



UNIVERSIDAD
POLITECNICA
DE VALENCIA



Máster Universitario
en Tecnologías, Sistemas y
Redes de Comunicaciones

Medida del determinismo en señales de inspección ultrasónica para la caracterización de materiales dispersivos

Autor: Alicia Carrión García

Director: Ramón Miralles Ricós

Fecha de comienzo: 1/04/2013

Lugar de trabajo: Grupo de Tratamiento de Señal del iTEAM

Objetivos – El objetivo fundamental de este trabajo es la revisión bibliográfica de los algoritmos para la medida del determinismo de una señal, tanto a nivel general como a nivel específico de la aplicación que nos ocupa: la medida de la porosidad de probetas de cemento. Este objetivo principal abarca otras tareas secundarias como son la adquisición de conocimientos profundos acerca del funcionamiento de estos algoritmos, bajo que condiciones son capaces de proporcionar una indicación correcta del nivel de determinismo y la propuesta de una nueva variante. Todo ello vinculado a la adquisición de las destrezas suficientes para aplicarlos posteriormente en otras aplicaciones.

Metodología – El trabajo que nos ocupa se ha dividido fundamentalmente en tres partes bien diferenciadas. La primera se basa en la recopilación, estudio e implementación de los algoritmos para la medida del determinismo disponibles en la literatura, así como en la implementación de un método alternativo basado en estadísticos de orden superior. Para su mejor comprensión se ha empleado una amplia batería de señales vinculadas a la teoría del caos. La segunda parte consiste en la aplicación de los métodos estudiados sobre un modelo teórico de ultrasonidos para verificar la viabilidad del análisis teóricamente. Y por último, la tercera parte se basa en el empleo de los algoritmos en una aplicación real: la medida de la porosidad de probetas de cemento en función del nivel de determinismo.

Desarrollos teóricos realizados – Como se detalla en la Sección 2 de teoría del presente trabajo, se ha estudiado en profundidad la forma habitual de representación de las señales deterministas: “phase space” o espacio de fases. Sobre esta nueva dimensión se han aplicado las distintas metodologías para la medida del determinismo en función de la búsqueda de los puntos más cercanos, ángulos consecutivos y trayectorias. Además se ha profundizado en la teoría de estadísticos de orden superior planteando una nueva alternativa a los métodos anteriores. Para verificar el funcionamiento y entender las ventajas e inconvenientes de cada una de las técnicas se han evaluado una serie de señales caóticas y aleatorias. Además, en la Sección 5.1 se evalúan estos métodos haciendo uso de un modelo teórico que representa una inspección ultrasónica de forma no destructiva. Se ha implementado este modelo, así como analizado los parámetros que intervienen y en qué medida.

Desarrollo de prototipos y trabajo de laboratorio – El estudio y la implementación de los algoritmos revisados han sido los puntos clave de trabajo. En la Sección 5.2 se han empleado señales reales de inspección ultrasónicas medidas en el laboratorio como objeto de un proyecto anterior en colaboración con la empresa de construcción AIDICO.

Resultados – En este trabajo se ha demostrado como la medida del nivel de determinismo puede servir como característica a la hora de clasificar señales que provienen de inspecciones ultrasónicas de materiales dispersivos. En particular en la aplicación que

aquí se propone intervienen diferentes fuentes de ruido: ruido de grano, ruido térmico, cuantificación... A partir del estudio de la combinación de estas se puede extraer información acerca de la estructura interna de los materiales. En la teoría y en la práctica se ha demostrado que las señales resultantes de materiales mas porosos presentan niveles de aleatoriedad más elevados. Además de cuantificar los niveles de porosidad para diferentes tipos de cementos y con distintos procesos de fabricación se ha demostrado que se puede establecer una relación lineal entre las variables determinismo y porosidad.

Líneas futuras – Se propone la incorporación de los distintos métodos estudiados en algoritmos de clasificación más complejos. Esta técnica puede ayudar a identificar distintas fuentes de producción como por ejemplo en el ámbito de la señal de voz entre los sonidos sordos y sonoros. Se pretende ir un paso más allá y emplear esta técnica en la clasificación de sonidos de monitorización acústica pasiva (submarina) producidos por mamíferos cuyas vocalizaciones se pueden clasificar en varios grupos atendiendo al mecanismo de producción empleado.

Publicaciones – El trabajo que aquí se expone está publicado en la revista *Ultrasonics* (Elsevier) con referencia:

A. Carrión, R. Miralles, G. Lara, “Measuring predictability in ultrasonic signals: An application to scattering material characterization,” *Ultrasonics*, In Press (2014), DOI: 10.1016/j.ultras.2014.05.008

Abstract – In this work, we present a novel and completely different approach to the problem of scattering material characterization: measuring the degree of determinism of the time series. Measuring determinism can provide information of the signal strength of the deterministic component of the time series in relation to the whole time series acquired. This relationship can provide information about coherent reflections in material grains with respect to the rest of incoherent noises that typically appear in non-destructive testing using ultrasonics. This is a non-parametric technique commonly used in chaos theory that does not require making any kind of assumptions about attenuation profiles. In highly scattering media (low SNR), it has been shown theoretically that the degree of predictability allows material characterization. The experimental results obtained in this work with 32 cement probes of 4 different porosities demonstrate the ability of this technique to do classification. It has also been shown that, in this particular application, the measurement of predictability can be used as an indicator of the percentages of porosity of the test samples with great accuracy.

Autor: Alicia Carrión García, email: alcarga4@upv.es

Director: Ramón Miralles Ricós, email: rmiralle@dcom.upv.es

Fecha de entrega: 14-07-14

Índice

1. Introducción	4
1.1. Aplicación a la caracterización ultrasónica	5
2. Algoritmos para la medida de determinismo	7
2.1. Concepto de espacio de fases	7
2.2. Método de Kaplan-Glass modificado	8
2.3. Método de Jeong et al.	10
2.4. Representaciones Recurrentes	11
3. Medida de determinismo basada en estadísticos de orden superior	15
4. Evaluación de señales teóricas	18
5. Resultados	25
5.1. Aplicación al modelo teórico de inspección ultrasónica	25
5.2. Aplicación a la caracterización de pastas de cemento	27
6. Conclusiones	33
7. Agradecimientos	34
A. Artículos	36

1. Introducción

La caracterización de la modalidad de la señal es un nuevo concepto objeto de recientes trabajos de investigación cuyo principal propósito es identificar cambios en la naturaleza de señales reales. Con el término naturaleza de las señales se hace referencia al modelo subyacente que genera las señales desde el punto de vista de tres características principales: linealidad, estacionariedad y determinismo.

El estudio de la modalidad de la señal pretende cuantificar estas tres características para cualquier señal real y así tratar de identificar las distintas regiones del hipotético espacio tridimensional que los tres ejes definirían. El intervalo de señales definidas hasta la fecha en función de sus niveles de linealidad y determinismo se resumen en la Figura 1. En dicho esquema hay pequeñas regiones ampliamente conocidas que tienden a ser los extremos de la naturaleza, como ocurre con las señales deterministas puramente no lineales (caos), o las señales aleatorias y lineales representadas por los modelos autoregresivos de media móvil (ARMA). Sin embargo, estos extremos no cubren la mayoría de las señales del mundo real, y quedan horizontes desconocidos. La presencia de factores como las distintas fuentes de ruido llevan a que la mayor parte de las señales del mundo real se presenten en las zonas de la Figura 1 aún desconocidas.

Las aplicaciones de este nuevo concepto van siendo cada vez más relevantes en ámbitos del procesamiento de señal y el aprendizaje automático. El hecho de conocer este tipo de información puede facilitar la selección de modelos apropiados así como evitar el empleo de técnicas más complejas de lo necesario. Hasta la fecha, el estudio de la naturaleza de la señal ha proporcionado grandes avances en aplicaciones biomédicas mediante el análisis de señales electroencefalográficas (EEG) y en aplicaciones relacionadas con la información meteorológica. Sin embargo, este nuevo paradigma no es habitual en técnicas de inspección ultrasónica.

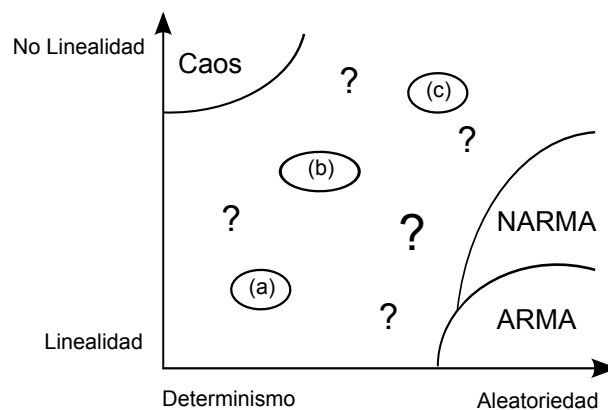


Figura 1: Distribución de señales del mundo real en función de su naturaleza determinista vs. aleatoria y lineal vs. no lineal.

1.1. Aplicación a la caracterización ultrasónica

Cuando un material dispersivo es sometido a un análisis ultrasónico no destructivo (NDT), el pulso de ultrasonido sufre variaciones relacionadas con la microestructura granular interna de la muestra analizada. Cada grano se comporta como un núcleo dispersor produciendo una señal de eco. Esta señal, superpuesta con el resto de ecos procedentes de otros granos, pueden incluso enmascarar el eco producido por un posible defecto. Situaciones similares se pueden encontrar en otros ámbitos relacionados como los B-scans de ultrasonidos (donde al ruido de grano se le llama speckle) y en radar con el ruido de clutter [1].

En la literatura es sencillo encontrar soluciones que tratan de potenciar la detección de pequeñas grietas o defectos y de reducir (incluso eliminar) el efecto del ruido de grano. Algunas de estas soluciones son el promediado de señales, la autocorrelación y/o la correlación cruzada, los filtros adaptados, el análisis en frecuencia [2], la correlación espectral [3] y las transformaciones wavelet [4]. Todas estas técnicas tratan de eliminar el ruido de grano y con ello descartan la información contenida en el mismo. Sin embargo, esta información puede ser empleada para reconocer diferencias potenciales entre materiales, tejidos o superficies. Este enfoque es el seguido para la caracterización de materiales mediante el análisis de estadísticos de la señal temporal [1], de la frecuencia de resonancia [5], e incluso de la profundidad de penetración [6]. El trabajo que aquí se presenta continúa con en esta línea y propone el estudio de la naturaleza de la señal mediante el análisis de su modalidad y en particular de su grado de determinismo.

Con el propósito de emplear los algoritmos de modalidad de la señal en ultrasonidos es necesario hacer un breve repaso sobre las fuentes de ruido habituales en una inspección ultrasónica. La gran mayoría de fuentes de ruido corresponden con procesos aleatorios independientes a la medida realizada (ruido térmico, ruido de cuantificación, etc.), pero

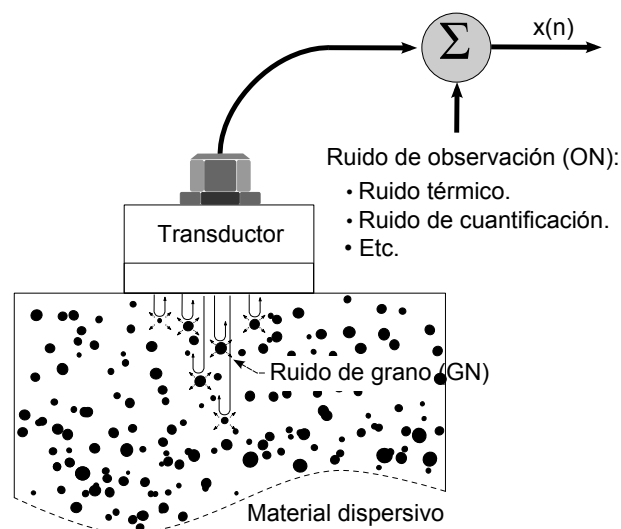


Figura 2: Esquema típico de inspección ultrasónica de un material dispersivo en modo pulso-eco junto a las distintas fuentes de ruido que intervienen.

algunas otras fuentes presentan patrones deterministas estrechamente vinculados al objeto bajo análisis (vibraciones, ruido de grano, speckle). La Figura 2 muestra un análisis típico de ultrasonidos y cómo los distintos ruidos coherentes e incoherentes se combinan en función de la estructura interna del material dispersivo. La configuración habitual de trabajo es pulso-eco. El transductor se coloca directamente sobre la muestra bajo análisis y actúa como emisor de la señal de ultrasonido y como receptor de la señal reflejada. En este trabajo se pretende medir el grado de determinismo de estas señales resultantes para obtener información acerca de esta mezcla de ruidos, y por lo tanto, de las características del material.

