

M.S. Salcedo*
M.I. Parra**
F. Cuadros**
J.R. Gutiérrez*

Patrones estadísticos lineales versus no lineales para el estudio de los TCAs

* Hospital Universitario Infanta Cristina. Badajoz.
** Departamento de Física, Universidad de Extremadura.

Lineal Statistical patterns versus non lineal estatistical for the study of eating disorders.

Correspondencia:

xxxx
xxxx
xxxx

RESUMEN

En este trabajo se destacan las ventajas e inconvenientes del uso de diversos patrones estadísticos, que van desde los más tradicionales hasta los más recientes, concluyendo que la aplicación de la teoría de los sistemas dinámicos no lineales es la más adecuada para el estudio de los TCAs en pacientes infanto-juveniles, ya que nos aporta la mayor cantidad de información posible sobre la evolución de este tipo de trastornos, permitiéndonos cuantificar, modelar, e incluso predecir las conductas de estos pacientes.

PALABRAS CLAVE

Trastornos de la conducta alimentaria; Infancia; Adolescencias; Patrones estadísticos; Sistemas dinámicos no lineales.

SUMMARY

In this article the and disadvantages of the use of diverse statistical patterns stand out witch go from the most traditional to the most recent, concluding that the application of the theory of non lineal dynamic systems is the most adequate for the study of eating disorders

among infant/juvenile patients, as it gives the greatest amount of information possible, about the avolution of this type of disorder, allowing us to quantify, model, and even predict the conduct of these patients.

KEY WORDS

Eatings disorders; Infant/juvenile patients; Stadistical patterus; Non lineal dynamic Systems.

INTRODUCCIÓN

El control del peso constituye uno de los ejes centrales de todo tratamiento de pacientes con TCA, y concretamente de aquéllos diagnosticados de anorexia nerviosa. Un bajo peso o la pérdida progresiva de peso es una de las principales causas de ingreso hospitalario, mientras que alcanzar un peso mínimo (generalmente pactado con el paciente al comienzo del tratamiento), es uno de los requisitos impuestos para que el paciente sea dado de alta. Asimismo, no debemos olvidar las implicaciones de la recuperación ponderal en la salud física y la mejoría anímica.

Sería demasiado optimista pensar que un proceso tan complejo como el de la anorexia nerviosa, y más aún en niños, pueda ser descrito completamente sirviéndonos únicamente de la evolución del peso a lo largo del tiempo.

Tabla 1 Estimación de algunos estadísticos (media, varianza, rango y MSSD) y valores de las dimensiones de capacidad, información y correlación, para todas las series presentadas en este trabajo

Ingreso	Duración	Media	Varianza	Rango	$P_{\text{final}} - P_{\text{inicial}}$	MSSD	d_c	d_i	d_e
Paciente 1									
1	65	32.44	1.744	4.2	3.7	0.094	1.121 ± 0.028	1.158 ± 0.023	1.187 ± 0.019
2	128	33.49	0.413	3.9	2.3	0.070	1.284 ± 0.023	1.431 ± 0.035	1.492 ± 0.036
3	52	32.92	0.891	3.5	3.3	0.061	1.132 ± 0.021	1.160 ± 0.020	1.178 ± 0.019
4	53	32.20	0.881	3.6	2.3	0.255	1.198 ± 0.030	1.263 ± 0.033	1.305 ± 0.030
5	24	30.90	0.188	1.7	0.4	0.215	1.217 ± 0.037	1.258 ± 0.040	1.280 ± 0.039
Paciente 2									
1	56	50.20	0.818	3.3	1.5	0.094	1.199 ± 0.032	1.229 ± 0.029	1.251 ± 0.027
2	36	45.13	0.415	2.7	0.2	0.190	1.189 ± 0.027	1.225 ± 0.025	1.246 ± 0.024
3	80	45.12	0.473	2.9	-0.7	0.171	1.314 ± 0.044	1.381 ± 0.039	1.421 ± 0.032
4	47	43.08	0.487	3.1	2.5	0.101	1.200 ± 0.029	1.256 ± 0.030	1.293 ± 0.028
5	80	42.53	0.339	2.6	1.6	0.162	1.363 ± 0.034	1.430 ± 0.034	1.449 ± 0.029
6	65	41.13	1.293	4.6	2.0	0.106	1.187 ± 0.022	1.267 ± 0.029	1.327 ± 0.032
7	21	42.87	0.700	2.8	1.4	0.544	1.084 ± 0.018	1.121 ± 0.022	1.153 ± 0.025
Paciente 3									
1	88	36.09	24.450	16.9	16.6	0.115	1.047 ± 0.014	1.060 ± 0.007	1.091 ± 0.014

