, la tensión cae).
- Impedancia no-nula en alta frecuencia (cuando la carga demanda una gran cantidad de corriente, y luego se detiene la demanda repentinamente, habrá un "dip" o "spike" en la tensión debida a las inductancias en la línea de suministro de energía.

PERTURBACIONES EN CONSIDERACIÓN

Para este trabajo se examinarán cinco categorías de disturbio. Estos son algunos de los casos más interesantes y más comunes. Se da una breve explicación de las cinco categorías consideradas en este estudio.

Voltage sag se describe como una caída de 10 - 90% de la tensión nominal del sistema durando entre medio ciclo a 1 min. Las causas de los *voltage sags* son causadas por fallas del sistema y energización de cargas pesadas. Un *voltage Sag* se muestra en la figura 1(a).

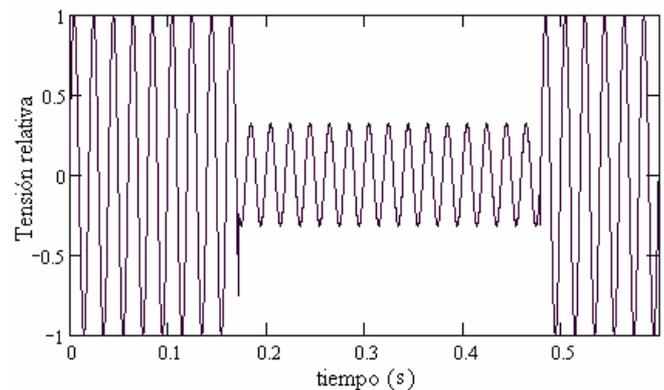


Fig. 1(a) Voltage sag.

Los *voltage swells* se definen como el aumento de la tensión en la frecuencia fundamental para una corta duración que va del medio ciclo a 1 min. Los valores típicos son 110-180% de la tensión nominal del sistema. Un disturbio es mostrado en la figura 1(b).

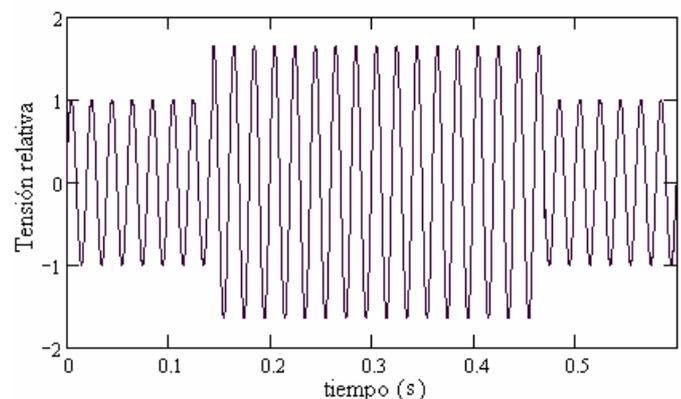


Fig. 1(b) Voltage swell.

El *transitorio impulsivo* es un repentino cambio, de muy corta duración, en la forma de onda de la señal de alimentación. Esta perturbación es frecuentemente causada por rayos.

La forma de onda con *transitorio impulsivo* se muestra en la figura 1(c).

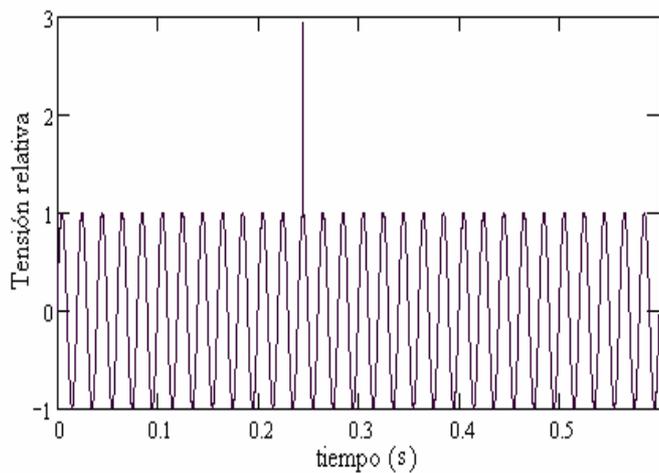


Fig. 1(c) Transitorio impulsivo.

La desviación desde un seno perfecto se puede representar por armónicas, las cuales son componentes senoidales que tienen por frecuencia un múltiplo entero de la frecuencia fundamental.

Los *armónicos*, producto de los convertidores de potencia electrónicos, se muestran en la figura 1(d) y (e).

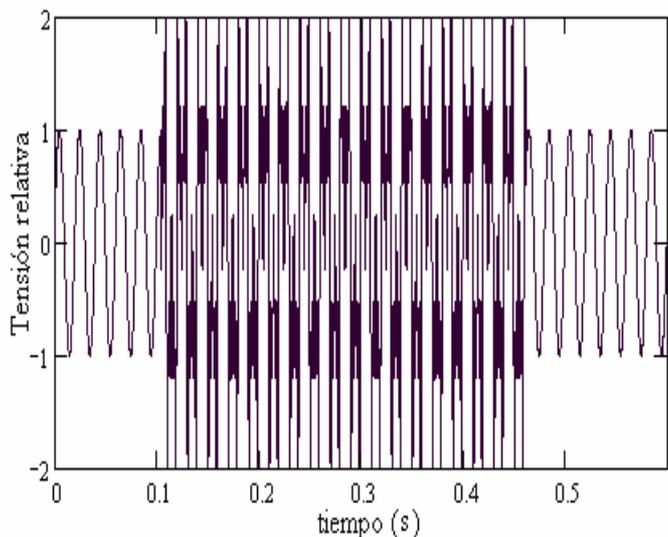


Fig. 1(d) Senoide con armónicas.

