
RESULTADOS PRELIMINARES PARA UN SISTEMA DE DETECCION DE
SEÑALES NEUROELECTRICAS

Ayllón Meixueiro A. y Espinosa Espinosa I.

Lab.Cibernética - Dpto de Física - Fac.Ciencias UNAM
550-52-15 X 3922, 550-59-09, BITNET: ESPIN @ UNAMVM1.

RESUMEN

Se describe un prototipo para un sistema de detección de distintas clases de Potenciales de Acción (AP) inmersos en un tren ruidoso de pulsos (registrado extracelularmente en alguna región del cerebro de la rata).

Dicho sistema se basa en el cálculo de la transformada discreta de HAAR (DHT).

INTRODUCCION.

En el análisis funcional del sistema nervioso se presenta un problema singular: la masividad en el número de elementos (neuronas) que participan en un determinado proceso fisiológico de interés; aunque se dispone de distintas técnicas de registro de funciones cerebrales propias para un objetivo, estas presentan también desventajas en cuanto a la información que ofrecen. Ese es el caso del registro de actividad multiunitaria mismo que proporciona información global del sitio de registro, no obstante los patrones de actividad individual se pierden, por lo tanto, no es posible estudiar el conexionamiento entre neuronas adyacentes. Por otra parte, el registro de actividad unitaria individual da información sobre los patrones de disparo de la neurona observada. Sin embargo el seguimiento es sobre una sólo unidad y no se relaciona con la actividad de otras con la consiguiente pérdida de información global.

Para el estudio de la conectividad funcional de sistemas neuronales es indispensable observar la actividad individual y simultánea de grupos de neuronas [Schmidt], la cual puede ser reportada por un microelectrodo cuya misión es censar la actividad eléctrica extracelular de neuronas adyacentes a la punta de este (de tres y seis elementos aproximadamente), es decir el campo eléctrico promedio como contribución de todas las elementos cercanos, todo ello inmerso en un medio ruidosa proveniente tanto de fuentes externas como internas la cual da origen a un registro mejor conocido como tren múltiple de pulsos (TMP) [Abeles]. Un (TMP) es una traza que contiene información acerca de los disparos de cada neurona observada, es decir se tiene información de actividad simultánea y colectiva.

Para el análisis de la actividad individual simultánea del grupo de neuronas registradas, es necesario previamente diferenciar la actividad de cada una de las neuronas con respecto a las demás en base a parámetros fijos como lo son: amplitud pico a pico (APP), periodo de duración pico a pico (PAPP) y forma de onda del potencial de acción.

La meta del sistema de detección de pulsos no es detectar picos mas pequeños que el ruido de fondo en un tren, sino la detección confiable de los pulsos más significativos inmersos en uno o más trenes de pulsos de forma tal que dicha operación sea automática, es decir sin supervisión externa.

TECNICA DE DETECCION DE PULSOS

La actividad eléctrica registrada es la superposición de actividad de uno o más elementos, los más importantes son los biopotenciales neuronales que consisten en pulsos bipolares [Abeles] con duraciones del orden de 1ms típicamente y amplitudes pico a pico menores de 1mV usualmente, Fig. 1

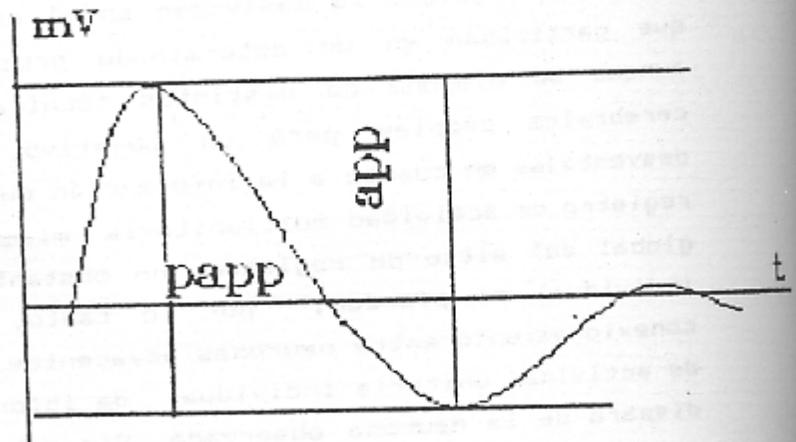


Fig. 1.

Para conceptualizar claramente daremos como válidas las siguientes hipótesis :

Hip1) El potencial de acción proveniente de una misma neurona mantiene su forma invariante en el tiempo a lo largo de su vida sana.

Hip2) Un tren múltiple de pulsos contiene dos ó más trenes de potenciales de acción de diferente forma .

De lo anterior podemos decir que un tren múltiple de pulsos contiene información de cuando menos dos distintas neuronas.

Una señal eléctrica puede representarse en forma discreta como una colección de puntos o muestras simbolizada por:

$\langle X = (x_k \mid k = 1..n)$ donde n es el número de muestras.

Un registro múltiple de pulsos se puede simbolizar entonces como :

$$\langle X = \langle x_i + \langle R_i + \langle R_e$$

donde: $\langle X$ es el reg.mult.