La estructura de este trabajo se divide en cinco partes. En la Sección 2 se introduce el concepto espacio de fase, y se describen y formulan matemáticamente tres algoritmos empleados habitualmente en el estudio del determinismo en el ámbito de la teoría del caos. En la Sección 3 se propone un índice alternativo basado en estadísticos de orden superior cuya implementación evita algunas de las desventajas de la medida del determinismo en señales de ultrasonidos. En total, estos cuatro índices son analizados y comparados entre sí haciendo uso de señales teóricas en la Sección 4. En la Sección 5 se presentan los resultados divididos en dos partes. En la Sección 5.1 se presentan los resultados obtenidos al aplicar los algoritmos para la medida del determinismo sobre señales de ultrasonidos logradas a partir de un modelo teórico. En la Sección 5.2 se analiza en profundidad una aplicación real de inspección ultrasónica, donde el objetivo es clasificar los distintos tipos de materiales dispersivos en función de sus niveles de porosidad a través de los índices de determinismo obtenidos. Finalmente, se plantean las conclusiones así como las líneas futuras de trabajo.

2. Algoritmos para la medida de determinismo

Son muchos los campos de la ciencia aplicada tales como la biología, la física e incluso en economía donde han aparecido muy distintas y sorprendentes estructuras matemáticas conocidas como sistemas caóticos. Este tipo de sistemas presentan señales temporales con anomalías y un increíble comportamiento irregular. La única justificación de la aparición de este tipo de estructuras de caos determinístico está relacionada con la dinámica no lineal. El hecho de saber más acerca del modelo subyacente de una señal temporal nos permite averiguar y distinguir entre señales estocásticas y las puramente deterministas. Las señales de inspección ultrasónica no presentan este tipo de estructuras caóticas propias de los sistemas fractales, pero los algoritmos desarrollados para la medida del determinismo en fractales también pueden emplearse en señales de ultrasonidos para obtener información acerca de los materiales que representan.

En esta sección se van a introducir y formular algunos de los principales algoritmos para el estudio del determinismo de una señal. Todos ellos basados en la reconstrucción del espacio de fases, concepto que se define a continuación.

2.1. Concepto de espacio de fases

Son muchas las técnicas que pretenden estudiar los procesos dinámicos subyacentes de una señal temporal, sin embargo, la corriente más extensa está ligada al concepto “phase space” o en castellano, “espacio de fases”. Este concepto fue inicialmente formulado por Packard et al. [7] y probado matemáticamente por [8]. Se define como “espacio de fases” el espacio vectorial que recoge todos los posibles estados del sistema que determinan la evolución futura de una señal. Para una señal temporal $x(n)$, el espacio de fases viene dado por la expresión

$$\vec{X}_n = [x(n), x(n+L), \dots, x(n+(E-1) \cdot L)], \quad (1)$$

$$n = 1, \dots, N - (E-1) \cdot L$$

donde N es el número total de muestras de la señal, L es el retardo entre muestras, y E es la dimensión incrustada.

Se dice que la señal $x(n)$ es determinista si su espacio de fases puede ser modelado como una función continua. Esta definición de determinismo supone la elección apropiada de los parámetros L y E , crucial para distinguir entre señales deterministas y aleatorias. Para elegir dichos parámetros de forma apropiada, algunos autores proponen el empleo de la dimensión de correlación [9], los exponentes de Lyapunov [10], o diferentes medidas de entropía [11]. Pese a ello, aún no se ha alcanzado una conclusión única para todos los casos.

Para facilitar la comprensión de los conceptos que se van a ir desarrollando a lo largo del texto se van a ir aplicando sobre distintas señales, deterministas y aleatorias. En primer lugar, se presenta el sistema de ecuaciones de Lorenz que modela el movimiento

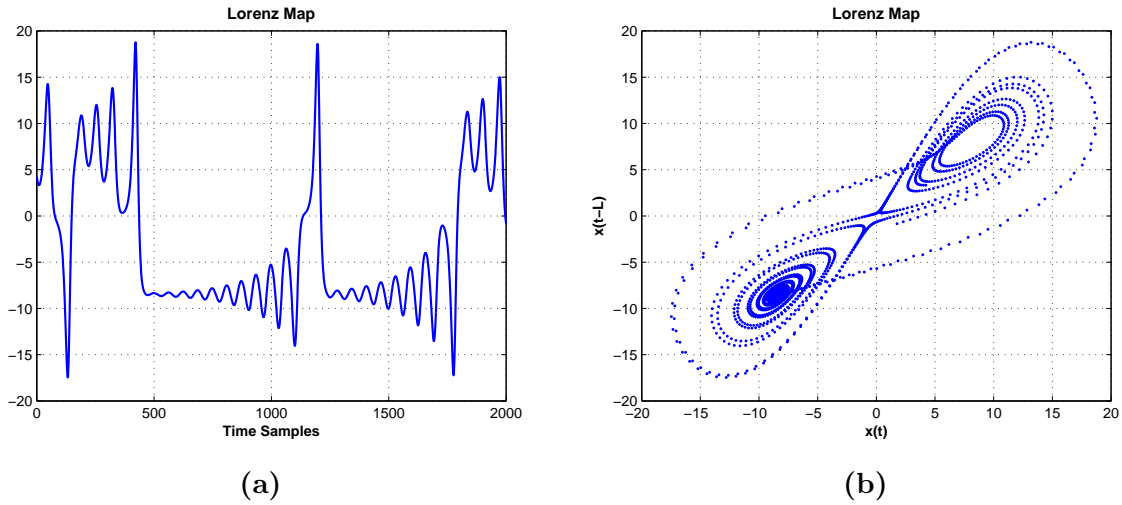


Figura 3: (a) Señal temporal de Lorenz de 2000 muestras. (b) Espacio de fases de la señal de Lorenz siendo $E = 2$ y $L = 8$.

de corrientes de convección de la atmósfera terrestre. La señal a estudiar se ha extraído de la componente x del siguiente sistema de ecuaciones:

$$\begin{cases} \dot{x} = \sigma(y - x) \\ \dot{y} = -xz + \rho x - y \\ \dot{z} = xy - \beta z \end{cases}$$

con los parámetros $\sigma = 10$, $\rho = 28$ y $\beta = 8/3$ [12]. El sistema se ha integrado empleando el algoritmo Runge-Kutta de cuarto orden con un paso de integración de 0.01. Para obtener una señal de 2000 puntos, se genera una señal de 7000 puntos y se descartan los primeros 5000 evitando así los transitorios iniciales. La Figura 3a representa la evolución de la señal temporal y la Figura 3b representa el espacio de fases de la misma empleando como parámetros $E = 2$ y $L = 8$. Se puede comprobar que el espacio vectorial logrado para esta señal determinista a partir de la Ecuación (1) representa una función continua y una trayectoria definida que se va repitiendo a medida que avanza la señal.

En los siguientes apartados de esta sección se van a formular tres algoritmos para la medida del grado de determinismo basados en el espacio de fases. Cada uno de ellos explota una característica distinta para la cuantificación del concepto de determinismo.

2.2. Método de Kaplan-Glass modificado

Wayland et al. [13] desarrollaron un método para el análisis del espacio de fases reconstruido basado en un test empírico de continuidad. La premisa de partida de este algoritmo es que en el espacio de fases de una señal determinista puntos cercanos avanzan hacia puntos a su vez cercanos. El resultado de determinismo pondera cuan similar es la trayectoria de puntos vecinos.

Sea \vec{X}_{n_0} un vector fijo que se calcula empleando la Ecuación (1), y sean $\vec{X}_{n_1}, \vec{X}_{n_2}, \dots, \vec{X}_{n_K}$ sus K vecinos más cercanos. Se definen los vectores de desplazamiento entre los K puntos más cercanos y sus puntos consecutivos como

$$\vec{V}_{n_k} = \vec{X}_{n_{k+1}} - \vec{X}_{n_k} \quad (2)$$

Si la señal temporal bajo estudio es determinista se espera que sus vectores de desplazamiento sean prácticamente iguales ya que irá avanzando de forma repetitiva a lo largo de la serie de estados que la definen. Sin embargo, en el caso de que la señal no lo sea los vectores \vec{X}_{n_0} seguirán trayectorias aleatorias. Llegados a este punto es importante señalar que en el proceso de búsqueda de los vecinos más cercanos es importante evitar la correlación temporal entre los puntos para no falsear la medida.

La medida de la dispersión de los vectores se calcula a partir de la media definida como

$$\langle \vec{V} \rangle = \frac{1}{K+1} \sum_{k=0}^K \vec{V}_{n_k} \quad (3)$$

La dispersión de los vectores vendrá dada por el error de traslación calculado siguiendo la Ecuación (4)

$$DMKG_{n_0} = \frac{1}{K+1} \sum_{k=0}^K \frac{\|\vec{V}_{n_k} - \langle \vec{V} \rangle\|^2}{\|\langle \vec{V} \rangle\|^2} \quad (4)$$

donde $\|\cdot\|$ es la norma Euclidea. Este cálculo es extendido a un conjunto $\vec{X}_p \in \vec{X}_n$ de N_{res} puntos del espacio de fases escogidos aleatoriamente (un cuarto del total del número total de muestras es un valor comúnmente empleado).

La mediana de estos valores se va a llamar $DMKG$ (Determinism based on Modified Kaplan-Glass Method) y proporciona una medida robusta de la continuidad del espacio de fases.

$$DMKG = \text{median}_{\vec{X}_{n_0} \in \vec{X}_p} [DMKG_{n_0}] \quad (5)$$

Este algoritmo permite cuantificar la extensión de los puntos que conforman el espacio de fases basándose en la traslación de los vectores. Si la señal temporal es predecible (determinista), los vectores \vec{V}_{n_k} serán prácticamente iguales y su varianza será muy pequeña. De cualquier otra forma, los vectores \vec{V}_{n_k} serán distintos y su varianza resultante será elevada.

En la Figura 4a se representa la evolución temporal de una señal de Hennon simulada. Esta señal determinista se calcula a partir del conocido mapa caótico de Hennon definido por el sistema:

$$\begin{cases} x(n+1) = 1 - ax(n)^2 + y(n) \\ y(n+1) = bx(n) \end{cases}$$

con los parámetros $a = 1,4$ y $b = 0,3$.

En la Figura 4b se representa el espacio de fases obtenido para $L = 1$ y $E = 2$. En la ilustración se han señalado los elementos que participan en este algoritmo: en color rojo están marcados los $N_{res} = 10$ puntos escogidos de forma aleatoria para evaluar la continuidad de la señal, en color verde aparecen los $k = 4$ vecinos más cercanos de cada uno de los puntos anteriores, y además se han representado los vectores \vec{V}_{n_k} entre puntos consecutivos en el dominio temporal. Dado que la señal es determinista cada subgrupo de vectores presenta trayectorias similares y por tanto, el valor del índice $DMKG$ es próximo a 0.

Este algoritmo presenta como principal inconveniente el coste computacional que supone la búsqueda de los K vecinos más cercanos para los N_{res} puntos, así como la cantidad de puntos que hacen falta para estimar bien el determinismo sin tomar muestras que estén correladas temporalmente.

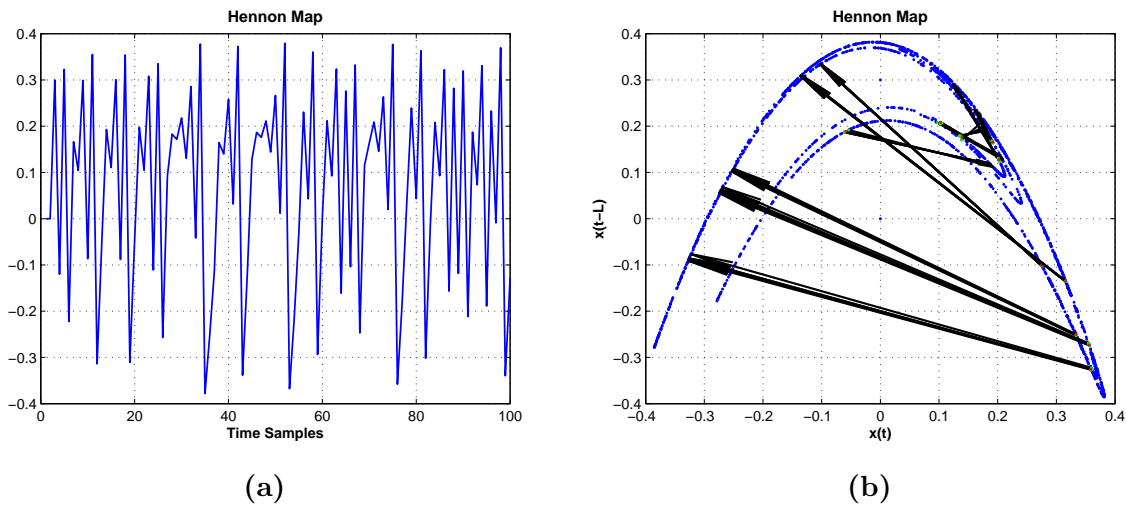


Figura 4: (a) Señal temporal de Hennon. (b) Espacio de fases de la señal de Hennon ($E = 2$, $L = 1$) donde las marcas rojas indican los $N_{res} = 10$ puntos aleatorios donde se ha evaluado el determinismo y en color verde los $k = 4$ vecinos más cercanos de cada punto. Nótese la evolución de los vectores de desplazamiento \vec{V}_{n_k} en el espacio de fases.

