

# EXTENSIÓN DEL RANGO DINÁMICO DE DETECTORES PIROELÉCTRICOS EN MEDICIONES CON RELACIÓN SEÑAL A RUIDO DESFAVORABLE

M. G. González<sup>1</sup>, G. D. Santiago<sup>1</sup>, A. L. Peuriot<sup>2</sup> y V. B. Slezak<sup>2</sup>

1. Laboratorio de Láser, Facultad de Ingeniería, Universidad de Buenos Aires, Paseo Colón 850 (1063), Capital Federal.

2. Centro de Investigaciones en Láseres y Aplicaciones (CEILAP), Juan Bautista de Lasalle 4397 (1603), Villa Martelli, Bs. As.

*e-mail: gsantia@fi.uba.ar*

Presentamos el uso de un filtro basado en redes neuronales destinado a la extensión del rango dinámico de detectores piroeléctricos en la región de bajas energías. Para ello se entrenó un perceptrón multicapa, a través del método de aprendizaje *backpropagation*, tomando como señal teórica la obtenida del modelo eléctrico equivalente. Como experimento numérico se probó el desempeño del algoritmo recuperando señales teóricas sumergidas en ruido blanco calibrado y se lo contrastó contra otros métodos de procesamiento. Asimismo se lo utilizó en mediciones reales en las que se registró la energía de los pulsos de un láser de Nd:YAG atenuados por medio de un par de polarizadores rotados, pudiéndose medir con precisión valores de energía muy bajos.

We show a neural-network-based filter devised to extend the dynamic range of pyroelectric detectors in low-energy measurements. A multi-layer perceptron was trained through the backpropagation method using the theoretical signal derived from the detector's equivalent electric circuit. As a numerical experiment we tested the performance of the neural network filter by recovering theoretical signals corrupted with white noise and we compared the results with those obtained through the use of standard filtering methods. In addition, the filter was applied to measure the energy of pulses generated by a frequency-doubled Nd:YAG laser, previously attenuated with a polarizing cube and the results showed it is possible to measure very low signals with high accuracy.

## I. INTRODUCCIÓN

El uso de detectores piroeléctricos es habitual en la medida de la energía de pulsos láser, la cual resulta proporcional al pico de la señal eléctrica transitoria dada por el detector. En condiciones benignas la determinación de este máximo no presenta problemas, tanto en el caso de lectura por medio de un osciloscopio o por un detector de pico. Por el contrario, al deteriorarse la relación señal a ruido, la determinación exacta de dicho valor se torna más compleja. Siempre es posible promediar una serie de pulsos con el fin de mejorar la relación señal a ruido. Sin embargo, en muchos procesos inducidos por irradiación láser, como por ejemplo fenómenos fototérmicos o fotoacústicos, resulta de interés normalizar la señal obtenida con respecto a la energía entregada por el láser en cada pulso. Para esta situación existen varios algoritmos que permiten suavizar la señal siendo quizás el de Savitzky-Golay uno de los más difundidos.

En este trabajo se presenta otra aproximación a la solución de este problema basada en la utilización de un procesamiento por medio de redes neuronales. Para ello se entrenó un perceptrón multicapa, a través del método de aprendizaje *backpropagation*, tomando como señal teórica la obtenida del modelo eléctrico equivalente.

Como experimento numérico se probó el desempeño del algoritmo recuperando señales teóricas sumergidas en ruido blanco calibrado. Luego se lo utilizó en mediciones

reales en los que se registró la energía de los pulsos de un láser de Nd:YAG atenuados por medio de un par de polarizadores rotados, pudiéndose medir con exactitud valores de energía muy próximos al nivel de ruido del detector.

## II. MODELO ELÉCTRICO

Los detectores piroeléctricos son fabricados a partir de cristales ferroeléctricos, esto es, cristales que exhiben un momento dipolar eléctrico permanente aún en ausencia de un campo eléctrico aplicado<sup>[1]</sup>. La magnitud de dicha polarización es dependiente de la temperatura. Cuando ésta presenta una variación, el momento dipolar del cristal cambia, redistribuyendo la carga sobre los electrodos presentes en las caras del cristal. Este cambio en la cantidad de carga determina un flujo de corriente a través del circuito externo (figura 1).

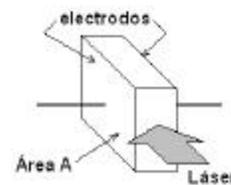


Figura 1. Detector Piroeléctrico.

