

FILTRADO DIGITAL MORFOLOGICO

Ing. Oscar Yáñez Suárez
 Area de Ingenieria Biomédica
 Depto. Ingenieria Eléctrica UAM - Iztapalapa.

INTRODUCCION

Los filtros morfológicos son transformaciones no lineales que se realizan sobre señales n-dimensionales para modificar localmente sus características geométricas. Los fundamentos teóricos de estas transformaciones se alejan definitivamente de las líneas habituales del procesamiento digital de señales tales como la convolución o la transformación de Fourier; y pueden, en primera instancia, resultar desconcertantes. El lenguaje del filtrado morfológico es el de la teoría de conjuntos y su raíz teórica es la morfología matemática, álgebra de conjuntos introducida por Matheron [1] y Serra [2] a principios de los ochentas.

Bajo esta teoría, una señal se ve como un conjunto en un espacio euclideo n-dimensional. Por ejemplo, en una imagen blanco y negro (imagen binaria) se distinguen dos conjuntos (puntos blancos y puntos negros) que la describen totalmente. Las operaciones básicas de la morfología involucran a dos conjuntos: X, que representa la señal que se desea procesar y B, llamado elemento estructural. Las operaciones no son más que uniones e intersecciones entre estos conjuntos.

Las aplicaciones de los filtros morfológicos (filtros-M) son variadas [3]: supresión de ruido, detección de bordes, codificación y reconocimiento de patrones, y en particular, el procesamiento de imágenes biomédicas [4].

OPERACIONES ELEMENTALES DE LA MORFOLOGIA MATEMATICA.

Se definen dos operaciones elementales en la morfología matemática: dilatación y erosión (figura 1). Por simplicidad consideremos una imagen binaria. Para obtener la dilatación del conjunto X por el elemento estructural B ($X \odot B$) se desplaza el origen del elemento B por el borde de X y se obtiene la unión de X con B para cada desplazamiento. Formalmente, si X y B pertenecen al espacio n-dimensional E^n , la dilatación se define como:

$$\begin{aligned} X \odot B &= \{c \in E^n \mid c = x + b, x \in X, b \in B\} \\ &= \bigcup_{b \in B} X_b \text{ con } X_b = \{c \in E^n \mid c = x + b, x \in X\} \\ & \quad b \in B \end{aligned}$$

Para analizar las propiedades de las operaciones erosión y dilatación se recomienda la revisión del artículo tutorial de Haralick y cols. [5].

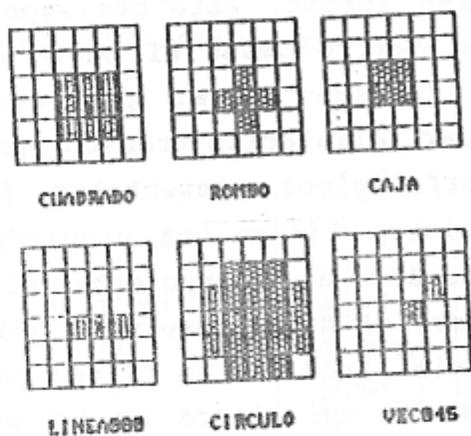
DETECCION DE BORDES.

Las operaciones elementales de la morfología matemática permiten obtener los bordes de imágenes binarias rápida y eficientemente. Para ello se puede elegir uno de los elementos unitarios mostrados en la figura 3 como elemento estructural. La operación de detección de bordes [6] es la siguiente (figura 4):

$$\text{bordes de } X = (X \odot nB) \text{ XOR } (X \ominus nB)$$

donde $nB = B \odot B \odot B \odot \dots \odot B$ (n veces)

El valor de n determina el grosor del detalle de los bordes. Es importante destacar que esta operación de bordes aproxima al gradiente convencional [2], pero presentando una complejidad computacional mucho menor.



(* CORRESPONDE AL ORIGEN DEL ELEMENTO)

Figura 3. Elementos estructurales unitarios.

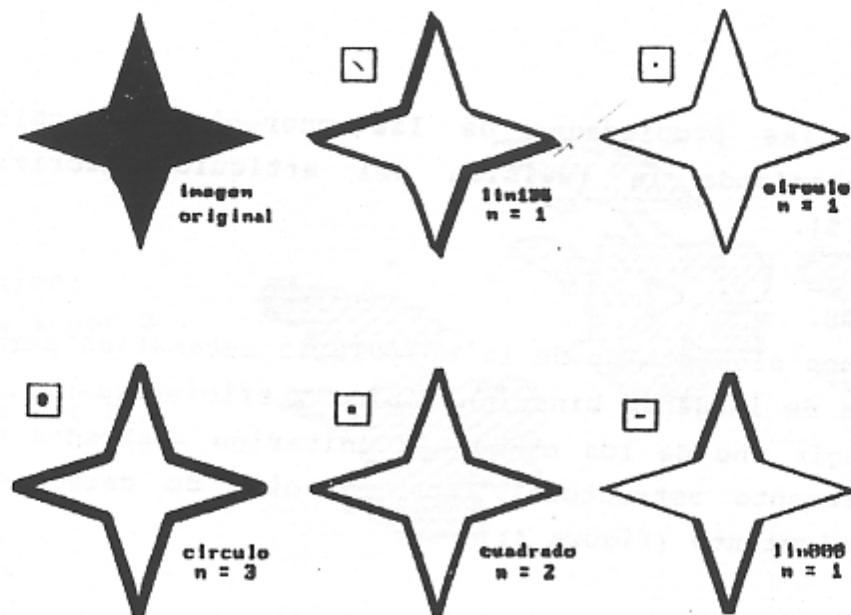


Figura 4. Detección morfológica de bordes.