po. Los mecanismos involucrados en la fisiopatología y psicopatología de los TCA son muchos y de muy diverso origen; desde la posible predisposición o vulnerabilidad genética, hasta la presión sociocultural o experiencias adversas, tanto individuales como colectivas. Sin embargo, estas observaciones caracterizan un importante aspecto de la enfermedad y su estudio nos proporcionará información de utilidad respecto a los mecanismos subyacentes en la evolución de esta patología.

Podemos considerar, pues, a un paciente como un sistema dinámico en el cual la alteración psicopatológica, caracterizada por el peso del paciente, sigue una evolución en el tiempo. Admitiremos que su diagnóstico equivale al estado de ese sistema, mientras que el pronóstico se correspondería con dicha evolución. Además, el peso es una variable objetiva que se puede medir fácilmente, resultando por tanto adecuada para estudios matemáticos.

De esta manera, caracterizar matemáticamente una variable fundamental e interrelacionada con todos los aspectos de la enfermedad, supone adentrarnos en la llamada investigación básica. A la hora de realizar este tipo de investigación en Psiquiatría topamos con el desconocimiento de herramientas matemáticas que nos permitan modelar el comportamiento de alguna(s) variable(s) característica(s) del trastorno a estudiar. La mayoría de

las veces nos quedamos en descripciones, más o menos cualitativas, de una determinada enfermedad.

En nuestro caso, hemos estudiado el peso diario de pacientes con TCA desde dos puntos de vista: el análisis tradicional y a través de la teoría de los sistemas dinámicos no lineales. En esta última línea han ido apareciendo un número cada vez mayor de trabajos que tratan de relacionar la teoría de los sistemas dinámicos con determinados aspectos clínicos y terapéuticos de la Psiquiatría en general (Gottschalk et al. 1995; Paulus et al. 1996; Tschacher et al. 1997; Salcedo et al. 1999) y en psiquiatría infantil (Bouley 1994; Gottman et al. 1997; Peterson 1998; Breton 1999; Gutiérrez-Casares et al. 1999).

Los datos seleccionados han sido obtenidos de pacientes diagnosticados de Anorexia Nerviosa, según los criterios DSM-IV, ingresados en la Unidad de hospitalización del Servicio de Psiquiatría del Hospital Universitario Infanta Cristina de Badajoz. Todos fueron tratados en el mismo contexto, recibiendo similar tratamiento farmacológico y terapia cognitivo conductual. Los pacientes son pesados todos los días, por la mañana en ayunas, por el personal sanitario, utilizando una báscula de precisión. Son dados de alta cuando su estabilización analítica y evolución ponderal lo permiten por lo que el protocolo de investigación no interfiere en el protocolo de tratamiento de la Unidad.

ANÁLISIS TRADICIONAL

Estadística descriptiva

El cálculo de algunos estadísticos tradicionales (Tabla 1) nos proporciona cierta información sobre los datos, aunque no de gran relevancia, debido a su ambigua interpretación. Entre esa información, podemos destacar:

- Las series con mayor rango y varianza son aquellas en las cuáles el paciente recibió alimentación artificial.
- El rango toma un valor muy similar a la diferencia entre el peso inicial y final para las series donde la variación del peso ha sido más regular.
- El valor para MSSD (desviación cuadrática media entre los pesos de dos días consecutivos) de la serie temporal de una persona con alimentación normal debería ser nulo. Sin embargo, en todos los casos estudiados, es significativamente mayor que cero.