2.3. Método de Jeong et al.

Jeong et al. [14] proponen una nueva medida de determinismo basada en el estudio de los ángulos entre vectores de desplazamiento consecutivos en el espacio de fases, evitando así la necesidad de buscar los puntos vecinos.

A partir de los puntos del espacio vectorial calculados mediante la Ecuación (1) se puede obtener la tangente de la trayectoria en el espacio de fases como

$$\vec{V}_n = \vec{X}_{n+1} - \vec{X}_n, \quad (6)$$

y el coseno del ángulo entre dos tangentes consecutivas como

$$\cos(\theta_n) = \frac{\vec{V}_{n+1} \cdot \vec{V}_n}{\|\vec{V}_{n+1}\| \|\vec{V}_n\|} \quad (7)$$

donde $\vec{V}_{n+1} \cdot \vec{V}_n$ es el producto escalar de los vectores \vec{V}_{n+1} y \vec{V}_n . Se propone el empleo de la función coseno porque es menos sensible que el valor de los ángulos como tal. El índice de predictibilidad propuesto se logra promediando los ángulos calculados en todo el espacio fases:

$$DJM = \frac{1}{S} \sum_{n=1}^S \cos(\theta_n) \quad (8)$$

donde $S = (N - (E - 1) \cdot L) - 2$.

Si la señal es determinista, la trayectoria en el espacio de fases es suave y la mayor parte de los valores del coseno son próximos a 1 (o mayores que 0.7). En cambio, si la señal es estocástica, el valor del coseno del ángulo estará cerca de 0 (o menor que 0.3). En el caso intermedio (0.3-0.7), se dice que la serie temporal tiene diferentes grados de predictibilidad.

La principal ventaja de este algoritmo es su sencilla implementación así como la asignación de un determinado valor de predictibilidad a cada ángulo, lo que se traduce en un valor de determinismo para cada instante de tiempo. Esto permite tener un índice temporal de determinismo. Sin embargo, esta ventaja también puede ser un inconveniente. El hecho de que el algoritmo estime el determinismo solo a partir del ángulo entre vectores consecutivos puede resultar erróneo en el caso de que las señales estén sobremuestreadas o filtradas.

En la Figura 5 se representa la señal de Lorenz así como el valor del ángulo del espacio de fases para cada instante de tiempo. Se puede comprobar que los valores del ángulo más pequeños coinciden con los cambios de fase de la señal, pero al ser una señal determinista, predominan los ángulos superiores a 45° .

2.4. Representaciones Recurrentes

Eckmann et al. [15] presentan una nueva herramienta conocida como Representaciones Recurrentes (Recurrence Plots, RP) la cual nos permite observar los estados \vec{X}_n que se van repitiendo en el espacio de fases. Una de las principales ventajas de las RP es que permiten investigar la trayectoria E -dimensional del espacio de fases a través de una representación binaria bidimensional de los estados recurrentes. Además, la cuantificación del número y la duración de los estados recurrentes nos permite estudiar el grado de predictibilidad [16] así como otras características de los sistemas dinámicos subyacentes: fases laminares [17], órbitas periódicas inestables [18], etc.

Entre las diferentes variantes de cálculo de las RP, la manera más común es empleando la Ecuación (9),

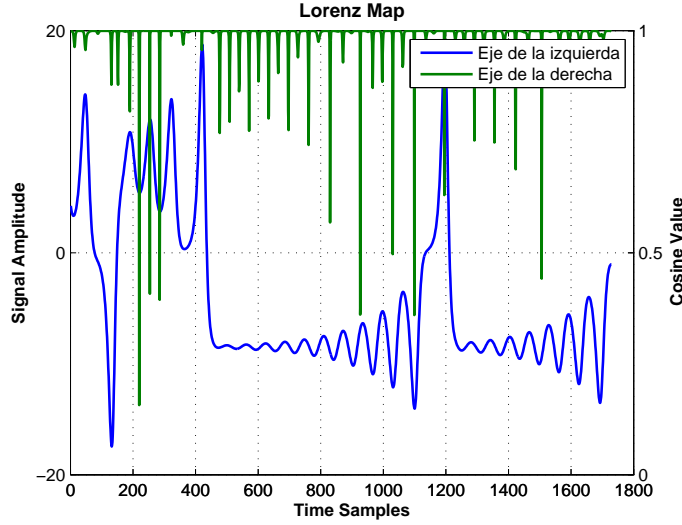


Figura 5: Señal temporal de Lorenz simulada de 2000 muestras y el índice de determinismo DJM obtenido para cada instante de tiempo a partir de su espacio de fases correspondiente logrado para los parámetros $E = 2$ y $L = 8$.

$$R_{n_1, n_2} = \Theta(\varepsilon - \|\vec{X}_{n_1} - \vec{X}_{n_2}\|_\infty), \quad n_1, n_2 = 1, \dots, N_s \quad (9)$$

donde N_s es el número de estados considerados \vec{X}_n , ε es la distancia umbral, $\|\cdot\|_\infty$ es la norma máxima, y $\Theta(\cdot)$ es la función de Heaviside.

$$\Theta(x) = \begin{cases} 0 & \text{si } x < 0 \\ 1 & \text{si } x \geq 0 \end{cases} \quad (10)$$

Cuando un segmento de la trayectoria avanza de forma paralela a otro segmento obtendremos una línea diagonal en las RP. La longitud de esta diagonal está determinada por el tiempo que las dos trayectorias avanzan de forma similar. Como resultado, la presencia de líneas diagonales paralelas a la diagonal principal de la representación (línea de identidad) indican que la evolución de los estados es similar en distintos instantes de tiempo, y por tanto, el proceso puede ser considerado determinista.

El porcentaje de puntos recurrentes que forman una línea diagonal puede ser empleado como medida de determinismo. Este porcentaje se calcula de la siguiente manera:

$$DRP = \frac{\sum_{j=j_{min}}^{N_s} j \cdot P(j)}{\sum_{n_1, n_2=1}^{N_s} R_{n_1, n_2}} \quad (11)$$

donde $P(j)$ es el número de líneas diagonales de longitud j y j_{min} es el número mínimo de puntos considerados como línea diagonal (en este trabajo se ha empleado $j_{min} = 2$).

En la Figura 6 se representan dos ejemplos de representaciones recurrentes logradas para dos señales simuladas, una aleatoria y otra determinista, respectivamente. En el

primer caso se analiza una señal de ruido correlado generado a partir de un proceso AR(1) definido por:

$$x(n) = 0,95x(n - 1) + \eta(n)$$

donde $\eta(n)$ es una señal de ruido blanco Gaussiano de media nula y varianza unidad. En el segundo caso se estudia una señal lograda a partir de la componente x del atractor de Rossler empleado para el modelado del equilibrio en reacciones químicas y definido por el siguiente sistema:

$$\begin{cases} \dot{x} = -(y + z) \\ \dot{y} = x + ay \\ \dot{z} = b + (x - c)z \end{cases}$$

donde $a = 0,2$, $b = 0,2$ and $c = 5,7$ [19]. En este caso, el sistema también ha sido integrado empleando el algoritmo Runge-Kutta de cuarto orden cuyo paso de integración es 0.01. Para eliminar los transitorios iniciales se han descartado los primeros 5000 puntos. A simple vista se puede comprobar que en la RP aparecen líneas diagonales que corresponden con los estados consecutivos que sigue la señal representada, sin embargo, en el caso de la señal aleatoria no aparecen dichas trayectorias y el aspecto es similar al de ruido blanco bidimensional. Ponderando la longitud y la tasa de ocurrencia de las líneas diagonales se extrae el parámetro DRP .

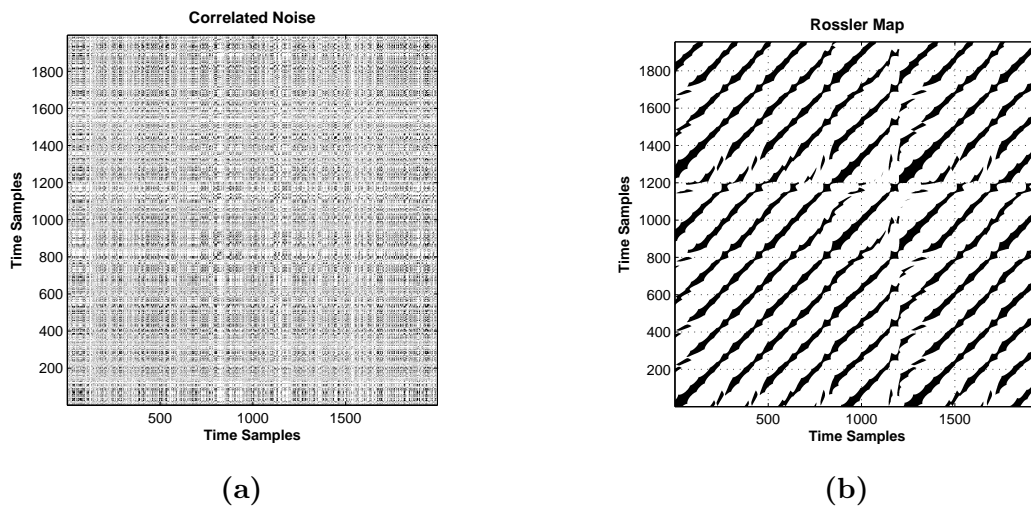


Figura 6: a) Representación recurrente lograda para una señal de ruido correlado ($E = 2$, $L = 1$). b) Representación recurrente lograda para la señal de Rossler ($E = 2$, $L = 1$).

Pese a ser una herramienta muy potente para el estudio del determinismo de una señal presenta como principales inconvenientes la dependencia respecto a la reconstrucción del espacio de fase (elección de L y E) y su elevado coste computacional. Para cada punto de la señal se tiene que evaluar la distancia con respecto al todo el resto de puntos del espacio de fases y comprobar si dicha distancia es mayor o menos que el umbral escogido.

Siendo esto último, la elección de ε también un factor crítico. En la Sección 4 se presentan los tiempos de cómputo de este algoritmo en función del tamaño de ventana.

Hasta aquí se ha hecho un repaso de los métodos para la medida del determinismo disponibles en la literatura. En la siguiente sección se propone un nuevo algoritmo basado en la estadística de orden superior de la señal bajo estudio.

3. Medida de determinismo basada en estadísticos de orden superior

Cualquier tipo de señal, y en particular las señales de ultrasonidos, no pueden ser consideradas puramente deterministas o aleatorias, sino una combinación de ambas [20]. La predictibilidad de una señal puede ser entendida como el peso de la componente determinista respecto al resto de la señal. De modo que una alternativa razonable para el estudio del determinismo de una señal es el empleo de la correlación entre las muestras que la conforman. La correlación de segundo orden (autocorrelación) no proporciona información acerca de las interacciones de ordenes superiores de los parámetros que definen el modelo que genera la señal. Dadas las interacciones físicas tan complejas que pueden darse en algunos modelos, en este trabajo se propone el empleo de estadísticos de orden superior para la medida de la predictibilidad y/o el determinismo en las series temporales.

Si modelamos cualquier señal como un proceso estocástico discreto y estacionario $\{\tilde{x}(n)\}$, podemos definir lo que se va a considerar una secuencia de desplazamiento como

$$\{\tilde{S}_m(n)\} = \{\tilde{x}(n)\} - \{\tilde{x}(n+m)\} = \{\tilde{x}(n)\} * h(n) \quad (12)$$

donde $*$ denota la convolución discreta de un proceso estocástico $\{\tilde{x}(n)\}$ con un sistema lineal e invariante en el tiempo (LTI) $h(n) = \delta(n) - \delta(n+m)$, $\delta(n)$ es la función discreta delta de Dirac, y m es un valor de retardo cualquiera.