APERTURAS Y CIERRES.

Las operaciones de erosión y dilatación se usan prácticamente por pares, ya sea erosión-dilatación o dilatación-erosión. El resultado de estas transformaciones secuenciales es la eliminación de algunos detalles de la señal original, sin una distorsión considerable del resto de las formas. Esto corresponde al concepto general de la función de un filtro desde el punto de vista de las transformaciones lineales. Justamente, el par erosión-dilatación (apertura, $X \circ B$) y el par dilatación-erosión (cierre, $X \bullet B$) constituyen los filtros morfológicos elementales (figura 5). Las operaciones de apertura y cierre tienen una propiedad esencial: la idempotencia. Una transformación es idempotente si su aplicación sucesiva sobre una señal genera el mismo resultado que una aplicación única. Esto guarda una gran similitud con un filtro pasa-banda ideal. En consecuencia, una apertura o un cierre es un proceso terminal sobre una señal, que incluso permite describirla mediante el elemento estructural bajo el cual sufre determinada modificación. La especificación del elemento estructural en la morfología matemática corresponde con la especificación de la señal por su ancho de banda.

En la figura 6 se muestra esquemáticamente una apertura y un cierre en E^2 .

- A. imagen original
- B. apertura de A por B
($A \circ B$)
- C. cierre de A por B
($A \bullet B$)



Figura 5. Operaciones morfológicas elementales.

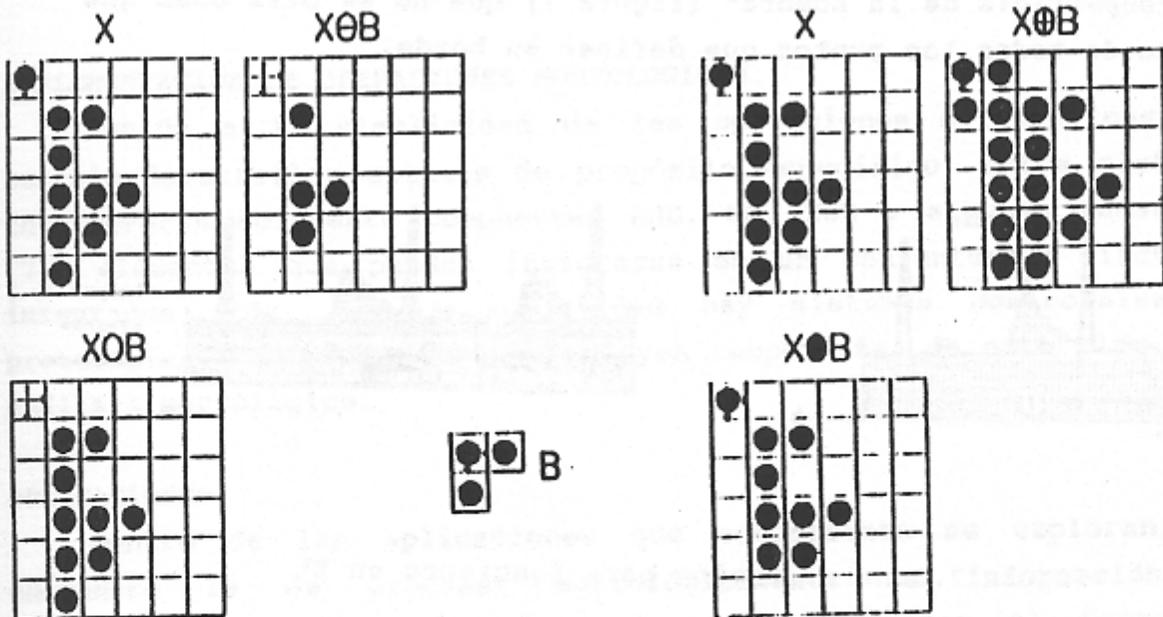


Figura 6. Apertura y cierre de X por B. El origen de las señales está en el cuadro superior izquierdo.

FILTROS MAS COMPLEJOS.

La generación de filtros mas complejos se reduce a la combinación secuencial de operaciones básicas y operaciones algebraicas de conjuntos, combinando inclusive, diversos elementos estructurales. Así se tienen filtros de apertura-cierre, cierre-apertura, dilatación-XOR, etc. No existe aún una teoría sólida que permita desarrollar una técnica bien establecida para la definición de estos filtros, por lo que el campo queda abierto a la creatividad.