El problema de estos estadísticos es que no permiten discernir entre regularidad e irregularidad de la serie.

Análisis de series temporales

El análisis de series temporales (secuencias de medidas consecutivas de alguna variable tomadas a intervalos de tiempo regulares), persigue dos objetivos principales: identificar la naturaleza del fenómeno, representado por la serie de observaciones, y realizar predicciones o estimaciones sobre valores futuros de las variables. Ambas metas requieren identificar el patrón de la serie temporal observada y describirlo, más o menos formalmente (Diggle, 1990).

Una simple inspección de las series temporales del peso de algunos de los ingresos de los pacientes que estamos estudiando nos refleja la dificultad del problema ante el cual nos enfrentamos (Figura 1). En las investigaciones sobre datos reales, los patrones de los datos no están claros y las observaciones pueden llevar implícitos considerables errores, dependiendo tanto del observador como de las características del fenómeno en sí. Uno de los mayores problemas es que solamente algunas series temporales reales muestran un claro patrón lineal; esto es, si a una determinada causa sigue un determinado efecto, cuando la causa se duplica el efecto también lo hace. Poca gente piensa hoy en día que la evolución de una enfermedad es algo lineal, no obstante los métodos matemáticos lineales han sido aplicados, y se siguen aplicando, a estas series obteniendo, en algunos casos, conside-

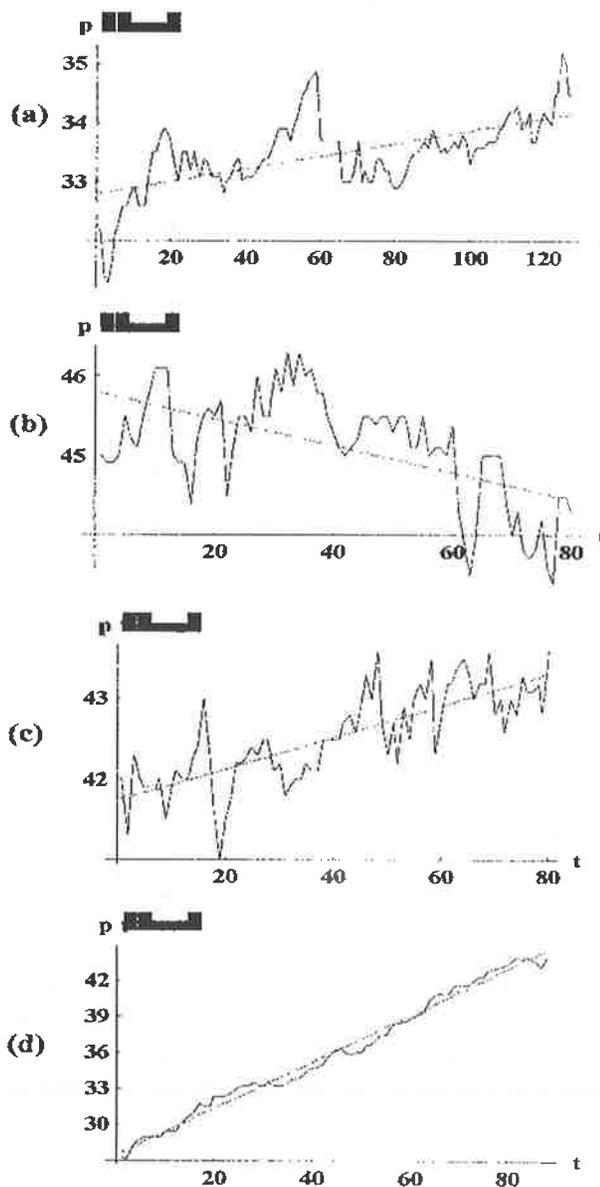


Figura 1.- Representación de las series temporales del peso de: (a) paciente de 14 años de edad, durante su segundo ingreso hospitalario, de 128 días de duración, (b) paciente de 16 años de edad, durante su tercer ingreso, de 80 días, (c) el mismo paciente anterior durante su quinto ingreso hospitalario de 80 días de duración, y (d) paciente de 17 años durante su único ingreso hospitalario, en el que recibió alimentación a través de sonda nasogástrica (SNG). t representa el tiempo, medido en días de ingreso, y $p(t)$ el peso en el día t , medido en kg. La línea discontinua representa el ajuste lineal de los datos del peso.