La magnitud de esta corriente se encuentra dada por:

$$I = p \cdot A \cdot \frac{dT}{dt} \quad (1)$$

donde  $A$  es el área de los electrodos,  $p$  es el coeficiente piroeléctrico ( $3 \cdot 10^{-4} \text{ C/m}^2 \cdot \text{K}$ ) y  $T$  es la temperatura.

Si el detector absorbe un pulso láser la variación de la temperatura puede representarse por:

$$\frac{dT}{dt} = T_o \cdot \exp(-t/t_{term}) \quad (2)$$

donde  $\tau_{term}$  es la constante de tiempo térmica del detector.

El modelo eléctrico equivalente típico de un detector piroeléctrico<sup>[2]</sup> se muestra en la figura 2, donde  $I$  representa una fuente ideal de corriente cuya magnitud depende de la ecuación (1) y  $R_i$  y  $C_i$  representan la resistencia interna y la capacidad del detector, respectivamente. La corriente  $I$  produce una tensión de salida cuya magnitud depende de los valores de la resistencia de carga  $R_L$  y de la capacidad  $C_L$  del circuito externo.

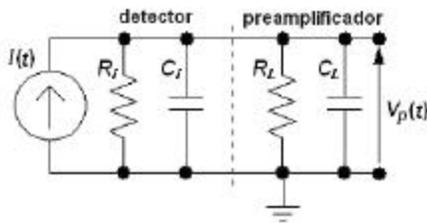


Figura 2. Modelo eléctrico equivalente de un detector piroeléctrico.

La respuesta del circuito de la figura 2 ante la excitación de un láser pulsado está representada por:

$$V_p(t) = \frac{p \cdot A \cdot T_o \cdot t \cdot \tau_{term}}{\tau_{term} - t} \cdot \left[ \exp\left(-\frac{t}{\tau_{term}}\right) - \exp\left(-\frac{t}{t}\right) \right] \quad (3)$$

donde  $\tau_{term}$  es la constante de tiempo térmica y  $\tau_e = (R_i \cdot R_L) \cdot (C_i + C_L)$  es la constante de tiempo eléctrica.

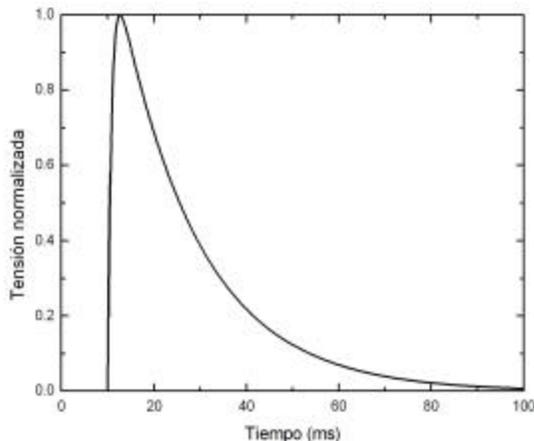


Figura 3. Señal teórica del detector piroeléctrico.

Los valores de los componentes  $C_i$  y  $R_i$  para un detector en particular pueden obtenerse fácilmente por ajuste de una señal.

En la figura 3 se observa la señal dada por la ecuación (3) para los valores del detector piroeléctrico usado.

### III. FILTRO ADAPTADO: RED NEURONAL

La recuperación de señales inmersas en ruido ha merecido una gran cantidad de estudios<sup>[3]</sup>. Entre las muchas opciones disponibles se decidió emplear uno de los modelos más populares de las redes neuronales (ANS: Artificial Neural System), el denominado perceptrón multicapa (MLP), utilizado previamente, con muy buenos resultados, en el registro de señales optoacústicas<sup>[4]</sup>. La figura 4 muestra la estructura de la red:

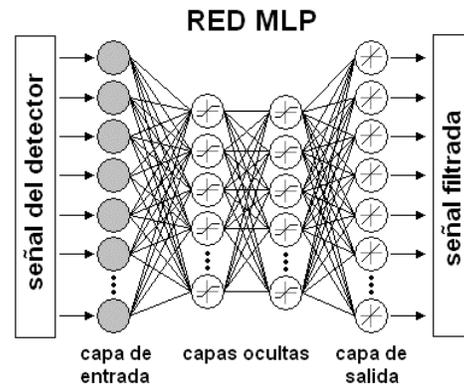


Figura 4. Estructura de la red neuronal utilizada.

La elección de la cantidad de neuronas de la capa de entrada y salida se encuentra relacionada con la ventana temporal en donde se toma la señal de interés (figura 3) y de la frecuencia de muestreo (44100 Hz). Además se escogió la cantidad de dos capas ocultas con diez neuronas cada una a través del método de prueba y error usando como puntos de comparación el error al cual convergía y la rapidez con la que lo hacía.