Las propiedades estadísticas de la señal filtrada $\{\tilde{S}_m(n)\}$ se pueden analizar en función de los estadísticos del proceso de entrada $\{\tilde{x}(n)\}$ y de la respuesta al impulso del filtro $h(n)$. Se puede calcular el cumulante de 4º orden de $\{\tilde{S}_m(n)\}$ ($c_4^{S_m}(k_1, k_2, k_3) = E[S_m(n)S_m(n+k_1)S_m(n+k_2)S_m(n+k_3)]$) empleando las relaciones de filtrado del proceso coloreado [21]:

$$c_4^{S_m}(k_1, k_2, k_3) = \sum_{m_1} \sum_{m_2} \sum_{m_3} c_4^x(k_1 - m_1, k_2 - m_2, k_3 - m_3) \cdot c_4^h(m_1, m_2, m_3) \quad (13)$$

donde

$$c_4^h(m_1, m_2, m_3) = \sum_l h(l)h(l+m_1)h(l+m_2)h(l+m_3) \quad (14)$$

Si la Ecuación (13) se particulariza para $k_1 = k_2 = k_3 = 0$, el resultado logrado corresponde con la curtosis de la secuencia de desplazamiento ($\gamma_4^{S_m}$).

$$c_4^{S_m}(0, 0, 0) = \gamma_4^{S_m} = \sum_{m_1} \sum_{m_2} \sum_{m_3} c_4^x(-m_1, -m_2, -m_3) \cdot c_4^h(m_1, m_2, m_3) \quad (15)$$

Los cumulantes de 4º orden de $c_4^h(m_1, m_2, m_3)$ solamente son distintos de cero para determinados retardos, en función de m , representados en la Figura 7. Empleando esta propiedad y teniendo en cuenta las propiedades de simetría de los cumulantes de 4º orden, la Ecuación (15) se puede simplificar a la Ecuación (16).

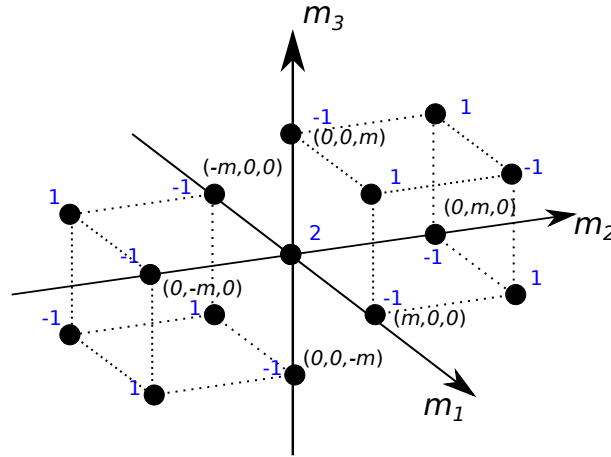


Figura 7: Representación gráfica de los cumulantes de 4º orden de $h(n)$. Los puntos negros representan los valores donde $c_4^h(m_1, m_2, m_3)$ es distinto de cero (los números azules junto a los puntos indican la amplitud de los cumulantes en dichos retardos).

$$\begin{aligned}
 \gamma_4^{S_m} &= 2 \cdot \left(c_4^x(0, 0, 0) - c_4^x(m, 0, 0) - c_4^x(0, 0, m) - c_4^x(0, m, 0) + \right. \\
 &\quad \left. c_4^x(m, m, 0) + c_4^x(m, 0, m) + c_4^x(0, m, m) - c_4^x(m, m, m) \right) \quad (16) \\
 &= 2 \cdot \left(c_4^x(0, 0, 0) - c_4^x(m, m, m) + 3 \cdot c_4^x(m, m, 0) - 3 \cdot c_4^x(m, 0, 0) \right)
 \end{aligned}$$

Por lo tanto, el momento central de 4º orden (curtosis) de la secuencia de desplazamiento $\{\tilde{S}_m(n)\}$ proporciona una manera simple de medir cómo los cumulantes de 4º orden de $\{\tilde{x}(n)\}$ cambian en función del retardo m . Este retardo define el lado del cubo cuyos vértices son los puntos donde se está evaluando la función $c_4^x(k_1, k_2, k_3)$. Con el objetivo de obtener un indicador de como las correlaciones de órdenes elevados evolucionan con el aumento de dicho retardo, los vértices del cubo deben aumentar. En este trabajo se propone el cálculo de la curtosis media de la secuencia de desplazamiento obtenida para diferentes retardos temporales m como un estimador de determinismo:

$$DAKDS = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \gamma_4^{S_m} \quad (17)$$

donde M es el máximo retardo temporal cuya elección depende de la frecuencia de muestreo así como de la ventana de observación, aunque su valor no es un parámetro crítico. DAKDS son las siglas de Determinismo basado en la curtosis media de la secuencia de desplazamiento (Determinism based on the Average Kurtosis of the Displacement Sequence). Cabe destacar que no se ha empleado el momento de 3º orden (skewness) dado que su expresión equivalente a la Ecuación (16) sería nula para todo tipo de señales, fuesen deterministas o aleatorias. El cumulante de 4º orden es el estadístico de menor orden

que permite la medida del determinismo teniendo en cuenta las interacciones de orden superior.

La manera habitual de medida de la curtosis consiste en asumir ergodicidad y calcular la media temporal de $\frac{E[(S_m(n)-\mu)^4]}{\sigma^4} - 3$, donde μ es la media y σ es la desviación típica de $\{\tilde{S}_m(n)\}$. La curtosis se puede interpretar como la medida de la dispersión de una distribución alrededor de los valores $\mu \pm \sigma$, la cual puede ser elevada cuando la función de probabilidad está concentrada tanto cerca de la media como en las colas de la distribución. Para solucionar esto, en [22] se propone una alternativa robusta para la estima de la curtosis basada en los octiles de la distribución:

$$RK(S_m(n)) = \frac{(E_7 - E_5) + E_3 - E_1}{E_6 - E_2} - 1,23 \quad (18)$$

donde E_j es el octil j de la distribución de la realización $S_m(n)$. El estimador RK es consistente e insesgado. Un análisis detallado del comportamiento de este estimador para distintos tipos de distribuciones se lleva a cabo en [23]. Además, el estimador RK no se ve influido por la presencia de outliers dado que se basa en octiles, los cuales convergen a los valores reales razonablemente rápido.

4. Evaluación de señales teóricas

En esta sección se va a llevar a cabo la evaluación de los cuatro métodos anteriores sobre algunas de las señales teóricas introducidas en el trabajo hasta ahora, así como algunas otras habituales en este tipo de análisis con el propósito de comprender y valorar las ventajas e inconvenientes de cada uno de ellos. La batería de señales estará conformada por un total de cinco señales deterministas y cinco señales aleatorias.

Las señales deterministas analizadas son: la señal de Lorenz (Sección 2.1), y la señal de Rossler (Sección 2.4). Además de las señales de Ikeda, Logística y de Van der Pol. La señal temporal de Ikeda se ha logrado a partir de la componente x del atractor de Ikeda definido por

$$\begin{cases} x(n+1) = a + R(x(n)\cos(t) - y(n)\sin(t)) \\ y(n+1) = R(x(n)\sin(t) + y(n)\cos(t)) \end{cases}$$

donde $t = \phi - p/(1 + x(n)^2 + y(n)^2)$, y los parámetros $a = 1$, $R = 0,7$, $\phi = 0,4$ y $p = 6$ [24]. Este atractor modela el comportamiento de la luz alrededor de un resonador óptico no lineal (dieléctrico no lineal) en su forma más general.

La función Logística viene descrita por la expresión

$$x(n+1) = ax(n)(1 - x(n))$$

donde el parámetro $a = 3,8$ y el valor inicial $x(0) = 0,23$ [25]. Esta expresión resulta de un modelo demográfico sencillo que explica que la dinámica de una población tiene un crecimiento cada vez más lento a medida que se acerca a una cantidad de individuos considerada como límite.

La última señal determinista que se va a analizar es el oscilador con amortiguamiento no lineal de Van der Pol [26]. Su evolución temporal obedece a una ecuación diferencial de segundo orden:

$$\begin{cases} \dot{x} = y \\ \dot{y} = 5y(1 - x^2) - 5x \\ \dot{z} = 1 \end{cases}$$

El sistema se ha integrado empleando un algoritmo Runge-Kutta de cuarto orden cuyo paso de integración es $\pi/100$, y la señal a analizar será la componente x resultante.

Las señales aleatorias empleadas son una señal de ruido blanco Gaussiano (WGN), una señal de ruido correlado (Sección 2.4), una señal de ruido aleatorio con una no linealidad estática y una señal de ruido filtrado. La señal WGN ha sido generada por un proceso estocástico incorrelado de media nula y distribución Gaussiana normalizada. La señal aleatoria no lineal se ha logrado a partir de un modelo no lineal definido por

$$x(n+1) = \frac{x(n-1)^2(x(n-1) + 2,5)}{1 + x(n-1)^2 + x(n-2)^2} + \eta(n)$$

donde $\eta(n)$ es también una señal WGN con media nula y desviación típica igual a 1. El objetivo de trabajar con esta señal es que presenta una no linealidad estática, a diferencia

de las señales caóticas cuya naturaleza es no lineal dinámica. Además, se ha trabajado con una señal aleatoria filtrada por un filtro paso bajo ($f_d = 0,2$) de 100 coeficientes para comprobar la robustez de los algoritmos frente a las señales filtradas.

Para cada uno de los algoritmos se ha evaluado el comportamiento de los índices en función del tamaño de la ventana de observación y la relación Señal a Ruido (SNR), particularizando para señales con una longitud igual a 2000 muestras. Cada simulación se ha ponderado empleando 100 realizaciones de MonteCarlo y empleando los parámetros de cada método indicados en cada caso.

En la Tabla 1 se presentan los resultados logrados para el método de Kaplan-Glass empleando como parámetros del algoritmo: N_{res} igual a 100 puntos escogidos de forma aleatoria y $k = 4$ vecinos más cercanos para cada punto. En la parte superior de la tabla se puede comprobar que a medida que el tamaño de las señales aumenta los resultados decrecen, ya que el algoritmo dispone de mayor número de puntos donde buscar los vecinos más cercanos. De esta forma, los vectores de traslación empleados para el cálculo son más parecidos y el índice menor. Además es fácil comprobar que para las señales deterministas se obtienen valores más pequeños que para las señales aleatorias. El hecho de aumentar la ventana también hace que la varianza de los índices decrezca. Las señales se podrían clasificar correctamente empleando una ventana igual o mayor a 2000 muestras.

Los peores casos son la señal determinista de Lorenz y la señal de ruido filtrado. En el primer caso, el espacio de fases de la señal (Figura 3b) demuestra que pese a que las órbitas sean similares en trayectoria algunas quedan lejos de otras, lo que implica que para un análisis más riguroso habría que aumentar la dimensión incrustada, E . Además este resultado también depende mucho de los N_{res} puntos escogidos para llevar a cabo la simulación como demuestra el valor de desviación típica asociado, muy elevado respecto al resto de simulaciones deterministas. En el segundo caso se obtiene un valor relativamente elevado respecto a las demás señales aleatorias. Esto se debe a que la señal pese a ser aleatoria se ha filtrado empleando un número elevado de coeficientes, lo que introduce cierta correlación entre las muestras.

Respecto a la SNR de las señales, este algoritmo presenta una elevada sensibilidad al ruido. En la tabla adjunta se puede comprobar que el índice no clasifica correctamente las señales para valores de SNR inferiores a 30 dB. Ésta es una importante limitación práctica a tener en cuenta en futuras aplicaciones.

Los resultados obtenidos de la simulación empleando el método de Jeong están recogidos en la Tabla 2. Como se explicaba en la Sección 2.3 las señales deterministas presentan valores de DJM superiores a $\cos(45^\circ) = 0,7071$, y las aleatorias, valores inferiores. A diferencia del algoritmo anterior, el resultado no depende del tamaño de ventana ni depende de puntos aleatorios donde evaluar los vectores de desplazamiento por lo que la varianza de la medida es nula en el caso de señales deterministas. El hecho de poder tener un valor de determinismo en cada instante de tiempo permite lograr un índice temporal útil en aplicaciones reales donde la señal va cambiando a lo largo del tiempo. El principal inconveniente de este algoritmo es su poca robustez frente a señales aleatorias filtradas. Cuando la señal se filtra su aspecto temporal se suaviza, de modo que los ángulos entre los puntos del espacio de fases se hacen más grandes, y el resultado del algoritmo equivale al de una señal determinista erróneamente.

