

Aplicación de la Teoría del Caos en Electrocardiografía

EMILIO SORIA*, MARCELINO MARTÍNEZ*, JOSÉ DAVID MARTÍN*,
IGNACIO GARCÍA*, LORENZO FERRER*.

♣ G.P.D.S Grupo de Procesado Digital de Señales, Dpto de Ingeniería Electrónica,
Facultad de Físicas, C/ Dr Moliner 50 46100 Burjassot (Valencia).
e-mail: emilio.soria@uv.es

♣ Profesor Emérito, Dpto Matemática Aplicada, Facultad de Matemáticas

Resumen. En este artículo se describe la utilidad que pueden aportar las técnicas no lineales de procesamiento de series temporales en electrocardiografía. Se hará un repaso sobre los diferentes problemas donde se podrían aplicar estos métodos. Hay que destacar que se persigue subrayar la importancia de este tipo de análisis y dónde se podría aplicar más que dar un resultado concluyente.

INTRODUCCIÓN.

El electrocardiograma (ECG) refleja la actividad eléctrica del corazón. En él se distinguen claramente las diferentes fases de contracción y relajación de las aurículas y los ventrículos (figura 1).

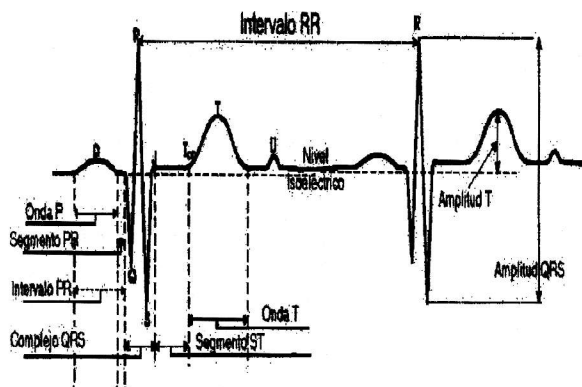


Figura 1: Esquema de un pulso cardíaco con las diferentes ondas que lo forman.

Dentro del ECG se pueden distinguir las siguientes ondas : P, el complejo QRS, T, en algunos tratados de electrocardiografía aparece la onda U. El estudio del ECG se pueden plantear desde dos puntos de vista diferentes.

- ♦ **Morfológico:** Consiste en estudiar el ECG en virtud de la forma que presenten las diferentes ondas que lo forman. Lógicamente, este es el estudio más inmediato que se realiza en hospitales y centros de salud.
- ♦ **Estudio de las series temporales:** Este estudio se centra en la extracción de características de las series formadas por los diferentes intervalos temporales entre puntos característicos del ECG sucesivos. Así, por ejemplo, el estudio de la

serie QT se ha relacionado con una cardiopatía tan importante como es la muerte súbita. Dentro de este último tipo de estudio la serie RR es la que más se ha analizado, sobre todo usando herramientas matemáticas lineales. Estos métodos abarcan estudios en el dominio de la frecuencia (estudio del espectrograma de la serie) y temporal (estudio de los diferentes parámetros estadísticos de la serie: variación de la media, varianza y sesgo con el tiempo). Lógicamente este estudio se realiza tras realizar un procesamiento de dicha serie (filtrado, normalización, etc.....).

Las ventajas que ofrece un análisis no lineal del electrocardiograma son varias:

1. Un análisis no lineal engloba a los lineales como casos particulares.
2. El corazón, origen del ECG, es un oscilador no lineal. Si su dinámica es no lineal, ¿por qué usar herramientas lineales en su análisis?
3. Los métodos no lineales son más versátiles que los lineales permitiendo una mayor "complejidad" en los modelos que se pueden implementar.

Por todo ello *es preferible aplicar métodos no lineales en el estudio del ECG.*

MÉTODOS DE ANÁLISIS.