144 Tabla 2 Resultados obtenidos al ajustar las series temporales, por el método de mínimos cuadrados, a un modelo lineal y a un modelo AR¹

Paciente	Ingreso	Regresión lineal			AR(1)				Varianza residual
		Ajuste	R ²	Varianza residual	ϕ	m	μ	ϵ_t	
1	1	30.310+0.065t	0.858	0.244	0.811619	0.062560	30.345663	N(0.00,0.29)	0.085
	2	32.796+0.011t	0.386	0.252	0.862141	0.012560	32.667957	N(0.00,0.26)	0.066
	3	31.422+0.056t	0.823	0.155	0.809413	0.059464	31.333704	N(0.00,0.23)	0.054
	4	31.572+0.023t	0.148	0.786	0.824793	0.031428	31.422527	N(0.00,0.48)	0.243
	5	30.942-0.003t	0.002	0.180	0.406286	0.000117	30.924059	N(0.00,0.40)	0.173
2	1	48.820+0.048t	0.759	0.194	0.768484	0.042327	49.006379	N(-0.01,0.30)	0.088
	2	45.788-0.035t	0.335	0.268	0.674164	-0.024000	45.635753	N(0.00,0.41)	0.176
	3	45.803-0.017t	0.327	0.315	0.728898	-0.015505	45.716013	N(0.01,0.39)	0.153
	4	42.024+0.044t	0.754	0.117	0.586560	0.045839	42.005147	N(0.00,0.28)	0.083
	5	41.730+0.020t	0.616	0.127	0.364396	0.019772	41.733030	N(0.00,0.33)	0.114
	6	39.674+0.044t	0.539	0.588	0.913508	0.036884	40.102268	N(-0.01,0.33)	0.105
	7	42.047+0.075t	0.309	0.461	0.422643	0.074035	42.039354	N(0.00,0.63)	0.434
3	1	27.526+0.192t	0.988	0.296	0.868097	0.191834	27.473470	N(0.00,0.28)	0.076

rables resultados aunque no definitivos. Tradicionalmente, la respuesta encontrada en la bibliografía sobre las series temporales es que las influencias externas aleatorias (lo que se conoce como ruido) actúan sobre el sistema explicando su irregularidad.

Otro importante problema con el que nos encontramos es que la serie es finita, no conocemos sus condiciones iniciales, y las observaciones se limitan a un espacio corto de tiempo, lo que reduce significativamente nuestra capacidad para distinguir si son regulares, o irregulares ya sean caóticas o estocásticas. La diferencia entre un sistema caótico y uno estocástico se basa en que para el primero (aunque a simple vista parezca completamente irregular e impredecible) hay un orden intrínseco, es decir se rige por unas leyes deterministas, mientras que el segundo sigue leyes de tipo probabilístico (Velarde et al., 1992).

Para hacer predicciones sobre una serie temporal $\{p(1), p(2), \dots, p(N)\}$ debemos asumir que el valor de la variable en un instante futuro $t+1$, depende de los valores de algunas observaciones anteriores, es decir: $p(t+1)=f(p(t), \dots, p(t-n-1))$.

La serie temporal del peso diario correspondiente a una persona con una buena alimentación debería ser constante o muy lentamente progresiva en el caso de niños en edad de crecimiento (admitiendo pequeñas oscilaciones que podrían no considerarse). En el caso de personas con una dieta controlada, la serie temporal debería

seguir una evolución decreciente, aproximadamente lineal, tanto más acusada cuanto más estricta sea aquella, hasta alcanzar un peso de equilibrio en el cual debería estabilizarse y pasar a ser constante. Sin embargo, las series temporales diarias del peso de los pacientes hospitalizados suelen presentar un comportamiento bastante irregular (Figura 1).