Método de Kaplan-Glass modificado					
		Tamaño de ventana			
		500	1000	2000	3000
Deterministas	Ikeda	0.049 ± 0.006	0.028 ± 0.004	0.017 ± 0.004	0.011 ± 0.002
	Lorenz	0.202 ± 0.020	0.218 ± 0.010	0.138 ± 0.008	0.114 ± 0.008
	Rosler	0.048 ± 0.011	0.053 ± 0.008	0.045 ± 0.006	0.034 ± 0.004
	Logistic	0.008 ± 0.001	0.004 ± 0.001	0.002 ± 0	0.001 ± 0
	Van der Pol	0.039 ± 0.004	0.016 ± 0.002	0.007 ± 0.001	0.005 ± 0.001
Aleatorias	AWGN	0.587 ± 0.168	0.575 ± 0.167	0.558 ± 0.169	0.540 ± 0.162
	Uniforme	0.424 ± 0.045	0.417 ± 0.035	0.411 ± 0.036	0.423 ± 0.033
	Correlado	0.496 ± 0.049	0.474 ± 0.052	0.466 ± 0.041	0.470 ± 0.047
	No Lineal	0.480 ± 0.057	0.447 ± 0.042	0.441 ± 0.041	0.446 ± 0.049
	Filtrado	0.349 ± 0.047	0.275 ± 0.034	0.238 ± 0.025	0.222 ± 0.025
		SNR (dB)			
		0	10	20	30
Deterministas	Ikeda	0.416 ± 0.037	0.344 ± 0.036	0.071 ± 0.009	0.015 ± 0.003
	Lorenz	0.917 ± 0.092	1.038 ± 0.086	1.046 ± 0.099	0.138 ± 0.007
	Rosler	1.085 ± 0.097	1.340 ± 0.112	0.855 ± 0.064	0.044 ± 0.006
	Logistic	0.406 ± 0.038	0.288 ± 0.030	0.038 ± 0.003	0.002 ± 0
	Van der Pol	1.113 ± 0.103	1.055 ± 0.089	0.546 ± 0.047	0.007 ± 0
Aleatorias	AWGN	0.562 ± 0.162	0.581 ± 0.166	0.562 ± 0.173	0.578 ± 0.165
	Uniforme	0.417 ± 0.033	0.414 ± 0.039	0.421 ± 0.038	0.414 ± 0.032
	Correlado	0.516 ± 0.049	0.539 ± 0.048	0.465 ± 0.044	0.468 ± 0.043
	No Lineal	0.486 ± 0.047	0.550 ± 0.057	0.451 ± 0.050	0.447 ± 0.049
	Filtrado	0.535 ± 0.045	0.651 ± 0.067	0.272 ± 0.035	0.247 ± 0.031

Tabla 1: Comparativa de los valores de determinismo obtenidos empleando el método de Kaplan-Glass modificado. Arriba: análisis en función del tamaño de ventana. Abajo: análisis en función de la SNR (dB).

Pese a ser un algoritmo de fácil implementación y útil en situaciones prácticas, no es robusto frente a bajas SNR. Como se puede comprobar en la parte inferior de la tabla este método de medida no permite la clasificación de las señales deterministas como tales en presencia de ruido. El límite para un funcionamiento apropiado está en los 30 dB de SNR.

En la Tabla 3 están recogidos los resultados de determinismo obtenidos empleando las representaciones recurrentes. Esta herramienta de estudio permite la clasificación de las señales en función de su grado de determinismo incluso con tamaños de ventana pequeños. Además la varianza de este índice es pequeña y disminuye considerablemente a medida que aumenta la longitud de la señal. Este método es un algoritmo muy potente que permite incluso la identificación de las señales para SNR del orden de los 10 dB. Su robustez frente al tamaño de ventana y al ruido se debe al proceso de binarización

		Método de Jeong			
		Tamaño de ventana			
		500	1000	2000	3000
Deterministas	Ikeda	0.734	0.734	0.737	0.739
	Lorenz	0.995	0.994	0.994	0.994
	Rosler	0.999	0.999	0.999	0.999
	Logistic	0.808	0.798	0.800	0.797
	Van der Pol	0.985	0.986	0.986	0.986
Aleatorias	AWGN	0.616 ± 0.058	0.627 ± 0.061	0.611 ± 0.059	0.626 ± 0.061
	Uniforme	0.558 ± 0.018	0.557 ± 0.014	0.557 ± 0.009	0.558 ± 0.007
	Correlado	0.436 ± 0.022	0.436 ± 0.013	0.435 ± 0.009	0.436 ± 0.007
	No Lineal	0.542 ± 0.012	0.545 ± 0.009	0.544 ± 0.007	0.544 ± 0.005
	Filtrado	0.798 ± 0.012	0.800 ± 0.008	0.803 ± 0.005	0.804 ± 0.004
		SNR (dB)			
		0	10	20	30
Deterministas	Ikeda	0.574 ± 0.009	0.622 ± 0.008	0.730 ± 0.002	0.737 ± 0
	Lorenz	0.694 ± 0.008	0.690 ± 0.009	0.677 ± 0.007	0.994 ± 0
	Rosler	0.694 ± 0.008	0.691 ± 0.008	0.627 ± 0.008	0.999 ± 0
	Logistic	0.580 ± 0.008	0.669 ± 0.007	0.790 ± 0.002	0.800 ± 0
	Van der Pol	0.693 ± 0.007	0.686 ± 0.008	0.695 ± 0.008	0.986 ± 0
Aleatorias	AWGN	0.624 ± 0.060	0.635 ± 0.061	0.621 ± 0.061	0.624 ± 0.061
	Uniforme	0.557 ± 0.010	0.558 ± 0.009	0.557 ± 0.008	0.557 ± 0.009
	Correlado	0.523 ± 0.009	0.457 ± 0.008	0.435 ± 0.009	0.434 ± 0.010
	No Lineal	0.551 ± 0.008	0.524 ± 0.006	0.542 ± 0.007	0.544 ± 0.008
	Filtrado	0.558 ± 0.009	0.559 ± 0.006	0.766 ± 0.004	0.804 ± 0.005

Tabla 2: Comparativa de los valores de determinismo obtenidos empleando el método de Jeong. Arriba: análisis en función del tamaño de ventana. Abajo: análisis en función de la SNR (dB).

que lleva a cabo la función de Heaviside. El único inconveniente que ello supone es la elección del umbral para llevar a cabo dicho proceso. En este trabajo se ha empleado el 60 % de la media de la distancia Euclídea de los vectores del espacio de fases. Nótese que este algoritmo presenta valores algo más elevados para las señales aleatorias con elevada correlación entre las muestras, ruido no lineal y ruido filtrado. No todo son ventajas, y la robustez del algoritmo se ve justificada a cambio del elevado coste computacional que este supone como se verá más adelante.

Finalmente se han repetido las simulaciones empleando el algoritmo propuesto basado en estadísticos de orden superior (Tabla 4), empleando como retardo máximo $M = 400$. Este algoritmo que pondera las relaciones de ordenes superiores entre muestras permite identificar las señales deterministas y las señales aleatorias a partir de un tamaño de ventana igual a 1000 muestras dado que es necesario estimar correctamente la distribución

Representaciones Recurrentes					
		Tamaño de ventana			
		500	1000	2000	3000
Deterministas	Ikeda	0.943	0.973	0.981	0.983
	Lorenz	0.915	0.898	0.896	0.921
	Rosler	0.966	0.963	0.952	0.945
	Logistic	0.746	0.719	0.716	0.723
	Van der Pol	0.876	0.882	0.880	0.883
Aleatorias	AWGN	0.001 ± 0.001	0.001 ± 0	0.001 ± 0	0.001 ± 0
	Uniforme	0.002 ± 0.001	0.002 ± 0	0.002 ± 0	0.002 ± 0
	Correlado	0.035 ± 0.007	0.034 ± 0.004	0.034 ± 0.003	0.034 ± 0.002
	No Lineal	0.138 ± 0.023	0.138 ± 0.014	0.141 ± 0.010	0.141 ± 0.008
	Filtrado	0.238 ± 0.032	0.225 ± 0.018	0.221 ± 0.010	0.220 ± 0.008
		SNR (dB)			
		0	10	20	30
Deterministas	Ikeda	0.028 ± 0.004	0.703 ± 0.022	0.977 ± 0.002	0.981 ± 0
	Lorenz	0.001 ± 0.001	0.521 ± 0.018	0.879 ± 0.002	0.896 ± 0
	Rosler	0.001 ± 0.001	0.318 ± 0.012	0.816 ± 0.004	0.952 ± 0
	Logistic	0.024 ± 0.004	0.517 ± 0.022	0.727 ± 0.004	0.716 ± 0
	Van der Pol	0.001 ± 0.001	0.494 ± 0.015	0.879 ± 0.002	0.880 ± 0
Aleatorias	AWGN	0.002 ± 0.001	0.001 ± 0.001	0.002 ± 0.001	0.002 ± 0.001
	Uniforme	0.002 ± 0.001	0.002 ± 0.001	0.002 ± 0.001	0.002 ± 0.001
	Correlado	0.004 ± 0.001	0.018 ± 0.002	0.034 ± 0.003	0.034 ± 0.003
	No Lineal	0.008 ± 0.001	0.067 ± 0.006	0.139 ± 0.012	0.141 ± 0.012
	Filtrado	0.006 ± 0.001	0.096 ± 0.006	0.221 ± 0.009	0.221 ± 0.009

Tabla 3: Comparativa de los valores de determinismo obtenidos empleando el método de las Representaciones Recurrentes. Arriba: análisis en función del tamaño de ventana. Abajo: análisis en función de la SNR (dB).

de los vectores de traslación en función de cada valor de retardo. Véase que la varianza del índice se va reduciendo a medida que aumenta la longitud de la señal en los casos aleatorios. En el análisis en función de la SNR, la clasificación sería correcta a partir de los 20 dB, aunque para 10 dB solo falla para Ikeda. De modo que frente al ruido el algoritmo es más robusto que los dos primeros algoritmos pero menos que el algoritmo DRP. La principal ventaja de este algoritmo es que evita la reconstrucción del espacio de fases y con ello la estimación de los parámetros, L y E , tan tedioso en algunos casos.

Para finalizar, y sin intentar realizar un estudio detallado del coste computacional, se ha medido el tiempo de cálculo de cada uno de los métodos. La idea es la de obtener una indicación aproximada de la complejidad sin tener en cuenta las diferencias en la implementación de los diferentes algoritmos.

Antes de acabar este apartado se ha querido analizar de forma breve el coste compu-

Metodo de la Curtosis					
		Tamaño de ventana			
		500	1000	2000	3000
Deterministas	Ikeda	0.185	0.159	0.152	0.150
	Lorenz	0.294	0.918	1.081	0.650
	Rosler	0.431	0.376	0.329	0.313
	Logistic	0.200	0.166	0.156	0.160
	Van der Pol	0.599	0.545	0.542	0.542
Aleatorias	AWGN	0.087 ± 0.003	0.051 ± 0.002	0.0338 ± 0.001	0.027 ± 0.001
	Uniforme	0.091 ± 0.007	0.054 ± 0.004	0.0377 ± 0.004	0.032 ± 0.004
	Correlado	0.093 ± 0.005	0.053 ± 0.003	0.0351 ± 0.002	0.028 ± 0.001
	No Lineal	0.098 ± 0.008	0.057 ± 0.006	0.0392 ± 0.005	0.034 ± 0.004
	Filtrado	0.135 ± 0.019	0.074 ± 0.007	0.0476 ± 0.004	0.038 ± 0.004
		SNR (dB)			
		0	10	20	30
Deterministas	Ikeda	0.034 ± 0.001	0.034 ± 0.001	0.138 ± 0.005	0.152 ± 0
	Lorenz	0.038 ± 0.003	0.307 ± 0.023	1.037 ± 0.008	1.081 ± 0
	Rosler	0.061 ± 0.006	0.215 ± 0.005	0.323 ± 0.002	0.329 ± 0
	Logistic	0.034 ± 0.001	0.034 ± 0.001	0.155 ± 0.007	0.156 ± 0
	Van der Pol	0.085 ± 0.006	0.288 ± 0.008	0.489 ± 0.005	0.542 ± 0
Aleatorias	AWGN	0.033 ± 0.001	0.034 ± 0.001	0.034 ± 0.001	0.033 ± 0.001
	Uniforme	0.038 ± 0.005	0.038 ± 0.004	0.038 ± 0.004	0.037 ± 0.004
	Correlado	0.033 ± 0.001	0.035 ± 0.002	0.035 ± 0.001	0.035 ± 0.002
	No Lineal	0.034 ± 0.001	0.035 ± 0.002	0.039 ± 0.004	0.040 ± 0.004
	Filtrado	0.034 ± 0.002	0.041 ± 0.003	0.048 ± 0.003	0.048 ± 0.004

Tabla 4: Comparativa de los valores de determinismo obtenidos empleando el método basado en la curtosis. Arriba: análisis en función del tamaño de ventana. Abajo: análisis en función de la SNR (dB).

tacional de cada uno de los métodos para ayudar al lector a comprender la complejidad

	Tamaño de ventana			
	500	1000	2000	3000
Kaplan-Glass	0.18	0.24	0.38	0.43
Jeong	0.01	0.02	0.03	0.05
RP	0.25	0.77	3.08	6.98
Curtosis	0.59	0.72	0.98	1.31

Tabla 5: Tiempo (segundos) de ejecución de cada algoritmo en función del tamaño de ventana.

de cada uno de ellos. En la Tabla 5 se recogen los valores medios del tiempo que cada algoritmo tarda en llevar a cabo el cálculo de cada medida en función del tamaño de la ventana. Tanto en el caso del método de Kaplan-Glass como en el método de Jeong la relación entre el tamaño de la ventana y el tiempo de cálculo es lineal, aunque el segundo caso es más rápido ya que evita la búsqueda de puntos. En el caso de las representaciones recurrentes y el método de la curtosis, los tiempos computacionales son más elevados. En el primer caso, el coste aumenta exponencialmente con el tamaño de la ventana ya que para lograr la representación recurrente es necesario comparar cada punto del espacio de fases (N) con los $(N-1)$ puntos restantes. En el caso de la curtosis, se ponderan $M = 400$ valores independientemente del tamaño de la ventana, pero el cómputo de la curtosis de la secuencia de desplazamiento sí que depende del tamaño de la ventana de modo que hay un coste constante y otro variable. En cualquier caso, el algoritmo de la curtosis es más rápido que el de las representaciones recurrentes.