$\langle x_i$ señal i-ésima.

$\langle R_i$ ruido interno.

$\langle R_e$ ruido externo.

En lo sucesivo se supondrá que el tren de pulsos muestreado esta almacenado en un buffer con el objeto de recuperarlo en cualquier momento.

La detección de pulsos se divide en dos etapas [Yang], [Gerstein]:

i) Fase de extracción de características principales.

ii) Fase de detección en línea.

i) En la primera fase también conocida como fase de aprendizaje se hace la detección de pulsos por medio de la transformada de HAAR (HT), que es un conjunto de funciones periódicas, ortogonales y completas para cualquier N que sea una potencia de dos y su utilidad radica en el hecho de que describe satisfactoriamente señales de carácter impulsivo es decir resulta en una componente amplia en el dominio de la transformada si la base para dicha componente es similar en amplitud y fase al pico en el dominio del tiempo.

Los coeficientes de la transformada (HT) [Elliot], [N.Rao] $Y_w(k)$, $k=0,1..N-1$ correspondientes a la secuencia de muestras $\{X(0) X(1)...X(N-1)$ se obtienen calculando la transformación :

$$Y_w(n)=1/N H^*(n) X(n)$$

donde $H^*(n)$ es la matriz de transformación (HT) de $N \times N$. $H^*(n)$ se obtiene muestreando el conjunto de funciones de HAAR $\{har(r,m,t)\}$ definida en $[0,1]$ como:

$$har(0,0,t)=1, \quad t \in [0,1]$$

$$har(r,m,t)=\begin{cases} 2^{r/2}, & (m-1)/2^r \leq t < (m-1/2)/2^r \\ -2^{r/2}, & (m-1/2)/2^r \leq t < m/2^r \\ 0, & \text{otro caso.} \end{cases}$$

donde $r=0,1..,\log_2 N$ y $m=1,2,...,2^r$.

Las primeras dos funciones son globales (diferentes de cero sobre un intervalo), el resto son locales (diferentes de cero sobre una porción del intervalo).

$N/2$ coeficientes de la transformación miden la correlación adyacente de coordenadas en el espacio de datos, tomando dos a un mismo tiempo, $N/4$ coeficientes miden la correlación de coordenadas, tomando 4 a un tiempo y así hasta N/N coeficientes midiendo todas las N coordenadas del espacio de muestras. Esto implica que (HT) es local y globalmente sensible, a diferencia de otras transformaciones donde la información es global como en el caso de la transformada rápida de Fourier (FFT) ó Walsh-Hadamard.

El subsistema de aprendizaje comienza con la detección de pulsos en el medio ruidoso a lo largo de una traza utilizando la transformada discreta de Haar (DHT) que no es otra cosa que un algoritmo rápido que evita operar directamente sobre matrices y sólo necesita de las muestras de entrada y potencias de $2^{r/2}$ como constantes de multiplicación.

En el espacio de la transformada y filtrando el ruido de fondo mediante un umbral que se determina con métodos estadísticos (varianza), es posible remover la mayor parte de ruido gaussiano, para una vez hecho esto, obtener la inversa nuevamente utilizando (DHT) y regresar a la representación de la traza en el tiempo, de aquí se determinan los tiempos de ocurrencia de los pulsos más significativos, fig. 2.

Indice	Tiempo
1	t1
2	t2
.	.
.	.
.	.
n	tn

I	tiempo	period	ampl.
1	t1	p1	a1
nl	tn	pn	an

Fig. 2.

Se recupera la señal original con el objeto de extraer los parámetros principales: amplitud pico a pico (APP) y el intervalo de tiempo entre pico y pico (PAPP) de cada una de los pulsos ya localizados con el objeto de construir un histograma de características que sirve para definir el número de clases o señales diferentes observadas en base a una proyección en un plano bidimensional (APP) vs (PAPP) en el cual se utiliza algún criterio para selección de nubes de puntos cercanos; por ejemplo seleccionando un radio r que parte del centro de gravedad de un cúmulo determinado tal que los puntos que caen dentro del mismo podría suponerse que provienen de una misma neurona, Fig. 3.

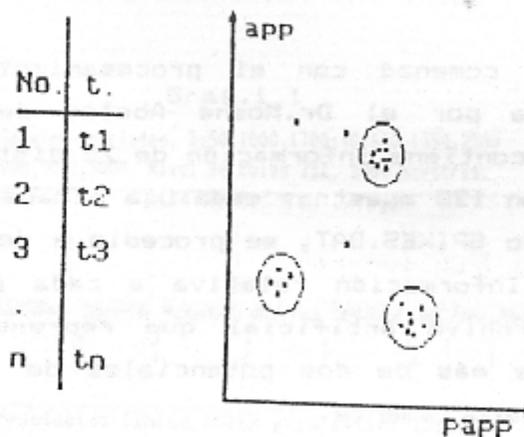


Fig. 3.