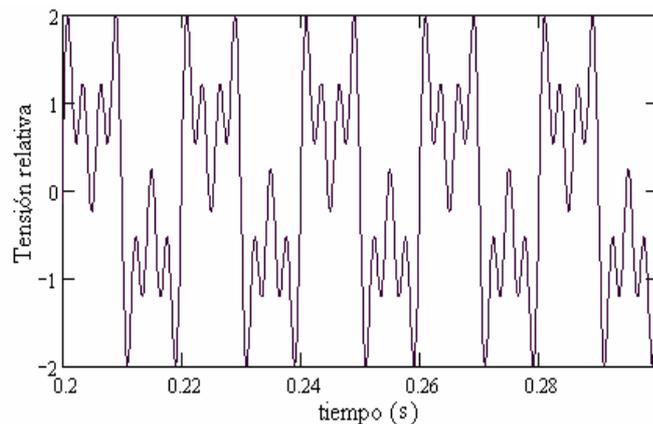


Fig. 1(e) Senoide con armónicas (zoom en la zona 0.2-0.3).

Finalmente, en la *interrupción momentánea*, la tensión se va a cero durante un corto tiempo. Este tipo de perturbación se muestra en la figura 1(f).

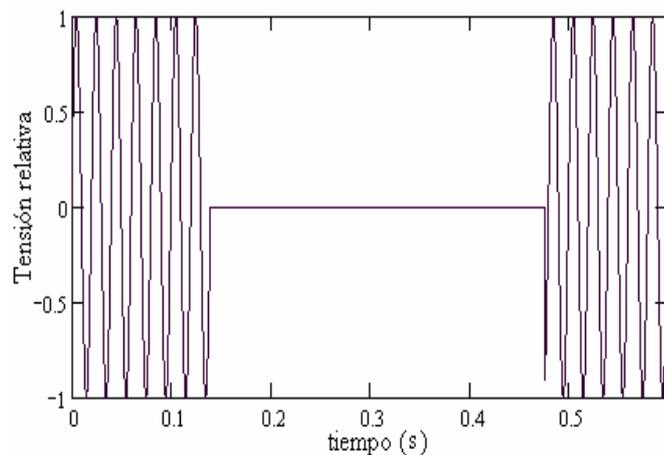


Fig. 1(f) Interrupción momentánea.

La tecnología DWT se ha empleado frecuentemente para capturar el tiempo de la ocurrencia del transitorio y para extraer las características de frecuencia del disturbio de potencia. Integrando la tecnología DWT con el método inteligencia artificial o sistema experto para transformar un clasificador de disturbio de potencia práctico para el reconocimiento exacto del disturbio ha atraído el interés de muchos

investigadores. Sin embargo, los dos problemas prácticos a superar son:

- 1) Adoptando directamente los coeficientes DWT como entradas a las redes neurales requiere gran espacio de memoria y mucho tiempo de aprendizaje.
- 2) El nivel de descomposición con el número de características de extracción debe ser reducido para mejorar la eficiencia de cómputo y la exactitud de reconocimiento del tipo de disturbio.

La transformada wavelet es una herramienta bien adecuada para analizar transitorios de alta frecuencia en presencia de componentes de baja frecuencia tales como señales de banda ancha no estacionarias y no periódicas [2-3].

TRANSFORMADA DISCRETA WAVELET (DWT)

Partiendo de la definición de la Transformada Wavelet Continua (CWT):

$$\gamma(s, \tau) = \int f(t) \cdot \psi_{s, \tau}^*(t) \cdot dt$$

donde * denota complejo conjugado. Esta ecuación muestra cómo una función $f(t)$ es descompuesta en un conjunto de funciones base $\psi_{s, \tau}$ llamadas *wavelets*. Las variables s y τ son las nuevas dimensiones, *escala* y *traslación*. Para conformar la completitud, la siguiente ecuación da la transformada wavelet inversa:

$$f(t) = \iint \gamma(s, \tau) \cdot \psi_{s, \tau}(t) \cdot d\tau \cdot ds$$

Los wavelets son generados desde un único wavelet básico $\psi(t)$, el así llamado *wavelet-madre*, por escalamiento y traslación:

$$\psi_{s, \tau}(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} \cdot \psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right).$$

En la ecuación anterior s es el *factor de escala*, τ es el *factor de traslación* y el factor $\frac{1}{\sqrt{s}}$ es para normalización de energía a través de las diferentes escalas. Dado que la variabilidad de s no tiene ningún tipo de limitación, el resultado es altamente redundante.

Además, la transformada wavelet resulta muy difícil de calcular analíticamente y sólo puede ser evaluada numéricamente, siendo también deseable la instrumentación de algoritmos rápidos para explotar la potencia de esta transformada.