Si evaluamos la bondad de un patrón lineal: $p(t+1)=\mu+m$, donde μ y m son parámetros, encontramos que para algunos casos (series correspondientes a pacientes alimentados a través de sonda nasogástrica) el valor del coeficiente de determinación R^2 (que mide la proporción de varianza explicada por el modelo) tiene un valor próximo a la unidad, lo que significa que podríamos modelar la serie con una línea recta, en contraposición a las series correspondientes a pacientes anoréxicos con alimentación normal, donde R^2 toma valores más próximos a cero, lo que nos indica que la línea recta no es un buen modelo para estas series (Tabla 2, Figura 1).

Otra posibilidad sería utilizar un modelo ARIMA (p,d,q) (Autoregressive Integrated Moving Average) adecuado, que proporciona información tanto cualitativa como cuantitativa para la caracterización de la serie temporal. La notación ARIMA (p,d,q) fue introducida por Box y Jenkins (1976) donde p es el número de parámetros autorregresivos, d es el número de pasos de diferenciación y q el número de parámetros de media móvil). En una serie temporal, la palabra autorregresión significa

que el valor de la observación en un instante t depende del valor de la serie en el instante previo; media móvil significa que el valor en el instante t se ve afectado por el error de la predicción del modelo en el instante anterior (el cuál no puede ser modelado por el término autorregresivo) e integración significa que el valor en el instante t depende de todos los valores anteriores.

La elección de los parámetros p , d , q puede hacerse examinando tanto la serie temporal, como las funciones de autocorrelación (FAC) y de autocorrelación parcial (FACP). La decisión no es trivial.

Tras probar un buen número de modelos distintos, utilizado para los cálculos el paquete estadístico *SPSS 10.0*, llegamos a la conclusión de que un modelo efectivo, y aún así parsimonioso (con el menor número posible de parámetros), que minimiza la varianza residual (es decir, la parte de varianza que no queda explicada por el modelo) es un AR¹ con constante, μ , y el tiempo, t , como variable independiente: $x(t+1) = \mu + m(t+1) + \phi(x(t) - (\mu + mt)) + \epsilon_t$, donde los parámetros μ , m y ϕ son los estimados por el modelo y ϵ_t es "ruido" (Tabla 2). Los coeficientes μ y m son similares a los obtenidos por regresión lineal (Tabla 2), mientras que ϕ corrige las desviaciones de los datos respecto a la tendencia lineal.

Clínicamente, podríamos interpretarlo de la siguiente manera: μ es una constante, que depende, en gran medida, del valor del peso al ingresar; m es la tendencia lineal del paciente a ganar (si $m > 0$) o a perder (si $m < 0$) peso, se podría decir que mide la componente regular de la evolución del peso durante el ingreso; mientras que ϕ modela las fluctuaciones del peso a lo largo de la línea recta.

SISTEMAS DINÁMICOS NO LINEALES

El análisis anterior, nos permite concluir que se trata de un sistema determinista, donde las series siguen un determinado patrón de comportamiento, aunque muy irregular. Cuando intentamos entender una secuencia de medidas irregulares (donde irregular aquí significa no periodicidad), la primera cuestión que se plantea es qué tipos de procesos generan estas series (si son deterministas caóticos o estocásticos).