En nuestro estudio no se planteaba retomar trabajos ya realizados sino arrancar desde un punto original y diferente de los ya planteados. Se tomó esta decisión debido al gran número de trabajos realizados sobre variabilidad cardíaca, y

su relación con los sistemas no lineales. Para comprobar este número sólo hay que fijarse que en todos los congresos nacionales e internacionales hay sesiones específicas de variabilidad cardíaca y sistemas no lineales.

En el trabajo desarrollado se ha comenzado por una búsqueda bibliográfica sobre el tema, apareciendo una serie de buenos trabajos introductorios [1], [2], [3], [4], [5] sobre el tema. Esta búsqueda se ha completado con otros artículos básicos para determinar los parámetros de interés en este tipo de sistemas [6]-[19]. Finalmente, se han encontrado artículos específicos sobre la aplicación de estos métodos en las series temporales derivadas del ECG [20]-[28].

Una vez localizadas las fuentes bibliográficas era necesario encontrar los datos más adecuados para aplicar los diferentes métodos no lineales de estudio de las series temporales. Estos datos se obtuvieron de la base de datos del MIT, de reconocido prestigio entre especialistas. Esta base está formada por más de 4000 registros Holter (registros ECG de 24 horas) obtenidos en el Beth Israel Hospital Arrhythmia Laboratory entre los años 1975 y 1979.

Uno de los aspectos de nuestro estudio se centró sobre el estudio de la serie RR; se necesita pues en cada pulso cardíaco la anotación que indique el tipo de pulso y la posición temporal de la onda R. Este fichero aparece en la base de datos. Seguidamente se realizó un procesamiento de los registros para determinar los parámetros no lineales de interés [29]:

♦ Métodos directos:

Autosemejanza y espectro.
Dispersión Relativa.
Análisis de Correlación.
Diferencias de 2º orden.
Tendencia Central.

♦ Métodos en el espacio de fases:

Reconstrucción.
Dimensión de Hausdorff.
Dimensión de Información.
Dimensión de Correlación.
Entropía de Kolmogorov.
Exponente máximo de Lvanunov

Todos estos parámetros se determinaron para una selección de registros de la base de datos del MIT [29]. Es aquí donde queremos desviar la investigación hacia otros sistemas no lineales: las

redes neuronales. Una vez que se han determinado los parámetros no lineales podemos usar éstos como entrada a un perceptrón multicapa, tipo de red neuronal (figura 2), para ser usado como un clasificador.

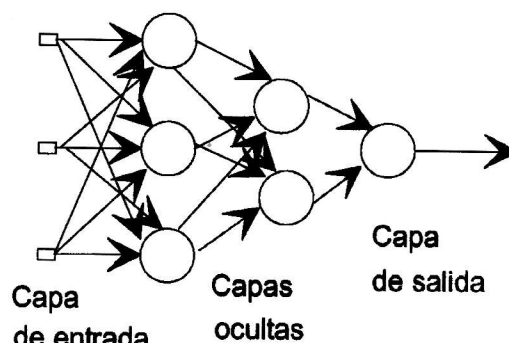


Figura 2: Esquema de un perceptrón multicapa.

Este clasificador está formado por una serie de elementos, las neuronas, que realizan un promedio de sus entradas; este promedio es pesado por una serie de coeficientes: los pesos sinápticos. Posteriormente a este promedio se aplica una función no lineal que le confiere este carácter al elemento clasificador. El proceso de ajuste de los pesos sinápticos se conoce como aprendizaje de la red, en analogía a los sistemas biológicos.

Destacar que el procedimiento anterior supondría usar un clasificador automático sobre unos parámetros que definen mejor el funcionamiento del corazón que los parámetros comúnmente usados de tipo lineal.