Una vez hecho esto se promedia el conjunto en el espacio de los pulsos correspondientes a una misma clase para obtener un pulso estándar que caracterice a dicha clase a la cual se le llama plantilla. Se puede aplicar nuevamente (DHT) a la señal almacenada para detectar los picos que se han separado en clases comparando sus características con las de la plantilla.

ii) En la fase de detección en línea se suponen establecidas las distintas clases de pulsos de forma tal que se cuenta con los parámetros óptimos asociados a cada unidad, resta por determinar el nivel medio del ruido de fondo para iniciar la detección y clasificación en línea de la señal de entrada para lo cual se puede recurrir a distintas técnicas que pueden ser desde un chequeo de umbrales, análisis de la señal punto a punto hasta un clasificador basado en redes neuronales [Quizá], fig. 4.

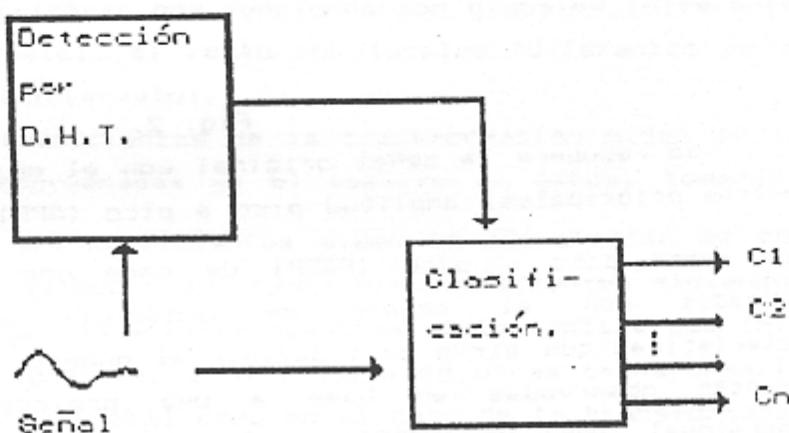


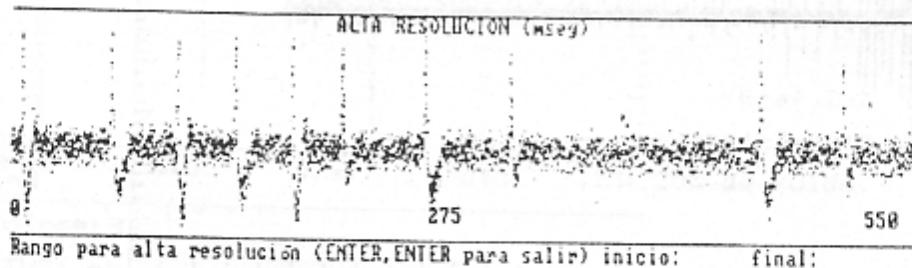
Fig. 4.

RESULTADOS

Se comenzó con el procesamiento de una base de datos, proporcionada por el Dr. Mashe Abeles de la Universidad Hebrea de Israel, que contiene información de 72 distintas formas de potenciales de acción con 128 muestras cada una almacenadas en un archivo en base octal llamado SPIKES.DAT, se procedió a depurar, convertir, ajustar y separar la información relativa a cada pulso (SPIKE) para después crear un archivo artificial que representa la combinación de la actividad de más de dos potenciales de acción con ruido gaussiano agregado aleatoriamente.

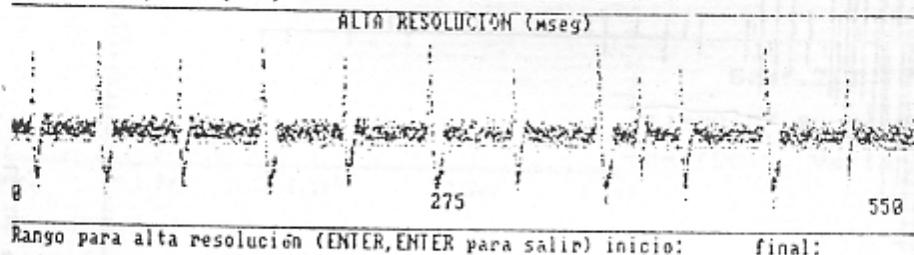
Una vez que se tiene en un archivo de datos la simulación de la señal compuesta con señales elegidas arbitrariamente, así como también tiempos de disparo de las mismas con la suma de ruido gaussiano a diferentes niveles, se pasó de la representación de la señal en el dominio del tiempo a la representación de la señal en el dominio de la transformada de HAAR, mediante (DHT). Las señales compuestas por tres tipos diferentes de pulsos cada una, mismas que se especifican así como los tiempos de activación, se muestran en las serie de gráficas 1.1, 1.2 y 1.3.

Para calcular (DHT) se tomó $N=2^{11}=2048$ muestras por cada tren artificial de pulsos que se utilizó como ejemplo se muestra en la serie de gráficas 1.2, 2.2, y 3.2. Después de calcular el valor de la varianza en el espacio de la transformada, que se muestra en la serie de gráficas 1.3, 2.3 y 3.3, se filtraron los trenes de pulsos que se muestran en la serie de graficas 1.4, 2.4, y 3.4, finalmente se obtuvo la transformada inversa del (TMP), los resultados se muestran en las serie de gráficas 1.5, 2.5 y 3.5 respectivamente.