Para superar este problema se han introducido los *wavelets discretos*. Estos no son continuamente escalables sino que pueden ser escalados y trasladados en pasos discretos. Esto se logra modificando el wavelet madre de la siguiente forma:

$$\psi_{j, k}(t) = \frac{1}{\sqrt{s_0^j}} \cdot \psi\left(\frac{t-k \cdot \tau_0 \cdot s_0^j}{s_0^j}\right).$$

Aunque se llame wavelet discreto, normalmente es una función continua (definida por tramos). En la expresión de arriba j y k son enteros y $s_0 > 1$ es un escalón de dilatación fija. El factor de traslación τ_0 depende del paso de dilatación. Usualmente se elige $s_0 = 2$ de modo que el muestreo del eje de frecuencia corresponde a un muestreo diádico. Esta es una elección muy natural para computadoras, el oído humano y la música por ejemplo.

Para el factor de traslación usualmente se elige $\tau_0 = 1$ de modo que también se tiene muestreo diádico en el eje de tiempos. Con estos valores, la expresión anterior queda

$$\psi_{j, k}(t) = s_0^{-j/2} \cdot \psi(2^{-j} \cdot t - k).$$

Las representaciones de una señal complicada $f(t)$ se puede desarrollar en términos de sus bases ortonormales, las cuales son las funciones *escalantes* y *wavelets*.

Estas funciones pueden ser escaladas y trasladadas para descomponer a $f(t)$ y representarla en diferentes resoluciones (escalas).

Esto puede ser visto matemáticamente como:

$$f(t) = \sum_k c_0(k) \cdot \phi(t-k) + \sum_k \sum_{j=0}^{J-1} d_j(k) \cdot 2^{j/2} \cdot \psi(2^j \cdot t - k)$$

donde $\phi(t)$ es la llamada Función Escalante. Esto significa que si se analiza una señal usando la combinación de funciones escalantes y wavelets, las funciones escalantes por sí mismas atienden al espectro no cubierto por todos los wavelets hasta la escala J , mientras que el resto es hecho por los wavelets.

ANÁLISIS MULTIRESOLUCIÓN (MRA)

El análisis multiresolución se refiere a los procedimientos para obtener *aproximaciones* paso-bajo y detalles paso-alto a partir de la señal original $f(t)$.

En la figura 2 se observa una descomposición wavelet del primer nivel de una señal de prueba obtenida desde una simulación con Matlab (TM) (ambos provenientes de un wavelet Daubechies de cuarto orden, $db4$).

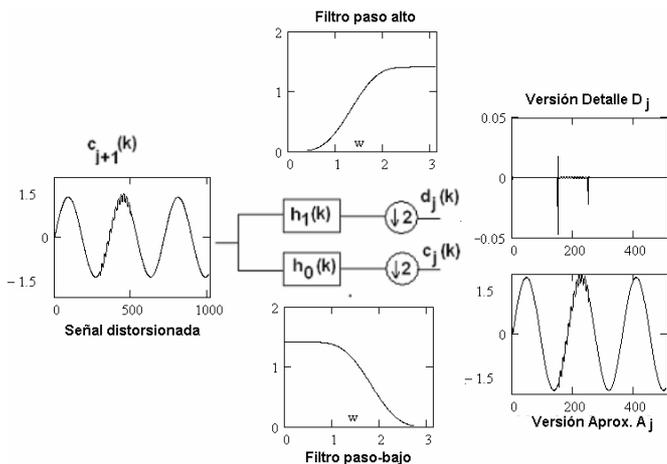


Fig. 2. Señal distorsionada pasada por un filtro paso-bajo y un paso-alto y posteriormente diezmada cada una de las salidas

La *aproximación* (salida del paso-bajo) contiene la tendencia general de la señal original, mientras que el *detalle* (salida del paso-alto) corporiza los contenidos de alta frecuencia de la misma. Las aproximaciones y detalles se obtienen a través de una sucesión de procesos de convolución.

La señal original es dividida en diferentes escalas de resolución, en lugar de en diferentes frecuencias, como en el caso del análisis de Fourier.

Esto es:

$$D_j(n) = \sum_k h(k).A_{j-1}(n-k)$$

$$A_j(n) = \sum_k l(k).A_{j-1}(n-k)$$

donde l y h son los vectores de coeficientes del filtro pasa-alto y paso-bajo respectivamente, D_j y A_j son los coeficientes detalle y aproximación a la resolución j ($j= 1, 2, \dots, J$) respectivamente. A_{j-1} es la aproximación del nivel inmediatamente superior j ($k = 1, 2, \dots, K$) donde K es la longitud del vector de coeficientes del filtro.

de Mathworks) de una senoide de 1024 muestras, donde entre las muestras número 300 y 500 se ha sobrepuesto otra senoide con una frecuencia 20 veces superior y una amplitud 10 veces menor.

A esta señal resultante, se la ha pasado por un filtro paso-alto y también por un paso-bajo

El algoritmo de descomposición multiresolución está dado en la figura 3 donde se muestran tres niveles de descomposición.

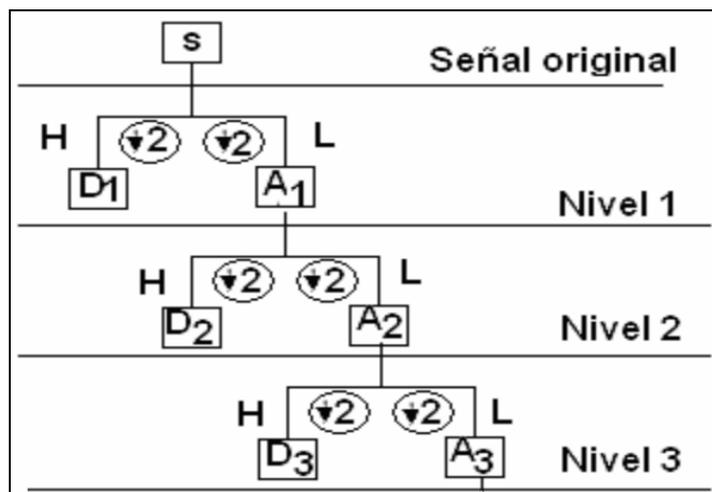


Fig. 3. Descomposición en tres niveles de una señal

La idea principal es la misma que para la CWT, sólo que aquí se obtiene una representación tiempo-escala (frecuencia) de una señal, usando técnicas de filtrado digital.

