

Desarrollo de una interfaz gráfica para el análisis no-lineal de series de tiempo: electroencefalogramas

Alfonso Medel-Rojas*
Guillermo De La Rosa-Orea*
Juan López-Oglesby
Tomás Morales-Acoltzi**
Manuel González-Pérez*

* Centro Interdisciplinario de Postgrados, Ingeniería Bio-médica, UPAEP, Puebla.

** Centro de Ciencias de la Atmósfera, UNAM, Circuito Exterior, Ciudad Universitaria, D.F.

Correspondencia:
Dr. Manuel González Pérez
Coordinador de Maestría y Doctorado en Ingeniería Biomédica
Universidad Popular Autónoma del Estado de Puebla (UPAEP)
21 Sur Núm. 1103,
Col. Santiago 72410
Puebla, Puebla.
Tel. 012222299400 Ext. 7672
Cel. (045) 2221369107
manuel.gonzalez@upaep.mx

Artículo recibido: 28/abril/2011

Artículo aceptado: 09/noviembre/2011

Este artículo puede ser consultado en versión completa en: <http://www.medigraphic.com/ingenieriabiomedica>

RESUMEN

Objetivo: Desarrollamos una interfaz gráfica para el grupo de rutinas en ejecutables del paquete TISEAN (Time Series Analysis) que permite el estudio del comportamiento de series de tiempo (ST) asociadas a procesos de la naturaleza. **Metodología:** Aplicando el lenguaje de programación MATLAB™, desarrollamos un programa híbrido que nos permite desplegar gráficamente los resultados de las rutinas en ejecutable de TISEAN. La base de datos (BD), está formada por 10 señales de EEG, de personas con predisposición genética al alcoholismo, 5 son alcohólicas (EEG-A) y 5 controladas (EEG-C), muestreadas con 64 electrodos, a 256Hz¹. **Resultados:** Se realizaron experimentos numéricos con ST teóricas, mundialmente conocidas para probar la metodología propuesta. Al aplicar ésta, encontramos que ambos tipos de ST tienen un comportamiento no lineal. Los cálculos de los invariantes de las ST de EEG permiten observar diferencias en las formas y valores de las dimensiones de los atractores para los grupos EEG-A y EEG-C. **Conclusión:** Se desarrolló un programa computacional híbrido como interfaz entre dos paquetes aceptados por la comunidad científica, mostrando la factibilidad de ser usado por médicos, para que les permita obtener precursores a partir de las señales EEG; por ejemplo, distinguir individuos de dos clases de pacientes.

Palabras clave: Electroencefalograma, información mutua, atractor, dimensión de correlación, sistema determinístico.

ABSTRACT

Objective: We developed a graphical interface for the group of routines in the package executable TISEAN (Time Series Analysis) which allows the study of the behavior of time series (TS) associated to processes of nature. **Methodology:** Using the MATLAB programming language, we developed a hybrid that allows us to graphically display the results of TISEAN executable routines. The database (DB) consists of 10 EEG signals, people with a genetic predisposition to alcoholism, 5-alcoholics (EEG-A) and 5 controls (EEG-C) and sampled with 64 electrodes, 256Hz.¹ **Results:** We performed numerical experiments with theoretical TS, world famous for testing the proposed methodology. In applying it, we found that both types of ST have a nonlinear behavior. Estimates of invariants of the EEG ST allow to observe differences in the forms and values of the dimensions of the attractors for groups and EEG EEG-A-C. **Conclusion:** A computer program was developed as an hybrid

interface between two packets accepted by the scientific community, showing the feasibility of being used by medical to enable them to obtain precursors from the EEG signals.

Key Words: Electroencefalogram, mutual information, attractor, correlation dimension, deterministic system.