Otra extensión natural para usar redes neuronales es usarlos como modelizadores de la serie RR. Las experiencias que se han realizado han sido alentadoras, demostrándose la capacidad de estos elementos para modelizar dicha serie. Esta modelización permitiría *predecir* posibles disfunciones *antes* que se produzcan. En efecto, si se tiene modelizada la serie RR en un funcionamiento "normal" del corazón se puede comparar con la serie que se va obteniendo; si se observa una gran dispersión en relación al error que se comete en dicha modelización en circunstancias normales se puede suponer que el corazón ha salido de ese estado "normal" y su estado pasa a ser "anómalo"; tenemos, pues, en la diferencia entre la salida de la red y la señal obtenida un marcador del funcionamiento del corazón. Para llevar a cabo esta modelización la señal de entrada a la red son la muestras de la serie RR en los instantes $n-p$, $n-p-1$, ..., $n-p-k$ y la salida que debe proporcionar es lo que vale la serie RR en el instante n (se tiene un predictor de orden p). A modo de ejemplo se muestra la modelización de una serie RR por parte de una red neuronal.

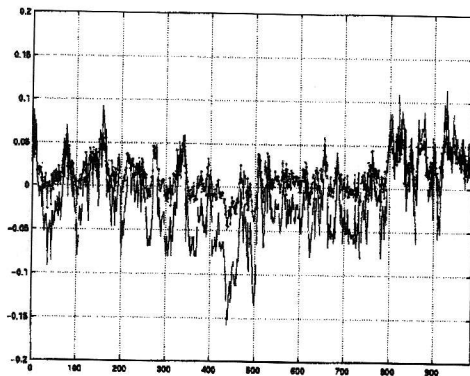


Figura 3: Modelización de la serie RR.

Otra línea de estudio sería usar estos elementos para determinar la dinámica del ECG, para ello se utilizará el espacio de fases. Los puntos en el espacio de fases se determinan a partir de un vector de datos $Y=\{y(1), y(2), y(3), \dots\}$ de la siguiente forma:

$$\begin{aligned} x(1) &= \{y(1), y(2), \dots, y(1+(M-1) \cdot L)\} \\ x(2) &= \{y(1+J), y(2+J), \dots, y(1+(M-1) \cdot L+J)\} \\ x(N) &= \{y(1+(N-1) \cdot J), y(2+(N-1) \cdot J), \dots, y(1+(N-1) \cdot J+(M-1) \cdot L)\} \end{aligned}$$

Aquí N es el número de puntos del atractor, elemento que representa la dinámica del sistema, M es la dimensión del espacio de fases en el que está inmerso el atractor, L es el intervalo entre componentes de cada punto y J es el intervalo entre los primeros elementos sucesivos de puntos del espacio de fases.

A modo de ejemplo visual se muestra lo obtenido aplicado a ECG de pacientes normales y pacientes que sufren de fibrilación ventricular:

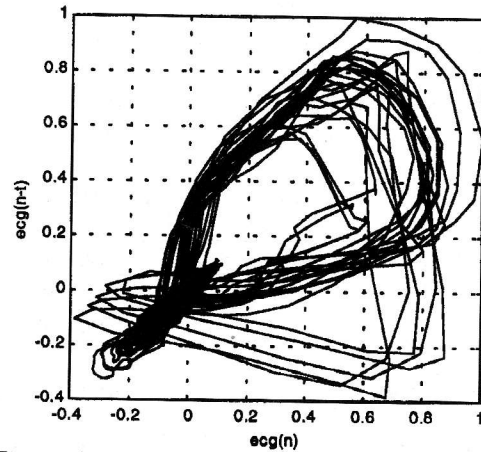
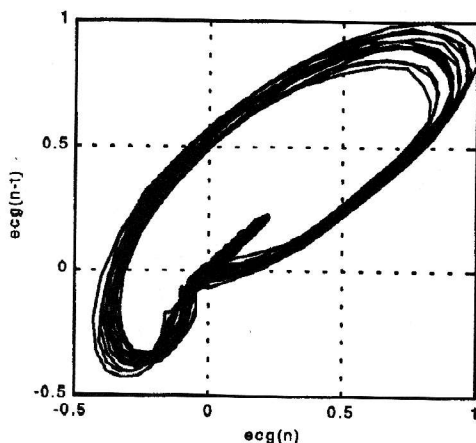


Figura 4: Representación en el espacio de fases de ECG normales.

