

## ORGANIZACIÓN DE ESPIGAS USANDO AGRUPAMIENTO FUZZY C-MEANS

### RESUMEN

En la caracterización de zonas cerebrales es necesario el desarrollo de procedimientos que permitan separar los potenciales de acción o espigas cuando más de una neurona es grabada con un micro electrodo de registro. El método a utilizar permite la detección, además el agrupamiento *fuzzy* estimará el número exacto de grupos o neuronas adyacentes al micro electrodo de registro, también determinará las plantillas de las formas de espigas presentes de forma confiable.

**PALABRAS CLAVES:** Tren de espigas, Fuzzy c-means.

### ABSTRACT

*The characterization of brain regions is necessary in the development of proceedings allowing action potentials separation when more than one neuron is recorded with a microelectrode. This method allows the detection, besides, the fuzzy clustering will estimate the exact number of groups or neurons near the microelectrode, also it will determinate the spike waveform templates in a confident way.*

**KEYWORDS:** Spike train, Fuzzy c-means.

## 1. INTRODUCCIÓN

El estudio de las señales provenientes de micro electrodos de registro es de gran interés en los campos de la neurociencia. En los últimos años se han desarrollado diferentes técnicas para extraer información de estas señales, las cuales se caracterizan por contener los potenciales de acción o espigas de diferentes neuronas que rodean al micro electrodo [1]. De las técnicas propuestas una de las más utilizadas es la organización de espigas (*spike sorting*), que busca separar la actividad neuronal a partir de la forma de onda de las espigas presentes en la señal [2, 3, 4, 5]. Sin embargo, para la realización de esta última técnica es necesario conocer el número exacto de neuronas que contribuyen en el registro y las formas de ondas características. En general, las espigas generadas por diferentes neuronas tienen formas diferentes, dependiendo del tipo de neurona y su distancia a la punta del micro electrodo. Además, la interfaz electrodo - neurona tiene ganancia dependiente de la proximidad entre ellos, lo que genera que la actividad generada por neuronas lejanas al micro electrodo tengan diferentes características que las generadas cerca a él.

En la actualidad, la información extraída de estas señales es utilizada para el tratamiento de enfermedades como Parkinson y Alzheimer, donde es necesario ubicar zonas específicas del cerebro.

Este trabajo se realiza en el marco del proyecto *Clasificación de eventos fisiológicos de patrones bioeléctricos en el tratamiento de la enfermedad de Parkinson*, financiado por la Universidad Tecnológica de Pereira. Código 6-05-1.

### ÁLVARO A. OROZCO G.

Ingeniero Electricista,  
Profesor Titular  
Universidad Tecnológica de Pereira  
aaog@utp.edu.co

### CRISTIAN GUARNIZO L.

Ingeniero Electricista,  
Estudiante Maestría en Ing.  
Eléctrica  
Universidad Tecnológica de Pereira  
cdguarnizo@utp.edu.co

### JULIAN D. ECHEVERRY C.

Ingeniero Electrónico,  
Estudiante Maestría en Ing.  
Eléctrica  
Universidad Tecnológica de Pereira  
jdec@utp.edu.co

## 2. Métodos

### 2.1. Detección de espigas

La detección por umbral es una forma sencilla de identificar la presencia de espigas en la señal. Cuando la señal supera un valor establecido, ya sea manual o automáticamente, se toman muestras que cubran un rango de tiempo de 1.5 ms, que es aproximadamente la duración de una espiga. Las espigas que no superen el valor del umbral no serán tomadas, como se muestra en la figura 1 [4].

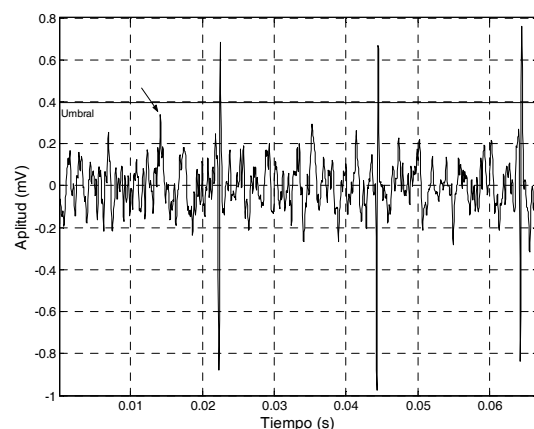


Figura 1. Detección de espigas por umbral.