Por definición, la CWT es una convolución entre un wavelet a diferentes escalas y la señal. La CWT se calcula cambiando la escala de la ventana de análisis, desplazando la ventana en el tiempo, multiplicando por la señal, e integrando para todo el tiempo.

En el caso discreto, son usados filtros de diferentes frecuencias de corte para analizar la señal a diferentes escalas.

La señal es pasada a través de un filtro paso-alto (obteniendo los detalles correspondientes al nivel1) y de un filtro paso-bajo (obteniendo las aproximaciones para el mismo nivel). Luego se repite el proceso, utilizando como señal la salida del filtro paso-bajo, obteniéndose los detalles y las aproximaciones para el Nivel 2, y así sucesivamente hasta el Nivel J.

Ya que la señal es una función del tiempo discreto, los términos *función* y *secuencia* pueden ser usados indistintamente.

Una aproximación contiene la tendencia general de la señal original, mientras que un detalle corporiza los contenidos de alta frecuencia de la misma.

$$D_j(n) = \sum_k h(k).A_{j-1}(n-k)$$

$$A_j(n) = \sum_k l(k).A_{j-1}(n-k)$$

donde l y h son los vectores de coeficientes del filtro paso-alto y paso-bajo respectivamente, D_j y A_j son los coeficientes detalle y aproximación a la resolución j ($j = 1, 2, \dots, J$) respectivamente. A_{j-1} es la aproximación del nivel inmediatamente superior j ($k = 1, 2, \dots, K$) donde K es la longitud del vector de coeficientes del filtro.

EXTRACCIÓN DE CARACTERÍSTICA

La idea subyacente en la extracción de la característica wavelet se apoya en una técnica de preprocesamiento que lleva desde la señal a un patrón que servirá como "firma" del disturbio (producido por la falla) en la señal. Este procedimiento brinda una forma adecuada para una detección posterior del origen de la falla, como el de alimentar con este patrón a una Red Neural.

En definitiva, la propuesta apunta a mapear los datos de la señal distorsionada en el dominio wavelet y posteriormente clasificar, mediante un estadístico apropiado, los diferentes niveles de resolución de la señal distorsionada.

En varios trabajos [4-8], se utiliza como base el teorema de Parseval. El mismo estipula que si las funciones escalante y wavelet seleccionadas conforman una base ortonormal (en este caso, ortogonales y con norma 1), existe una relación entre la energía de la señal distorsionada y la energía de los coeficientes que representan a la señal en el dominio wavelet.

La energía W_{signal} de la señal distorsionada puede ser particionada en términos de los coeficientes de expansión y wavelet de acuerdo a:

$$W_{signal} = \sum_{k=-\infty}^{\infty} |c_0(k)|^2 + \sum_{j=0}^{J-1} \sum_{k=-\infty}^{\infty} |d_j(k)|^2$$

Las aproximaciones y detalles se obtienen a través de una sucesión de procesos de convolución. La señal original es dividida en diferentes escalas de resolución. En vez de en diferentes frecuencias, como en el caso del análisis de Fourier.

$$W_{signal} = W_{c_0} + \sum_{j=0}^{J-1} W_{d_j}$$

Con:

$$W_{d_j} = \langle d_j(k), d_j(k) \rangle = \|d_j\|_2^2$$

$$W_{c_0} = \langle c_0(k), c_0(k) \rangle = \|c_0\|_2^2$$

La norma segunda de los coeficientes detalle $\|d_j\|_2$, extraída a diferentes niveles de resolución, se usa para generar un llamado "vector característico", invariante a la traslación. Con el término *invariante a la traslación* se expresa que las características permanecen inalteradas ante cualquier cambio de posición de la distorsión (traslación).

Finalmente, el vector característico X_0 tendrá la siguiente estructura:

$$X_0 = \|d_0\| \quad \dots \quad \|d_j\| \quad \dots \quad \|d_{j-1}\|$$

La variante que se propone en este trabajo es: en vez de utilizar una proporción de la energía en cada uno de los componentes del vector característico, formar dicho vector a partir de la suma de valores absolutos de los coeficientes detalle en cada nivel de resolución hasta J (más el componente "residual" de coeficientes aproximación en el nivel J).

Hasta el momento no se ha hecho referencia al wavelet madre $\psi(t)$ a utilizar en el análisis multiresolución (MRA). Estudios profundos sobre el tema [9], [10] han llevado a establecer algunas pautas sobre el particular.

En el caso de *transitorio rápido*, las formas de onda se destacan por flancos abruptos y de bastante corta duración. En este caso los wavelets de *Daubechies* Db3 y Db4 son particularmente buenos en la detección de estas perturbaciones.