MORFOLOGIA EN OTROS ESPACIOS.

La teoría de la morfología matemática se ha generalizado a E^n , resultando de particular interés los espacios E^1 (por ejemplo, señales en el tiempo) y E^3 (imágenes en tonos de gris).

En el caso de E^1 , se puede definir un conjunto en E^2 mediante el concepto de la "sombra" de una función. Todos los valores que se encuentran por debajo de cada punto de la función E^1 pueden agruparse en un conjunto, formando un imagen binaria en E^2 (figura 7). Para regresar a E^1 , luego de la transformación morfológica, basta con tomar la "superficie de la sombra" (figura 7) que no es otra cosa que el conjunto de todos los puntos que definen su borde.

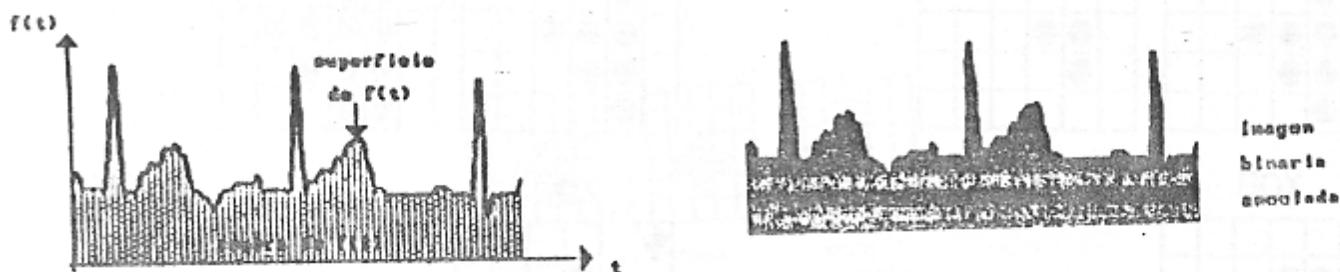


Figura 7. Generalización para funciones en E^1

Las imágenes de tonos de gris (E^3) pueden verse como gráficas de una superficie. De nuevo, todos los valores por debajo de esta superficie forman un conjunto en E^3 ; si tomamos "rebanadas" de este conjunto a cada nivel de gris, generamos imágenes binarias que apiladas forman la imagen original (figura 8). De esta forma, cada

"rebanada binaria" puede ser procesada con las técnicas ya descritas. Para obtener la imagen en tonos de gris procesada, bastaría con apilar las "rebanadas" procesadas y luego tomar la superficie de este nuevo conjunto.

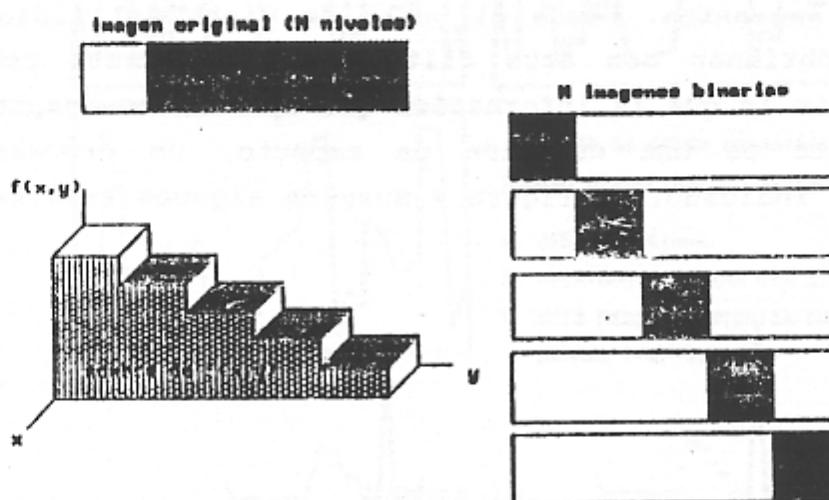


Figura 8. Generalización para funciones en E^3

IMPLEMENTACION DE OPERACIONES MORFOLOGICAS.

Debido a la simplicidad de las operaciones morfológicas, es posible desarrollar sistemas de propósito específico. Estos sistemas involucrarán solamente compuertas AND, OR, XOR y algunos sumadores [7], elementos que pueden integrarse en un conjunto de circuitos integrados VLSI. En la actualidad hay sistemas comerciales de procesamiento de imágenes que incluyen componentes de este tipo para análisis morfológico.

APLICACIONES.