INTRODUCCIÓN

En las recientes décadas se ha tenido un gran desarrollo de modelos matemáticos para el estudio de los sistemas no-lineales con aplicaciones en el área de medicina²⁻¹³. Simultáneamente han aparecido cajas de herramientas para el análisis de series de tiempo no-lineales¹⁴, pudiéndose clasificar en dos categorías, aplicaciones gráficas y aplicaciones modo consola¹⁵. En el primer caso funciona como una caja negra, pues no hay modo de saber cómo hace los cálculos; por ejemplo, uno de los paquetes más usados es el VRA (Visual recurrence analysis) y CDA (Chaos data analysis), entre otros; en el segundo caso sólo genera datos numéricos, como TISEAN, faltando la fase gráfica para la interpretación.

En este trabajo desarrollamos una interfaz gráfica al conjunto de rutinas en ejecutables de TISEAN, la cual es ampliamente aceptada por los investigadores, ya que es un proyecto de software para el análisis de ST con métodos basados en la teoría de sistemas dinámicos no lineales, o teoría del caos.

Las señales de EEG's, contienen información que permite identificar diferentes procesos y alteraciones en las células nerviosas. El alcohol sobre el sistema nervioso, provoca una dependencia biológica, alteraciones metabólicas y sinápticas que pueden conducir a severos daños de las células nerviosas, entre otras consecuencias^{16,17}.

Los resultados del EEG son muy variados en pacientes alcohólicos, desde una probable aparente normalidad, hasta alteraciones de la actividad de base, presencia de paroxismos y/o actividad lenta. La actividad lenta está en relación con la intensidad de la intoxicación. En los registros de sueño se ha reportado un inicio en la fase de sueño rápido, SR, con un aumento de las fases III y IV del sueño lento y disminución de la cantidad del SR¹⁸.

En esta investigación, usamos la dimensión del atractor en los EEG¹⁹, que representa el número de ecuaciones necesarias para modelar la dinámica del sistema, o equivalentemente los grados de libertad activados en la dinámica del sistema, para diferenciar a los 2 grupos de EEG.

Bases de datos y metodología

La principal característica de la BD es que surge de un largo estudio para examinar correlaciones de EEG en pacientes con predisposición genética al alcoholismo. Esta BD contiene mediciones desde 64 electrodos colocados sobre cuero cabelludo del paciente, las cuales fueron muestreadas a 256Hz (3.9 m/s).

Se consideraron 2 grupos de pacientes: Alcohólicos y de control. Cada paciente fue expuesto tanto a un estímulo simple (S1) o a dos estímulos (S1 y S2) los cuales fueron representados de pacientes seleccionados del conjunto descrito en 1980 por Snodgrass y Vanderwart. Cuando dos estímulos fueron mostrados, ellos fueron presentados ya sea en una condición acoplada donde S1 fue idéntica a S2 o en una condición no acoplada donde S1 difirió de S2.

Las posiciones de los electrodos fueron localizados en sitios estándar, (Standard Electrode Position Nomenclature, American Electroencephalographic Association 1990).

En la actualidad, el análisis de las ST está basado en la teoría de los sistemas dinámicos (TSD), considerando que las ST están en el espacio de estado (ES). Aprovechando la TSD que considera una variable y sus derivadas para trabajar en el espacio de fase, como la señal no es continua ni bien portada, no podemos usar las derivadas; por esta razón empleamos un método de TSD: retardos óptimos en una ST, la Teoría de la Información de Shannon conocida como Información Mutua $I(s)$ ²⁰ si tenemos dos registros $x(t)$ y $x(t+s)$ de una ST determinada; donde s es la separación entre ambos registros, se considera que hay cierta conexión entre ambas medidas. Para conocer el tamaño de esta conexión, en función de la información que aportan los valores $x(t)$ y $x(t+s)$, disponemos de la siguiente expresión.

$$I(s) = \sum_{x(t), x(t+s)} P(x(t), x(t+s)) \log_2 \left[\frac{P(x(t), x(t+s))}{P(x(t))P(x(t+s))} \right] \quad (1)$$

Cuando $l(s)$ es relativamente grande, la información que $x(t+s)$ aporta al sistema es redundante. Por este motivo se considera que el intervalo idóneo para la reconstrucción del atractor, es el valor de s más pequeño que podemos encontrar (Figura 1); este punto en la ST se hace lo más independiente posible, una de la otra, es decir, no redundantes; pudiéndose utilizar como ejes coordenados. Así que $x(t+s)$, $x(t+2s)$, $x(t+3s)$,... son los ejes del espacio de fase.