En el caso de *transitorio lento*, las formas de onda tienen la característica de un cambio lento o cambios de amplitud suave. En esta situación, Db3 y Db4 no pueden captar aquellos disturbios porque el intervalo de tiempo integral es muy corto.

Sin embargo, si se usan los wavelets Db8, Db10 y sym8 (*symlet*) el intervalo de tiempo integral es lo suficientemente largo y así los mismos pueden captar dichos cambios lentos. Así en la detección

de sags que no sean repentinos, se pueden usar Db10, sym8 y Db8.

Para la detección de armónicas el wavelet *Dmey* (aproximación discreta del wavelet de Meyer) da los mejores resultados y para transitorios se puede usar el Db3.

A modo de resumen, se da la tabla 2, donde se hace una evaluación comparativa de las capacidades de los distintos wavelets.

Tabla 2. Evaluación comparativa de las capacidades de los distintos wavelets.					
Wavelet	Transitorio impulsivo	Armónicas	Flicker (parpadeo)	Voltage Sag	Voltage Swell
Dmey (aproximación discreta del wavelet de Meyer)	Detecta pero no es exacto comparado con Db3	Detecta y clasifica exactamente	Malo comparado con sym8 y Db10	Malo comparado con Db4 y Sym	Detecta pero no es exacto comparado con Db4
Db (Daubechies)	Db3 detecta muy exactamente	No exactamente comparado con Dmey	Malo comparado con Db10 y Sym8	Db4 detecta sags repentinos, pero los graduales son detectados exactamente por Db10 y Sym8	Db4 detecta exactamente
Sym8 (Symlet)	Malo comparado con Db3	No exactamente comparado con Dmey	detecta exactamente	detecta exactamente	Comparado con Db4 es malo
Coif (Coiflet)	Malo comparado con Db3	No exactamente comparado con Dmey	Mejor pero no exacto como Sym8	Detecta sag exactamente	Malo comparado con Db4 y sym8
Bior (Biorotogonal)	Malo comparado con Db3 y otros wavelets	No exactamente comparado con Dmey	No exactamente comparado con Sym8	No exactamente comparado con Sym8	No exactamente comparado con Db4
Haar	Malo	Malo	Malo	Malo	Malo

Conforme a lo visto, para las perturbaciones consideradas en este trabajo, el wavelet con el que se trabajará es el Daubechies de orden 4 (Db4).

SIMULACIÓN Y DETECCIÓN DE PERTURBACIONES

En los párrafos anteriores se han desarrollado todos los conceptos conducentes a la propuesta del trabajo, esto es la obtención de una herramienta eficaz para el análisis de calidad de potencia.

De modo que, a partir de este momento se comenzará con una simulación a través del software Matlab (Marca Registrada de The

Mathworks, Inc.) de todos los tipos de perturbaciones vistas en el párrafo 2, sometidas al análisis multiresolución con extracción de características, para finalmente alimentar a una red neural que clasificará el tipo de perturbación. Todo esto se resume en el diagrama de flujo mostrado en la figura 4.

La implementación del proceso completo en Matlab se puede observar en el Apéndice a este trabajo.

Para ello, las señales a simular se suponen muestreadas a una frecuencia de 10 kHz, a lo largo de 0.6 s de observación (6000 muestras). Se utilizan atributos únicos para cada tipo de disturbio

y se permite cambiar aleatoriamente, dentro de límites especificados, con el objeto de crear diferentes casos de disturbio.

Por lo tanto, la fuente en Matlab que lleva a cabo la propuesta de este trabajo se puede descomponer en los siguientes pasos para su mejor comprensión: a – Se simulan 200 perturbaciones “*voltage swell*” con amplitudes del “*swell*” que son valores de una variable aleatoria comprendida entre 1,1 y 1.8 pu, con tiempo de arranque (variable aleatoria entre 0.1 y 0.2 s) y tiempo de fin (variable aleatoria entre 0.4 y 0.5 s).

Del mismo modo y con criterios similares, se simulan “*voltage sags*”, “transitorios impulsivos”, “interrupciones”, y “armónicas”. Todas en número de doscientos cada una.

Al finalizar esta etapa, se habrá creado una matriz de 1000 filas por 6000 columnas.

b) Se halla la transformada wavelet de la senoide pura (calidad perfecta) y la de las 1000 perturbaciones en 10 niveles ($J=10$).

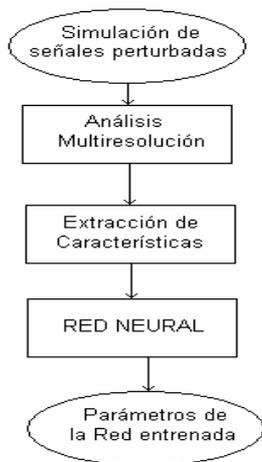


Fig. 4. Diagrama de flujo para la identificación de perturbaciones

En el párrafo 5 se habló de la construcción del “vector característico”, a partir de la suma de valores absolutos de los coeficientes detalle en cada nivel de resolución, de la señal perturbada. Este indicador se mejora notablemente si a cada uno de los componentes, se le resta el correspondiente a la suma de valores absolutos de los coeficientes detalle de la señal senoidal pura.

La figura 5 muestra la evolución de este nuevo indicador para cada tipo de perturbación, en función del nivel de resolución.

c) Finalmente, se procede a alimentar a una red neural, tipo feed-forward, con 10 unidades de entrada, 20 ocultas y 5 de salida para que identifique la perturbación en cuestión. Para ello se entrena a la red con el tradicional método de back-propagation.