5. Resultados

En esta sección se van a analizar los resultados obtenidos al aplicar los cuatro métodos descritos en señales de inspección ultrasónica. En primer lugar se evalúa un modelo teórico de ultrasonidos, y a continuación se pasa a analizar una aplicación real de ultrasonidos para el análisis de probetas de cemento.

5.1. Aplicación al modelo teórico de inspección ultrasónica

La simulación de señales de ultrasonidos se ha llevado a cabo empleando el modelo presentado en [1] y descrito en la Ecuación (19). Esta expresión modela una señal resultante de un análisis de ultrasonidos en configuración pulso-eco, tomada en un instante de tiempo t por un transductor situado en una posición \mathbf{z} .

$$x(t, \mathbf{z}) = \sum_{i=1}^{N_e(\mathbf{z})} A_i(\mathbf{z}) \cdot p(t - \tau_i(\mathbf{z})) \cdot \cos(w_0(t - \tau_i(\mathbf{z}))) + \{\tilde{n}(t)\} \quad (19)$$

donde

$$p(t - \tau_i(\mathbf{z})) = p_0(t - \tau_i(\mathbf{z})) \cdot e^{-\alpha \cdot \tau_i(\mathbf{z})} \quad (20)$$

La Ecuación (19) calcula la señal reflejada (A-scan) como la suma de todas las contribuciones procedentes de los $N_e(\mathbf{z})$ reflectores o pequeños granos que forman el material agregado. Dichos reflectores se caracterizan por su valor de reflectividad $A_i(\mathbf{z})$ y están emplazados aleatoriamente en la muestra bajo estudio, $\tau_i(\mathbf{z})$. $p_0(t)$ es la envolvente del pulso de ultrasonidos a la frecuencia f_0 . Se ha supuesto una ley de atenuación exponencial con la posición de parámetro α .

Debido a la atenuación del material, la amplitud del pulso $p(t)$ decrece exponencialmente a medida que la onda ultrasónica se propaga por el material. Además, el modelo

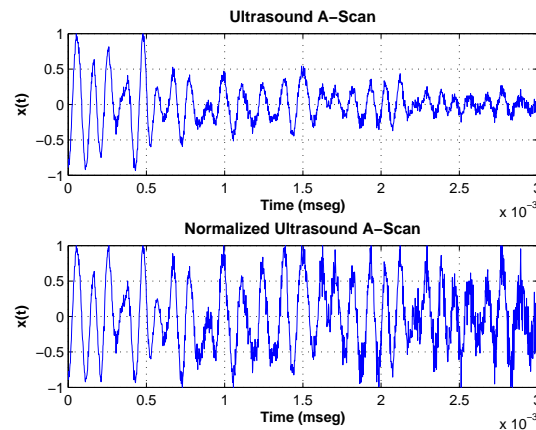


Figura 8: Ejemplo de señal de ultrasonidos lograda a partir del modelo de la Ecuación (20) y señal ajustada en amplitud.

recoge el Ruido de Observación (ON) como un proceso estocástico $\{\tilde{n}(t)\}$. Este ruido de observación modela cualquier fenómeno aleatorio que no está relacionado con las propiedades del material (véase Figura 2). Por lo tanto, las señales simuladas obtenidas son el resultado de la suma del ruido de grano (GN) dependiente del material (primer término de la Ecuación (19)), más un ruido de observación (ON).

Debido a los distintos ecos procedentes del material así como a la atenuación con la profundidad, los A-scans que resultan presentan una forma de onda característica cuya amplitud decae hasta que el GN desaparece por debajo del nivel del ON. Como resultado, las señales presentan una GOR (Grain-to-Noise Ratio) [5] característica del material analizado (Figura 8). Cuando comparamos dos materiales con diferente cantidad de reflectores, la naturaleza de la señal reflejada es distinta. En el caso de un menor número de ecos de grano, las reflexiones serán más parecidas a la señal incidente. Sin embargo, en presencia de un mayor número de reflectores, la energía se va a dispersar más y habrá un mayor número de contribuciones que darán lugar a una señal total con un valor de determinismo distinto al caso anterior. Con el propósito de evitar que los resultados de los índices de determinismo dependan de la curva de atenuación y los cambios de amplitud, las señales resultantes del modelo serán compensadas en amplitud, sin variar el resto de propiedades de la señal (Figura 8).

A continuación se muestran los resultados del cálculo de determinismo logrados a partir de los algoritmos descritos en la Sección 2 aplicados sobre el modelo descrito previamente. En particular, la longitud de los vectores de datos es de 1500 puntos, y se han calculado 50 realizaciones de Monte Carlo para cada nivel de atenuación y cada método. Los parámetros empleados para el modelo en la simulación son: $w_0 = 2\pi 10 \text{ MHz}$, atenuación 10 dB/cm, porcentaje de reflectores 40 %, y la amplitud de los reflectores sigue una distribución de

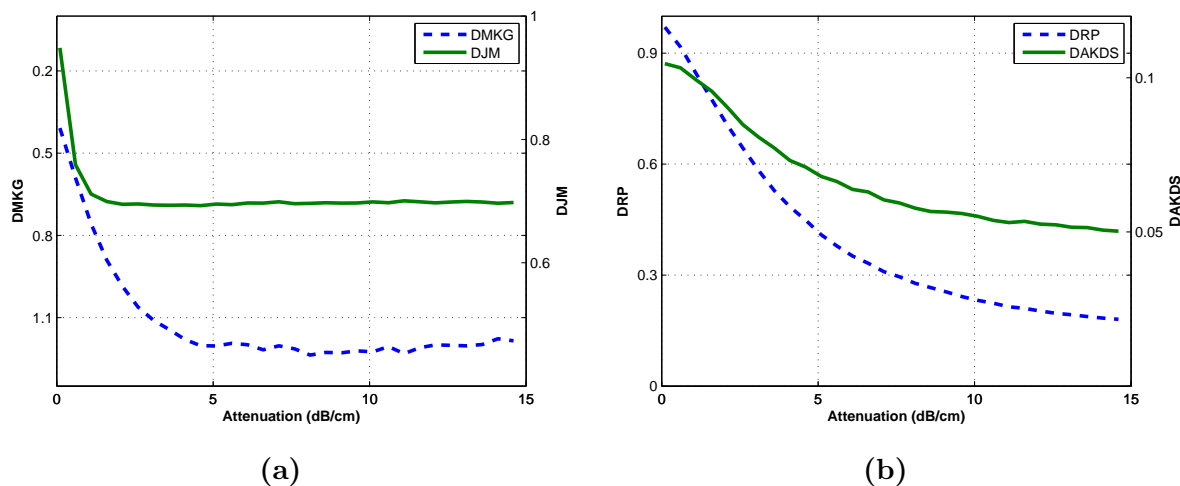


Figura 9: Resultados del nivel de determinismo en función de los valores de atenuación (dB/cm) para el modelo de ultrasonidos y los cuatro métodos estudiados. a) DMKG (izquierda) y DJM (derecha), b) DRP (izquierda) y DAKDS (derecha).

tipo K , con parámetro de forma $K = 0,5$. El valor del parámetro DAKDS estimado se calcula siguiendo las Ecuaciones (17) y (18) empleando como máximo retardo temporal un valor $M = 400$.

La Figura 9 analiza el comportamiento de los índices de determinismo frente a los distintos valores de atenuación. La Figura 9a muestra como los índices $DMKG$ (Ecuación (5)) y DJM (Ecuación (8)) no permiten identificar el valor de la atenuación de la señal en función del determinismo a partir de ciertos valores de atenuación (1 dB/cm and 4.5 dB/cm , respectivamente) ya que las curvas alcanzan valores constantes. Cuando la atenuación aumenta lo suficiente, el máximo de la GOR decrece; por tanto, ambos métodos fallan a la hora de caracterizar señales con elevados niveles de ruido. Este comportamiento ya se podía predecir a partir de las conclusiones extraídas de la evaluación teórica hecha en la Sección 4

La Figura 9b presenta las curvas resultantes para los índices DRP (Ecuación (11)) y $DAKDS$ (Ecuación (17)). Al contrario que en los casos anteriores, las curvas obtenidas permiten obtener el valor de la atenuación en función del determinismo, incluso a pesar de que las señales tengan baja SNR. La justificación de estos resultados es distinta en cada caso: en el caso de las Representaciones Recurrentes se debe al proceso de binarización que lleva a cabo la función de Heaviside, y en el caso del parámetro DAKDS se debe a la insensibilidad de los estadísticos de orden superior frente al ruido Gaussiano.

A la vista de la aplicación de los métodos de medida de determinismo sobre señales simuladas se observa la validez de esta técnica para identificar las características de los materiales.

5.2. Aplicación a la caracterización de pastas de cemento

En este apartado se presentan los resultados de medir los niveles de determinismo sobre muestras reales de probetas de cemento. Para este trabajo hemos considerado que la pasta de cemento está compuesta de una matriz de gel hidratado con cavidades porosas. La porosidad de los materiales depende del ratio de agua/cemento (a/c) y de la composición de cemento empleados en el procesado de fabricación. En este estudio, se han elegido dos tipos de cemento con la misma composición mineral e idéntico porcentaje de piedra caliza (17% aproximadamente), pero con distinta cantidad de grano. Por lo tanto, las muestras de trabajo van a presentar dos tipos de resistencias de compresión mecánica distintas: 32.5 y 42.5 MPa. A partir de ahora se empleará la notación CEM 32.5 y CEM 42.5 para referirnos a cada una de ellas. Si para cada clase además consideramos dos relaciones de a/c (0.4 y 0.5), en total tendremos cuatro tipos de pasta de cemento.

Se han construido 32 muestras (8 para cada tipo de cemento) con forma de prismas de tamaño $16 \times 4 \times 4$ (cm). Cuatro de ellas se han empleado para medir (de manera destructiva) la porosidad de cada tipo de cemento siguiendo el método descrito en [27]. La Tabla 6 recoge los valores de porosidad media obtenidos (la media de las cuatro muestras analizadas) para cada uno de los cuatro tipos. Las otras cuatro muestras se han empleado para llevar a cabo la inspección ultrasónica no destructiva.

En cada muestra, se han medido 20 A-scans de señal reflejada a lo largo de dos de los lados del prisma en posiciones equiespaciadas. El equipamiento de ultrasonidos empleado

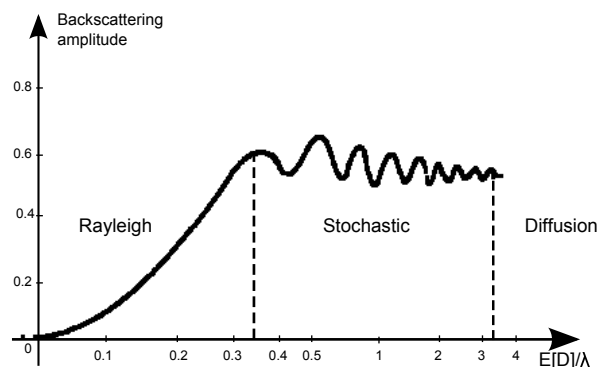
Tabla 6: Valores de porosidad media para cada tipo de pasta de cemento.

Tipo de cemento (MPa)	Agua/Cemento	
	0.4	0.5
32.5	30.73 %	37.63 %
42.5	27.36 %	33.65 %

y algunos de los datos de adquisición más importantes son:

- Tarjeta de ultrasonidos pulso-eco: IPR-100, Physical Acoustics, Princeton (USA).
- Transductor: Krautkramer KBA-10 MHz, Huerth (Germany).
- Digitalización: Osciloscopio Tektronix TDS-3012, Wilsonville (USA).
- Frecuencia de muestreo: 250 MHz.
- Filtro analógico paso-banda: [6-28 MHz].