La dinámica del sistema en estudio está formada por una serie de puntos o estados, representados en el espacio de fase con m dimensiones de la ST, que surgen de proyectar en este espacio los valores de las diferentes ST. Este atractor no es más que una serie de localizaciones, en este espacio de m dimensiones, que contienen mucha información de las características del sistema y que, por extensión, muestran una marcada influencia en la evolución a lo largo del tiempo de las diferentes variables interrelacionadas.

Para encontrar la dimensión del atractor, es decir, una medida de su capacidad de ocupar espacio, en el espacio de fase, tenemos el algoritmo de la dimensión de correlación, D_2 , requiere la reconstrucción de éste a partir de las ST de los EEG y sus corrimientos óptimos, haciendo el papel de derivada.

Una vez reconstruido el atractor, para distintos valores de m , tenemos que calcular la integral de correlación para cada uno de éstos:

$$C(m + \varepsilon) = \frac{1}{N_{\text{pares}}} \sum_{j=m}^N \sum_{k < j-w} \theta(\varepsilon - (\delta_j - \delta_k)) \quad (2)$$

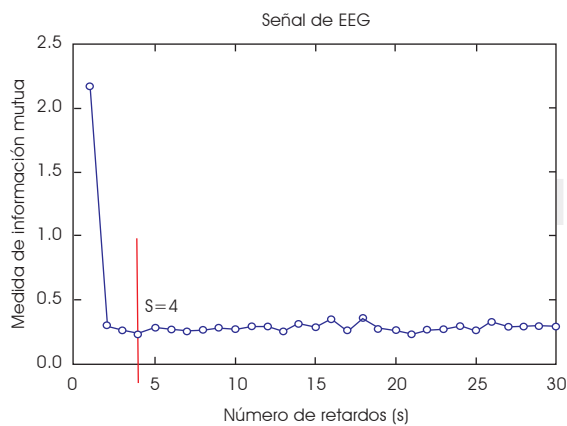


Figura 1. Gráfica del EEG; al calcular su información mutua, obtenemos el corrimiento óptimo de $s = 4$.

Donde δ_j es el retardo del vector en m dimensiones, $N_{\text{pares}} = (N-m+1)(N-m-w+1)/2$; el número de pares de puntos que convergen por las sumas; θ es la función de peso Heaviside; es lo suficientemente pequeño, y cuando la dimensión envolvente m excede la caja contenedora del atractor, calculamos nuevamente la D_2 , con una dimensión extra, $m+1$, inicialmente no sabemos cuál es la dimensión de correlación de la ST, por ello calculamos $m=1,2,3$ al graficar $\log(C(\varepsilon))$ vs $\log(\varepsilon)$ debemos identificar una zona que al ajustar pequeñas rectas, en las diferentes curvas de los logaritmos, las rectas son paralelas, esta zona se llama: «zona de invarianza de escala».

Para ajustar las rectas usamos regresión lineal. Con dos puntos trazamos una recta, con tres ajustamos una recta, por ello usamos los tres primeros puntos, recorriendo un punto cada vez hasta recorrer todos, al encontrar en las diferentes curvas de los logaritmos de m las pendientes, y éstas son casi idénticas, en los mismos 3 puntos, esa es la zona de invarianza de escala.

Y las pendientes de estas rectas, en la zona de saturación, nos proporcionan el valor de la dimensión de correlación, si es fraccionario, nos indica que existe –no da su valor– un límite a la predictibilidad de la dinámica del sistema, se redondea al entero próximo (ejemplo $D_2 = 2.5202 \approx 3$ como en la Figura 2), teniendo ya la dimensión del atractor (D_2) y el corrimiento óptimo s , podemos graficarlo, en la Figura 2, vemos el proceso para obtener la forma del atractor y su dimensión.