La actualización de los pesos y umbrales se realizó a través del método *backpropagation*<sup>[5,6]</sup> y se utilizó una función de activación de tipo lineal acotada para las capas ocultas y de tipo lineal para la de salida. Además para acelerar la convergencia se agregó el término de momento<sup>[6]</sup>.

### IV. RESULTADOS NUMÉRICOS

De manera de verificar la eficacia del filtro adaptado (ANS) se ingresó como entrada del mismo la señal computada por el modelo eléctrico equivalente a diferentes amplitudes la cual fue deteriorada con ruido blanco. Como primer estimador se consideró la tensión pico de la respuesta impulsiva. Cabe señalar que para obtener el error medio asociado se iteró el procesamiento de la señal 500 veces. Los resultados obtenidos se muestran en la figura 5 junto con los brindados por otros métodos tradicionales a fin de comparar los desempeños relativos.

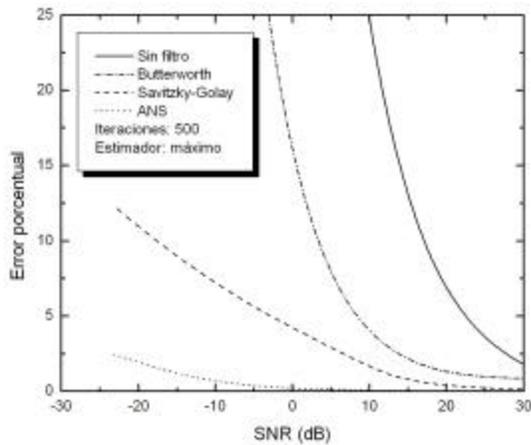


Figura 5. Error promedio computado. Estimador por máximo de la señal.

La curva llena corresponde a la de la señal sin filtrar y los resultados son insatisfactorios a menos que la relación señal a ruido (SNR) sea excelente. Con el fin de evitar la incidencia del ruido se suavizó la señal con dos algoritmos bien conocidos. El primero fue un filtro digital Butterworth<sup>[7]</sup> (pasa bajos) con frecuencia de corte a 2000 Hz y 60 dB de atenuación a 4500 Hz. El segundo filtro fue el de Savitzky-Golay<sup>[3]</sup> en el que se varió el orden de interpolación del polinomio y el número de puntos utilizados de forma tal de minimizar el error en la recuperación de la señal.

Se puede apreciar que el desempeño de la red neuronal es marcadamente superior a los otros.

Puesto que un estimador basado en el máximo de la señal es demasiado sensible a la presencia de ruido se consideró como una segunda opción el contenido de energía de la misma, con resultados que se muestran en la figura 6.

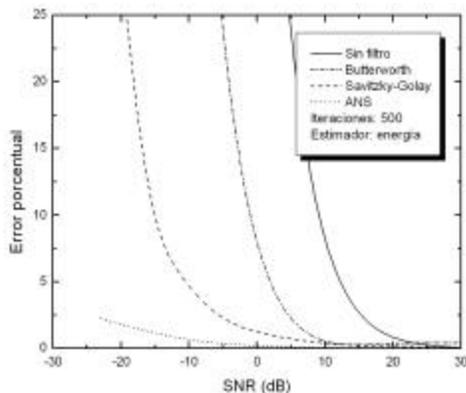


Figura 6. Error promedio computado. Estimador por energía de la señal.

Con este nuevo estimador se obtuvieron mejores resultados para el caso sin procesado y con el filtro de Butterworth mientras que el desempeño del ANS es aproximadamente el mismo.

## V. RESULTADOS EXPERIMENTALES

Las predicciones de los modelos numéricos fueron ensayadas con el arreglo experimental de la figura 7.

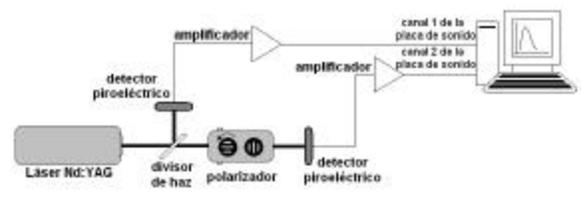


Figura 7. Esquema del arreglo experimental.

Los pulsos de un láser de Nd:YAG con generación de segunda armónica son separados en dos ramas por medio de un divisor de haz y dirigidos a sendos detectores piroeléctricos. La primera rama sirve de referencia a los fines de normalización (detector GENTEC, ED200L) y en la segunda se encuentra un atenuador por polarización y otro medidor de energía (OPHIR PE50-BB-LP, energía equivalente de ruido de 0.5 mJ). Las señales de ambos detectores fueron adquiridas por medio de la placa de sonido de una PC.