La teoría del caos ha inspirado un nuevo conjunto de herramientas útiles para el estudio de las series temporales y nos provee de un nuevo lenguaje para formular los problemas relacionados con las series temporales y encontrar sus soluciones (Abarbanel et al. 1993). Una herramienta fundamental en esta teoría es el denominado

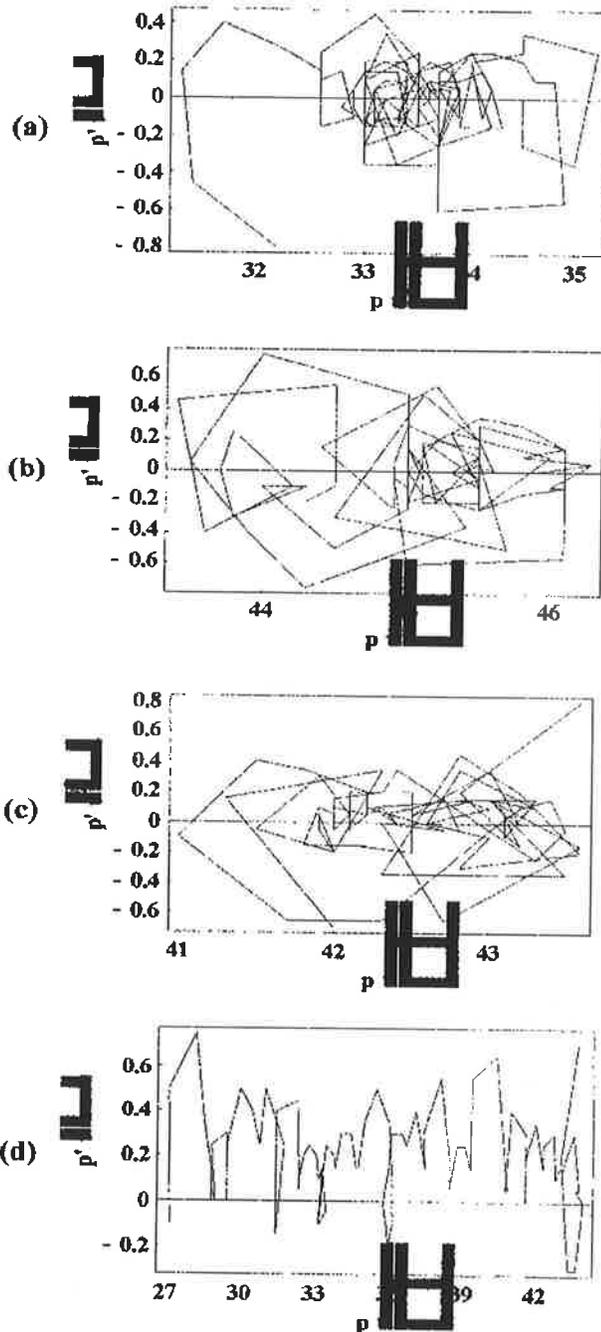


Figura 2.- Trayectorias en el plano de fases correspondientes a las mismas series temporales que las mostrada en la Figura 1 $P(t)$ representa el peso, medido en kilogramos, y $p'(t)$ la variación del peso, entre dos días consecutivos. El espacio de fases nos permite visualizar gráficamente el comportamiento de un paciente respecto a las variables que determinan su evolución.

146 *espacio de fases*, definido como una representación gráfica cartesiana donde cada eje es una variable dinámica, estando todas las variables que determinan el sistema representadas. Considerado como una herramienta de gran utilidad, nos permite captar de un único vistazo toda la dinámica del sistema. Cada punto, define el *estado* dinámico del sistema en un instante dado, y la línea descrita por esa sucesión de puntos es la *trayectoria*, que, a lo largo del tiempo, puede ser arrastrada hacia una región del espacio de fases a la que se denomina *atractor*.

Usando la serie temporal del peso, construimos las trayectorias en el espacio de fases, que nos dan una visión geométrica de la evolución del sistema (Figura 2). Las coordenadas en una proyección de dicho espacio de fases son el peso diario, $p(t)$ y la variación de peso, $p'(t)$ donde t representa el tiempo. Para calcular la variación de peso, utilizamos la fórmula:

$$p'(t) = \frac{p(t+\Delta t) - p(t-\Delta t)}{2\Delta t}$$

(donde $\Delta t=1$ en nuestro caso ya que se realiza una medida al día).