Dentro de las aplicaciones que actualmente se exploran, se encuentra la de procesar morfológicamente la información de electrocardiografía ambulatoria de los sistemas Holter [8]. Cuando la información se almacena en unidades portátiles totalmente digitales, es necesario comprimir la señal obtenida, pues de no ser así, ocuparía alrededor de 6Mb de memoria a una frecuencia de muestreo adecuada. El algoritmo de compresión más eficiente para una unidad

autónoma es el AZTEC [9], que aproxima la señal con segmentos lineales. Para recuperar la señal a partir del código de compresión, es necesario aplicar un filtro pasa-bajas que suavice la señal reconstruida por segmentos. Desde el punto de vista del médico, las señales que se obtienen con este filtrado son bastante pobres y distorsionadas, por lo que la información que aportan es despreciada. Debido a que esto es una cuestión de aspecto, un procesamiento geométrico parece indicado. La figura 9 muestra algunos resultados de esta aproximación.

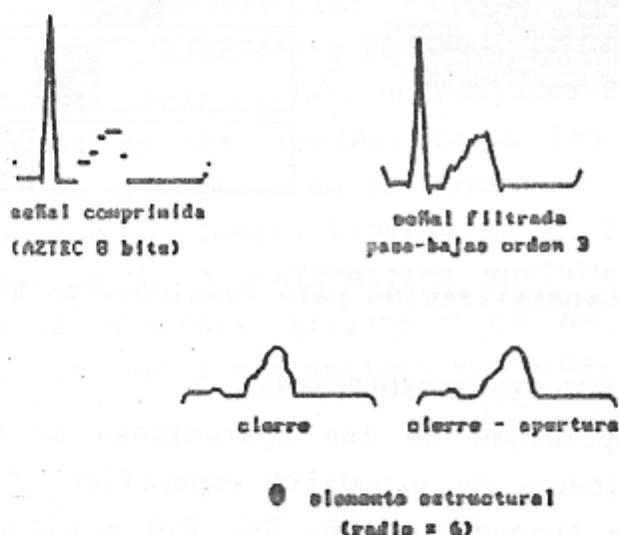


Figura 9. Recuperación de la onda T a partir de la señal comprimida.

Una aplicación potencial de la morfología matemática se relaciona con la medicina nuclear, donde se tienen imágenes muy ruidosas que se procesan con filtros de orden estadístico, en general complejos. Una operación apertura-cierre da un resultado similar al de la búsqueda de una raíz mediana de una imagen (figura 10).

En las imágenes nucleares, la detección automática de regiones de interés para estudios cuantitativos es desahilable, ya que por ejemplo en la determinación de la tasa de filtración glomerular o de los perfiles circunferenciales de talio 201, los errores provocados por una delimitación manual pueden ser considerables.

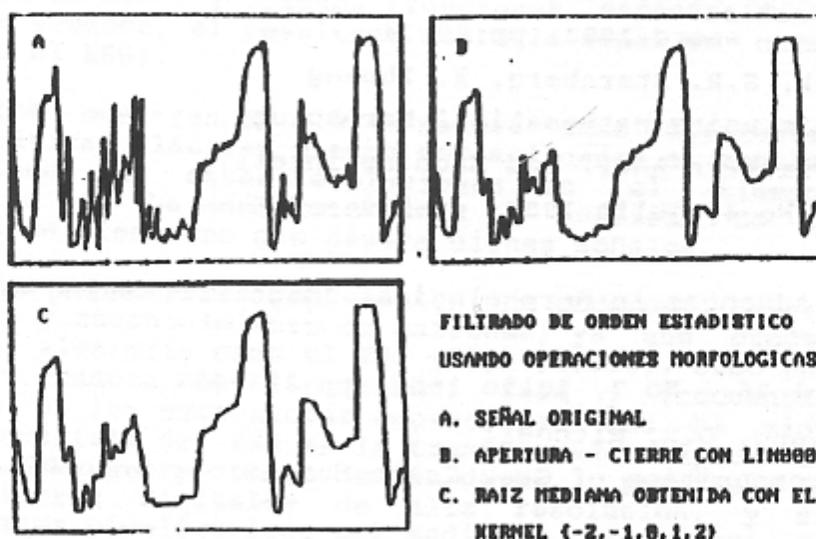


Figura 10.

COMENTARIOS FINALES.

La morfología matemática y las técnicas de procesamiento derivadas de ella (filtros-M) son un campo abierto para la investigación. El potencial de aplicación de estas técnicas en la supresión de ruido, detección de bordes y reconocimiento de patrones, debe ser explotado. Su implementación relativamente fácil atrae la atención para realizar sistemas de tiempo real. Su separación, respecto a la técnicas habituales del procesamiento digital de señales es casi total y solo significa que hacer correctamente las cosas no siempre implica hacer las cosas correctas.

REFERENCIAS.

- [1] G. Matheron, Random Sets and Integral Geometry.
New York: Wiley, 1975.
- [2] J. Serra, Image Analysis and Mathematical Morphology.
New York: Academic, 1982.
- [3] P. Margos, R.W. Schafer
Applications of Morfological Filtering to Image Processing and Analysis.
Proc. 1986 IEEE Int. Conf. Acoust., Speech, Signal Prcessing,
Tokyo, Japon. Abr 1986, pp 2067-2070.

