

Técnicas de análisis de patrones caóticos: revisión de estudios empíricos en Psicología

Pedro José Ramos-Villagrasa y Antonio León García-Izquierdo*

Universidad de Oviedo (España)

Resumen: La investigación longitudinal es todavía escasa en Psicología, y las técnicas de análisis en las que se basa presentan limitaciones para detectar adecuadamente los cambios que se producen en el tiempo. Las aproximaciones lineales son bien conocidas pero las no lineales han sido menos utilizadas, especialmente las que permiten el estudio de patrones caóticos. El objetivo de este artículo es comprobar el uso que se da en Psicología a las técnicas de análisis de patrones caóticos. En concreto, explicamos y analizamos los exponentes de Lyapunov, el mapa de recurrencia, las series vicarias, la entropía de Kolmogorov, el exponente de Hurst, y la dimensión de correlación. Para ello, se realiza una revisión de artículos publicados en los últimos diez años incluidos en la base de datos PsycINFO. Los resultados muestran que estas técnicas han sido utilizadas en estudios empíricos de diversas áreas de la Psicología y que un importante número de artículos han sido publicados en revistas con índice de impacto. Como conclusión, consideramos que estas técnicas nos ofrecen una forma adecuada con la que estudiar patrones que otras técnicas no permiten. Por ello, esperamos un incremento de su uso en la investigación futura.
Palabras clave: Análisis no lineal; Investigación longitudinal; Dinámicas no lineales; Series temporales; Teoría del caos; Teoría de la complejidad.

Title: Analysis techniques of chaotic patterns: a review of empirical studies in Psychology.

Abstract: For a variety of reasons longitudinal research remains uncommon in Psychology. Traditional longitudinal analysis techniques, based on linearity assumption, offer limited ways to study different types of changes over time.

This article describes nonlinearity analysis techniques, with emphasis in those whom allow the study of chaotic patterns in time series (Lyapunov exponents, recurrence plots, surrogate data, Kolmogorov's entropy, Hurst's exponent, and correlation dimension). Our main objective is to check the use of these techniques in Psychology with a research review of PsycINFO articles database. Results show the wide use of these techniques in some topics and the prevalence of articles published on impact factor journals. A considerable amount of articles have been cited.

All of these reveal the growing presence of these techniques in Psychology. Finally, we think that techniques based on chaos theory offer a complementary perspective to study time series patterns. We expect a growth in their application to psychological research.

Key words: Non linear analysis; Longitudinal research; Non linear dynamics; Time series; Chaos theory; Complexity theory.

Introducción

La investigación en Psicología ha constatado la dificultad de la comprensión y explicación completa del comportamiento humano, por lo que se ha decantado mayoritariamente hacia los estudios de tipo transversal sin prestar la atención suficiente a la influencia del tiempo en los fenómenos psicológicos (Ancona, Okhuysen y Perlow, 2001; George y Jones, 2000; Mathieu y Schulze, 2006). Seguramente las causas de este olvido residen en varios aspectos. Para Ancona, Goodman, Lawrence y Tushman (2001) la mayor parte de la investigación se basa en estudios de conveniencia y a corto plazo. Ployhart, Holtz y Bliese (2002) destacan que conseguir y analizar datos longitudinales es muy costoso. Por su parte, Roe (2008) incide en que cuando se utilizan diseños longitudinales se hace de tal forma que no se explica cuándo se producen los fenómenos, volviendo nuestras investigaciones incompletas, distorsionadas y fuera de lugar.

Aunque resulta arduo realizar investigaciones que consideren la influencia del tiempo (Ancona et al., 2001a) solamente así podemos plantearnos determinadas preguntas, como la existencia de ritmos y ciclos en los fenómenos estudiados (Ancona et al., 2001a; George y Jones, 2000; Mitchell y James, 2001). Para contribuir en este sentido, este trabajo describe algunos de los enfoques más actuales procedentes tanto de aproximaciones lineales como no lineales. El enfoque lineal es el imperante en Psicología (Guastello y Liebovitch, 2009), pero resulta insuficiente para abarcar la comple-

jididad del comportamiento humano (Munné, 2005). Como las aproximaciones lineales no recogen la riqueza de los fenómenos no lineales, los resultados obtenidos desde esta perspectiva son más bien modestos (Gregersen y Sailer, 1993). Además, lo que el modelo lineal no es capaz de explicar suele considerarse parte de un error atribuible a diversas causas (de medida, aleatorio, etc.), cuando ese error puede deberse, al menos en parte, a que estamos tratando como lineal algo que no lo es. En vista de que la aproximación no lineal es menos utilizada y resulta más sugerente por la novedad que implica para la Psicología, nos centraremos en ella y en lo que puede aportar a nuestra disciplina.

Aproximaciones lineales y no lineales para la inclusión del tiempo en la investigación

Al incorporar el tiempo en la investigación se suele trabajar con series temporales. Una serie temporal es una colección de observaciones secuenciales en el tiempo (Chatfield, 1996) de manera que conforman un patrón de conducta, esto es, "una secuencia repetitiva de eventos con el tiempo como parámetro" (Schroek, 1994, p.73).

Los patrones de conducta de una serie temporal pueden ser estocásticos (impredecibles) o deterministas (predecibles). Los deterministas se dividen a su vez en lineales, caracterizados por mantener la proporcionalidad en la relación causa-efecto, y no lineales, que no la mantienen (Mateo, 2003). Para el estudio de patrones lineales y no lineales se utilizan técnicas diferentes. En el caso de series temporales lineales o no lineales transformadas, disponemos de múltiples modelos en nuestra disciplina (cf., Chan, 2003). Centrándonos en los más conocidos hablaremos de los mo-

* Dirección para correspondencia [Correspondence address]: Pedro José Ramos Villagrasa. Facultad de Psicología, cabina nº5. Plaza Feijóo s/n 33003 Oviedo (España). E-mail: ramospedro@uniovi.es

delos ARIMA, ARFIMA, y de los modelos lineales jerárquicos.

Los modelos ARIMA (*autorregresive integrated moving average*) se basan en la observación de la variable en el pasado para predecir su comportamiento futuro. Para ello, es preciso que la serie sea estacionaria (tenga fluctuaciones que se producen periódicamente) o pueda ser transformada en estacionaria (Chatfield, 1996). Los modelos ARFIMA (*autorregresive fractionally integrated moving average*) son un desarrollo de los modelos ARIMA que permiten analizar patrones de conducta caracterizados por la dependencia a largo plazo (*long-term dependence*), esto es, que el valor de la variable en un determinado momento está relacionado no solamente con los valores inmediatamente precedentes, sino también con fluctuaciones ocurridas anteriormente. Los modelos lineales jerárquicos (Hofmann, 1997) son una técnica de regresión que considera los datos implícitamente multinivel y anidados (Bryk y Raudenbush, 1992). Al emplearla, se parte de la elaboración de una ecuación intrasujeto que después sirve para comparar entre sujetos. Su principal limitación (Hofmann, Jacobs y Gerras, 1992) es que solamente interpretan un limitado tipo de patrones de conducta (lineales o, en todo caso, cuadráticos o cúbicos).

Lo habitual en la investigación en Psicología, debido a su larga tradición y al principio de parsimonia, ha sido analizar si la serie se comporta de manera lineal. Si esto no ocurre, o se detiene el análisis o se opta por alternativas cuadráticas, cúbicas, exponenciales, etc. Cuando esto tampoco es adecuado, la investigación suele pararse. Aunque los modelos lineales son muy utilizados, se han constatado las limitaciones de su capacidad explicativa (Lindsey, 2001), especialmente cuando se emplean con series no lineales que han sido transformadas en lineales. Las alternativas disponibles son escasas, optándose a menudo por refinar el tratamiento de los datos. El éxito conseguido con esta solución puede considerarse modesto. Por otra parte, como indica Chan (2003), es difícil que los investigadores empleen técnicas novedosas, siendo necesario un marco que los guíe en la selección y utilización de la más apropiada. Por lo tanto, vamos a incidir en las técnicas de análisis desarrolladas para estudiar patrones de conducta no lineales y, específicamente, de los caóticos. La razón de esta decisión se halla en que con las técnicas de análisis de patrones lineales los patrones deterministas no lineales se confunden con los azarosos.