RESULTADOS

Al analizar cada una de las 64 derivaciones, para diferenciar a EEG-A y EEG-C, con sólo la dimensión de correlación, D_2 , encontramos los mejores resultados con la derivación: 22 F2, como se muestra gráficamente en la Figura 3.

En el Cuadro 1, tenemos una mayor dimensión con los pacientes EEG-C, para cada uno de los cinco casos, inclusive comparando su promedio se observa un valor menor en los EEG-A.

Desde un punto de vista gráfico podemos observar en las Figuras 4 y 5, que las formas de los atractores son alargadas y de formas no definidas, para los EEG-C y más centradas, compactas y rellenas para los EEG-A, mostrando diferencias claras entre los dos grupos.

Note lo fácil de interpretar resultados gráficos.

CONCLUSIONES

El sistema de despliegue gráfico desarrollado, generó valores y gráficas de los parámetros dinámicos asociados a la forma geométrica de la dinámica de cada electroencefalograma; trazado en el espacio de fase, nos ayudó a distinguir a los dos grupos que pertenecen las muestras.

Ahora falta saber qué grupo corresponde por ejemplo a los controlados, para eso consideramos:
a) Comparando con la zona donde está colocado

el electrodo F2 en el área (9) de Brodmann, encontramos que afecta los cambios de humor, el juicio y los procesos de los pensamientos, los cuales son parte de la sintomatología de la enfermedad del alcoholismo, y **b)** Como en general, la capacidad de ocupar espacio de un electroencefalograma de una persona controlada, o mejor aún sana, es mayor, así que tiene más grados de libertad activos, que una persona con problemas alcohólicos.

Como las personas alcohólicas se aíslan de su entorno social, suelen padecer crisis en los ámbi-

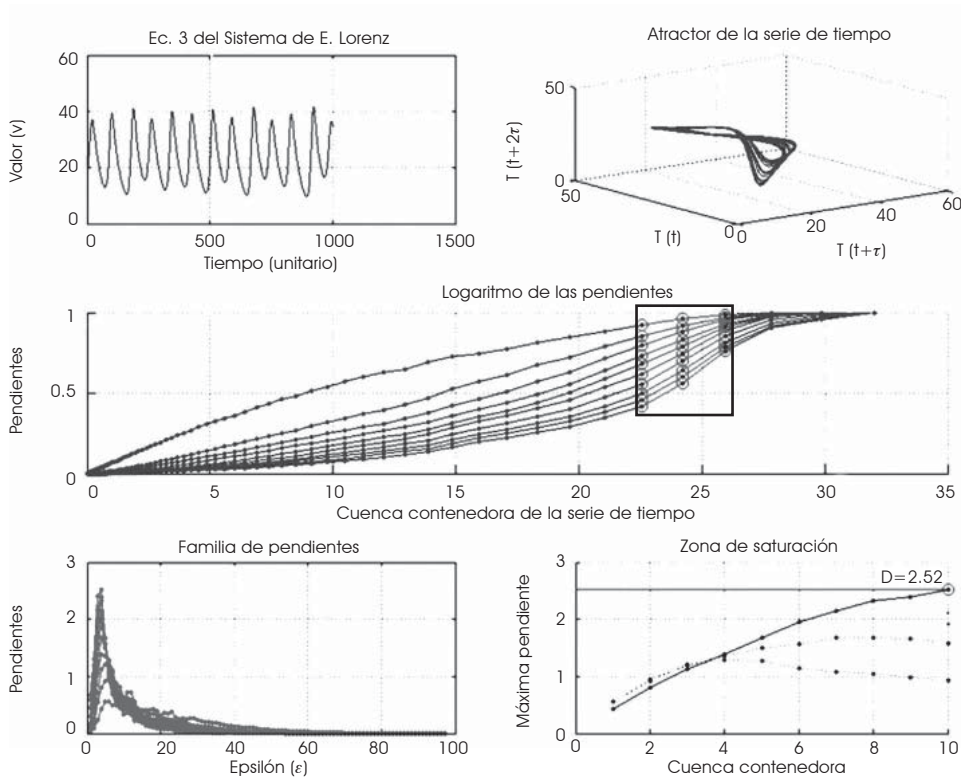


Figura 2. Sistema probado con datos teóricos (3er ecuación de E. Lorenz), en la parte superior izquierda, se muestra su gráfica de puntos; a su derecha, la dinámica del sistema en estudio; el tercer gráfico en el centro, encerrado \square , muestra la zona de invarianza de escala, en esa zona se le ajustan las rectas; el valor de las pendientes en la parte inferior izquierda en gris, resaltando el máximo valor de cada curva, y la zona de saturación del atractor es mostrada a su derecha.