RESULTADOS OBTENIDOS Y FUTURAS INVESTIGACIONES

El programa en Matlab que se presenta en el Apéndice, permite apreciar el comportamiento de la técnica propuesta en la detección de Calidad de potencia.

En la tabla 3 se ve la “matriz confusión” que entrega Matlab en el proceso de entrenamiento de la Red Neural,

Como se puede apreciar en la misma, el porcentaje de “aciertos” es del 97,8%. También se observan que, por ejemplo, que 14 “interrupciones” fueron confundidas con “sags”, pero que los “swells” nunca fueron confundidos con ninguna otra perturbación. Todo lo expuesto amerita abrir una línea de investigación-acción que promueva la toma de datos reales de alimentadores de potencia en servicio, de modo de proveer a la Red Neural de información precisa para su entrenamiento.

Swell	200(20%)	0(0.0%)	0(0.0%)	0(0.0%)	0(0.0%)	100%
Sag	0(0.0%)	186(18.6%)	8(0.8%)	0(0.0%)	0(0.0%)	95.9%
Interr.	0(0.0%)	14(1.4%)	192(19.2%)	0(0.0%)	0(0.0%)	93.2%
Tr.Imp	0(0.0%)	0(0.0%)	0(0.0%)	200(20%)	0(0.0%)	100%
Arm.	0(0.0%)	0(0.0%)	0(0.0%)	0(0.0%)	200(20%)	100%
Total	100%	93.0%	96.0%	100%	100%	97.8%
	Swell	Sag	Interr.	Tr.Imp.	Arm.	Total

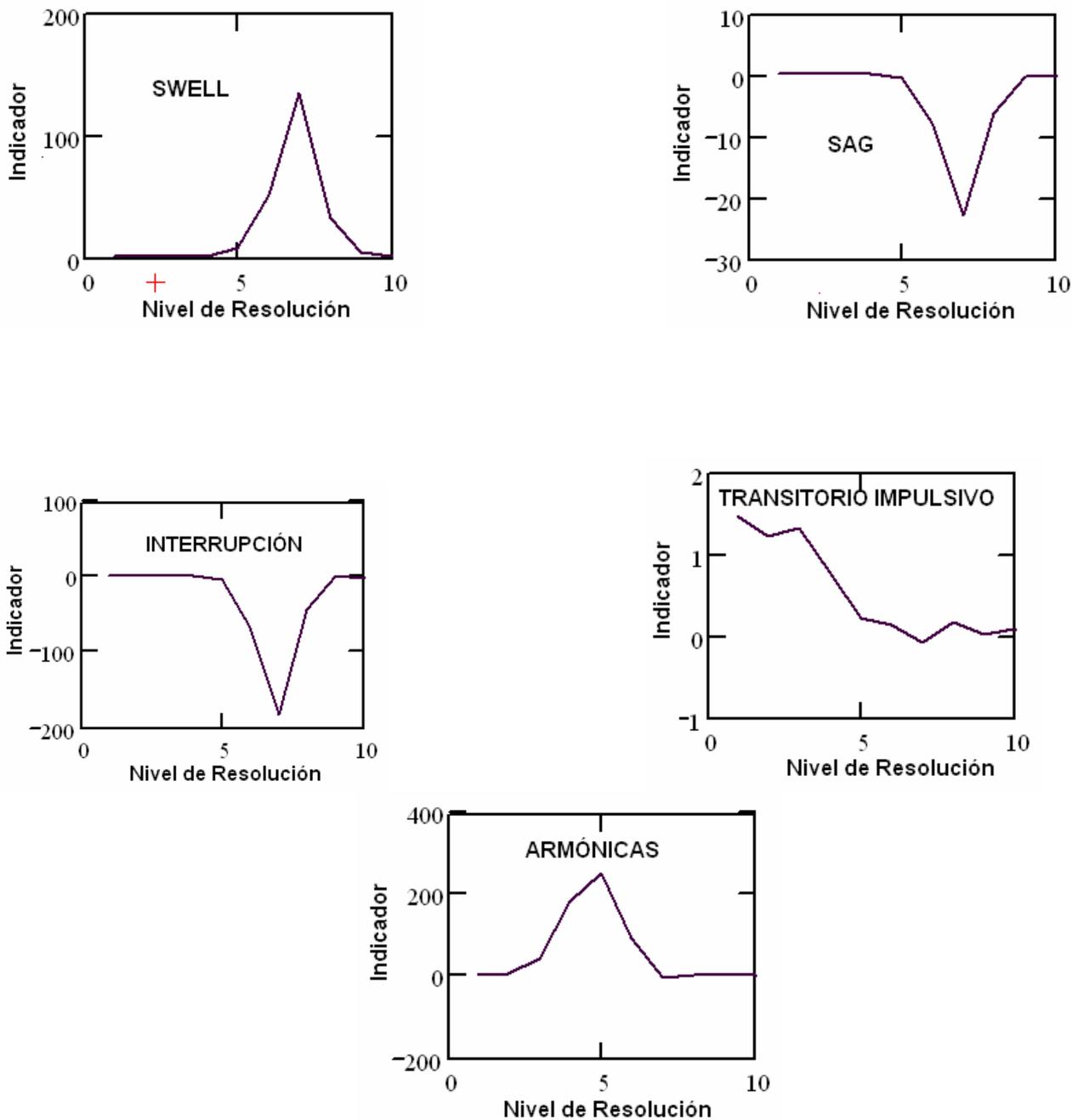


Fig. 5 . Indicadores para cada tipo de perturbaciones.