Empleando las técnicas de análisis desarrolladas a partir de la teoría del caos podemos averiguar si la serie es determinista (lineal o no lineal), aunque aparentemente sea azarosa. Un patrón de conducta caótico se caracteriza por la sensibilidad a las condiciones iniciales, es decir, que cambios ínfimos en la estimación de una variable en un determinado momento hacen impredecible su evolución a largo plazo. En definitiva, hace referencia a "procesos que parecen comportarse de acuerdo con el azar aunque, de hecho, su desarrollo esté determinado por leyes bien precisas" (Lorenz, 1993/1995, pág.2).

Aunque la teoría del caos proporciona técnicas útiles para la investigación basada en series temporales, también es un marco de referencia que ofrece nuevas posibilidades a los investigadores. Como apuntan Nowak y Vallacher (1998), la Psicología ha alcanzado un importante éxito identificando y describiendo variables que influyen en el comportamiento, pero no al relacionarlas entre sí. Una posible explicación es la predominancia de investigaciones transversales sobre las longitudinales, obviando la riqueza de la interacción previa entre las variables y, por tanto, sesgando el fenómeno que tratamos de describir (Ancona et al., 2001a; Ancona et al., 2001b; George y Jones, 2000; Mitchell y James, 2001; Roe, 2008). La teoría del caos propone una visión sistémica, en la que las variables se relacionan entre sí de manera continuada y no lineal. De esta forma, las variables son tanto antecedentes como consecuentes del comportamiento del sistema, generando propiedades emergentes a través de su interacción. A este tipo de sistemas se los conoce como Sistemas Adaptativos Complejos o SAC (Navarro, 2007).

Tal y como apunta Cvitanovic (1989) los patrones de conducta caóticos tienen un carácter universal, mostrándose en diversos fenómenos psicológicos como la actividad cerebral (Lehnertz, 1999), el sueño (Keshavan, Cashmere, Miewald y Yeragani, 2004), el equilibrio (Lockhart y Liu, 2008), la escritura (Longstaff y Heath, 1999), la resolución de problemas (Guastello, 1998), la motivación en el trabajo (Navarro y Arrieta, 2010), y la depresión (Heiby, Pagano, Blaine, Nelson y Heath, 2003), entre otros.

A continuación, dada su escasa difusión en Psicología hasta el momento, explicamos las técnicas descriptivas y de pronóstico que posteriormente serán objeto de nuestro análisis bibliométrico

Técnicas de análisis de patrones caóticos

Nos centraremos en aquellas más adecuadas para iniciar el estudio de la no linealidad. Estas técnicas permiten responder a lo que Chan (2003) denomina preguntas descriptivas, es decir, cómo aquello que estamos analizando cambia a lo largo del tiempo. De estas técnicas, unas nos permiten identificar el patrón de una serie temporal (exponentes de Lyapunov, mapa de recurrencia y series vicarias), y otras obtener información relevante para la realización de predicciones (entropía de Kolmogorov, exponente de Hurst y dimensión de correlación). En el apéndice de este artículo podemos ver con más detalle cada una de las técnicas.

Los exponentes de Lyapunov sirven para diferenciar series lineales de series caóticas. Para ello se utiliza el espacio de fases, una representación geométrica de la evolución de un sistema en el que los valores adoptados por la variable a lo largo del tiempo son coordenadas en un espacio n -dimensional. Posteriormente, se analiza la tasa de divergencia de dos trayectorias que se han originado próximas entre sí en el espacio de fases, de manera que si la tasa de divergencia es negativa o cero el sistema es lineal, mientras que cuando obtenemos valores positivos el sistema es caótico.

La forma más rápida de determinar el patrón de conducta con esta técnica es calcular el mayor exponente de Lyapunov de la serie, puesto que un único exponente positivo es suficiente para considerar la serie como caótica. Sin embargo, Tanaka, Aihara y Taki (1998) mostraron que las series con patrones de conducta azarosos también exhiben exponentes de Lyapunov positivos cuando los datos no tienen un comportamiento claro, pudiendo confundirse caos y azar. En consecuencia, recomendamos emplear los exponentes de Lyapunov conjuntamente con otras técnicas, como el mapa de recurrencia.

El mapa de recurrencia (*recurrence plot*) es un método gráfico que permite conocer si el patrón de conducta es determinista (lineal o no lineal) o no determinista (azaroso). Para ello, calcula la proximidad de los puntos en un gráfico bidimensional que contiene todas las trayectorias posibles de un sistema. Su principal limitación es que la interpretación del patrón de conducta se basa en las percepciones del investigador, por lo que se han desarrollado índices cuantitativos que ayudan a la interpretación del gráfico como el porcentaje de recurrencia y el porcentaje de determinismo (Marwan, Romano, Thiel y Kurths, 2007). No obstante, se precisa más investigación sobre su eficacia.

Para acabar con las técnicas descriptivas explicamos las series vicarias (*surrogate data*). Las series vicarias sirven para descartar que el patrón de conducta de la serie temporal estudiada se deba al azar. Es decir, que si bien los valores de la serie se han distribuido de esa forma, es igualmente probable que se hubieran distribuido de cualquier otra. La lógica de las series vicarias es sencilla: se generan series azarosas a partir de la serie original y se realiza un contraste de hipótesis para descartar que la serie original también sea azarosa (Theiler, Eubank, Longtin, Galdrikian y Farmer, 1992).

Si las tres primeras técnicas descritas nos ayudan a determinar el patrón de conducta de la serie temporal, las tres que veremos ahora contribuyen a conocer las particularidades de la serie. La primera de ellas es la entropía de Kolmogorov, que permite saber en qué grado podemos realizar predicciones fiables. La segunda es el exponente de Hurst, con el que puede saberse en qué medida los valores previos de la serie condicionan su evolución futura. Por último, la dimensión de correlación nos indica cuántas variables son necesarias para describir la serie.

La entropía de Kolmogorov es una técnica basada en la Teoría de la Información de Shannon y Weaver (1949). Hace referencia al ritmo en que se produce pérdida de información en una serie temporal como consecuencia de la sensibilidad a las condiciones iniciales. Una entropía positiva describe un patrón caótico, y cuanto mayor sea, más impredecible será la serie.

El exponente de Hurst (1951) sirve para determinar la influencia del desarrollo previo de una serie temporal sobre su futuro. De esta forma, decimos que una serie es persistente cuando los valores anteriores se asocian directamente con los posteriores; decimos que es antipersistente cuando los valores anteriores de la serie se asocian inversamente con los

posteriores; y decimos que es azarosa cuando no hay relación,

La última de las técnicas que describimos es la dimensión de correlación. La dimensión de correlación refleja el número mínimo de dimensiones (variables) necesarias para describir un sistema. Las series azarosas muestran una dimensión de correlación elevada, mientras que las series con un patrón caótico se caracterizan por mostrar una dimensión de correlación baja, pero fraccionaria. Esta característica, ser fraccionaria, es debida a que los patrones caóticos son, también, fractales. Los fractales son “patrones regulares de organización que indican un orden complejo en comportamientos aparentemente aleatorios” (Pastor y García-Izquierdo, 2007, p.213), de manera que muestran una forma característica invariante a cualquier nivel de observación (auto semejanza)

El presente estudio

A lo largo de esta introducción hemos incidido en la creciente relevancia del análisis no lineal del comportamiento humano. Asimismo, dejamos constancia de la insuficiencia de las técnicas lineales, ya que no permiten detectar el determinismo no lineal, llegando a confundir series deterministas con azarosas. Por lo tanto, proponemos el uso de las técnicas desarrolladas de acuerdo con la teoría del caos.