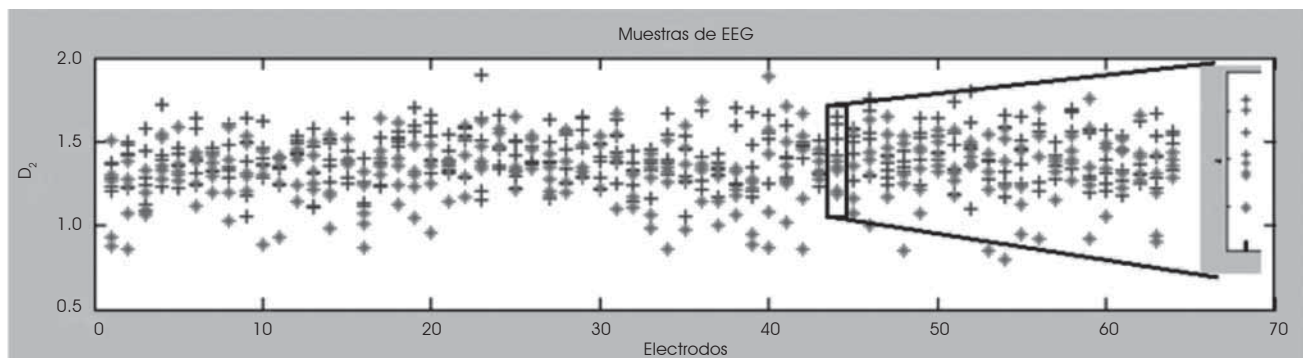


Figura 3. Valores de las 64 derivaciones, cruces son EEG-C y los asteriscos EEG-A; el recuadro en la derivación 44, muestra que ésta separó mejor los dos grupos, usando el valor de la dimensión del atractor.

tos familiar (discusiones, divorcios, abandonos) y laboral (pérdida del empleo), lo que los conduce a la depresión y, en algunos casos, al suicidio. Estos comportamientos nos indican que los resultados encontrados, en los experimentos están sustentados con las sintomatologías físicas provocado por el alcoholismo, y el comportamiento social.

Con esta evidencia podemos afirmar que encontramos el lugar exacto, donde podamos extraer

la información, para poder diferenciar estos dos grupos, tomando en cuenta trabajos relacionados, donde establecen las derivaciones (C3, C4, Fp1, O1, A1 y A2), para nuestro caso particular, no obtuvimos los resultados sugeridos.

Actualmente, estamos analizando muestras con mayor tiempo de muestreo, que nos permitirán hacer pruebas más robustas al esquema híbrido propuesto.