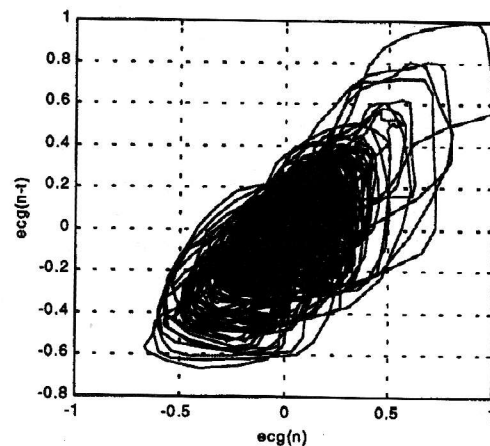


Figura 5: Representación en el espacio de fases de ECG fibrilando.

En la figura anterior se aprecia claramente que un ECG que sigue un patrón fibrilatorio tiene una representación en el espacio de fases equivalente a un ciclo límite mientras que la dinámica que presenta un ECG normal es más compleja. De alguna manera se puede asociar la "pérdida de complejidad" con la aparición de cardiopatías

Siguiendo por esta línea en la siguiente tabla se muestra, para dos ficheros de la base de datos del MIT (el 204 y 205) los coeficientes más usados en el análisis no lineal de series para tramos de ECG normal y con fibrilación *para el mismo registro*.

COEFICIENTE	NORMAL (204)	FIBRILACIÓN (204)
LYAPUNOV	0.17 ± 0.02	0.40 ± 0.02
COEF. HURST	0.500	0.44
DIM. CORREL.	3.25 ± 0.48	2.91 ± 0.33

COEFICIENTE	NORMAL (205)	FIBRILACIÓN (205)
LYAPUNOV	0.32 ± 0.02	0.17 ± 0.01
COEF. HURST	0.36	0.38
DIM. CORREL.	3.73 ± 0.23	2.67 ± 0.08

Se comprueba que aparece una variación para el mismo registro en cuanto a los coeficientes no lineales calculados.

Este tipo de análisis se puede aplicar a registros Holter que reflejan la actividad eléctrica del corazón durante 24 horas. En este ciclo aparecen claramente definidas dos actividades: diurna y nocturna. En las siguientes figuras se representa una porción de las series RR de estas dos actividades junto con su correspondiente representación en el espacio de fases.

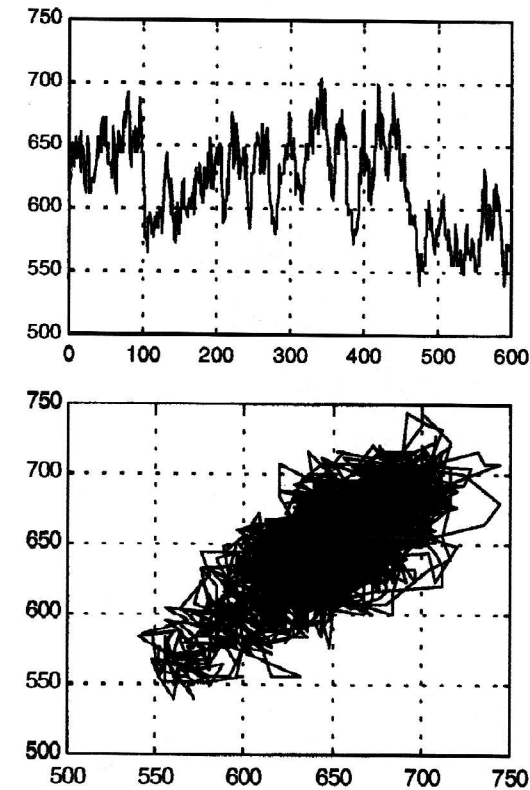


Figura 6: Representación temporal (superior) y en el espacio de fases (inferior) de series RR diurnas.