Sin embargo, estas técnicas no parecen haber contado con la suficiente difusión. A pesar de disponer de textos específicamente adaptados a nuestra disciplina (i.e., Heath, 2000), y de que permiten respuestas más precisas que las técnicas lineales (Guastello y Liebovitch, 2009), su penetración en la Psicología parece ser todavía escasa. Por ello, nos proponemos realizar una revisión de la incidencia y actualidad de estas técnicas con el objetivo de comprobar su grado de aplicación en la investigación empírica.

Método

Materiales

La unidad de análisis de nuestra revisión son los artículos empíricos publicados en revistas con sistema de revisión por pares (*peer-reviewed*). Para encontrar los artículos empleamos la base de datos PsycINFO, creada y mantenida por la *American Psychological Association* (APA).

Procedimiento

El análisis comenzó con la búsqueda de artículos en PsycINFO, utilizando como términos de búsqueda las técnicas de análisis y sus variantes en idioma inglés; y como campo de búsqueda el criterio todo el texto (*TX - All Text*) para maximizar los resultados. Acotamos el marco temporal a los artículos publicados entre 1999 y 2008. En total se introdujeron nueve términos: *Lyapunov exponent*; *recurrence plot*; *surrogate data*; *Kolmogorov entropy*; *Kolmogorov-Sinai entropy*; *Hurst exponent*;

Hurst-exponent; correlation dimension y dimensional complexity (este último término como una variante de correlation dimension).

Análisis

Tras realizar la búsqueda en PsycINFO se eliminaron los artículos redundantes o claramente inapropiados (p.ej. no eran artículos empíricos). Una vez depurada la base de datos realizamos un análisis de contenido y registramos la información siguiente: las técnicas que se emplean en cada artículo, cuáles son sus autores, en qué año ha sido publicado, en qué revista, y las categorías en las que han sido clasificadas. Las categorías son un sistema de organización de los registros de la base de datos elaborado por PsycINFO en el que se establecen veinte materias con un número variable de sub-materias. Por ejemplo, la categoría *Industrial & Organizational Psychology*, catalogada con el código 3600, se divide en siete, desde *Occupational interests & guidance* (3610) hasta *Working conditions & industrial safety* (3670). Un listado completo de las categorías puede consultarse en la propia web de la APA (<http://www.apa.org/pubs/databases/training/class-codes.aspx>).

Posteriormente, realizamos una búsqueda en el *Journal Citation Reports* (JCR) del *Institute of Scientific Information* (ISI) para comprobar si los artículos habían sido publicados en revistas con índice de impacto (Garfield, 1972) como criterio de calidad de las publicaciones (Buela-Casal, Carretero-Dios y de los Santos-Roig, 2002) y cuál era éste según el índice JCR elaborado para ciencias sociales (*Social Science Citation Index*). También registramos el número de citas recibidas por cada artículo hasta el mes de mayo de 2009 como un indicador de su visibilidad e incidencia en el ámbito científico.

Resultados

La búsqueda proporcionó 188 resultados. Tras la depuración obtuvimos 107 artículos válidos que conformaron nuestra muestra final. El listado desglosado de artículos incluidos en la revisión puede solicitarse mediante e-mail a los autores de este trabajo.

La Tabla 1 muestra el número de artículos clasificados por técnica de análisis, debiendo considerarse que algunos emplean más de una técnica y por eso el total (138) es superior al tamaño muestral ($n=107$). Como podemos ver en dicha tabla, la dimensión de correlación es la técnica más empleada con 62 resultados (44.93%).

Con objeto de conocer en qué contextos se han aplicado estos análisis consultamos la categoría en la que habían sido clasificados los artículos, teniendo en cuenta que algunos pueden catalogarse en dos categorías simultáneamente. Los resultados se encuentran en la Tabla 2, en la que observamos que las categorías más frecuentes son aquellas que hacen referencia al ámbito psicofisiológico, como electrofisiología (15.75%) y neuropsicología y fisiología (13.38%). Sin embargo, también es posible encontrar otras categorías muy diferentes como procesos interpersonales grupales (1.57%) y

psicología social (0.79%), aunque con una representación mucho menor.

Tabla 1: Técnicas de análisis y número de artículos empíricos que las emplean (base de datos PsycINFO, 1999-2008)

Técnica de análisis	Nº de artículos
Dimensión de correlación	62 (44.93%)
Exponentes de Lyapunov	37 (26.81%)
Series vicarias	19 (13.77%)
Entropía de Kolmogorov	8 (5.79%)
Exponente de Hurst	6 (4.35%)
Mapa de Recurrencia	6 (4.35%)
Total	138 (100.00%)

Nota.- $N = 107$

Tabla 2: Categorías en las que están clasificados los artículos analizados (base de datos PsycINFO).

Categoría	Nº de artículos
Electrophysiology (2530)	20 (15.75%)
Neuropsychology & Neurology (2520)	17 (13.38%)
Neurological Disorders & Brain Damage (3297)	10 (7.87%)
Schizophrenia & Psychotic States (3213)	8 (6.30%)
Neuroses & Anxiety Disorders (3215)	7 (5.51%)
Motor Processes (2330)	6 (4.72%)
Statistics & Mathematics (2240)	6 (4.72%)
Cognitive & Perceptual Development (2820)	5 (3.94%)
Affective Disorders (3211)	4 (3.15%)
Developmental Psychology (2800)	3 (2.36%)
Physiological Processes (2540)	3 (2.36%)
Physiological Psychology & Neuroscience (2500)	3 (2.36%)
Academic Learning & Achievement (3550)	2 (1.57%)
Clinical Psychopharmacology (3340)	2 (1.57%)
Cognitive Processes (2340)	2 (1.57%)
Group & Interpersonal Processes (3020)	2 (1.57%)
Human Factors Engineering (4010)	2 (1.57%)
Intelligent Systems (4100)	2 (1.57%)
Neural Networks (4160)	2 (1.57%)
Physical & Somatoform & Psychogenic Disorders (3290)	2 (1.57%)
Psychopharmacology (2580)	2 (1.57%)
Auditory & Speech Perception (2326)	1 (0.79%)
Cardiovascular Disorders (3295)	1 (0.79%)
Consciousness States (2380)	1 (0.79%)
Eating Disorders (3260)	1 (0.79%)
General Psychology (2100)	1 (0.79%)
Health & Mental Health Treatment & Prevention (3300)	1 (0.79%)
Human Experimental Psychology (2300)	1 (0.79%)
Mental Retardation (3256)	1 (0.79%)
Psychology & the Humanities (2600)	1 (0.79%)
Psychophysiology (2240)	1 (0.79%)
Psychological Disorders (3210)	1 (0.79%)
Research Methods & Experimental Design (2260)	1 (0.79%)
Robotics (4140)	1 (0.79%)
Social & Instinctive Behavior (2440)	1 (0.79%)
Social Psychology (3000)	1 (0.79%)
Specialized Interventions (3350)	1 (0.79%)
Substance Abuse & Addiction (3233)	1 (0.79%)
Total	127
	(100.00%)

Nota.- El número entre paréntesis indica el código de referencia en PsycINFO. Algunos artículos están incluidos en dos categorías simultáneamente.