Los resultados obtenidos son mostrados en la figura 8 en general y en la 9 con detalle particular.

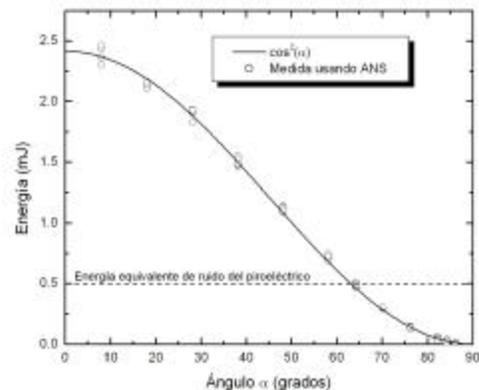


Figura 8. Energía medida usando ANS vs. ángulo del par atenuador polarizador.

La curva sólida representa la ley de atenuación proporcional al cuadrado del coseno del ángulo entre polarizadores y cada uno de los puntos experimentales corresponde a una única adquisición de la señal sin recurrir a promedio alguno.

Se puede observar que ha sido posible medir la energía con precisión por debajo de la cifra indicada como limitante por el fabricante. De hecho se ha obtenido una extensión de aproximadamente un orden de magnitud.

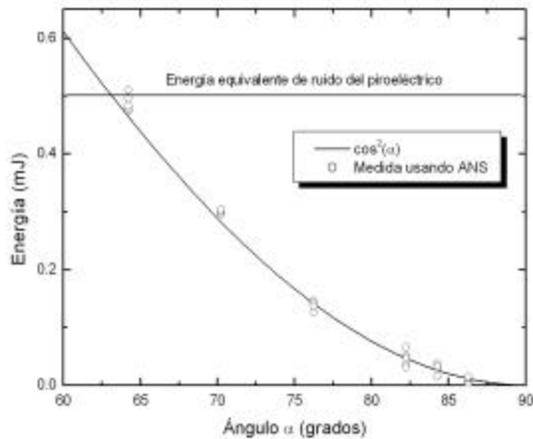


Figura 9. Energía medida usando ANS vs. ángulo del par atenuador polarizador.

A fin de ilustrar cualitativamente el desempeño del ANS, en la figura 10 aparecen la señal registrada por el detector a una energía comparable al nivel de ruido y la devuelta por el filtro adaptado.

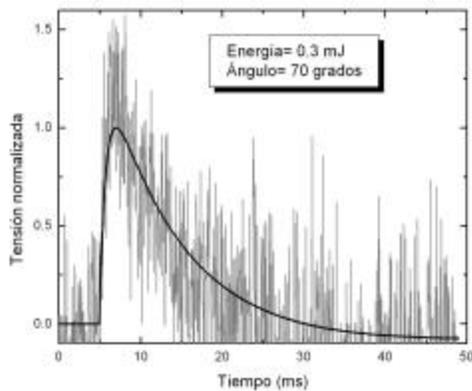


Figura 10. Tensión normalizada del detector con y sin filtro. Energía incidente = 0.3 mJ.

Los efectos de reducción de ruido son notorios y, por lo mostrado en las figuras 8 y 9, la amplitud de la señal ha quedado bien preservada.

## VI. CONCLUSIONES

El uso de una red neuronal ha permitido extender significativamente el rango dinámico de un detector piroeléctrico en la región de bajas energías. La precisión obtenida con este método supera a las correspondientes a procesamientos clásicos y además no requiere de la intervención del operador al momento de definir parámetros como en el caso del filtro de Savitzky-Golay.

## Referencias

- 1 – C. Kittel, "Introduction to Solid State Physics", capítulo 13, 1976.
- 2 – R. Boyd, "Radiometry and Detection of Optical Radiation", 211-223, 1983.
- 3 – S. Haykin, "Adaptive filter theory", 193-875, 1996.
- 4 – M. González, G. Santiago, A. Peuriot, V. Slezak y C. Mosquera, Improved pulsed photoacoustic detection by means of an adapted filter, *13<sup>th</sup> International Conference on Photoacoustic and Phothermal Phenomena*, (2004).
- 5 – J. Hertz, A. Krogh and R. Palmer, "Introduction to the theory of neural computation", 89-156, 1994.
- 6 – S. Haykin, "Neural networks", 106-229, 1994.
- 7 – A. Oppenheim, R. Schafer and J. Buck, "Discrete-Time Signal Processing", 439-511, 1999.