Un umbral estimado para cualquier señal se puede calcular empleando un estimador del nivel de ruido, como se muestra a continuación:

$$\hat{\sigma}_m = \text{med} \left\{ \frac{|f|}{0.6745} \right\} \quad (1)$$

$$\gamma = 4\hat{\sigma}_m \quad (2)$$

donde  $f$  es la señal filtrada,  $\text{med}\{\}$  la mediana, y la ecuación 1 es una estimación del nivel del ruido de fondo y la ecuación 2 es el umbral calculado. Note que al tomar la desviación de la señal (incluyendo las espigas) podría llevar a valores de umbral muy grandes, especialmente en casos con altas ratas de disparo y espigas de amplitudes largas. En contraste, usando una estimación basada en la mediana, la interferencia de las espigas es disminuida [5].

## 2.2 Agrupamiento Fuzzy

El agrupamiento es una herramienta matemática que intenta obtener las relaciones entre varios objetos en un grupo de datos, organizando los patrones en grupos, así los patrones dentro de un grupo son similares entre ellos y diferentes al resto de los grupos. En este estudio, un patrón es una espiga, y la medida de similaridad es la distancia euclidiana entre dos espigas. Entonces, luego de la etapa del agrupamiento, la distancia entre dos espigas del mismo grupo es más pequeña que la distancia entre dos espigas de dos grupos diferentes.

En el agrupamiento convencional, una espiga puede pertenecer o no a una clase particular (con grado de membresía igual a uno o cero); por el contrario en el caso del agrupamiento Fuzzy cada espiga pertenece a todas las posibles clases, pero con diferentes grados de membresía. Los valores de membresía pueden variar desde cero a uno. Entre más alto sea el valor de membresía de una espiga a una clase dada, más relación tendrá la espiga con esta clase.

## 2.3 Agrupamiento con Fuzzy c-means

Como se mencionó, un patrón se puede considerar como una de las  $N$  espigas que se encuentran en el grupo de datos a analizar. Cada espiga está compuesta de  $M$  muestras, entonces el  $j$ -ésimo patrón puede ser indicado como  $X_j(t)$ , con  $j=1,2,\dots,N$  y  $t=1,2,\dots,M$ . Sin embargo, para simplificar la notación, se dejará el índice de tiempo  $t$ ; entonces los patrones se notarán como  $X_j$ .

Ahora se supone que el conjunto de patrones  $X_j$  será dividido en  $K$  clases  $C_i$  con centroides  $V_i$ , donde  $i=1,2,\dots,K$ . En la teoría convencional de conjuntos, la membresía de un patrón  $X_j$  a una clase particular  $C_i$  puede ser representada por una función característica,  $\mu_{ij}$  que toma sólo uno de los dos posibles valores:

$$\mu_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{si } X_j \in C_i \\ 0, & \text{si } X_j \notin C_i \end{cases} \quad (3)$$

Sin embargo, si los valores de estas funciones son extendidos para cubrir todo el rango de posibles valores

en el intervalo cerrado  $[0,1]$ , entonces,  $\mu_{ij}$  representa el grado de membresía del patrón  $X_j$  de la clase difusa  $C_i$ . La función de membresía puede ser calculada con la siguiente fórmula,

$$\mu_{ij} = \frac{\left[ \frac{1}{d^2(X_j, V_i)} \right]^{q-1}}{\sum_{i=1}^K \left[ \frac{1}{d^2(X_j, V_i)} \right]^{q-1}} \quad (4)$$

donde

$$d^2(X_j, V_i) = \sum_{t=1}^M [X_j(t) - V_i(t)]^2 \quad (5)$$

es la distancia euclidiana y  $q$  es un índice difuso. El valor de  $q$  se determina empíricamente (generalmente  $q>1$ ) [7]. La versión iterativa del Fuzzy c-means se ejecuta siguiendo los pasos que se muestran a continuación:

**Paso 1.** Inicializar las funciones de membresía  $\mu_{ij}$  aleatoriamente y que cumplan con,

$$\sum_{i=1}^K \mu_{ij} = 1 \quad (6)$$

**Paso 2.** Calcular las centroides difusos  $V_i$ , con la siguiente relación,

$$V_i = \frac{\sum_{j=1}^N (\mu_{ij})^q X_j}{\sum_{j=1}^N (\mu_{ij})^q} \quad (7)$$

**Paso 3.** Utilizar las ecuación (4) y (5) para obtener una actualización de las funciones de membresía y los centroides,  $\mu_{ij}^*$  y  $V_i^*$ , respectivamente.