Respecto a los resultados sobre la autoría de los artículos, la Tabla 3 muestra cuántos ha publicado cada autor entre 1999 y 2008. Observamos que se cumple la Ley de Lotka (1926), es decir, unos pocos autores publican la mayor parte de los trabajos, mientras que el resto presenta una escasa contribución al conjunto. En nuestro caso, de los 330 autores el más productivo ha publicado 9 trabajos, lo que representa un 8.41% del total.

Por lo que respecta a los años de publicación de los artículos, esta información se resume en la Figura 1, donde se muestra la presencia continua de estas técnicas de análisis durante la última década. Se publicaron un total de 107 trabajos, con un rango de entre 5 y 17 artículos por año, y aproximadamente uno de cada cuatro (28.04%) se publicó en una revista con índice de impacto. Destaca especialmente el año 1999, en el que se publicaron 14 artículos, ocho de

ellos (57.14%) en revistas con índice de impacto. Esto se explica en parte por la aparición de un monográfico sobre dinámicas lineales y no lineales en electrofisiología publicado por *International Journal of Psychophysiology* (volumen 34, n°1).

Tabla 3: Productividad por autores (1999-2008).

Nº de artículos	Nº de Autores
9	1 (0.30%)
5	3 (0.91%)
4	4 (1.21%)
3	13 (3.94%)
2	37 (11.21%)
1	272 (82.42%)
Total	330 (100.00%)

Nota.- N = 107

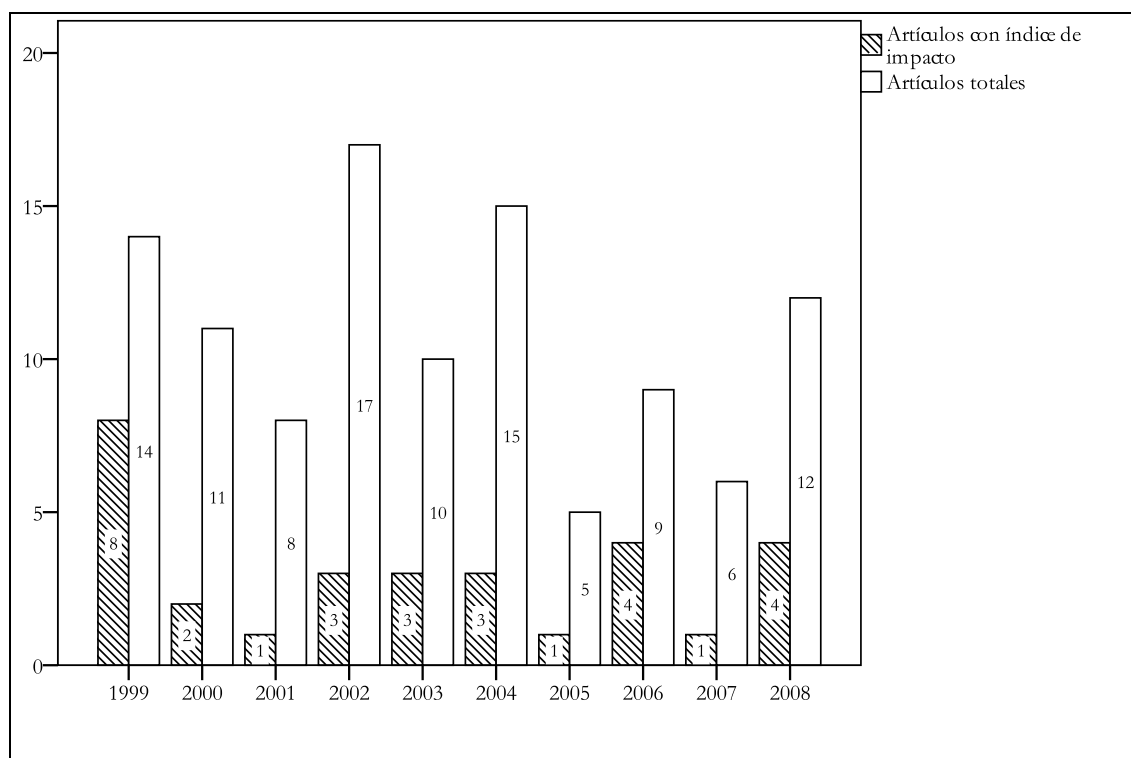


Figura 1: Número de artículos por año e índice de impacto (1999-2008).

Continuando con las revistas, en la Tabla 4 se presentan los artículos publicados en aquellas que cuentan con índice de impacto, incluyendo cuántas citas ha recibido cada artículo hasta mayo de 2009. La revista que ha publicado más artículos empíricos con aplicaciones de la teoría del caos es *International Journal of Psychophysiology*, aglutinando 11 de los 30 artículos con índice de impacto (36.67%). Los dos artículos

más citados, el de Anokhin, Lutzenberger y Birbaumer (1999) y el de Lehnertz (1999) fueron publicados en dicha revista en el monográfico anteriormente mencionado y cuentan con 52 citas cada uno. Del resto, solamente cinco artículos (4.67% del total) no han recibido citas, si bien hay que tener en cuenta que tres de ellos fueron publicados en el año 2008.

Tabla 4: Número de citas recibidas por los artículos publicados en revistas con índice de impacto.

Autores y año de publicación	Revista	Índice de Impacto	Nº de citas recibidas
Anokhin, Lutzenberger y Birbaumer (1999)	International Journal of Psychophysiology	1.829	52
Lehnertz (1999)	International Journal of Psychophysiology	1.829	52
Treffner, y Kelso (1999)	Ecological Psychology	1.115	21
Kirsch, Besthorn, Klein, Rindfleisch y Olbrich (2000)	International Journal of Psychophysiology	1.489	14
Yeragani, Rao, Jayaraman, Pohl, Balon, y Glitz (2002)	Psychiatry Research	1.989	14
Longstaff, y Heath (1999)	Human Movement Science	0.744	10
Srinivasan, Ashok, Vaz, y Yergan (2002)	Depression and Anxiety	1.652	9
Yegarani, Mallavarapu, Radhakrishna, Tancer y Uhde (2004)	Depression and Anxiety	1.721	9
Jin et al. (2003)	International Journal of Psychophysiology	2.014	8
Kondakor, et al. (1999)	International Journal of Psychophysiology	1.829	8
Yeragani y Rao (2003)	Journal of Psychosomatic Research	2.019	8
Basar y Güntekin (2007)	International Journal of Psychophysiology	2.205	7
Ferri, Pettinato, Nobili, Billiard, y Ferrillo (1999)	International Journal of Psychophysiology	1.829	7
Keshavan, Cashmere, Miewald y Yeragani (2004)	Schizophrenia Research	3.889	7
Nashoni, et al. (2004)	Journal of Psychosomatic Research	2.811	7
Sammer (1999)	International Journal of Psychophysiology	1.829	6
Möller, Schwank, Marshall, Klöhn y Born (2000)	Brain and Cognition	0.630	5
Teplan, Krakovská y Stolec (2006)	International Journal of Psychophysiology	2.247	5
Tóth et al. (2004)	International Journal of Psychophysiology	1.563	4
Fabrigar, Petty, Smith y Crites (2006)	Journal of Personality and Social Psychology	4.223	3
Molnár, Osman-Sági, Nagy y Kenéz (1999)	International Journal of Psychophysiology	1.829	3
Aparicio, Pozo y Saura (2008)	Journal of Economic Behavior & Organization	1.125	2
Heiby, Pagano, Blaine, Nelson y Heath (2003)	Psychological Assessment	2.370	2
Mégrot, Bardy y Dietrich (2002)	Journal of Motor Behavior	1.549	2
Abmann, Thiel, Romano y Niemitz (2006)	Behavior Research Methods	1.150	1
Abmann, Romano, Thiel y Niemitz (2006)	Infant Behavior & Development	1.171	0
Christman y Weaver (2008)	Laterality	0.812	0
Granata y Gottipati (2008)	Ergonomics	1.604	0
Iverson et al. (2005)	Journal of Behavioral Medicine	1.535	0
Lockhart y Liu (2008)	Ergonomics	1.604	0

Nota.- N = 30

Conclusiones y discusión

En este artículo hemos presentado algunas aproximaciones lineales y no lineales para la inclusión del tiempo en la investigación, resaltando el creciente interés por los modelos no lineales. Junto a ello, hemos destacado que las técnicas más empleadas en Psicología no son capaces de diferenciar entre series azarosas y series deterministas no lineales, especialmente las que muestran patrones caóticos. Esto nos llevó a incidir en la teoría del caos y sus técnicas de análisis como una alternativa, mostrando mediante una revisión bibliométrica su presencia en la investigación actual.