- [4] S.R. Sternberg
Biomedical Image Processing.
IEEE Computer., enero 1983, pp 22-34.
- [5] R.M. Haralick, S.R. Sternberg, X. Zhuang
Image Analysis using Mathematical Morphology.
IEEE Trans. Pattern Anal. and Machine Intell.
Vol. PAMI-9, No 4, julio 1987, pp 532 - 550.
- [6] P. Maragos
Tutorial on Advances in Morphological Image Processing and
Analysis.
Opt.Eng., Vol 26, No 7, julio 1987, pp 623-632.
- [7] F. Yeong-Chyang, O.R. Mitchell
Theshold Decomposition of Gray-Scale Morphology into Binary
Morphology.
IEEE Trans. Pattern Anal. and Machine Intell.
Vol. PAMI-11, No 1, enero 1989, pp 31 - 42.
- [8] N.V. Thakor
From Holter Monitors to Automatic Defibrilators: Developments in
Ambulatory Arrythmia Monitoring.
IEEE Trans.Biomed.Eng., Vol BME-31, No 12, Dic. 1984, pp 770-777.
- [9] J.R. Cox, F.M. Nolle, H.A. Fozzard, G.C. Oliver
AZTEC: A preprocessing program for real time ECG analysis.
IEEE Trans.Biomed.Eng., Vol BME-15, 1968, pp 128-129.

tiene una función que la caracterice, solo puede describirse por medio de series u otros métodos matemáticos. En este caso el EEG podría analizarse por medio de algun estimador espectral que entregara una serie de senos y cosenos (funciones espectralmente puras) que al ser sumados, el resultado fuera la señal en cuestión (en este caso el EEG).

Estos ejemplos muestran es cierta manera cómo diferentes herramientas matemáticas clásicas pueden ser aplicadas a señales bioeléctricas. Dado que estas evolucionan en el tiempo, tradicionalmente se le ha dado relevancia al análisis de la evolución temporal del fenómeno que genera dichas señales.

Los estimadores espectrales representan una poderosa herramienta de análisis y reconocimiento de patrones, ya que pueden describir una señal aleatoria como el EEG (20,27,29,30), como una serie de senos y cosenos con amplitudes, fase y frecuencia determinados. Uno de los estimadores espectrales que ha sido utilizado en el análisis del EEG es la transformada rápida de Fourier (FFT), que entre otros estimadores, permite la formulación de filtros digitales de alta resolución, y su aplicación a señales bioeléctricas por medio de algoritmos de convolución lineal. Cabe mencionar que el filtrado digital es una poderosa herramienta que opera en el dominio de la frecuencia.

Cuando se hace análisis matemático, es muy frecuente la transformación de variables de un dominio a otro para poder aplicar alguna operación específica de manera eficiente (1,3). En algunos casos, las variables que se han transformado a determinado dominio tienen interpretaciones físicas que pueden ser útiles en un análisis posterior. Este es el caso de las series de tiempo que son transformadas en funciones de frecuencia (25) por medio de la transformada de Fourier. Esta transformación establece una relación uno a uno, en la que una única representación de la función de tiempo $x(t)$ puede ser obtenida como una función de la frecuencia $x(f)$.

Se pueden considerar dos aproximaciones para el cálculo de la densidad espectral a partir de la transformada de Fourier. La primera consiste en el método directo propuesto por Tukey y Blackman que usa la forma discreta de la relación de Wiener-Khinchin. Este método requiere primero la estimación de los coeficientes de correlación y luego la aplicación de la transformada discreta de Fourier (DFT) para obtener la estimación de la densidad espectral (PSD). La segunda aproximación es el periodograma.

Como se menciono anteriormente, el análisis numérico de las señales bioeléctricas (2,13,14,16,23,28) tradicionalmente se ha hecho solo teniendo en cuenta su evolución en el tiempo. Desde luego, existen excepciones. Cuando alguien califica un trazo electroencefalográfico, no solo está midiendo la frecuencia, morfología y amplitud (todos estos parámetros se pueden considerar propiedades inherentes de un nivel de voltaje continuamente cambiante en el tiempo), sino que está asociando determinados fenómenos eléctricos a zonas específicas de la corteza cerebral. Esto en sí, es un análisis espacio-temporal, ya que la evolución en el tiempo y su integración en el espacio (n-

MÉTODOS DE UNIFICACION ESPACIO-TEMPORAL

Rodrigo FERNANDEZ - MAS Instituto Mexicano de Psiquiatria.

Un evento bioeléctrico se puede considerar un fenómeno dinámico que evoluciona en el tiempo y en el espacio. Los métodos tradicionales de análisis son capaces de medir o cuantificar esta evolución solo teniendo en cuenta una dimensión (generalmente el tiempo). Surge entonces la necesidad de contar con métodos de análisis que puedan medir tanto la evolución como la interacción en el tiempo y en el espacio de un fenómeno eléctrico. La primera aproximación real a lo que sería un método ideal espacio-temporal, surge a partir de la aplicación de métodos gráficos de representación además de los métodos tradicionales de análisis en el dominio del tiempo o en el de la frecuencia (14). Este método de análisis llamado BEAM (Mapeo de la actividad eléctrica cerebral) contiene los algoritmos gráficos necesarios (6,7,8,9,11,21,22), y los algoritmos de transferencia de dominio (FFT y DFT) para lograr mapas topográficos de determinadas áreas del cerebro (generalmente la corteza cerebral) en los que se muestren las configuraciones espaciales de un evento eléctrico, (4,10,12,15,24,26,31,32).