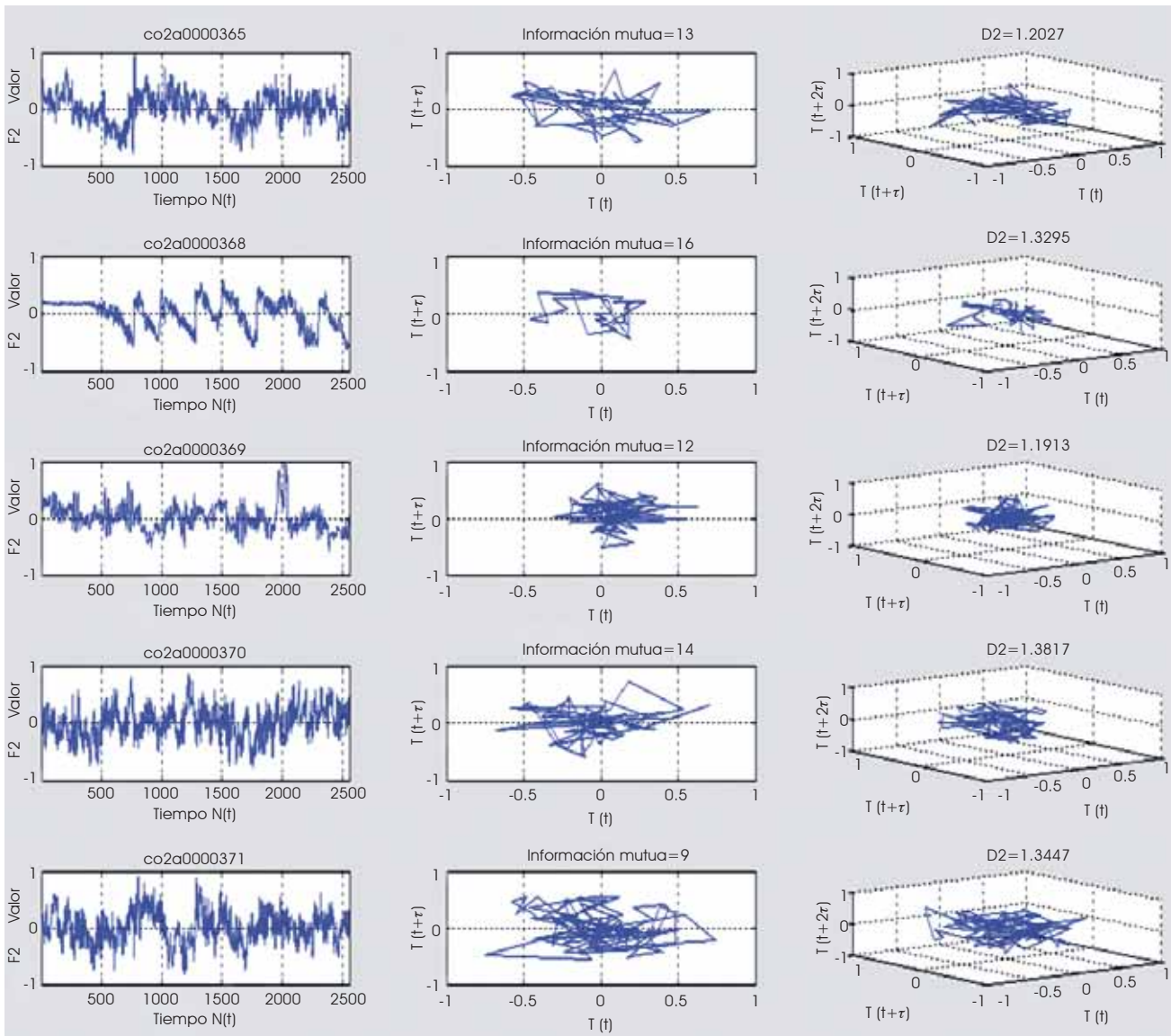


Figura 4. Las 5 gráficas de puntos, columna izquierda, para datos muestreados de los 5 EEG-A, mostrando la derivación, en el eje vertical, los 256 valores correspondientes a 1s. de muestra, en el eje horizontal y en el título el código de la persona; en la columna central, en 2D los gráficos muestran su dimensión del atractor y con una cercanía muy marcada al valor del origen, para este grupo; en la tercera columna observamos la dinámica del sistema en estudio graficada en 3D, conservando las características de estar cercano al origen y seguir compacto.