Los resultados indican que las técnicas más empleadas son la dimensión de correlación (44.93% de los artículos) y los exponentes de Lyapunov (26.81%). Asimismo, se muestra la aplicación a numerosos campos de la Psicología, si bien la mayor parte de los artículos se refieren al ámbito de las neurociencias. Esto no resulta sorprendente dada su fuerte relación con otras disciplinas científicas como la Química y la Biología, donde estas técnicas se desarrollaron (Nicolis y Prigogine, 1989), así como la mayor facilidad para los investigadores de este campo de obtener series temporales de gran tamaño.

Otros resultados de interés tienen que ver con la incidencia y visibilidad de estos trabajos en Psicología. La revisión muestra que más de una cuarta parte de los artículos estudiados se publicaron en revistas con índice de impacto (28.04%), y más de la mitad de estos han recibido cinco o más citas (56.67%).

Por todo lo anteriormente expuesto consideramos que, aunque la aplicación de estas técnicas en Psicología ya es una realidad, la penetración y el conocimiento de sus posibilidades por gran parte de los investigadores aún son escasos. Esto puede deberse, en primer lugar, a que estas técnicas se comportan de manera más precisa cuando la serie es larga. No obstante tanto Heath (2000) como Navarro, Arrieta y Ballén (2007) consideran que las técnicas aquí presentadas pueden emplearse con series de aproximadamente cien registros, una cifra más asequible en nuestra disciplina. Por otra parte, consideramos que también puede deberse a la falta de marcos de referencia a la que aludía Chan (2003), y esperamos que nuestro trabajo contribuya en este sentido.

En España, algunos equipos de investigación también están incorporando las teorías del caos y de la complejidad en sus investigaciones empíricas. Sin ánimo de ser exhaustivos deseamos destacar algunas líneas de trabajo que se encuentran actualmente en desarrollo: la elaboración de mode-

los de predicción no lineal de la satisfacción y el bienestar (González, 2005; González, Coenders y Casas, 2006; González, Casas y Coenders, 2007; González, Coenders, Saez y Casas, 2010), el análisis de las dinámicas subyacentes a las fobias (Bornas et al., 2006; 2010; Bornas, Mühlberger, Llabrés, Wiedemann y Pauli, 2009; Llabrés, Bornas, Noguera, López y Barceló, 2005), la motivación laboral (Arrieta, Navarro y Vicente, 2008; Navarro y Quijano, 2003; Navarro et al., 2007; Navarro y Arrieta, 2010), y el *flow* en el trabajo (Ceja y Navarro, 2009).

En definitiva, las teorías del caos y de la complejidad nos permiten, como demanda Roe (2008), considerar el efecto del tiempo en las variables como algo indisociable de las propias variables. Por ello, esperamos una mayor utilización de estas técnicas en los próximos años. En ámbitos como la Psicología Social y la Psicología de las Organizaciones ya se está pasando de teorizar (e.g. Carver, 1997; Munné, 2005; Pastor y García-Izquierdo, 2007; Navarro, 2007) a realizar investigaciones empíricas (e.g., Ceja y Navarro, 2009; Fabrigar, Petty, Smith y Crites, 2006; Guastello, 2007). Este desarrollo no es casual, puesto que la noción de sistema está muy arraigada tanto en la Psicología Social como en la Psicología de las Organizaciones. De hecho, las organizaciones suelen ser consideradas sistemas abiertos (Katz y Khan, 1966; Scott, 1961), y los SAC constituyen un desarrollo de estos.

Limitaciones del estudio y recomendaciones para la investigación futura

Encontramos al menos tres limitaciones a este estudio. La primera de ellas es que nos hemos ceñido a seis técnicas de entre todas las que ofrece la teoría del caos. Sin embargo, nuestro objetivo no era resultar exhaustivos en nuestra revisión, sino mostrar aquellas técnicas que pueden ser de interés al comenzar a estudiar cualquier fenómeno psicológico desde esta perspectiva, determinando cuál es su patrón de comportamiento y sus particularidades. En este sentido, y como recomendación para la investigación futura, deseamos destacar que la teoría de la complejidad está dando lugar a interesantes contribuciones en Psicología más allá de las ofrecidas por la teoría del caos. Ejemplos de estas aplicaciones son los trabajos basados en la teoría de las catástrofes (Guastello, 2007; Zaror y Guastello, 2000) o la lógica borrosa (Genaidi et al., 1998; Navarro y Quijano, 2003). Posteriores trabajos deberían explicar estas técnicas con ejemplos reales de nuestra disciplina, facilitando su difusión entre los investigadores.

La segunda limitación del estudio se encuentra en que para la revisión se empleó una única base de datos. Sin embargo, la base empleada es PsycINFO, la más completa y reconocida en Psicología (Carbonell y Calvo, 2009), por lo que consideramos que de haber añadido otras no se habría conseguido una diferencia notable en los resultados.

La última limitación se refiere al período de tiempo analizado. Aunque nuestra pretensión era mostrar los artículos

más recientes, aún resulta prematuro analizar la influencia de los artículos publicados en 2008.

A modo de conclusión, encontramos que la teoría del caos nos ofrece una forma nueva y complementaria con la que estudiar determinados patrones de conducta que otras técnicas tienen dificultades para describir y, de esta forma, incrementar el conocimiento de los fenómenos psicológicos que se comportan de manera no lineal. El esfuerzo por integrar la teoría del caos en la investigación puede servirnos para enriquecer viejos debates (e.g., linealidad *vs.* no linealidad, determinismo *vs.* probabilidad, incertidumbre *vs.* posibilidad), suscitar nuevas preguntas de investigación (e.g., ¿por qué se generan unos patrones u otros en los fenómenos que estudiamos? ¿cuántas variables son necesarias para predecir dichos patrones? ¿cómo de eficaces pueden ser nuestras predicciones?) e incluso, como indica Munné (2005, p.15) “a la formación de un nuevo paradigma epistemológico de un enorme potencial crítico, que abre una perspectiva fascinante: poder aproximarse a las manifestaciones más diversas de la realidad sin reducir su complejidad.”

Apéndice

Exponentes de Lyapunov

Siguiendo a Wolf, Swift, Swinney y Vastano (1985), dada una serie temporal en un espacio de fases (*phase space*) *n*-dimensional (una representación gráfica que contiene todas las variables -dimensiones- de la serie en sus ejes), podemos estudiar la evolución de una *n*-esfera infinitesimal de condiciones iniciales a través del tiempo. Con el paso del tiempo, la esfera cambiará a una forma *n*-elipsoide, definiendo su máximo exponente de Lyapunov en términos de la longitud del eje principal del elipsoide, del siguiente modo:

$$p_i(t) = \lambda_i = \lim_{t \rightarrow \infty} \frac{1}{t} \log_2 \frac{p_i(t)}{p_i(0)} \quad (1)$$

donde, *p* es el valor adoptado por la serie a lo largo del tiempo (*t*) y λ_i es el exponente de Lyapunov, que se ordena de mayor a menor.