La selección de un transductor de 10 MHz está justificada por la necesidad de obtener suficiente ruido de grano en las señales medidas para la caracterización de los distintos materiales. La dispersión de los materiales se clasifica en función de la relación entre la longitud de onda de trabajo (λ), y el valor medio del diámetro de los dispersores, $E[D]$. En la Figura 10 se representan las tres regiones de clasificación. Cuando $\lambda > E[D]$ (Región de Rayleigh) la dispersión depende del volumen de grano del material y la frecuencia de ultrasonido. Sin embargo, cuando la longitud de onda es del orden del tamaño de grano (Región Estocástica) o inferior (Región de Difusión) la dispersión es menos susceptible al tamaño del grano y/o la frecuencia. De modo que la Región de Rayleigh es la que mayor sensibilidad presenta a la variación del tamaño de grano [28]. Empleando el método de intrusión de mercurio se puede verificar que a 10 MHz, $E[D]/\lambda$

**Figura 10:** Comportamiento del coeficiente de dispersión en ultrasonidos en función del diámetro de grano normalizado ($E[D]/\lambda$).

varía entre 0.026 y 0.071 para los distintos tipos de pasta de cemento considerados. Por lo tanto, a dicha frecuencia se está trabajando en la región de Rayleigh, y tendremos una cantidad moderada, pero suficiente de ruido de grano. Cuando aumentamos la frecuencia se produce una atenuación demasiado grande, y cuando la disminuimos se reduce el nivel de GN (el pulso de ultrasonido se propaga mejor, pero no habrá ecos de la microestructura interna). Tener suficiente información sobre la composición interna de las probetas es primordial a la hora de clasificar las muestras en función del determinismo medido en los pulsos reflejados (pulso-eco).

Como se ha razonado en la Sección 5.1, el grado de determinismo medido sobre la señal reflejada representará un índice relacionado con la porosidad del material. La Figura 11 compara el espacio de fases definido en la Ecuación (1) de dos señales de ultrasonido medidas en distintas probetas. Se debe destacar que pese a que ambas trayectorias siguen un patrón similar, la representación que corresponde con una relación agua/cemento igual a 0.4 sigue un recorrido más suave que la representación obtenida de una muestra con relación agua/cemento igual a 0.5. Si la muestra bajo estudio es más porosa, la señal será más irregular, un claro signo de aleatoriedad.

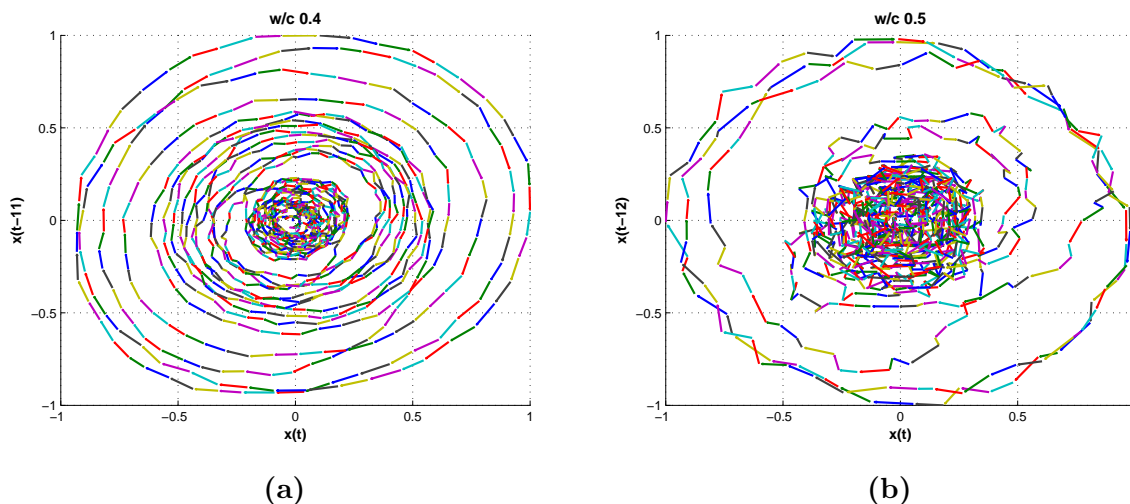


Figura 11: a) “Espacio de fases” de una señal de ultrasonido medida en una probeta con una relación a/c de 0.4 ($E=2$ y $L=11$). b) “Espacio de fases” de una señal de ultrasonido medida en una probeta con una relación a/c 0.5 ($E=2$ y $L=12$).

De acuerdo con la ilustración anterior, empleando los algoritmos revisados en los apartados anteriores se debe poder estimar el porcentaje de porosidad en cada una de las probetas fabricadas con distintos materiales y/o diferentes procesos de fabricación. Con este objetivo, se han aplicado los cuatro algoritmos en las 20 señales medidas en cada probeta. Para cada señal, se ha considerado un intervalo de 1300 muestras, prescindiendo del transitorio inicial y las largas colas finales, el cual se ha normalizado en amplitud. Este intervalo de la señal equivale a una profundidad de 2 cm en el material considerando una velocidad de propagación media de 3500 m/s para la conversión espacio-tiempo. Siendo este último dato la media de las velocidades de propagación medidas en cada una de las

probetas.

Para cada método, los parámetros empleados en la formulación matemática son los siguientes. Para los métodos revisados (índices $DMKG$, DRP y DJM), la dimensión incrustada E es igual a 2 y el retardo temporal L es igual al primer nulo de la función de autocorrelación (sin media) de la señal [29]. Además, para el índice $DMKG$, $K = 5$ vecinos y $N_{res} = 100$. En DRP , ε es igual al 60% de la media de la distancia Euclídea de los vectores del espacio de fases [30]. De lo anterior se puede deducir que métodos revisados requieren un mayor número de parámetros de entrada que el método propuesto, el cual elimina la necesidad de calcular la autocorrelación para reconstruir el espacio de fases, y el resultado es ponderado para una retardo temporal máximo de 400 puntos.

La Figura 12 muestra los resultados obtenidos para cada probeta analizada y para

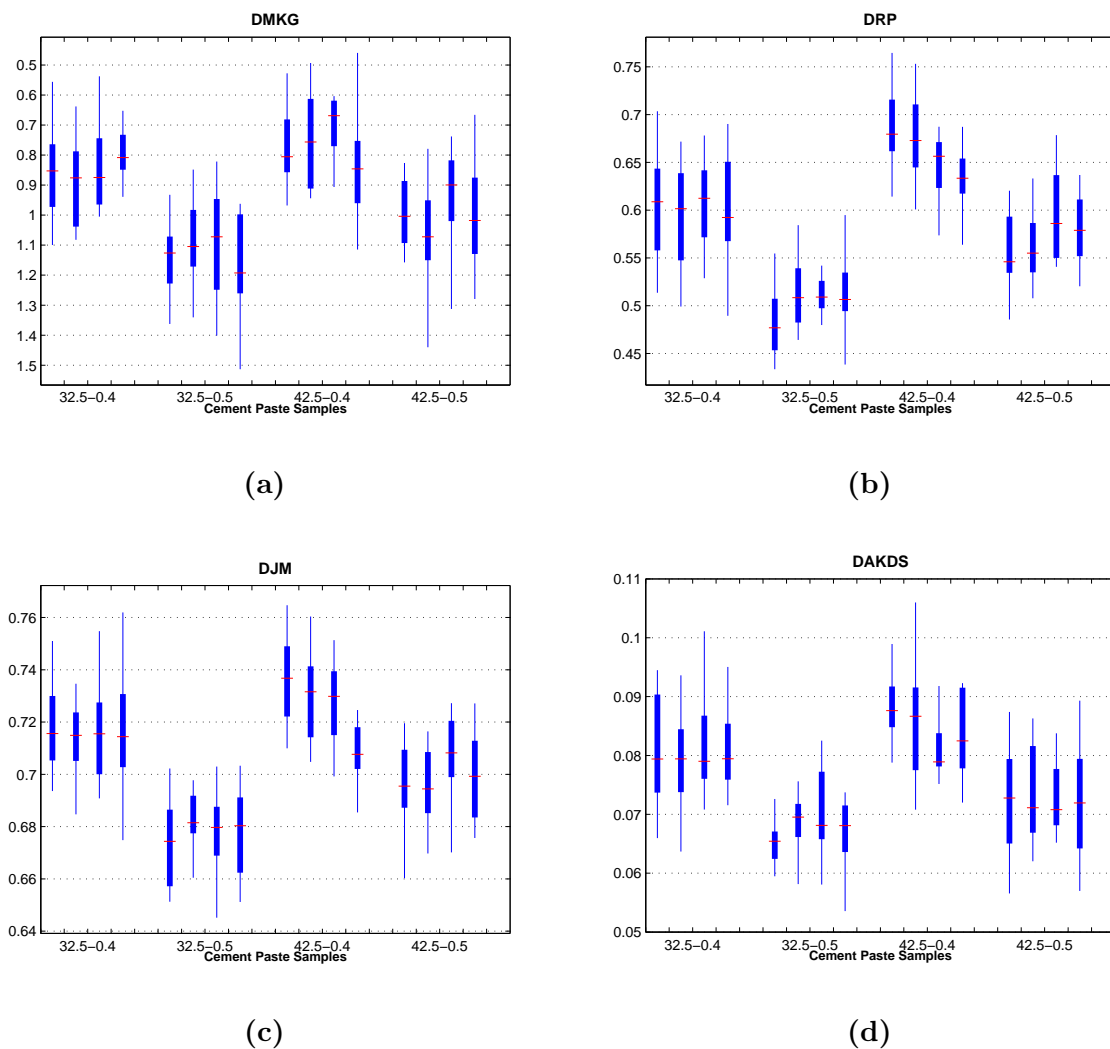


Figura 12: Representación de los valores de determinismo frente a los tipos de cemento. Las marcas rojas representan la mediana de los valores obtenidos y los límites de las cajas azules son los percentiles 25° y 75°. a) DMKG, b) DRP, c) DJM, d) DAKDS.

cada método. Destacar que se han analizado 4 probetas de cada tipo, valor indicado en el eje de abscisas. Las marcas rojas representan la mediana de las 20 medidas, y los límites de las cajas azules son los percentiles 25° y 75°. A primera vista se puede comprobar que los cuatro métodos agrupan las muestras de cada tipo de manera que un cluster se puede identificar para cada clase de material. Si comparamos los valores de determinismo obtenidos y los resultados logrados en el apartado teórico (Figura 9), se puede concluir que todas señales medidas tienen valores de bajos de atenuación (por debajo de 5 dB/cm), y por lo tanto, buenas relaciones de GOR. Por lo tanto, las muestras analizadas se sitúan en un intervalo de trabajo en cuanto a GOR que nos permiten que se puedan clasificar

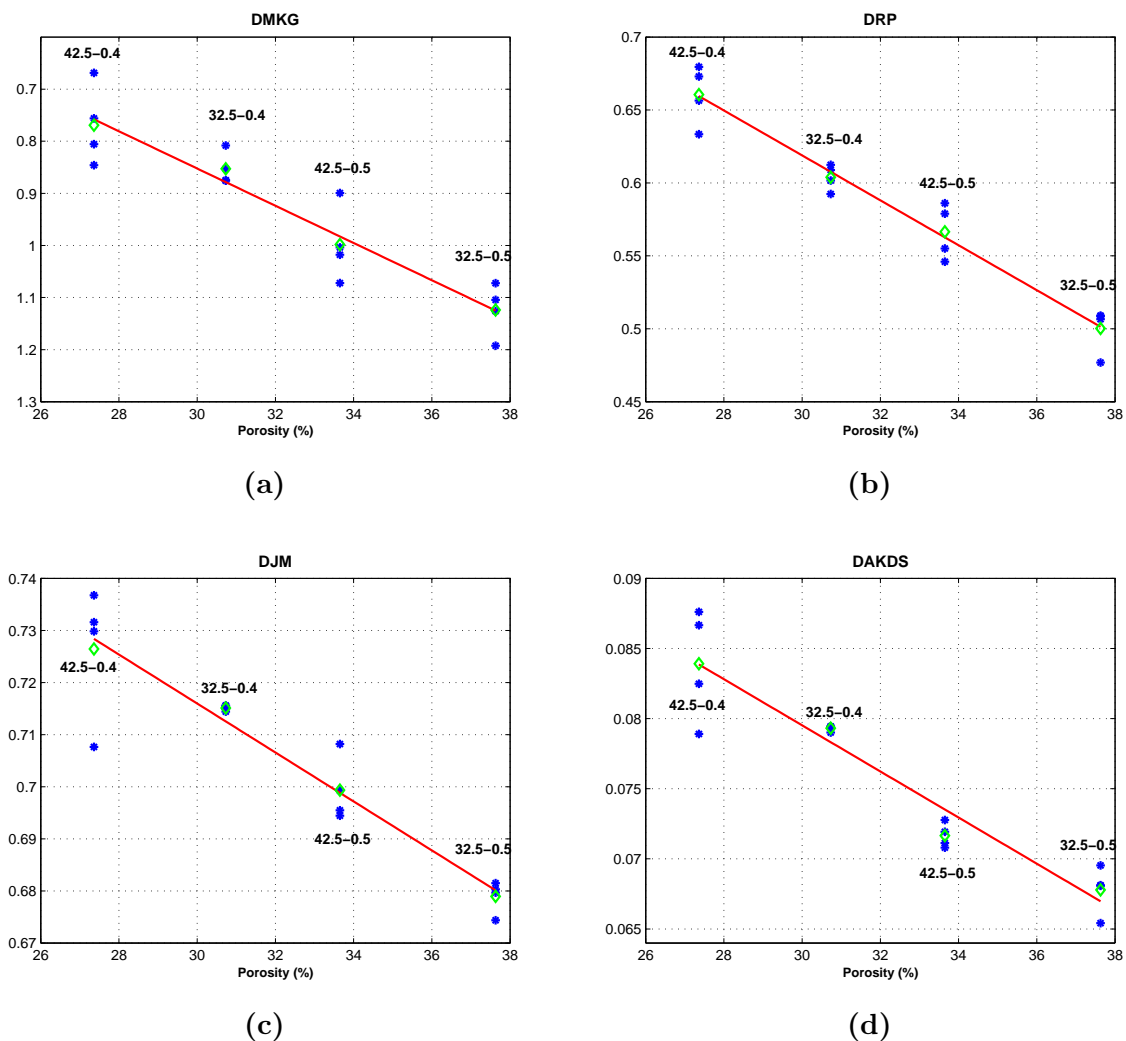


Figura 13: Representación de los valores de determinismo frente a la porosidad de cada tipo de pasta de cemento. Las marcas azules representan la mediana de los resultados para cada muestra, las marcas verdes representan la mediana para cada clase, y las líneas rojas representan las aproximaciones lineales calculadas para cada método. a) DMKG, b) DRP, c) DJM, d) DAKDS.