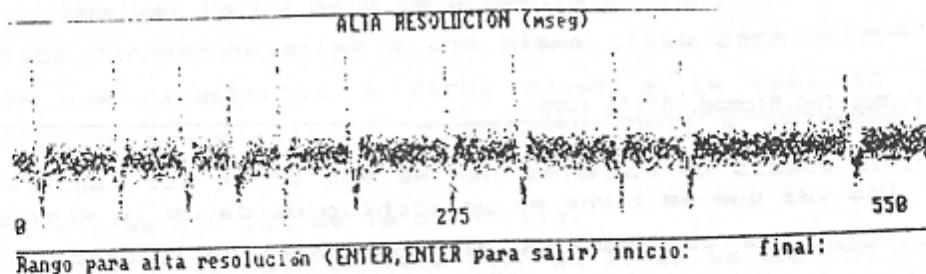
Graf.1.1

Ejemplo1:Señales mezcladas. 5:50,1000,1700;40:600,1350,2500
4500;70:2000,3000,5000. Nivel de Ruido 25%. 5000 muestras.



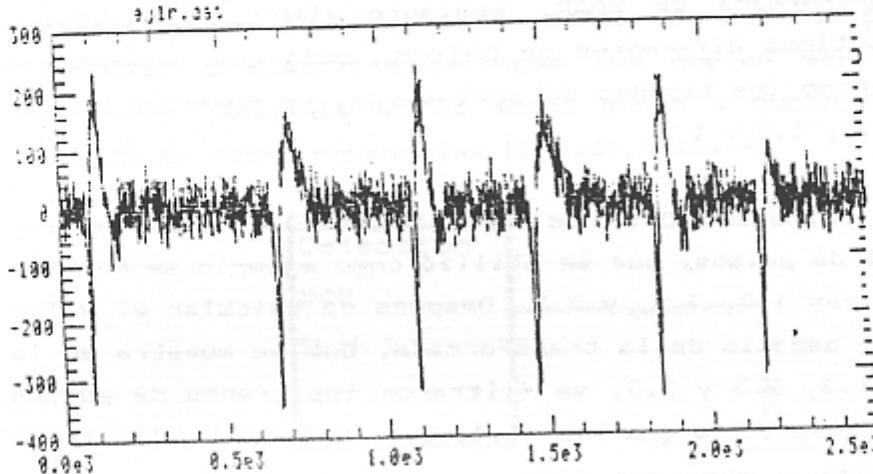
Graf.2.1

Ejemplo2:Señales mezcladas. 7:100,1000,2000,3000,4000;14:500
2500,3500,4500;21:3750,5000.Nivel de ruido 20% 5000 muestras



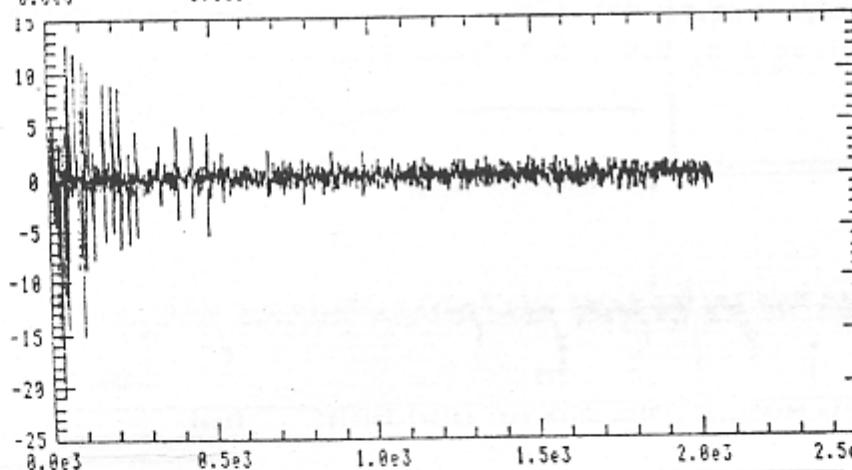
Graf.3.1

Ejemplo3: Señales mezcladas. 1:100,1000,2000,3000,4000;25:600
1600,2600,3600;50:1300,5000. Nivel de ruido 30I 5000 muestras



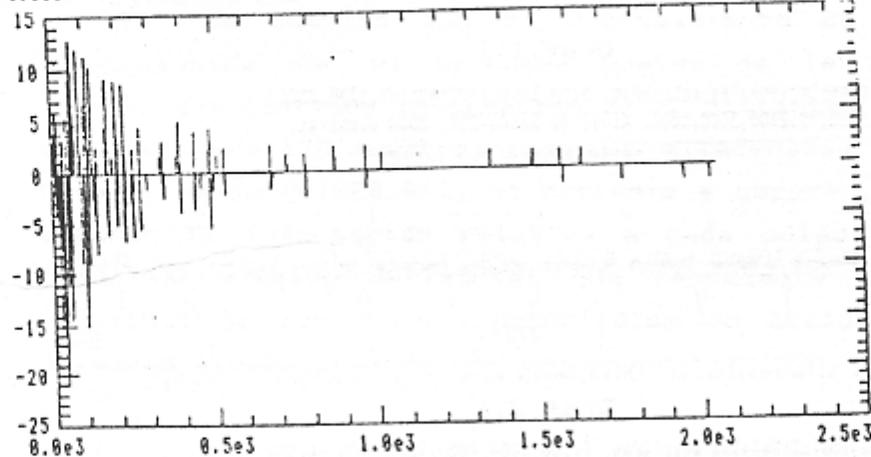
Graf.1.2

Ejemplo1: 2048 muestras.
25% de ruido.