Mapa de recurrencia

El mapa de recurrencia es una representación gráfica de una serie temporal que sirve para buscar órbitas regulares (recurrencias). Para elaborar el mapa de recurrencia, los ejes del gráfico bidimensional son etiquetados con números enteros entre 1 y *N*, los cuales indican los valores de la serie temporal en orden secuencial. Después, se establece la mínima distancia entre puntos para establecer la existencia de una recurrencia (ϵ) de la siguiente forma:

$$\beta(\epsilon) = \frac{|N_n(\epsilon) - N_p(\epsilon)|}{N_n(\epsilon)} \quad (2)$$

donde N es el número de puntos medidos, N_n es el número de falsos vecinos o *false nearest neighbours* (puntos que parecen estar próximos al atractor que no son tales si se toman dimensiones mayores). Para una explicación más amplia sobre el establecimiento de (ε) puede consultarse Marwan et al. (2007).

Después de eso, se dibuja un punto en la posición (i,j) donde $1 \leq i$ y $j \leq N$ si su diferencia absoluta definida por $d(i, j) = |x(i) - x(j)|$ es menor que ε .

Series vicarias

Para utilizar series vicarias debemos generar las series mediante tres pasos: primero se efectúa una transformación de Fourier de los datos, después se cambia el orden de los datos de forma aleatoria y finalmente se invierte la transformación (Schreiber y Schmitz, 1996). Como resultado obtenemos una serie azarosa que mantiene la misma media, la misma varianza y estructura de autocorrelación de la serie original (Heath, 2000), pero eliminando la dependencia no lineal (Govindan, Narayanan y Gopinathan, 1998). El proceso se repite hasta obtener un conjunto de series vicarias y, después, se realiza un contraste de hipótesis para descartar, dentro de un determinado intervalo de confianza, que la estructura descrita por la serie original se deba al azar. El número de series a generar depende del nivel de significación que estemos dispuestos a asumir (Schreiber y Schmitz, 2000), $(2/\alpha)-1$ series para una prueba bilateral y $(1/\alpha)-1$ para una unilateral, siendo α el nivel de significación.

Entropía de Kolmogorov

Para calcular su valor basta con sumar los exponentes de Lyapunov positivos de la serie temporal (Ott, 1993): si obtenemos un resultado de cero la serie temporal es lineal (no hay pérdida de información ni sensibilidad a las condiciones iniciales); si el resultado tiende a infinito, entonces la serie es azarosa; en cualquier otro caso, la serie es caótica, siendo su valor inversamente proporcional al tiempo que puede predecirse.

Exponente de Hurst

Para calcular H descomponemos la serie temporal en un conjunto de intervalos de una amplitud determinada (τ_H) , calculando la media para cada intervalo y la desviación típica acumulada para cada media. Después se halla el intervalo de variabilidad sustrayendo la desviación mínima de la máxima.

Ésta es la amplitud normalizada (conocida como R/S). Después, basta con representar gráficamente $\log(R/S)$ sobre $\log(\tau_H)$ y la pendiente de la recta obtenida es H ; esta representación gráfica recibe el nombre de diagrama de Pox.

El resultado se valora en los siguientes términos: si H oscila entre 0.5 y 1, decimos que la serie temporal es *persistente* y el desarrollo pasado de la serie correlaciona positivamente con su desarrollo futuro; si H adopta valores inferiores a 0.5, hablamos de una serie *antipersistente* o con correlación negativa, es decir, el comportamiento pasado de la serie generará un comportamiento opuesto en el futuro; por último, cuando H adopta exactamente el valor 0.5, indica ausencia de correlación, de manera que la serie es aleatoria.

Dimensión de Correlación

El principal método para estimar la dimensión de correlación fue desarrollado por Grassberger y Procaccia (1983). Dada una serie temporal con X_t puntos, podemos construir un vector $X_t^m = (X_t, X_{t-1}, \dots, X_{t-m+1})$ y hacer lo mismo con más vectores hasta alcanzar la estabilidad. Este valor es conocido como dimensión de incrustamiento (*embedding dimension*).

Una vez que conocemos la dimensión de incrustamiento podemos calcular la dimensión de correlación con esta función:

$$C(m) = \lim_{m \rightarrow \infty} \sum_{i,j=1}^T H(r - |x^i - x^j|) \quad (3)$$

donde $C(m)$ es la probabilidad de que un par de puntos del sistema se encuentren a una distancia menor que r en la dimensión de incrustamiento m y tanto x^i como x^j son dos puntos del sistema. Si el resultado de $(r - |x^i - x^j|)$ es mayor que cero H toma el valor 1, tomando en los restantes casos el valor 0. Deben probarse diferentes valores de r hasta conseguir un resultado tal que $\log C^m(r)/\log r$ sea estable. Dicho de otra forma, la dimensión de correlación ($D_{c(m)}$) es:

$$D_{c(m)} = \lim_{r \rightarrow 0} \left[\frac{\log C(r, m)}{\log(r)} \right] \quad (4)$$

Agradecimientos. - La participación del primer autor en este artículo ha sido financiada por la Universidad de Oviedo y el Banco Santander (Ayuda: UNOV-09-BECDOC-S).

Los autores quieren agradecer las sugerencias del Editor y los revisores, que han mejorado sustancialmente el artículo.