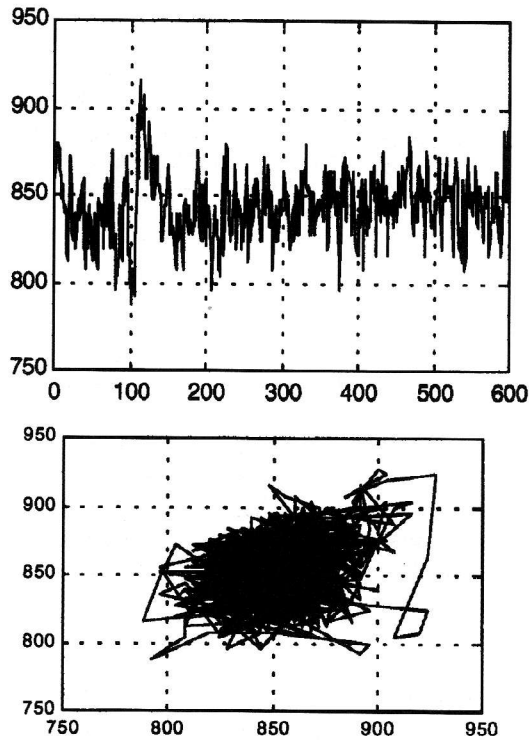


Figura 7: Representación temporal (superior) y en el espacio de fases (inferior) de series RR nocturnas.

Observando las gráficas se aprecia claramente la diferencia entre las series RR diurna y nocturna.

Conclusiones.
En esta comunicación se han presentado algunas vías por las que se podrían usar técnicas no lineales en electrocardiografía. Estas técnicas servirían junto a otras herramientas no lineales como clasificadores entre pacientes sanos/enfermos o, simplemente, como discriminadores de la actividad cardiológica diurna/nocturna del sujeto en cuestión. Esta caracterización permitiría comprender mejor la actividad del corazón.

BIBLIOGRAFÍA:

- [1] S.H. Liu. "Formation and Anomalous Properties of Fractals". IEEE Engineering in Medicine and Biology, pp 28-39, Junio 192.
- [2] Deering, W., West, B.J. "Fractal Physiology". IEEE Engineering in Medicine and Biology, pp 40-46 Junio 192.
- [3] Goldberger, A."Fractal Mechanisms in the Electrophysiology of the Heart". IEEE Engineering in Medicine and Biology, pp 47-52, Junio 192.
- [4] Solé, R.V., Manrubia., S.C. "Orden y Caos y Sistemas Complejos". Edicions UPC, 1994.
- [5] Winfree, A.T. "When Time Breaks Down. The Three Dimensional Dynamics of