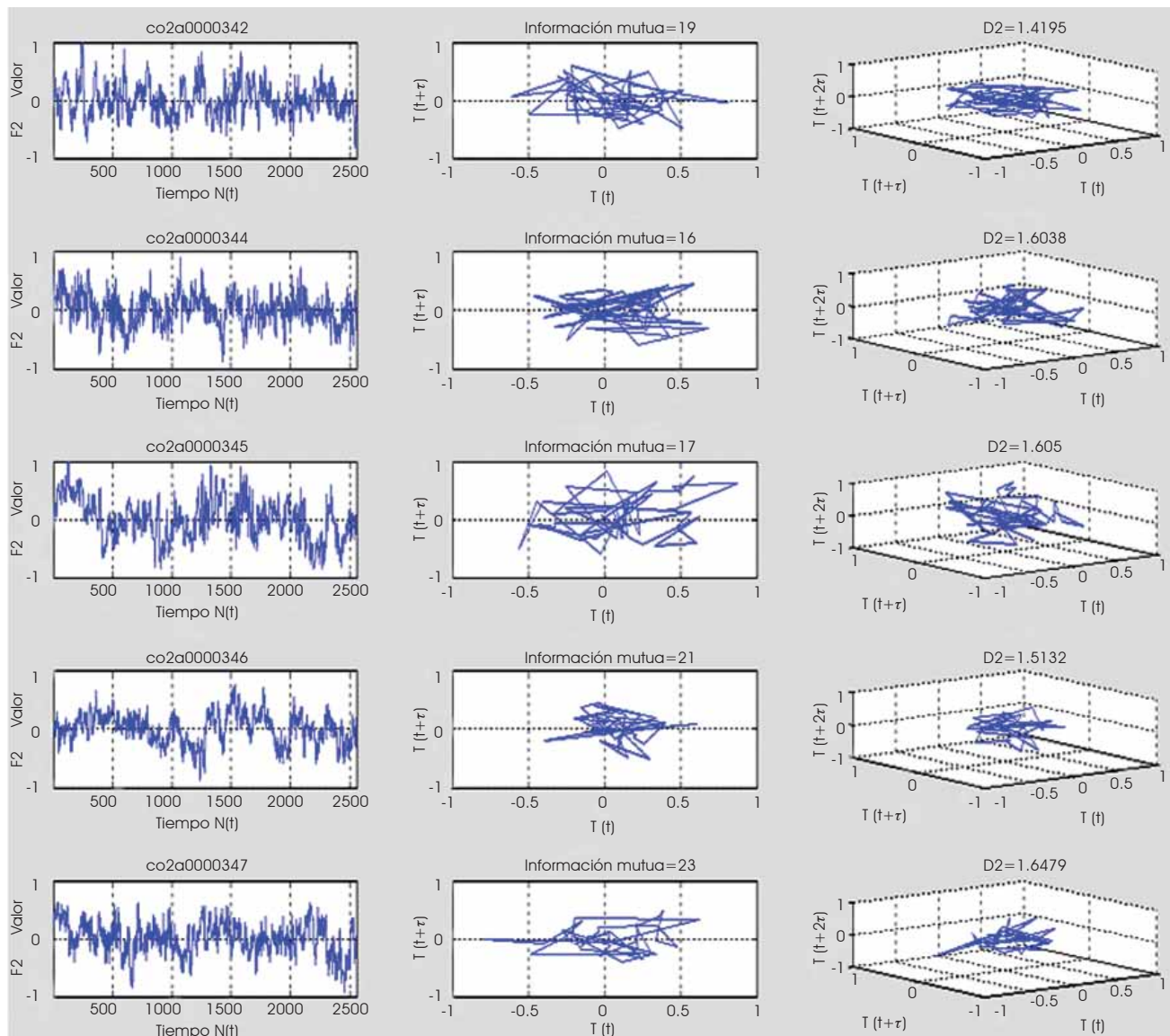


Figura 5. Igual que en las Figuras 3 y 4 EEG-C de personas controladas; la columna central muestra la evolución dinámica de los EEG, o atractor en 2D, en este grupo aparece con una forma irregular, perpendicular al eje horizontal con una ligera inclinación a la izquierda en forma descendente; en la tercera columna observamos el atractor en 3D, conservando características de no estar cercano al origen en los tres ejes y tener una forma irregular, pero mejor definida.

Cuadro 1. Corrimiento óptimo no-lineal y lineal, dimensión del atractor: personas con alcoholismo y las controladas.