Para caracterizar los posibles atractores que aparecen en el espacio de fases se recurre a una de las medidas más estudiadas en los sistemas dinámicos, la dimensión de dicha trayectoria (Grassberger, 1983). Existen diferentes técnicas para estimar el valor de la dimensión (Baker y Gollub, 1990). La más intuitiva consiste en medir el atractor cubriéndolo con cajas d -dimensionales de lado h . De esta forma, una aproximación a su tamaño será $M(h) = N(h)h^d$, donde $N(h)$ es el número de elementos necesarios para recubrir completamente el objeto. A esta técnica se la denomina *box-counting* y d_c la *dimensión de capacidad*:

$$d_c = \lim_{h \rightarrow 0} \frac{\log N(h)}{\log (1/h)}$$

La *dimensión de información*, es de tipo probabilístico y depende de la distribución de los puntos en el atractor (no solamente de la forma, como ocurre con la dimensión de capacidad). Se define por la ecuación:

$$d_i = \lim_{h \rightarrow 0} \frac{\sum_{i=1}^{N(h)} P_i \log P_i}{\log h} = \lim_{h \rightarrow 0} \frac{-I(h)}{\log h}$$

donde $N(h)$ es el número de cajas de lado h necesarias

para recubrir el atractor y P_i la probabilidad de que la trayectoria se encuentre en el elemento i -ésimo.

Finalmente, definimos la *dimensión de correlación*

$$d_c = \lim_{h \rightarrow 0} \frac{\log \left(\sum_{i=1}^{N(h)} P_i^2 \right)}{\log h} = \lim_{R \rightarrow 0} \frac{C(R)}{\log R}$$

donde $N(h)$ y P_i tienen el mismo significado que en la ecuación anterior.

Es muy importante tener en cuenta que cuando realizamos estimaciones de estas dimensiones utilizando conjuntos de datos finitos como, en general, son las series temporales que se manejan con los pacientes con TCA, éstos son sólo una muestra del conjunto completo.

Grosso modo, cuando asignamos una dimensión a una trayectoria, en realidad estamos representando su tendencia a llenar el espacio y nos permite cuantificar, con una sola medida, el grado de irregularidad de la serie. Cuando la dimensión toma las características de un fractal, un valor no entero entre 1 y 2, deducimos que el diagrama de fases de la serie temporal del peso es caótico (ver Tabla 1).

La Figura 2 muestra las trayectorias de fases de las mismas series temporales representadas en la Figura 1. Los diagramas de fases resaltan cómo las trayectorias tienden a permanecer dentro de una cierta región, que podríamos considerar un atractor (su dimensión es fraccionaria, según se puede comprobar en la Tabla 1). Estos atractores vienen representados en la Figura 2 y muestran la dificultad del paciente para salir de un intervalo de peso determinado. Podemos apreciar que los diagramas corresponden a atractores llamados caóticos, Figura 2 (a), (b) y (c). El representado en la Figura 2 (d), corresponde a la serie temporal del peso de un paciente alimentado a través de sonda nasogástrica (Paciente 3), donde la trayectoria se mueve de izquierda a derecha, sin llegar a enredarse; en este caso, la dimensión es muy próxima a la unidad. Cuando el paciente se alimenta a través de SNG, lo que estamos haciendo es forzar el sistema a que tenga una evolución prácticamente lineal, con lo que su dimensión deja de ser fraccionaria.

CONCLUSIONES

- La Física y la Matemáticas pueden ayudar a realizar investigación básica acerca de los mecanismos involucrados en la fisiopatología y psicopatología de distintos

trastornos. Por ello, consideramos de gran importancia la formación de grupos multidisciplinares que aborden los problemas psiquiátricos desde diferentes perspectivas.

- Encontrar un modelo matemático del fenómeno en estudio nos permite comprender mejor la enfermedad, así como realizar predicciones. Sin embargo, no es una tarea fácil.

- La dinámica no lineal ofrece nuevas herramientas con las que cuantificar, modelar y, nos atrevemos a decir, predecir las conductas de los complejos sistemas biológicos. Una de sus propiedades más atractivas es que incluso ofrece una nueva manera de pensar acerca de la conducta de los sistemas dinámicos.