Es de destacar que en toda perturbación, en los coeficientes detalle de la transformada Wavelet Nivel 1, se aprecia en el comienzo de la misma un alto valor de los citados coeficientes. Su detección adecuada marca un hito para el comienzo del proceso de detección. Para ello se

pueden utilizar técnicas de "umbralamiento" como las del Umbral Universal de Donoho [11]. De modo que, si se está monitoreando en forma continua la señal, el punto de comienzo de la perturbación captado por el umbralamiento, permite sólo considerar esa porción para el

análisis con el consiguiente ahorro de almacenamiento del sistema de contralor.

CONCLUSIONES

Es posible clasificar eventos que alteran la calidad de potencia de los sistemas eléctricos, a través de técnicas de procesamiento digital de señales (DSP).

El uso de Redes Neuronales para este cometido permiten desarrollos de sistemas de monitoreo completamente automatizados.

La casuística a obtener en la aplicación a los sistemas reales, aportará más y más información para el entrenamiento de estas redes mejorando notablemente la exactitud de la clasificación.

REFERENCIAS

- [1] Douglas, J.: *Solving Problems of Power Quality*, EPRI Journal, Vol. 18, No. 8, Dic., 1993.
- [2] Kaewarsa, S. and K. Attakitmongkol: "Wavelet – Base Neural network for power Quality Disturbance Recognition and Classification", *Australian Journal of Electrical & Electronics Engineering*, Volume 3, Issue 1, 2006.
- [3] Mo, F. and W. Kinsner: "Wavelet modeling of transients in power systems". International Conference on Computational Intelligence and Multimedia Applications Sivakasi, India, 2007.
- [4] Ma, X. et al: "Analysis of High Impedance Transients and Improved Data Compression Using Wavelet Transform", *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, Volume 9, Issue 3, 2002.
- [5] Suja, S. and J. Jovitha: "Power Signal Disturbance Classification Using Wavelet Based Neural Network", *Serbian Journal of Electrical Engineering*, Vol. 4, No. 1, 2007.
- [6] Zwe-Lee, G.: "Wavelet-Based Neural Network for Power Disturbance Recognition and Classification", *IEEE Transactions on Power Delivery*, Vol. 19, No. 4, 2004.
- [7] Resende, J.W. et al: "Identification of power quality disturbances using the MATLAB wavelet transform toolbox". International Conference on Power Systems Transients, Rio de Janeiro, Brasil, 2001.
- [8] Perunicic, B. et al: "Power quality disturbance detection and classification using wavelets and artificial neural networks". Proceedings. 8th International Conference on Harmonics And Quality of Power, Vol., 1, 1998.
- [9] Sharmeela, C.: "A Novel Detection and Classification Algorithm for Power Quality Disturbances using Wavelets", *American Journal of Applied Sciences* 3 (10): 2049-2053, 2006.
- [10] Zhang, J. et al: "Research on the selection of wavelet function for the feature extraction of

shock fault in the bearing diagnosis", *Wavelet Analysis and Pattern Recognition*. ICWAPR apos;07. International Conference, Vol. 4, Issue, 2-4, 2007.

[11] Donoho, D. et al : "Wavelet Analysis", *IEEE Spectrum*, pp. 26-35, 1996.

AUTOR

Jesús Rubén Azor Montoya

Ingeniero en Electrónica y Electricidad en la Universidad de Mendoza y Doctorado en Ingeniería. Profesor e Investigador de la Dirección de Investigaciones Científicas y Técnicas (Dicyt) de la Universidad de Mendoza. Es miembro de la Fundación Evolución, dedicada a la promoción del uso educativo de las NTICS.
e-mail: razor@telar.org