La descripción temporal se hace al agrupar diferentes mapas que fueron calculados a lo largo del fenómeno en cuestión a intervalos iguales. Este tipo de análisis se denomina "configuración histórica".

Tradicionalmente se han analizado muchos parámetros de señales bioeléctricas registradas en diferentes estructuras del sistema nervioso. Dichos análisis han sido formulados en su mayoría con algoritmos que tratan a estas señales como series de tiempo discretas, es decir, como funciones reales del tiempo (17,18). Desde el punto de vista de las matemáticas, las señales pueden clasificarse en dos grandes grupos dependiendo de sus características temporales inherentes. El primer grupo comprende todas las señales o series de tiempo que tengan un descriptor matemático explícito, es decir, que exista una ecuación matemática que la describa. Otra característica de estas señales es la periodicidad. La descripción completa de la señal puede hacerse solo teniendo en cuenta un periodo (época no mayor ni menor al periodo estacionario de dicha señal). Este es el grupo de las señales periódicas.

El segundo grupo de señales comprende a todas aquellas que no se pueden describir con una relación matemática explícita. Estas señales solo pueden tratarse en diferentes espacios matemáticos expresadas como series de senos y cosenos, o en términos probabilísticos. Este tipo de señales se denominan señales aleatorias (19).

Es evidente que la mayoría de las señales bioeléctricas quedarían clasificadas dentro del grupo de las aleatorias, ya que su complejidad hace imposible cualquier formulación matemática explícita. Un ejemplo de una señal aleatoria desde el punto de vista matemático es el electroencefalograma (EEG). Dicha señal no