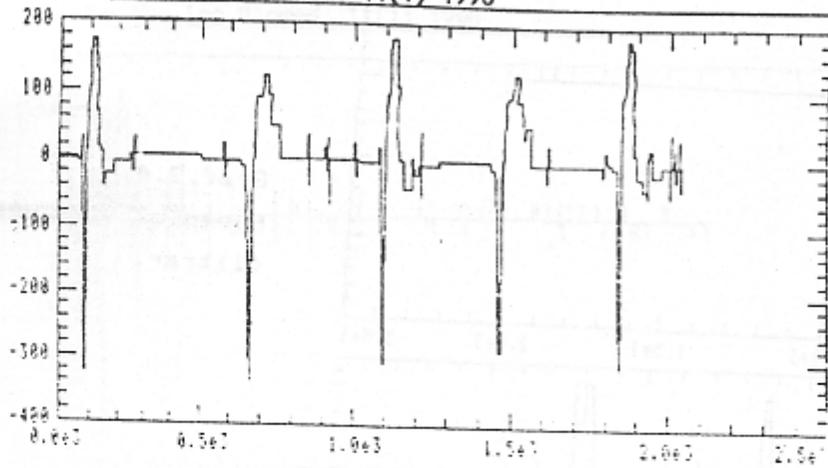
Graf.1.3

Ejemplo1 en el dominio
de (DHT). Variancia=1.42

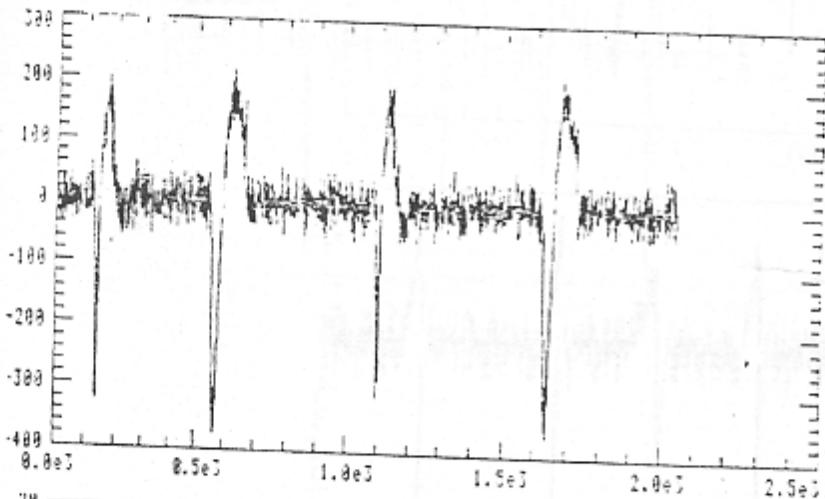


Graf.1.4

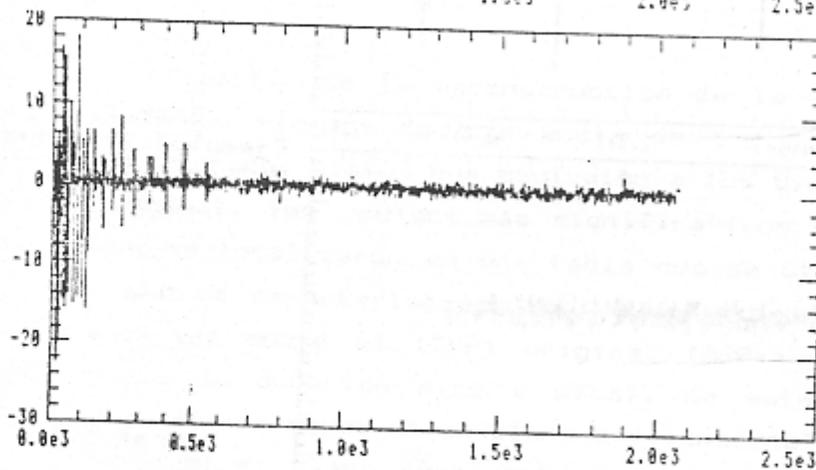
Ejemplo1 después de
filtrar.