Referencias

- Ancona, D.G., Okhuysen, G.A., y Perlow, L.A. (2001a). Taking time to integrate temporal research. *Academy of Management Review*, 26 (4), 512-529.
- Ancona, D.G., Goodman, P.S., Lawrence, B., y Tushman, M.L. (2001b). Time: a new research lens. *Academy of Management Review*, 26 (4), 645-683.
- Anokhin, A.P., Lutzenberger, W., y Birbaumer, N. (1999). Spatiotemporal organization of brain dynamics and intelligence: an EEG study in adolescents. *International Journal of Psychophysiology*, 33 (3), 259-273.
- Aparicio, T., Pozo, E.F., y Saura, D. (2008). Detecting determinism using recurrence quantification analysis: three test procedures. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 65 (3-4), 768-787.
- Arrieta, C., Navarro, J., y Vicente, S. (2008). Factores asociados a la emergencia de patrones diferenciales en la motivación en el trabajo. *Psicobema*, 20 (4), 745-752.
- Abmann, B., Romano, M.C., Thiel, M., y Niemitz, C. (2006). Hierarchical organization of a reference system in newborn spontaneous movements. *Infant Behavior & Development*, 30 (4), 568-586.
- Abmann, B., Thiel, M., Romano, M.C., y Niemitz, C. (2006). Recurrence plot analyses suggest a novel reference system involved in newborn spontaneous movements. *Behavior Research Methods*, 38 (3), 400-406.
- Basar, E., y Güntekin, B. (2007). A breakthrough in neuroscience needs a 'Nebulous Cartesian System': oscillations, quantum dynamics and chaos in the brain and vegetative system. *International Journal of Psychophysiology*, 64 (1), 108-122.
- Bornas, X., Llabrés, J., Noguera, M., López, A.M., Tortella-Feliu, M., Fullana, M.A., Montoya, P., Gelabert, J.M., y Vila, I. (2006). Changes in Heart rate variability of flight phobics during a paced breathing task and exposure to fearful stimuli. *International Journal of Clinical and Health Psychology*, 6 (3), 549-563.
- Bornas, X., Mühlberger, A., Llabrés, J., Wiedemann, G., y Pauli, P. (2009). Looking for traces of phylogenetic fears: differences in EEG slow oscillations and complexity between spider- and flight phobic subjects. *International Journal of Clinical and Health Psychology*, 9 (1), 37-49.
- Bornas, X., Noguera, M., Tortella-Feliu, M., Llabrés, J., Montoya, P., Sitges, C., y Tur, I. (2010). Exposure induced changes in EEG phase synchrony and entropy: A snake phobia case report. *International Journal of Clinical and Health Psychology*, 10 (1), 167-179.
- Bryk, A.S. y Raudenbush, S.W. (1992). *Hierarchical linear models: Applications and data analysis methods*. Newbury Park: Sage.
- Buela-Casal, G., Carretero-Dios, H., y de los Santos-Roig, M. (2002). Estudio comparativo de las revistas de Psicología en castellano con factor de impacto. *Psicothema*, 14 (4), 837-852.
- Carbonell, X., y Calvo, N. (2009). Las revistas españolas de Psicología: cómo elegir la revista donde publicar. *Anales de Psicología*, 25 (2), 209-216.
- Carver, C.S. (1997). Dynamical social psychology: chaos and catastrophe for all. *Psychological Inquiry*, 8 (2), 100-119.
- Ceja, L., y Navarro, J. (2009). Dynamics of flow: a nonlinear perspective. *Journal of Happiness Studies*, 10 (6), 665-684.
- Chan, D. (2003). Data analysis and modeling longitudinal processes. *Group & Organizational Management*, 28 (3), 341-365.
- Chatfield, C. (1996). *The analysis of time series: an introduction*. New York, NY: Chapman & Hall.
- Christman, S.D., y Weaver, R. (2008). Linear versus non-linear measures of temporal variability in finger tapping and their relation to performance on open-versus closed-loop motor tasks: comparing standard deviations to Lyapunov exponents. *Laterality*, 13 (3), 255-281.
- Cvitanovic, P. (1989). *Universality in chaos* (2ª ed.). Bristol: Adam Hilger.
- Fabrigar, L.R., Petty, R.E., Smith, S.M., y Crites, S.L. (2006). Understanding knowledge effects on attitude-behavior consistency: the role of relevance, complexity, and amount of knowledge. *Journal of Personality and Social Psychology*, 90 (4), 556-577.
- Ferri, R., Pettinato, S., Nobili, L., Billiard, M., y Ferrillo, F. (1999). Correlation dimension of EEG slow-wave activity during sleep in narcoleptic patients under bed rest conditions. *International Journal of Psychophysiology*, 34 (1), 37-43.
- Garfield, E. (1972). Citation analysis as a tool in journal evaluation. *Science*, 178, 471-479.
- Genaidy, A.M., Karwowski, W., Christensen, D.M., Vogiatzis, C., Deraiseh, N., y Prins, A. (1998). What is 'heavy'? *Ergonomics*, 41 (4), 420-432.
- George, J.M., y Jones, G.R. (2000). The role of time in theory and theory building. *Journal of Management*, 26 (4), 657-684.
- González, M. (2005). Una metodología para el análisis no lineal del bienestar psicológico en la adolescencia. *Encuentros en Psicología Social*, 3 (2), 59-70.
- González, M., Coenders, G., y Casas, F. (2006). Using non-linear models for a complexity approach to psychological well-being. *Quality & Quantity* 42 (1), 1-21.
- González, M., Casas, F., y Coenders, G. (2007). A complexity approach to psychological well-being in adolescence: major strengths and methodological issues. *Social Indicators Research*, 80 (2), 267-295.
- González, M., Coenders, G., Saez, M., y Casas, F. (2010). Non-linearity, complexity, and limited measurement in the relationship between satisfaction with specific life domains and satisfaction with life as a whole. *Journal of Happiness Studies*, 11 (3), 335-352.
- Govindan, R.B., Narayanan, K., y Gopinathan, M.S. (1998). On the evidence of Deterministic Chaos in ECG: Surrogate and Predictability Analysis. *Chaos*, 8, 495-502.
- Granata, K.P., y Gottipati, P. (2008). Fatigue influences the dynamic stability of the torso. *Ergonomics*, 51 (8), 1258-1271.
- Grassberger, P. y Procaccia, I. (1983). On the characterization of strange attractors. *Physical Review Letter*, 50, 346-350.
- Gregersen, H., y Sailer, L. (1993). Chaos theory and its implications for social science research. *Human Relations*, 46 (7), 777-802.
- Guastello, S.J. (1998). Creative problem solving groups at the edge of chaos. *Journal of Creative Behavior*, 32 (1), 38-57.
- Guastello, S.J. (2007). Non-linear dynamics and leadership emergence. *The Leadership Quarterly*, 18 (4), 357-369.
- Guastello, S.J., y Liebovitch, M. (2009). Introduction to nonlinear dynamics and complexity. En S.J. Guastello, M. Koopmans y D. Pincus (Eds.), *Chaos and complexity in psychology. The theory of nonlinear dynamical systems* (pp.1-40). New York: Cambridge University Press.
- Heath, R.A. (2000). *Nonlinear dynamics. Techniques and applications in Psychology*. Mahwah, NJ: Lawrence Erlbaum.
- Heiby, E.M., Pagano, I.S., Blaine, D.D., Nelson, K., y Heath, R.A. (2003). Modeling unipolar depression as a chaotic processes. *Psychological Assessment*, 15 (3), 426-434.
- Hofmann, D.A. (1997). An Overview of the Logic and Rationale of Hierarchical Linear Models. *Journal of Management*, 23 (6), 723-744.
- Hofmann, D.A., Jacobs, R. y Gerras, S.J. (1992). Mapping Individual Performance Over Time. *Journal of Applied Psychology*, 77 (2), 185-195.
- Hurst, H.E. (1951). Long-term storage capacity of reservoirs. *Transactions of the American Society of Civil Engineers*, 116, 770-808.
- Iverson, G.L., Gaetz, M.B., Rzepoluck, E.J., McLean, P., Linden, W., y Remick, R. (2005). A new potential marker for abnormal cardiac physiology in depression. *Journal of Behavioral Medicine*, 28 (6), 507-511.
- Jin, S., Na, S., Kim, S., Ham, B., Lee, D., Lee, J., y Lee, H. (2003). Hemispheric laterality and dimensional complexity in schizophrenia under sound and light stimulation. *International Journal of Psychophysiology*, 49 (1), 1-15.
- Katz, D., y Kahn, R.L. (1966). *The social psychology of organizations*. New York, NY: Wiley.
- Keshavan, M.S., Cashmere, J.D., Miewald, J., y Yeragani, V.K. (2004). Decreased nonlinear complexity and chaos during sleep in first episode schizophrenia: a preliminary report. *Schizophrenia Research*, 71 (2-3), 263-272.
- Kirsch, P., Besthorn, C., Klein, S., Rindfleisch, J., y Olbrich, R. (2000). The dimensional complexity of the EEG during cognitive tasks reflects the impaired information processing in schizophrenic patients. *International Journal of Psychophysiology*, 36 (3), 237-246.
- Kondakor, I., Michel, C., Wackermann, J., Koenig, T., Tanaka, H., Peuvot, J., y Dietrich, L. (1999). Single-dose piracetam effects on global complexity measures of human spontaneous multichannel EEG. *International Journal of Psychophysiology*, 34 (1), 81-87.