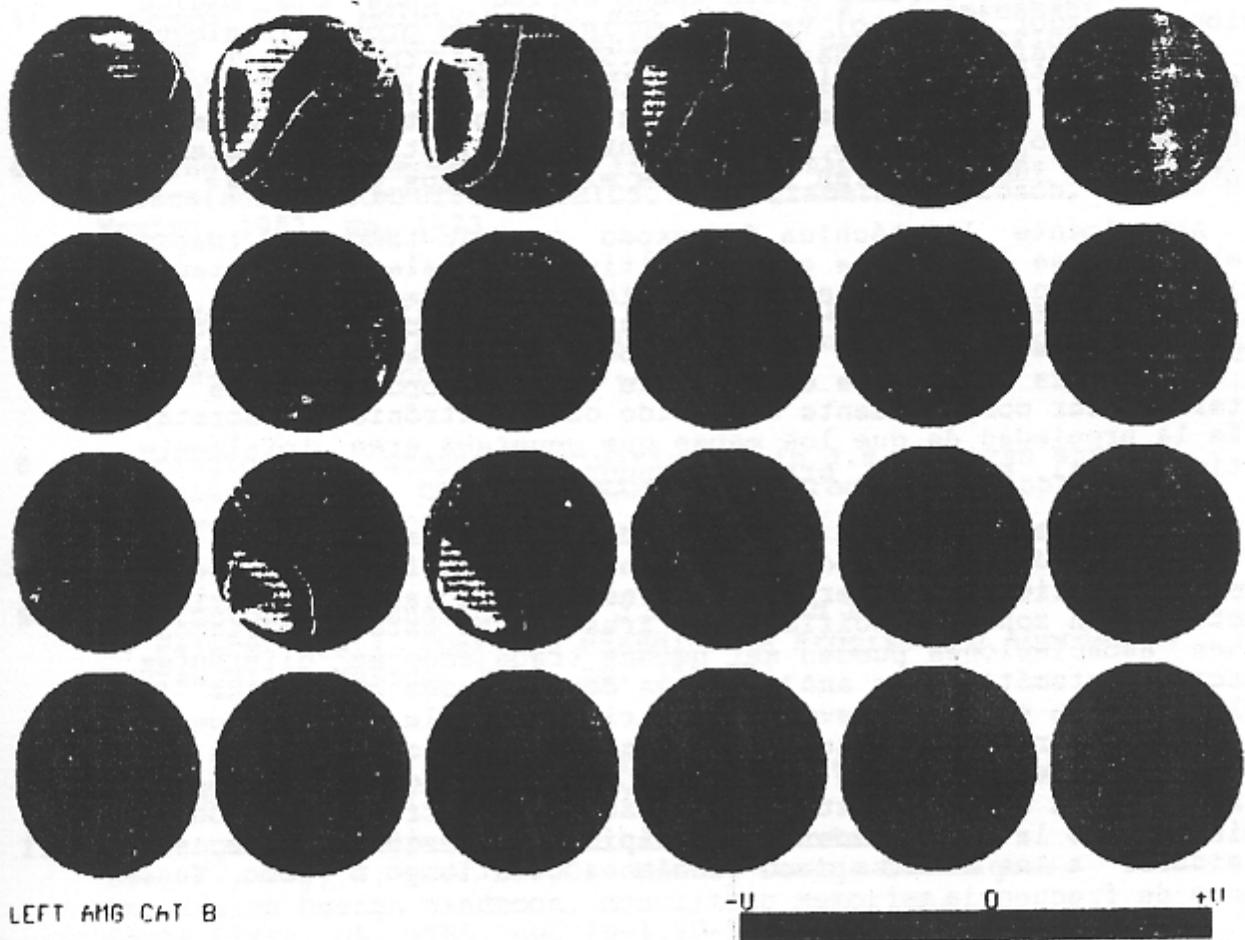


Fig 1.

Esta figura muestra la evolución en el tiempo de una espiga registrada durante una postdescarga epiléptica en un experimento de kindling en un gato con electrodos de profundidad implantados en la amígdala izquierda. Cada cabeza representa un punto espaciado a 15 ms de la cabeza anterior. Nótese el punto primario de propagación en T5.

dimensional) están consideradas, pero no se está generando una imagen (mapa cerebral) en la que se muestre la localización de determinados componentes de frecuencia (dominio de la frecuencia) o amplitudes (dominio del tiempo).

Los primeros mapas cerebrales fueron hechos con el famoso toposcopio de W. Grey Walter (diseñado por Harold Shipton) que consistía en un arreglo de "ojos mágicos" que formaban una imagen con la forma del cerebro visto desde arriba. Cada ojo mágico (bulbo indicador luminoso) variaba su intensidad proporcionalmente a la densidad de ondas delta (0.5-4 Hz), theta (5-7 Hz) alfa (8-13 Hz), husos (14-16 Hz) y beta (16-32 Hz) del electroencefalograma que se presentaban. En este aparato, no existía algún elemento digital de procesamiento, los filtros y sistemas de despliegado luminoso eran puramente electrónicos discretos.

Actualmente la técnica de mapeo espacio-temporal (mapas cerebrales) se implementa en dispositivos digitales (computadoras), haciendo más eficiente y preciso el despliegado final, y sobretodo, la posibilidad de almacenar imágenes o datos crudos (registros analógicos) en dispositivos magnéticos (discos, cintas, etc). Es importante el hecho de que el toposcopio de G. Walter por ser completamente contruido con electrónica discreta, tenía la propiedad de que los mapas que generaba eran totalmente en tiempo real, es decir, eran continuos.

Cuando se implementa el método de mapeo espaciotemporal en alguna computadora, se puede pensar en aplicar diferentes operadores matemáticos, que permitan expresar o asociar la actividad eléctrica con zonas específicas del área que se este analizando. Dichas asociaciones pueden ser hechas trabajando en diferentes espacios matemáticos de análisis, es decir, puede expresarse la amplitud de un potencial evocado distribuido en la corteza cerebral, o puede representarse la cantidad de ondas en una banda de frecuencia determinada que componen a dicho potencial. El espacio de análisis en este contexto, en el caso de una transformación de dominio como la FFT (Transformada Rápida de Fourier), puede ser considerar a las señales como funciones del tiempo o como funciones de frecuencia.

La técnica de mapeo espacio-temporal se ha aplicado en diversas situaciones y condiciones experimentales. Una aplicación muy común es en el área de la investigación clínica, donde se han caracterizado algunos patrones (mapas) para determinadas patologías.

En el presente trabajo se aplica el método de mapeo espacio-temporal en experimentos de kindling (5) amigdalino en gatos.

REFERENCIAS

- 1 Abraira, V. and Ibarz, J.M., Spectral Estimation of Temporal Series at Unequal Intervals, Computers and Biomedical Research, 19 (1986) 203-212.
- 2 Blasco, R.W., Snell, J., Sachs, N., Bradley, S.D., Baxter, M. and Shafer, T., Digital Signal Processing. In: System Design Handbook, Monolithic Memories, Santa Clara, CA, 1985, pp. 12-1,12-56.