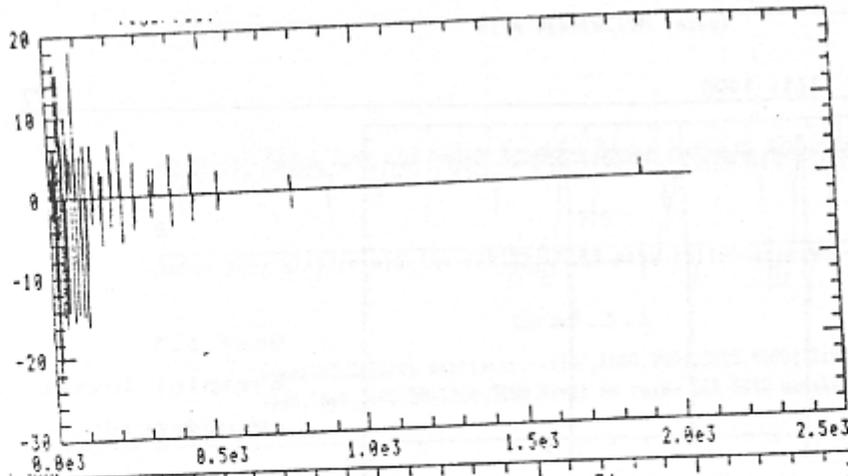
Graf.1.5
Ejemplo1 invertida
recuperación.



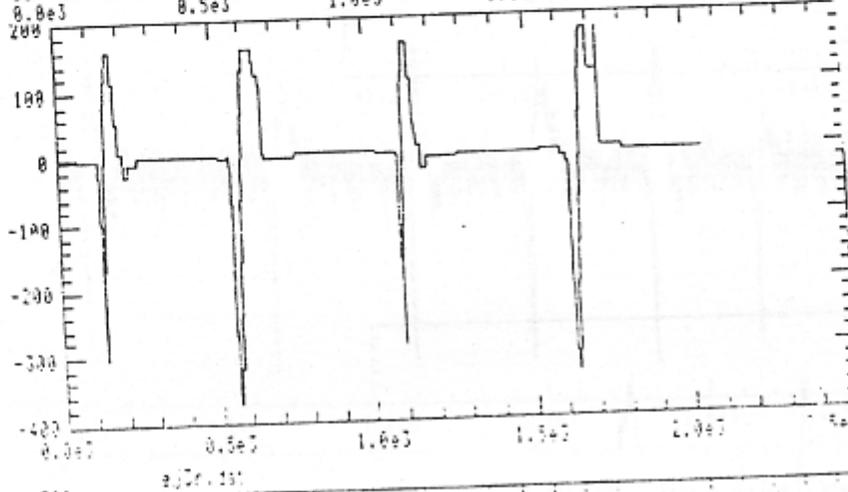
Graf.2.2
Ejemplo2:2048 muestras.
20% de ruido.



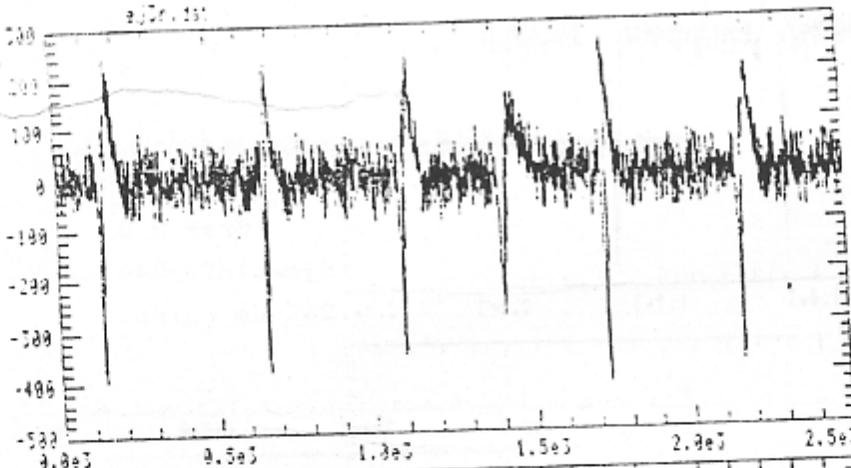
Graf.2.3
Ejemplo2 en el dominio
de (DHT). Variancia=1.4



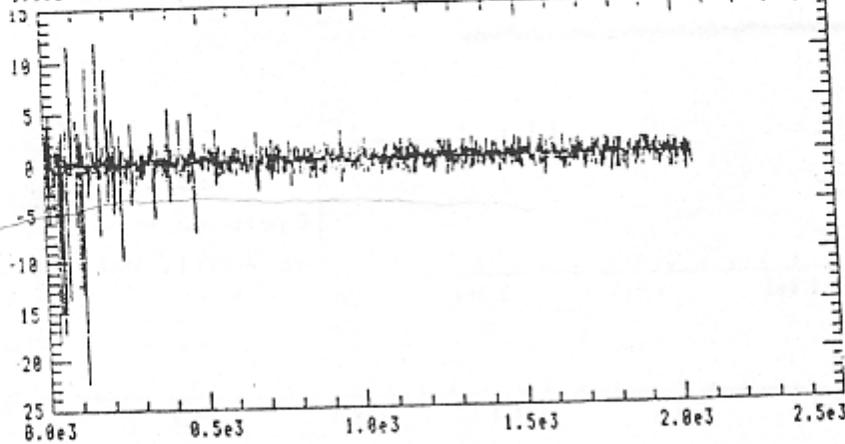
Graf.2.4
Ejemplo2 después de
filtrar.