- Lehnertz, K. (1999). Non-linear time series analysis of intracranial EEG recordings in patients with epilepsy - an overview. *International Journal of Psychophysiology*, 34 (1), 45-52.
- Lindsey, J.K. (2001). *Nonlinear models in medical statistics*. Oxford: Oxford University Press.
- Llabrés, J., Bornas, X., Noguera, M., López, A.M., y Barceló, F. (2005). ¿Caos en el electrocardiograma de estudiantes con miedo a volar? Un análisis de no linealidad. *International Journal of Clinical and Health Psychology*, 5 (2), 273-284.
- Lockhart, T.E., y Liu, J. (2008). Differentiating fall-prone and healthy adults using local dynamic stability. *Ergonomics*, 51 (12), 1860-1872.
- Longstaff, M.G., y Heath, R.A. (1999). A nonlinear analysis of the temporal characteristics of handwriting. *Human Movement Science*, 18 (4), 485-524.
- Lorenz, E.N. (1995). *La esencia del caos: un campo de conocimiento que se ha convertido en parte importante del mundo que nos rodea*. Madrid: Debate (Orig. 1993).
- Lotka, A.J. (1926). The frequency distribution of scientific productivity. *Journal of Washington Academy of Sciences*, 16, 317-323.
- Marwan, N., Romano, M.C., Thiel, M., y Kurths, J. (2007). Recurrence Plots for the Analysis of Complex Systems. *Physics Reports*, 438 (5-6), 237-329.
- Mateo, M.A. (2003). Notas sobre la Complejidad en la Psicología. *Anales de Psicología*, 19 (2), 315-326.
- Mathieu, J.E., y Schulze, W. (2006). The influence of team knowledge and formal plans on episodic team process-performance relationships. *Academy of Management Journal*, 49 (3), 605-619.
- Mérot, F., Bardy, B., y Dietrich, G. (2002). Dimensionality and the dynamics of human unstable equilibrium. *Journal of Motor Behavior*, 34 (4), 323-328.
- Mitchell, T.R., y James, L.R. (2001). Building better theory: time and the specification of when things happen. *Academy of Management Review*, 26 (4), 530-547.
- Mölle, M., Schwank, I., Marshall, L., Klöhn, A., y Born, J. (2000). Dimensional complexity and power spectral measures of the EEG during functional versus predicative problem solving. *Brain and Cognition*, 44 (3), 547-563.
- Molnár, M., Osman-Sági, J., Nagy, Z., y Kenéz, J. (1999). Scalp distribution of the dimensional complexity of the EEG and the P3 ERP component in stroke patients. *International Journal of Psychophysiology*, 34 (1), 53-63.
- Munné, F. (2005). ¿Qué es la complejidad? *Encuentros en Psicología Social*, 3 (2), 6-17.
- Nashoni, E., Aizenberg, D., Sigler, M., Strasberg, B., Zalsman, G., Imbar, S., Adler, E., y Weizman, A. (2004). Heart rate variability increases in elderly depressed patients who respond to electroconvulsive therapy. *Journal of Psychosomatic Research*, 56 (1), 89-94.
- Navarro, J. (2007). La psicología social de las organizaciones desde la perspectiva de la complejidad. Revisión y estado actual de una relación prometedora. *Encuentros en Psicología Social*, 3 (2), 78-87.
- Navarro, J., y Quijano, S.D. (2003). Dinámica no lineal en la motivación en el trabajo: propuesta de un modelo y resultados preliminares. *Psicothema*, 15 (4), 643-649.
- Navarro, J., y Arrieta, C. (2010). Chaos in human behavior: the case of work motivation. *The Spanish Journal of Psychology*, 13 (1), 244-256.
- Navarro, J., Arrieta, C., y Ballén, C. (2007). An approach to the study of dynamics of work motivation using the diary method. *Nonlinear Dynamics, Psychology, and Life Sciences*, 11 (4), 473-498.
- Nicolis, G., y Prigogine, I. (1989). *Exploring complexity: an introduction*. New York, NY: Freeman and Co.
- Nowak, A., y Vallacher, R.R. (1998). *Dynamical Social Psychology*. New York, NY: Guilford Press.
- Ott, E. (1993). *Chaos in Dynamical Systems*. New York, NY: Cambridge University Press.
- Pastor, J., y García-Izquierdo, A.L. (2007). Complejidad y psicología social de las organizaciones. *Psicothema*, 19 (2), 212-217.
- Ployhart, R.E., Holtz, B.C., y Bliese, P.D. (2002). Longitudinal data analysis: applications of random coefficient modeling to leadership research. *The Leadership Quarterly*, 13 (4), 455-486.
- Roe, R.A. (2008). Time in applied psychology: the study of 'what happens' rather than 'what is'. *European Psychologist*, 13 (1), 37-52.
- Sammer, G. (1999). Working memory load and EEG-dynamics as revealed by point correlation dimension analysis. *International Journal of Psychophysiology*, 34 (1), 89-101.
- Schreiber, T., y Schmitz, A. (1996). Improved surrogate data for nonlinearity test. *Physical Review Letters*, 77, 635-640.
- Schreiber, T., y Schmitz, A. (2000). Surrogate time series. *Physica D*, 142 (3-4), 346-382.
- Schroek, F.E. Jr. (1994). New mathematical techniques for pattern recognition. In R. Vallacher and A. Nowak, *Dynamical Systems in Social Psychology* (pp.71-93). San Diego, CA: Academic Press.
- Shannon, C.E., y Weaver, W. (1949). *A Mathematical Model of Communication*. Urbana, IL: University of Illinois Press.
- Scott, W.G. (1961). Organization theory: an overview and appraisal. *Journal Academy Management*, 4 (1), 7-26.
- Srinivasan, K., Ashok, M.V., Vaz, M., y Yeragani, V.K. (2002). Decreased chaos of heart rate time series in children of patients with panic disorder. *Depression and Anxiety*, 15 (4), 159-167.
- Tanaka, T., Aihara, K., y Taki, M. (1998). Analysis of positive Lyapunov exponents from random time series. *Physica D*, 111, 42-50.
- Teplan, M., Krakovská, A. y Stolc, S. (2006). EEG responses to long-term audio-visual stimulation. *International Journal of Psychophysiology*, 59 (2), 81-90.
- Theiler, J., Eubank, S., Longtin, A., Galdrikian, B., y Farmer, J.D. (1992). Testing for nonlinearity in time series: The method of surrogate data. *Physica D*, 58, 77-94.
- Tóth, E., Kondákor, I., Túry, F., Gáti, A., Weisz, J., y Molnár, M. (2004). Nonlinear and linear EEG complexity changes caused by gustatory stimuli in anorexia nervosa. *International Journal of Psychophysiology*, 51 (3), 253-260.
- Treffner, P.J., y Kelso, J.A. (1999). Dynamics encounters: long memory during functional stabilization. *Ecological Psychology*, 11 (2), 103-137.
- Wolf, A., Swift, J. B., Swinney, H., y Vastano, J. A. (1985). Determining Lyapunov exponents from a time series. *Physica D*, 16, 285-317.
- Yeragani, V.K., Rao, R., Jayaraman, A., Pohl, R., Balon, R., y Glitz, D. (2002). Heart rate time series: decreased chaos after intravenous lactate and increased non-linearity after isoproterenol in normal subjects. *Psychiatry Research*, 109 (1), 81-92.
- Yegarani, V.K., Mallavarapu, M., Radhakrishna, R.K., Tancer, M., y Uhde, T. (2004). Linear and nonlinear measures of blood pressure variability: increased chaos of blood pressure time series in patients with panic disorder. *Depression and Anxiety*, 19 (2), 85-95.
- Yeragani, V.K., y Rao, R. (2003). Effect of nortriptyline and paroxetine on measures of chaos of heart rate time series in patients with panic disorder. *Journal of Psychosomatic Research*, 55 (6), 507-513.
- Zaror, G., y Guastello, S.J. (2000). Self-organization and leadership emergence: A cross-cultural replication. *Nonlinear dynamics, psychology, and life sciences*, 4 (1), 113-119.

(Artículo recibido: 2-12-2009; aceptado: 2-8-2010)