empleando cualquiera de los cuatro métodos estudiados. Además, la tendencia de los resultados coincide en los cuatro métodos e indica que las probetas fabricadas con relación a/c igual a 0.4 son más deterministas que las fabricadas con relación a/c igual a 0.5. Esta tendencia está correlada con los porcentajes de porosidad vistos en la Tabla 6.

Con el objetivo de analizar en detalle la relación entre determinismo y el porcentaje de porosidad, los resultados se han ajustado mediante una regresión lineal representada en la Figura 13. Las representaciones muestran las aproximaciones lineales obtenidas así como la mediana de los valores de determinismo para cada probeta de cada clase (marcas azules). Además, la mediana de cada clase (diamantes verdes) también se representa.

Una forma de comparar las prestaciones de los cuatro algoritmos presentados para la estimación de la porosidad en función del índice de determinismo es calculando el error de regresión de cada aproximación. La Tabla 7 recoge los valores de error obtenidos para cada método entre la mediana del valor de determinismo de cada probeta (marcas azules) y el ajuste lineal (líneas rojas). Para calcular esta medida, las aproximaciones lineales resultantes se han normalizado en el intervalo entre 0 y 1. El algoritmo propuesto DAKDS obtiene un resultado comparable a los obtenidos con el resto de métodos publicados.

Tabla 7: Error de regresión de las aproximaciones lineales de los cuatro algoritmos estudiados.

	DMKG	DRP	DJM	DAKDS
Error	0.3559	0.1378	0.2978	0.2875

6. Conclusiones

En este trabajo se ha tratado el problema de la caracterización de materiales dispersivos mediante ultrasonidos desde un punto de vista distinto de los vistos hasta la fecha. Se ha propuesto el estudio de la naturaleza de las señales en función del determinismo y empleo de este parámetro como fuente de información acerca de la estructura interna del material.

Para llevar a cabo este análisis se han revisado e implementado algunos de los métodos disponibles en la literatura para medir el determinismo. A partir de estudio se ha planteado un algoritmo alternativo basado en estadísticos de orden superior, el cual resulta sencillo de aplicar logrando resultados equivalentes. Se ha profundizado en cada uno de los métodos comparando las ventajas e inconvenientes de cada uno de ellos mediante el análisis de una amplia batería de señales tanto de naturaleza determinista como aleatoria habituales en el ámbito de la teoría del caos.

Todo el trabajo previo se ha extrapolado al ámbito de la caracterización de materiales mediante técnicas no destructivas basadas en ultrasonidos. En primer lugar, se han empleado los índices de determinismo para evaluar un modelo teórico de ultrasonidos demostrando la viabilidad del estudio. En segundo lugar, se ha logrado estimar la porosidad de distintas muestras de cemento real logradas a partir de distintos procedimientos de fabricación. Los resultados teóricos demuestran que el algoritmo propuesto es más robusto en señales con bajas relaciones señal a ruido (SNR) que dos de los métodos propuestos y comparable a otro de ellos, pero menos dependiente de los parámetros de entrada. A partir de los resultados reales se ha demostrado que la medida del determinismo en señales de ultrasonidos esta estrechamente relacionada con la composición interna del material. De hecho, se ha comprobado que una relación lineal puede ser una excelente aproximación para calcular la porosidad del cemento basado en la medida del determinismo. Este nuevo enfoque puede complementar e incluso ser empleado como una alternativa a otras técnicas más complejas que tratan de extraer información sobre la estructura interna de materiales dispersivos.

Como líneas futuras de investigación se propone el empleo del algoritmo propuesto en otras aplicaciones de caracterización de materiales por ultrasonido. Esta técnica debe funcionar satisfactoriamente en hormigón e incluso en mortero siempre y cuando la frecuencia de trabajo sea lo suficientemente baja como para mantener la relación $E[D]/\lambda$. Además este nuevo paradigma de clasificación se ha empezado a aplicar en la clasificación de vocalizaciones de mamíferos submarinos los cuales presentan una amplia riqueza de sonidos. De forma análoga a la distinción entre sonidos sordos y sonoros que se lleva a cabo en el estudio de la producción de voz humana se pretende estudiar la naturaleza de la fuente de producción en los animales submarinos.

Este trabajo se enmarca dentro de otro más ambicioso en el que se pretenden analizar características de modalidad adicionales como la linealidad y la estacionariedad, y emplearlas para la extracción de conocimiento.

7. Agradecimientos

Esta tesina ha tenido el apoyo del programa nacional de I+D TEC2011-23403.

Referencias

- [1] L. Vergara-Dominguez and J. M. Páez-Borrillo, “Backscattering grain noise modeling in ultrasonic non-destructive testing,” *Waves in Random Media*, vol. 1, pp. 81–92, 1991.
- [2] X. Li, N. Bilgutay, and R. Murthy, “Spectral histogram using the minimization algorithm-theory and applications to flaw detection,” *Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control, IEEE Transactions on*, vol. 39, no. 2, pp. 279–284, 1992.
- [3] K. Donohue and H. Y. Cheah, “Spectral correlation filters for flaw detection,” *Ultrasonics Symposium, 1995. Proceedings., 1995 IEEE*, vol. 1, pp. 725–728, Nov 1995.
- [4] A. Abbate, J. Koay, J. Frankel, S. Schroeder, and P. Das, “Signal detection and noise suppression using a wavelet transform signal processor: application to ultrasonic flaw detection,” *Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control, IEEE Transactions on*, vol. 44, no. 1, pp. 14–26, 1997.
- [5] L. Vergara, J. Gosálbez, J. Fuente, R. Miralles, and I. Bosch, “Measurement of cement porosity by centroid frequency profiles of ultrasonic grain noise,” *Signal Processing*, vol. 84, no. 12, pp. 2315 – 2324, 2004.
- [6] L. Vergara, J. Fuente, J. Gosálbez, R. Miralles, and I. Bosch, “Processing of ultrasonic grain noise signals for the estimation of depth- and frequency-dependent attenuation,” *Measurement Science and Technology*, vol. 14, no. 7, pp. 1018–1024, 2003.
- [7] N. H. Packard, J. Crutchfield, J. D. Farmer, and R. S. Shaw, “Geometry from a time series,” *Phys. Rev. Lett.*, vol. 45, no. 9, pp. 52–56, 1980.
- [8] D. A. Rand and L. S. Young, *Dynamical Systems and Turbulence*. Springer, Berlin, 1981.
- [9] P. Grassberger and I. Procaccia, “Measuring the strangeness of strange attractors,” *Physica D: Nonlinear Phenomena*, vol. 9, no. 1, pp. 189 – 208, 1983.
- [10] M. Sano and Y. Sawada, “Measurement of the Lyapunov spectrum from a chaotic time series,” *Phys. Rev. Lett.*, vol. 55, pp. 1082–1085, Sep 1985.
- [11] P. Grassberger and I. Procaccia, “Estimation of the Kolmogorov entropy from a chaotic signal,” *Phys. Rev. A*, vol. 28, pp. 2591–2593, Oct 1983.

-
- [12] E. N. Lorenz, “Deterministic nonperiodic flow,” *Journal of the Atmospheric Sciences*, vol. 20, no. 1, pp. 130 – 141, 1963.
- [13] R. Wayland, D. Bromley, D. Pickett, and A. Passamante, “Recognizing determinism in a time series,” *Phys. Rev. Lett.*, vol. 70, pp. 580–582, Feb 1993.
- [14] J. Jeong, J. C. Gore, and B. S. Peterson, “A method for determinism in short time series, and its application to stationary EEG,” *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 49, no. 11, pp. 1374–1379, 2002.
- [15] J. P. Eckmann, S. O. Kamphorst, and D. Ruelle, “Recurrence plots of dynamical systems,” *Europhysics Letters (EPL)*, vol. 4, pp. 973–977, Nov 1987.
- [16] L. Trulla, A. Giuliani, J. Zbilut, and C. Webber Jr., “Recurrence quantification analysis of the logistic equation with transients,” *Physics Letters A*, vol. 223, no. 4, pp. 255 – 260, 1996.
- [17] N. Marwan, N. Wessel, U. Meyerfeldt, A. Schirdewan, and J. Kurths, “Recurrence-plot-based measures of complexity and their application to heart-rate-variability data,” *Physical Review E*, vol. 66, p. 026702, Aug 2002.
- [18] D. P. Lathrop and E. J. Kostelich, “Characterization of an experimental strange attractor by periodic orbits,” *Physical Review A*, vol. 40, Oct 1989.
- [19] O. Rossler, “An equation for hyperchaos,” *Physics Letters A*, vol. 71, no. 2, pp. 155 – 157, 1979.
- [20] C. Courtney, S. Neild, P. Wilcox, and B. Drinkwater, “Application of the bispectrum for detection of small nonlinearities excited sinusoidally,” *Journal of Sound and Vibration*, vol. 329, no. 20, pp. 4279 – 4293, 2010.
- [21] J. Mendel, “Tutorial on higher-order statistics (spectra) in signal processing and system theory: theoretical results and some applications,” *Proceedings of the IEEE*, vol. 79, pp. 278–305, Mar 1991.
- [22] J. J. A. Moors, “A quantile alternative for kurtosis,” *Journal of the Royal Statistical Society. Series D (The Statistician)*, vol. 37, no. 1, pp. 25–32, 1988.
- [23] T. H. Kim and H. White, “On more robust estimation of skewness and kurtosis,” *Finance Research Letters*, vol. 1, no. 1, pp. 56 – 73, 2004.
- [24] K. Ikeda, “Multiple-valued stationary state and its instability of the transmitted light by a ring cavity system,” *Optics Communications*, vol. 30, no. 2, pp. 257–261, 1979.
- [25] R. M. May, “Simple mathematical models with very complicated dynamics,” *Nature*, vol. 261, pp. 459–467, Jun 1976.
- [26] B. Van der Pol, “On relaxation-oscillations,” *Philosophical Magazine Series 7*, vol. 2, no. 11, pp. 978–992, 1926.

- [27] R. A. Olson, C. M. Neubauer, and H. M. Jennings, “Damage to the pore structure of hardened portland cement paste by mercury intrusion,” *Journal of the American Ceramic Society*, vol. 80, no. 9, pp. 2454–2458, 1997.
- [28] J. Saniie, T. Wang, and N. Bilgutay, “Analysis of homomorphic processing for ultrasonic grain signal characterization,” *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, vol. 36, no. 3, pp. 365–375, 1989.
- [29] H. Kantz and T. Schreiber, *Nonlinear Time Series Analysis*. New York: Cambridge University Press, 2nd ed., 2004.
- [30] N. Marwan, “How to avoid potential pitfalls in recurrence plot based data analysis,” *International Journal of Bifurcation and Chaos*, vol. 21, pp. 1003–1017, Jul 2010.

A. Artículos

El trabajo que aquí se expone está publicado en la revista *Ultrasonics* (Elsevier) con referencia:

A. Carrión, R. Miralles, G. Lara, “Measuring predictability in ultrasonic signals: An application to scattering material characterization,” *Ultrasonics*, In Press (2014), DOI: 10.1016/j.ultras.2014.05.008