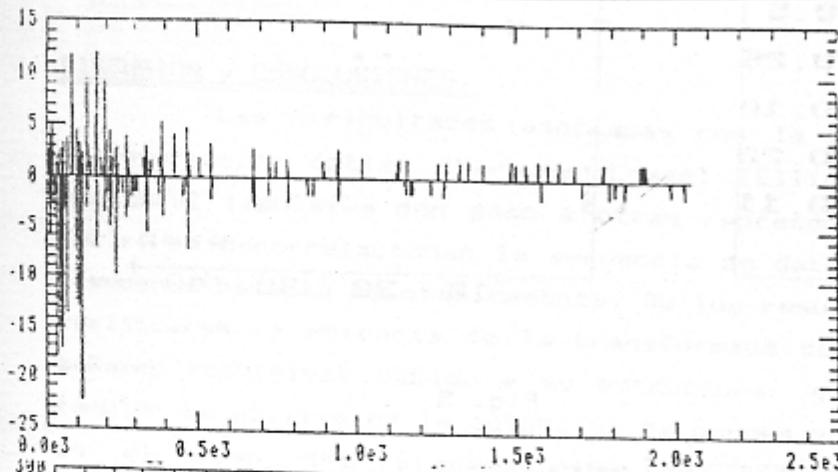
Graf.2.5
Ejemplo2 invertida
recuperación.



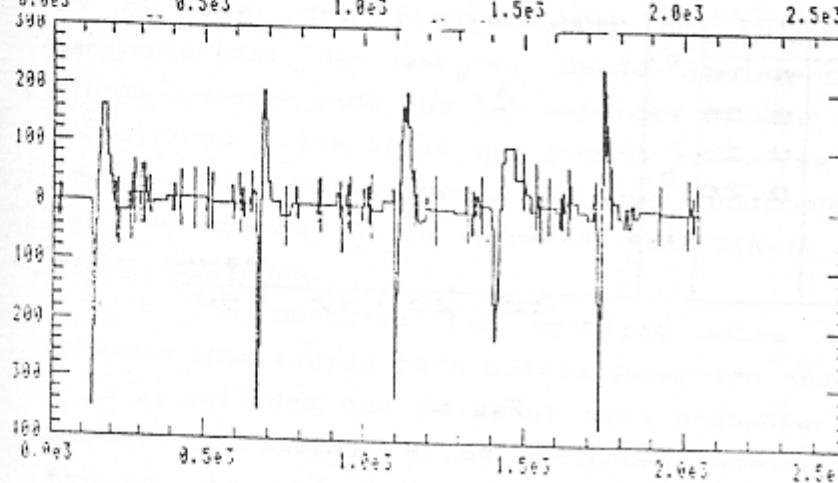
Graf.3.2
Ejemplo3:2048 muestras.
30% de ruido.



Graf.3.3
Ejemplo3 en el dominio
de(DHT).Variancia=1.44



Graf.3.4
Ejemplo3 después
de filtrar.



Graf.3.5
Ejemplo3 invertida
(recuperación).

A partir de la reconstrucción de la señal ya procesada se obtuvieron los tiempos de ocurrencia de los diferentes picos en el (TMP) ya depurado, mismos que equivalen a los tiempos de disparo en el (TMP) original, los pulsos más significativos con respecto al nivel de ruido, se localizaron en una tabla que se utilizó para determinar los parámetros característicos de cada uno de los pulsos detectados pero esta vez sobre el (TMP) original (APP: amplitud pico a pico y PAPP: tiempo de duración pico a pico). de esta forma se obtuvo un histograma que se mapeó en un plano bidimensional (APP vs PAPP), donde cada punto en el plano representa uno de los pulsos. Los planos se muestran en las figuras 5, 6, y 7.