**Paso 4.** Calcular el error  $E_i$  utilizando

$$E_i = \sum_{i=1}^K \|V_i - V_i^*\| \quad (8)$$

donde  $\|\cdot\|$  es la distancia euclidiana.

**Paso 5.** Si  $E_i < \varepsilon$  entonces se detiene la iteración, de lo contrario repetir los pasos 3 y 4.

## 2.4 Validación del agrupamiento

Para obtener el número óptimo  $K$  de los grupos  $C_i$ , se deben utilizar medidas de validación del agrupamiento. En este trabajo se utilizaron las siguientes medidas de validación:

**2.4.1 Índice de realización difusa (FPI) [8]**

$$FPI = 1 - \frac{KF - 1}{K - 1} \tag{9}$$

donde  $F$  es el coeficientes de partición:

$$F = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^K \mu_{ij}^2 \tag{10}$$

**2.4.2 Entropía de clasificación normalizada (NCE) [8]**

$$NCE = \frac{H}{\log K} \tag{11}$$

donde  $H$  es la función de entropía:

$$H = -\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^K \mu_{ij} \log(\mu_{ij}) \tag{12}$$

**2.4.3 Compactación y separación (S) [7]**

$$S = \frac{\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^N \mu_{ij}^q \|V_i - X_j\|^2}{N \min_{ij} \|V_i - V_j\|^2} \tag{13}$$

El número óptimo de grupos se obtiene tomando el mínimo de cada criterio para  $K=2, \dots, 5$ .

**2.5 Defuzzyficación**

El algoritmo de agrupamiento fuzzy entrega para cada clase una plantilla (forma de onda), la cual se obtiene como promedio de todos los patrones de un grupo de datos, cada una ponderada por su valor de membresía a esa clase. Estas plantillas representan hipotéticamente espigas típicas, y proveen la separación máxima de clases. Para seleccionar qué patrón pertenece a una clase, se utiliza la función de defuzzyficación por el máximo valor de membresía [7],  $\mu_{mm,ij}$ , definida como

$$\mu_{mm,ij} = \begin{cases} 1, & \text{si } \mu_{ij} > \mu_{sj}, \forall i \neq s \\ 0, & \text{de lo contrario} \end{cases} \tag{14}$$

**3. RESULTADOS**

El algoritmo se implementó sobre una señal simulada, de la cual se conoce el número de grupos y la cantidad de espigas pertenecientes a cada grupo. Se procedió entonces a la detección y al agrupamiento difuso de las espigas de la señal. En la figura 2 se pueden observar las espigas detectadas sobrepuestas; éstas serán los patrones para el algoritmo de agrupamiento fuzzy. El número de grupos correspondiente a estas espigas es tres. En la figura 3 se grafican los valores de los tres criterios para cada número de grupos. Se puede observar que el número de grupos se obtiene cuando el índice del número de

grupos es mucho mayor que su anterior, esto para el caso de la ecuación (13).

En la figura 4 se muestra la forma de los diferentes centroides calculados, también se observa que estos centroides tienen una forma de onda parecida a la de las espigas de la señal lo cual cumple el objetivo propuesto. En la figura 5 se puede observar el resultado del agrupamiento de las espigas de la figura 2.