- La teoría del caos puede ser de gran utilidad para el

análisis de la evolución clínica de un paciente psiquiátrico infante-juvenil, donde se puede llegar a cuantificar el grado de caos existente en el curso de su psicopatología, las rutas hacia esa evolución caótica, la correlación entre las distintas variables, el período óptimo de internamiento, etc.,. Por lo que nosotros proponemos el uso de estas nuevas herramientas estadísticas para caracterizar la evolución de los pacientes psiquiátricos.

Agradecimientos:

Los autores agradecen a la Junta de Extremadura, Consejería de Educación y Juventud, y al Fondo Social Europeo la ayuda económica recibida a través del proyecto de investigación IPR98A028.

BIBLIOGRAFÍA

1. Abarbanel, H.D.I.; Brown, R.; Sidorowich, J.J. & Tsimring, L. (1993). The analysis of observed chaotic data in physical systems. *Reviews of Modern Physics*, 65, 1331-1392.
2. Baker, G.J. & Gollub, J.P. (1990). *Chaotic Dynamics. An Introduction*. New York: Cambridge University Press.
3. Bouley, J.C. (1994). Le chaos déterministe. Une imagerie pour les relations familiales à l'adolescence. *Psychol. Med.*, 26(9): 907-910.
4. Box, G.E. & Jenkins G.M. (1976). *Time Series Analysis, Forecasting and Control*. San Francisco: Holden-Day.
5. Breton, J.J. (1999). Complementary development of prevention and mental health promotion programs for canadian children based on contemporary scientific paradigms. *Can J Psychiatry*, 3: 227-34.
6. Diggle, P.J. (1990). *Time Series: A Biostatistical Introduction*. Oxford: Clarendon Press.
7. Gottman, J.M.; Guralnick; Wilson, B.; Swanson C.C.; Murray J.D. (1997). What should be the focus of emotion regulation in child?. A nonlinear dynamic mathematical model fo children's peer interaction in groups. *Dev. Psychopathol.*, 2: 421-452.
8. Gottschalk, A.; Baner, M.S. & Whybrow P.C. (1995). Evidence of chaotic mood variation in bipolar disorder. *Archives of General Psychiatry*, 52, 947-959.
9. Grassberger, P. & Procaccia, I. (1983). Characterization of strange attractors. *Physical Review Letters*, 50, 346-349.
10. Gutiérrez Casares, J.R.; Salcedo Salcedo M.S.; Cuadros Blázquez, F.; Parra Arévalo, M.I. (Mayo 1999). Análisis de la evolución del peso a través de la teoría del caos en adolescentes con anorexia nerviosa. Comunicación a la 36 Reunión de la Asociación española de Psiquiatría Infante-Juvenil. Salamanca.
11. Paulus, M.P.; Geyer, M.A. & Braff, D.L. (1996). Use of methods from chaos theory to quantify a fundamental dysfunction in the behavioral organization of schizophrenic patients. *American Journal of Psychiatry*, 153, 714-717.
12. Peterson, B.S.; Lecman, J.F. (1998). The temporal dynamics of tics in Gilles de la Tourette Syndrome. *Biol. Psychiatry*, 44: 1337-1348.
13. Salcedo Salcedo, M.S.; Cuadros Blázquez, F.; Gutiérrez Casares, J.R. & Parra Arévalo, M.I. (1999). Psiquiatría y las Teorías del Caos. *Psiquiatría Biológica*, 6(1): 24-27.
14. Tschacher, W.; Scheier, C.; Hasshimoto, Y. (1997). Dynamical analysis of schizophrenia courses. *Biol. Psychiatry*, 41: 420-437.
15. Velarde M.G.; Chacón R.; Cuadros F. (1992). Caos determinista: el nuevo paradigma. *Arbor*, 543: 9-16.
16. Von Neumann J.; Kent R.H.; Bellison H.R. & Hart B.I. (1941). The mean square successive difference. *Ann Math Statistics*, 12, 153-162.