t	app	papp
100	5	0.5
700	4.5	0.25
1120	4.8	0.10
1500	4.5	0.22
1900	4.8	0.11

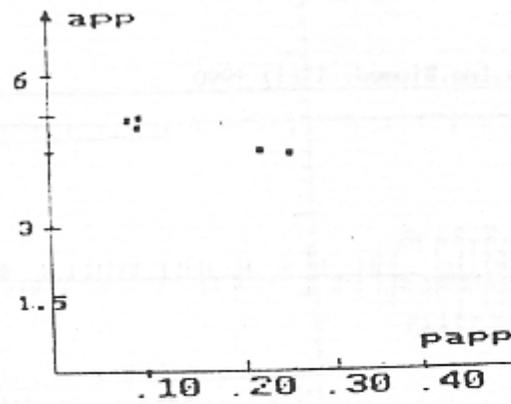


Fig. 5

t	app	papp
150	4.9	0.15
590	6.4	0.25
1110	4.6	0.15
1650	5.3	0.20

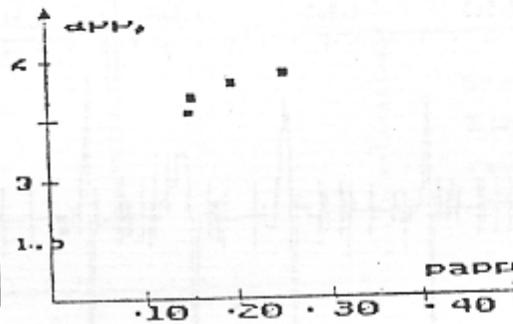


Fig. 6

t	app	papp
150	4.0	0.20
550	4.7	0.10
700	4.5	0.25
1400	3.4	0.25
1760	6.7	0.10

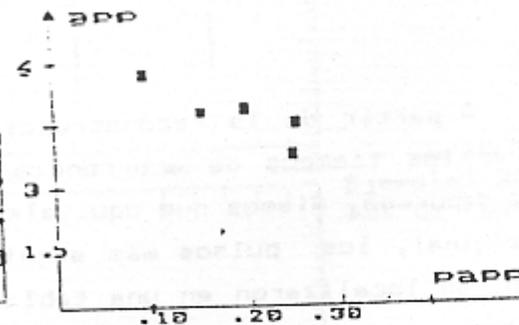


Fig. 7

Una vez que se ha detectado la ocurrencia de pulsos y se han etiquetado en el tiempo se procede a efectuar la clasificación de las señales de entrada en base a las plantillas extraídas en la fase de aprendizaje, es decir con un muestreo previo de la señal esta se caracteriza y pasar a hacer la detección en línea .

DISCUSION y CONCLUSIONES.

Las dificultades asociadas con la búsqueda del espacio de transformación óptimo (Karhunen-Loeve) [Elliot] para caracterizar a una señal impulsiva dan paso a otras representaciones subóptimas, es decir, no decorrelacionan la secuencia de datos totalmente aunque si tienden a hacerlo asintóticamente. De los resultados presentados puede verificarse la eficacia de la transformada de Haar para caracterizar señales impulsivas debido a su estructura global/local por lo cual también se utiliza en la detección de bordes y extracción de contornos en el caso del procesamiento de imágenes, posee además la particularidad de que se puede implementar fácilmente en un microprocesador dado que las matrices de Haar pueden ser factorizadas en matrices esparcidas que pueden reducirse al cálculo de sumas y restas y multiplicaciones y dar como resultado final, el cómputo de la transformada ó la inversa con $2(N-1)$ sumas ó restas y N multiplicaciones.

No obstante las ventajas antes mencionadas existe una condicionante rígida para que la detección sea confiable y se refiere a la estabilidad que la señal debe presentar durante el periodo de muestreo [Gerstain], si se presentan cambios abruptos ya sea en la fase de extracción de características o durante la detección en línea los parámetros extraídos no serán confiables y los procesos de detección y clasificación tampoco lo serán.

Una limitante que se encontró en esta presentación fué la capacidad de memoria de la PC de trabajo, el número de muestras que se procesó no pudo exceder de 2048.

En cuanto a la clasificación se puede escoger entre diferentes métodos de clasificación desde los métodos puntuales, hasta la clasificación de pulsos en base a una RED NEURONAL [Quiza], [Espinosa], por ejemplo lo cual tiene la ventaja de generalizar las características de los pulsos y reconocer una determinada clase aún ante desplazamientos de la misma.

Agradecimientos.

Los autores participan su agradecimiento a J.Jesús González Fernández por su valiosa cooperación en la revisión de este trabajo. Este proyecto fué apoyado por DGAPA proyecto IN-206189.

BIBLIOGRAFIA

- [1] Elliot F.D. and Ramamohan R.K., "Fast Transforms Algorithms, Analyses, Applications", Academic Press 1982.
- [2] N.Ahmed and K.R.Rao "Orthogonal Transforms for Digital Signal Processing ", Springer Verlag, Berlin N.Y. 1970.
- [3] Yang X. and Shamma S.A." A totally Automated System for the de Deteción and Classification of Neural Spikes", IEEE Trans On Biomedical Engineering, V.35.N10, Oct.1988.
- [4] Abeles M. and Goldstein M." Multispike train Analysis ", IEEE, Procc., V.65 No 5, May 1977.
- [5] Gerstein G., Bloom M., Espinosa. I Evanczuk, Turner M." sign of a Laboratory for Multineuron Studies", IEEE Proc. No.5 Sep/Oct 1983.
- [6] Schmidt E.M."Computer Separation of Multiunit Neuroelectric Data :A Review", IEEE Procc. 12(1984).
- [7] Schmidt E.M."Instruments for Sorting Neuroelectric Dats: A Review" IEEE Procc.(1984).
- [8] Quiza T., J. y Espinosa E.I., Clasificación de potenciales de acción con una red neuronal que emplea retropropagación, este congreso.
- [9] Espinosa, E., I. y Quiza T., J., Classification of noisy action potentials by means of a neural net employing backpropagation , Soc. Neurosci. Abstr. vol.16, 2a parte, pag. 1092, 1990.
- [10] Abeles M., Local Cortical Circuits an electrophysiological Study, Springer-Verlag N.Y., 1982.