ANEXO

Apéndice – Programa en Matlab

```
function calidad_de_potencia

% Este segmento produce un arreglo de 1000 eventos simulados
% swell, sag, interrupcion, impulso y armonica de 200 cada uno

f=50; % frecuencia de la senial de potencia
fs=10000; % frecuencia de muestreo de la senial

% Generación de las 200 perturbaciones 'swell'
% El vector AA contiene las amplitudes del swell (entre 1.1 y 1.8 pu)
% El vector t1 contiene los tiempos de inicio (aleatorios entre 0.1 y 0.2 seg)
% El vector t2 contiene los tiempos de fin (aleatorios entre 0.4 y 0.5 seg)
for n=1:200,
AA(n)=0.7*rand+1.1;t1(n)=0.1*rand+0.1;t2(n)=0.1*rand+0.4;end
for i=1:6000,
for n=1:200,
H1=heaviside((i-1)/fs-t1(n));H2=heaviside((i-1)/fs-t2(n));
if H1-H2==0
X(i,n)=sin(2*pi*f*(i-1)/fs);
else
X(i,n)=AA(n)*sin(2*pi*f*(i-1)/fs);
end
end
end
Y=X;X=0; % Acumula en el arreglo Y

% Generación de las 200 perturbaciones 'sag'
% El vector AA contiene las amplitudes del sag (entre 0.1 y 0.9 pu)
% El vector t1 contiene los tiempos de inicio (aleatorios entre 0.1 y 0.2 seg)
% El vector t2 contiene los tiempos de fin (aleatorios entre 0.4 y 0.5 seg)
for n=1:200,
AA(n)=0.8*rand+0.1;t1(n)=0.1*rand+0.1;t2(n)=0.1*rand+0.4;end
for i=1:6000,
for n=1:200,
H1=heaviside((i-1)/fs-t1(n));H2=heaviside((i-1)/fs-t2(n));
if H1-H2==0
X(i,n)=sin(2*pi*f*(i-1)/fs);
```

```

else
X(i,n)=AA(n)*sin(2*pi*f*(i-1)/fs);
end
end
end
Y=[Y X];X=0; % Acumula en el arreglo Y

% Generación de las 200 perturbaciones
'interrupcion'
% El vector t1 contiene los tiempos de inicio
(aleatorios entre 0.1 y 0.2 seg
% El vector t1 contiene los tiempos de fin
(aleatorios entre 0.4 y 0.5 seg
for n=1:200,
t1(n)=0.1*rand+0.1;t2(n)=0.1*rand+0.4;end
for i=1:6000,
for n=1:200,
H1=heaviside((i-1)/fs-t1(n));H2=heaviside((i-
1)/fs-t2(n));
if H1-H2==0
X(i,n)=sin(2*pi*f*(i-1)/fs);
else
X(i,n)=0;
end
end
end
Y=[Y X];X=0; % Acumula en el arreglo Y

% Generación de las 200 perturbaciones
'transitorio impulsivo'
% El vector AA contiene la amplitud del impulso
(entre 2 y 3 pu)
% El vector t1 contiene los tiempos de inicio
(aleatorios entre 0.1 y 0.5 seg
for n=1:200, AA(n)=rand+1;t1(n)=0.4*rand+0.1;end
for n=1:200,
for i=1:6000,
X(i,n)=sin(2*pi*f*(i-1)/fs); %función base
end
k=floor(t1(n)*10000); M=k;
while X(k,n)>X(k-1,n),
M=k;k=k+1;
end
X(M,n)=X(M,n)+AA(n);
end
Y=[Y X];X=0; % Acumula en el arreglo Y

% Generación de las 200 perturbaciones 'armonicas'
% El vector A1, A2 y A3 contiene las amplitudes
(en pu) de las
% armonicas 3ra., 5ta. y 7ma., siendo estas v.a.
oscilando entre 0 y 0,9
% El vector t1 contiene los tiempos de inicio
(aleatorios entre 0.1 y 0.5 seg

for n=1:200,
A1(n)=0.9*rand; A2(n)=0.9*rand; A3(n)=0.9*rand;
t1(n)=0.1*rand+0.1;t2(n)=0.1*rand+0.4;
end
for i=1:6000,
for n=1:200,
H1=heaviside((i-1)/fs-t1(n));H2=heaviside((i-
1)/fs-t2(n));
if H1-H2==0
X(i,n)=sin(2*pi*f*(i-1)/fs);
else
tita=2*pi*f*(i-1)/fs;
X(i,n)=sin(tita)+A1(n)*sin(3*tita)+A2(n)*sin(5*tit
a)+A3(n)*sin(7*tita);
end
end
end
Y=[Y X]; % Acumula en el arreglo Y

% Calculo de indicadores a traves de la WT
X=Y;

```

```

S=size(X);S1=S(1);

% simulacion de la senoide pura
for i=1:S1
XX(i)=sin(2*pi*f*(i-1)/fs);
end
A1=XX;
% WT de la senoide pura en 10 niveles
for i=1:10
[A1,D1]=dwt(A1,'db4');
sds(i)=sum(abs(D1));
end
% WT de las 1000 perturbaciones
for n=1:1000,
CA1=X(:,n); %toma una perturbacion
for i=1:10, % cantidad de niveles de
descomposicion
[CA1,CD1]=dwt(CA1,'db4'); % transformacion wavelet
sd(n,i)=sum(abs(CD1))-sds(i); % resta para hallar
indicador
% agrega indicadores (target)
if n>=1 & n<=200,

sd(n,11)=1;sd(n,12)=0;sd(n,13)=0;sd(n,14)=0;sd(n,1
5)=0;
end
if n>200 & n<=400,

sd(n,11)=0;sd(n,12)=1;sd(n,13)=0;sd(n,14)=0;sd(n,1
5)=0;
end
if n>400 & n<=600,

sd(n,11)=0;sd(n,12)=0;sd(n,13)=1;sd(n,14)=0;sd(n,1
5)=0;
end
if n>600 & n<=800,

sd(n,11)=0;sd(n,12)=0;sd(n,13)=0;sd(n,14)=1;sd(n,1
5)=0;
end
if n>800 & n<=1000,

sd(n,11)=0;sd(n,12)=0;sd(n,13)=0;sd(n,14)=0;sd(n,1
5)=1;
end
end
end
% separa entradas y salidas esperadas para
alimentar la Red Neural
inputs=sd(:,1:10);
targets=sd(:,11:15);
targets=targets';inputs=inputs';
% Crea Red Neural de 20 capas ocultas
net = newpr(inputs,targets,20);
% La entrena con el algoritmo 'Scaled Conjugate
Gradient'
net = train(net,inputs,targets);
% Verifica de las 1000 filas de la matriz las que
no cumplen
s=size(inputs);cont=0;
for k=1:s(2),
A=sim(net,inputs(1:10,k))-targets(1:5,k);
if sum(abs(A))>1
sim(net,inputs(1:10,k))
targets(1:5,k)
cont=cont+1;
end
end
cont % cantidad de yerros

```