- 3 Frostig, Z. and Frostig, R.D., Analysis of frequency components in time series data., Journal of Neuroscience Methods, 22 (1987) 79-87.
- 4 Gevins, A.S., Morgan, N.H., Bressler, S.L., Cutillo, B.A., White, R.M., Illes, J., Greer, D.S. and Doyle, J.C., Human Neuroelectric Patterns Predict Performance Accuracy, Science, 235 (1987) 580-584.
- 5 Goddard, G.V., McIntyre, D.C. and Leech, C.K., A permanent change in brain function, resulting from daily electrical stimulation, Experimental Neurology, 25 (1969) 295-330.
- 6 Harrington, S., Geometry and line generation. In J.E. Vastyan and J. Palace(eds.), COMPUTER GRAPHICS. A Programming Approach, McGraw-Hill, Mexico, 1983, pp. 1-23.
- 7 Harrington, S., Windowing and Clipping. In J.E. Vastyan and J. Palace (eds.), COMPUTER GRAPHICS. A Programming Approach., McGraw-Hill, Mexico, 1983, pp.148-175.
- 8 Harrington, S., Graphics Primitives. In J.E. Vastyan and J. Palace (eds.), COMPUTER GRAPHICS. A Programming Approach., McGraw-Hill, Mexico, 1983, pp. 24-58.
- 9 Harrington, S., Shading. In J.E. Vastyan and J. Palace (eds.), COMPUTER GRAPHICS. A Programming Approach., McGraw-Hill, Mexico, 1983, pp. 355-373.
- 10 Hart, F.X., Pulse Shape Distortion by Tissue., Journal of Bioelectricity, 6(1987) 93-107.
- 11 Hastings, C., Rajpal, S., Amitai, Z., Baxter, G.A., Lee, F., Jay, C. and Lee, C., Memory Design Techniques. In, System Design Handbook, Monolithic Memories, Santa Clara, CA, 1985, pp. 10-1,10-58.
- 12 John, E.R., Pritchep, L.S., Fridman, J. and Easton, P., Neurometrics: Computer-Assisted Differential Diagnosis of Brain Dysfunctions, Science, 239 (1988) 162-169.
- 13 Kane, G., 68000 Microprocessor Handbook. OSBORNE/McGraw-Hill, Berkeley, Cal., 1978.
- 14 Knudsen, E.I., Du Lac, S. and Esterly, S.D., Computational Maps in the Brain., Annual Reviews Neuroscience., 10 (1987) 41-65.
- 15 Lehmann, D., Ozaki, H. and Pal, I., EEG alpha map series: brain micro-states by space-oriented adaptive segmentation, Electroencephalography and clinical Neurophysiology, 67 (1987) 271-288.
- 16 M68000 16/32-Bit MICROPROCESSOR. Programmer's Reference Manual. Prentice-Hall, London, 1984.

- 17 McGillem, C.D. and Aunon, J.I., Brain Electrical Potentials as Signals., Signal Processing of Event Related Brain Potentials, Purdue University, Indiana, 1981, pp. 1-1,1-12.
- 18 McGillem, C.D. and Aunon, J.I., Linear Processing of Continuous Time Signals. In, Signal Processing of Event Related Brain Potentials, Purdue University, Indiana, 1981, pp. 2-1,2-41.
- 19 McGillem, C.D. and Aunon, J.I., The EEG as a Random Process. In, Signal Processing of Event Related Brain Potentials, Purdue University, Indiana, 1981, pp. 3-1,3-29.
- 20 McIntyre, D.C. and Chew, G.L., Power Spectral Analysis of Electroencephalographic Activity in Kindled Rats., Experimental Neurology, 92 (1986) 261-266.
- 21 Newman, W.M. and Sproull, R.F., Raster Graphics Fundamentals. In C.E. Stewart and F.A. Neal (eds.), Principles of Interactive Computer Graphics, McGraw-Hill, Mexico, 1984, pp. 213-228.
- 22 Newman, W.M. and Sproull, R.F., Raster Display Hardware. In C.E. Stewart and F.A. Neal (eds.), Principles of Interactive Computer Graphics, McGraw-Hill, Mexico, 1984, pp. 275-289.
- 23 Newman, W.M. and Sproull, R.F., Geometric Models. In C.E. Stewart and F. A. Neal (eds.), Principles of Interactive Computer Graphics., McGraw-Hill, Mexico, 1984, pp. 111-125.
- 24 Newman, W.M. and Sproull, R.F., Two-dimensional transformations. In C.E. Stewart and F.A. Neal (eds.), Principles of Interactive Computer Graphics., McGraw-Hill., Mexico, 1984, pp. 53-61.
- 25 Norcia, A.M., Sato, T., Shinn, P. and Mertus, J., Methods for the identification of evoked response components in the frequency and combined time/frequency domains., Electroencephalography and Clinical Neurophysiology, 65 (1986) 212-226.
- 26 Nuwer, M.R., Jordan, S.E. and Ahn, S.S., Evaluation of stroke using EEG frequency analysis and topographic mapping, Neurology, 37 (1987) 1153-1159.
- 27 Parker, P.A., Comments on "Roundoff Errors in Signal Averaging Systems", IEEE Transactions on Biomedical Engineering., 34 (1987) 907-908.
- 28 Rajpal, S., Hastings, C., Gordon, E., Blasco, R.W., Greiner, J., Lee, F., Coli, V. and Shelor, C.F., Arithmetic Coprocessing. In, System Design Handbook, Monolithic Memories, Santa Calra, CA, 1985, pp. 9-1,9-80.
- 29 Rawlings, R.R., Rohrbaugh, J.W., Begleiter, H. and Eckardt, M.J., Spectral Methods for Principal Componentes Analysis of Event-Related Brain Potentials, Computers and Biomedical Research, 19 (1986) 497-507.