- Electromechanical Waves and Cardiac Arrhythmias". Princeton University Press, 1987.
- [6] Packard, N.H., et alt. "Geometry from a Time Series". *Physical Review Letters*, vol 45, n° 9, pp 712-716, Septiembre 1980.
- [7] Hoyer, D., et alt. "Non-linear Analysis of Heart Rate and Respiratory Dynamics". *IEEE Engineering in Medicine and Biology*, pp 97-102, Septiembre-Octubre 1996.
- [8] Grassberger, P., Procaccia, I. "Measuring the Strangeness of Strange Attractors". *Physica D*, vol 28, pp 189-208, 1983.
- [9] Grassberger, P., Procaccia, I. "Estimation of the Kolmogorov Entropy from a Chaotic Signal". *Physical Review A*, vol 28,
- [10] Grassberger, P., Procaccia, I. "Characterization of Strange Attractors". *Physical Review Letters*, vol 50, n° 5, pp 346-349, Enero 1983.
- [11] Bak, P., Tang, C., Wiesenfeld, K. "Self-Organised Criticality: An Explanation of 1/f Noise". Vol 59, n° 4, pp 381-384, Julio 1987.
- [12] Albano, A.M., et alt, "Singular Value Decomposition and the Grassberger-Procaccia Algorithm". *Physical Review A*, vol 38, n° 6, pp 3017-3026, Septiembre 1988.
- [13] Osborne, A.R., Provenzale, A. "Finite Correlation Dimension for Stochastic systems with Power-Law Spectra". *Physica D*, vol 16, pp 285-317, 1989.
- [14] Wolf, A. et alt. "Determining Lyapunov Exponents from a Time Series". *Physica D*, vol 16, pp 285-317, 1985.
- [15] Broomhead, D.S., King, G.P. "Extracting Qualitative Dynamics from Experimental Data". *Physica D*, vol 20, pp 217-236, 1986.
- [16] Eckmann, J.P., et alt. "Lyapunov Exponents from a Time Series". *Physical Review A*, vol 34, n° 6, pp 4971-4979, Diciembre 1986.
- [17] Theiler, J. "Spurious Dimension from Correlation Algorithms Applied to Limited Time-Series Data". *Physical Review A*, vol 34, n° 3, pp 2427-2431, Septiembre 1986.
- [18] Greenside, H. et alt. "Impracticability of a Box-Counting Algorithm for Calculating the Dimensionality of Strange Attractors". *Physical Review A*, vol 25, n° 6, pp 3453-3456, Junio 1982.
- [19] Van Beek, JHGM et alt. "Four Methods to Estimate the Fractal Dimension from Self-Affine Signals". *IEEE Engineering in Medicine and Biology*, pp 57-64, Junio 1992.
- [20] Karakchou, M. et alt. "Improving Cardiovascular Monitoring Through modern Techniques". *IEEE Engineering in Medicine and Biology*, pp 68-78, Septiembre/Octubre 1996.
- [21] Cohen, M.E., Hudson, D.L., Deedwania, P.C. "Applying Continuous Chaotic Modeling to Cardiac Signal Analysis". *IEEE Engineering in Medicine and Biology*, pp 97-102, Septiembre/Octubre 1996.
- [22] Lin, J.C. Hariman, R.J., Zhang, Y. "Chaotic Analysis of Heart Rate Analysis". *Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, vol 13, n° 5, pp 2206-2207, 1991.
- [23] Goldberger, A.L. "Chaos in Cardiology: Contentions and Controversies". *Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, vol 13, n° 5, pp 2208-2209, 1991.
- [24] Bilocchi, R., Michelassi, C., Carpeggiani, C. "Dynamics of 24 Hour Heart Rate Variability in Healthy Heart". *Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, vol 13, n° 5, pp 2221-2222, 1991.
- [25] Carvajal, R. et alt. "Análisis no Lineal de Series RR para Identificar Pacientes con Riesgo de Muerte Súbita". XIV Congreso Anual de la Sociedad Española de Ingeniería Biomédica, pp 151-153, 1996.
- [26] E.G. Díaz, et alt. "Análisis no Lineal del ECG en la Intoxicación Etilica aguda de Rata Wistar". XIV Congreso Anual de la Sociedad Española de Ingeniería Biomédica, pp 155-156, 1996.
- [27] E.G. Díaz et alt. "Comparación del Método de Análisis Convencional Respecto al Análisis no Lineal del Electrocardiograma". XIV Congreso Anual de la Sociedad Española de Ingeniería Biomédica, pp 157-159, 1996.
- [28] Carvajal, R. et alt. "Clasificación de Pacientes con Cardiopatía Hipertrofica Utilizando la Dimensión de Correlación de la Variabilidad del Ritmo Cardíaco". XV Congreso Anual de la Sociedad Española de Ingeniería Biomédica, pp 226-229, 1997.
- [29] Ochera, F. "Análisis no Lineal de Series temporales RR". Proyecto final de Carrera de Ingeniería Electrónica, Universidad de Valencia, 1998.