Alcohólicos	Mutual	Autocorrelación	D_2	Controlados	Mutual	Autocorrelación	D_2
1	13	14	1.20265	1	19	40	1.41953
2	16	1	1.32946	2	16	17	1.60381
3	12	16	1.19126	3	17	15	1.60499
4	14	14	1.38173	4	21	22	1.51323
5	9	16	1.34469	5	23	34	1.64787
Media	12.8	12.2	1.28996		19.2	25.6	1.55789

REFERENCIAS

1. EEG-Setdata of the University of California, Irvine: <http://kdd.ics.uci.edu/databases/eeg/eeg.full.html> (Last modified: October 14, 1999).
2. Aokia R, Wakeb H, Sasakia H, Agatac K. Recording and spectrum analysis of the planarian electroencephalogram. *Neuroscience* 2009; 159(2, 17): 908-914.
3. Elif Derya Übeyli. Adaptive neuro-fuzzy inference system for classification of ECG signals using Lyapunov exponents. *Computer Methods and Programs in Biomedicine* 2009; 93(3): 313-321.
4. Elif Derya Übeyli. Automatic detection of electroencephalographic changes using adaptive neuro-fuzzy inference system employing Lyapunov exponents. *Expert Systems with Applications* 2009; 36(5): 9031-9038.
5. Han M, Wang Y. Analysis and modeling of multivariate chaotic time series based on neural network. *Expert Systems with Applications* 2009; 36(2, 1): 1280-1290.
6. Abarbanel HDI. Analysis of observed chaotic data, New York: Springer-Verlag 1996.
7. Wang K, Fan A, Torres A. Global properties of an improved hepatitis B virus model. *Nonlinear Analysis: Real World Applications* 2010; 11(4): 3131-3138.
8. John PA, Ioannidis "Limits to forecasting in personalized medicine: An overview". *International Journal of Forecasting* 2009; 25: 773-783.
9. Tejera E, Nieto-Villar JM, Rebelo I. Unexpected heart rate variability complexity in the aging process of arrhythmic subjects. *Commun Nonlinear Sci Numer Simulat* 2010; 15: 1858-1863.
10. Dejun Fan, Ling Hong. Hopf bifurcation analysis in a synaptically coupled FHN neuron model with delays. *Commun Nonlinear Sci Numer Simulat* 2010; 15: 1873-1886.
11. Liming Cai, Shumin Guo, XueZhi Li, Mini Ghosh. Global dynamics of a dengue epidemic mathematical model. *Chaos, Solitons and Fractals* 2009; 42: 2297-2304.
12. Pascolo P, Carniel R, Grimaz S. Dynamical models of the human eye and strabismus. *Chaos, Solitons & Fractals* 15 September 2009; 41(5): 2463-2470.
13. Sandra RF, Gois SM, Savi MA. An analysis of heart rhythm dynamics using a three-coupled oscillator model. *Chaos Solitons & Fractals* 2009; 41(5): 2553-2565.
14. Gordoa PR. A note on solutions of an equation modeling arterial deformation. *Chaos, Solitons & Fractals* 2007; 33(5): 1505-1511.
15. Rainer H, Kantz H, Schreiber T. Practical implementation of nonlinear time series methods: The TISEAN package. *Chaos* 1999; 9(2): 413-435.
16. Hughes JR. The EEG in psychiatry: An Outline with summarized points and references. *Clin Electroenceph* 1995; 26(2): 92-101.
17. Hughes JR. A review of the usefulness of the standard EEG in psychiatry. *Clin Electroenceph* 1996; 27(1): 35-39.
18. Hughes JR, John ER, Buchsbaum MS, Crayton JW. Conventional and quantitative electroencephalography in psychiatry. A report for the Steering Committee of the American Psychiatric Electrophysiological Association. *EEG in Psychiatry* 1996: 1-37.
19. Rifà-Ros X, Fuentemilla L, Viader-Junyent M, Grau C. Diferencias en la dimensionalidad del electroencefalograma entre vigilia y sueño profundo. *Psicothema* 2008; 20(4): 964-968.
20. Fraser M, Swinney HL. Independent coordinates for strange attractors from mutual information. *Phys Rev A* 1986; 33: 1134.