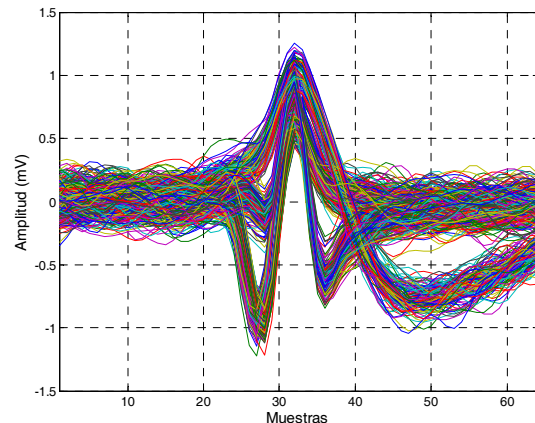


Figura 2. Espigas detectadas de la señal simulada

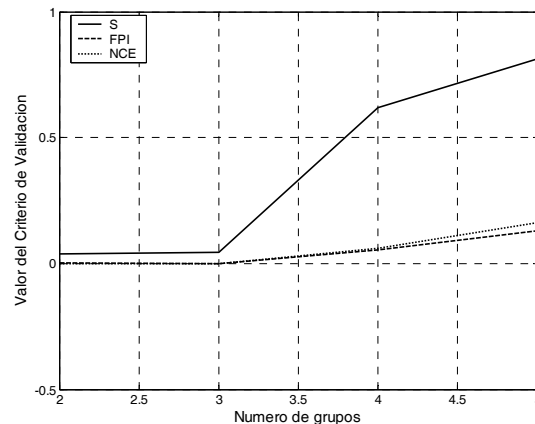


Figura 3. Valor de los diferentes criterios de validación para un diferente número de grupos.

**4. CONCLUSIONES**

El agrupamiento fuzzy aplicado a señales cerebrales adquiridas por microelectrodos de registro, permite no sólo estimar el número de neuronas cercanas al microelectrodo, sino también entregar un valor de pertenencia diferente de uno o cero cuando la espiga contiene características de dos grupos diferentes, propiedad que se aplica para tratar el caso cuando dos espigas se traslapan.

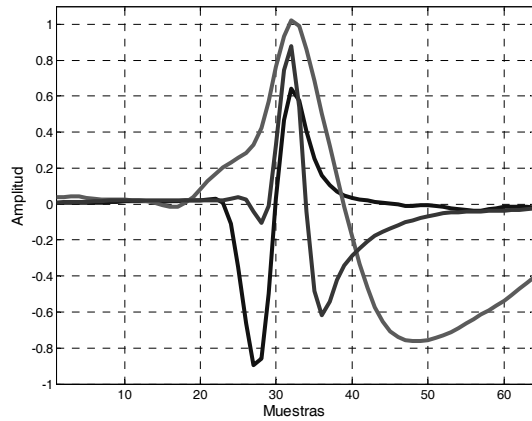


Figura 4. Centroides calculados.

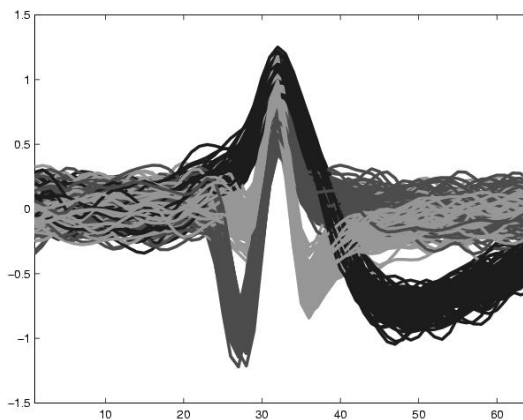


Figura 5. Agrupamiento de las espigas.

En general el algoritmo es relativamente rápido y sencillo de implementar, dando oportunidad a ser utilizado en línea con la adquisición de la señal, para extraer información de la señal al mismo tiempo que se realiza una cirugía.

## 5. BIBLIOGRAFÍA

- [1] LEWICKI, M. A review of methods for spike sorting: the detection and classification of neural potentials, *Comput. Neural Syst*, 1994.
- [2] SANTIAGO, R. A. An automated method for spike source identification. 2002.
- [3] CAO, S. Spike train characterization and decoding for neural prosthetic devices. California Institute Of Technology, 2003.
- [4] CARROLL, M. Spike sorting for neurosurgical localization. ECE557 Learning From Data, Winter 2002.
- [5] QUIROGA, R. Q. Unsupervised spike detection and sorting with wavelets and superparamagnetic clustering. *Neural Computation*, 2004.

[6] LETELIER, J. C. and WEBER, P. P. Spike sorting based on discrete wavelet transform coefficients. *Journal of Neuroscience Methods*, pp. 93–106, 2000.

[7] ZOURIDAKIS and TAM. Identification of reliable spike templates in multi-unit extracellular recordings using fuzzy clustering. *Comp. Meth. and Programs in Biomedicine*, 2000.

[8] ROUBENS, M. Fuzzy clustering algorithms and their cluster validity. *European Journal of Operational Research*. Vol. 10, pp. 294-301. 1982.