

ANÁLISIS DE AUTOSIMILARIDAD DE LOS TIEMPOS DE ARRIBO DE LA EMISIÓN ACÚSTICA EN EL CERRO BLANCO, SAN JUAN, ARGENTINA

Susana Isaacson^(a), Miguel Ángel Sabio Montero^(b), María Isabel López Pumarega^(c),
María Armeite^(c), Gabriele Paparo^(d), José E. Ruzzante^(c, e), Martín Pedro Gómez^(c, f)

(a) Facultad de Ingeniería, Universidad de Buenos Aires, Argentina. sisaacs@fi.uba.ar

(b) Instituto de Materiales y Suelos, Universidad Nacional de San Juan, San Juan, Argentina.

(c) Gerencia de Área Investigaciones y Aplicaciones No Nucleares, ICES (International Centre for Earth Sciences), Comisión Nacional de Energía Atómica, Buenos Aires, Argentina.

(d) Embajada de Italia, Buenos Aires, Argentina.

(e) Universidad Tecnológica Nacional, Regional Delta, Buenos Aires, Argentina.

(f) Universidad Tecnológica Nacional, Regional Buenos Aires, Buenos Aires, Argentina.

RESUMEN

La Emisión Acústica (EA) tiene la misma naturaleza que el sonido, ondas elásticas, pero a diferencia de éste, debido a su alta frecuencia, del orden de los 20 kHz a 1 MHz., no pertenece al rango “audible”, sino que es un “ultrasonido”. Cuando un material sufre algún tipo de sollicitación externa, las grietas o microfisuras existentes en él, pueden crecer generando ondas elásticas que viajan a través del sólido.

El objetivo del estudio de la EA en estructuras geológicas es detectar los cambios de tensiones que evidencian el estado en que se encuentra la estructura y por ende, lograr un mejor entendimiento de su comportamiento.

En trabajos anteriores se realizaron análisis estadísticos de los distintos parámetros de las señales de AE: Amplitud (A), Duración (D), Tiempo de Subida o “Rise Time” (RT) y Número de Cuentas o “Ring Down” (RD). Los tiempos de arribo (T) de la señal EA, se analizaron con las distribuciones de Poisson y Polya. Las señales de EA estudiadas fueron registradas en la estación de EA instalada en el Cerro Blanco, San Juan, Argentina. Aquí las ondas elásticas, generadas por el cambio en el estado de tensiones del afloramiento rocoso, son recibidas por sensores piezoeléctricos firmemente adosados a la estructura rocosa. Luego de ser amplificadas, filtradas y parametrizadas son almacenadas en una computadora.

Continuando con el estudio de dichas señales, se presenta aquí un análisis de la evolución temporal T de los datos de EA. Dada la similitud de comportamiento que se observa a diferentes escalas en los tiempos de aparición de las señales, se analizaron sus características de autosimilaridad y dependencia de memoria larga, (LRD), mediante métodos basados en multiresolución con wavelets y se estimó el parámetro de Hurst. También se realizó un análisis de mono y multifractalidad con el objetivo de obtener un modelo matemático que describa el arribo de dichas señales.

Mediante el análisis de autosimilaridad y dependencia de largo rango realizado sobre datos diarios y sobre períodos completos correspondientes a febrero 2007, enero 2008 y enero 2009, se obtuvo para el parámetro de Hurst valores entre 0,75 y 0,89 considerando un amplio rango de escalas, lo que sugiere que dichas señales corresponden a un proceso autosimilar con LRD.

Palabras clave: Emisión Acústica, Autosimilaridad, LRD, Tiempos de Arribo, Wavelets.

ABSTRACT

Acoustic Emission (AE) are elastic waves with the same nature as sound, but with different frequency range. Typical frequencies fall in the 20 kHz- 1 MHz range, for that reason this is not sound, it is an “ultrasound” produced by changes in the internal stress field of the materials and generally it is produced by external solicitation.

The aim of the study of the AE in geological structures is to detect the earth stress field changes to a better understanding of its behavior. In previous works a statistical analysis of the AE parameters, Amplitude, Duration, Rise Time and Ring Down, was studied. The arrival time of the signals (T) was analyzed with Poisson and Polya distributions. The analyzed AE signals were registered in the AE Station installed at Cerro Blanco, San Juan, Argentina.

Because the self-similarity in the AE arrival time over a wide range of scales is observed, self-similarity and long-range dependence (LRD) of T are studied as a temporal series using multiresolution with

1

wavelets.

The Hurst parameter (H) is estimated and a study of mono and multifractality is also performed with the aim to obtain a mathematical model for the arrival time of the AE signals. In the self-similarity and LRD analysis, a value for H between 0,75 and 0,89 was obtained for data recorded during February 2007, January 2008 and 2009. This suggests that the signals correspond to a LRD self-similar process.

Keywords: Acoustic Emission, Self-similarity, LRD, Arrival Times, Wavelets.

INTRODUCCIÓN

Se denomina Emisión Acústica (EA), al proceso de generación de ondas elásticas dentro de un material como resultado de un cambio en su campo de tensiones internas cuando éste sufre algún tipo de sollicitación externa. En los sólidos existe potencialmente una gran cantidad de posibles fuentes de EA tales como: crecimiento de fisuras, deformación plástica, movimiento de dislocaciones, etc. (Landis, 1999). El rango de aplicación de la EA está generalmente entre los 20 kHz y 1 MHz y forma parte de los llamados ultrasonidos.

La aplicación de la EA a formaciones geológicas se estudia desde hace varios años con el objeto de ser utilizada como técnica predictiva de sismos y erupciones volcánicas (Paparo et al. 2002; Lapenna 2000; Telesca et al. 2002, 2004, 2004). Las ondas sísmicas provienen de movimiento de una falla macroscópica a gran escala. Cuando se detecta EA, ésta sólo indica que el estado de tensiones internas de la estructura está variando y brinda información de fisuras que ocurren en puntos cercanos, por lo que sirve como anticipo de un fenómeno macroscópico de tipo catástrofe.

En América del Sur, la primer estación de EA fue instalada en el año 2003 en el volcán Peteroa, Mendoza, Argentina, como proyecto conjunto de científicos italianos y argentinos (Ruzzante et al, 2005). Durante al año 2005 se instaló la segunda estación de EA

en el Cerro Blanco (CB), San Juan, Argentina, en la Precordillera Andina, a 31°30' latitud S y 68° 50' longitud O. El equipo instalado en el CB posee dos canales de EA, utilizando sensores sintonizados con frecuencias de resonancia de 25 kHz y 150 kHz respectivamente. Teniendo en cuenta una tensión eléctrica de referencia, "umbral", se definen los parámetros que caracterizan a la señal de EA: Amplitud (A), Duración (D), Tiempo de Subida o "Rise Time" (RT), Número de Cuentas o "Ring Down"(RD), valor cuadrático medio de la señal (RMS) y el tiempo de ocurrencia o aparición de la señal (T).

En trabajos anteriores se realizaron análisis estadísticos de los distintos parámetros característicos de las señales de AE y los tiempos de arribo T se analizaron con las distribuciones de Poisson y Polya (Sabio Montero et al, 2008).

Dada las características de autosimilaridad observadas en T (considerada como una serie temporal) y el lento decaimiento de su autocorrelación, se realizó un primer análisis desde el punto de vista de fenómenos fractales, para datos correspondientes a febrero de 2007 y enero 2008 (Isaacson et al, 2008). En este trabajo continuamos con dicho análisis y realizamos un análisis de mono y multifractalidad.

FUNDAMENTOS TEÓRICOS

Autosimilaridad y LRD: La principal característica de los fenómenos fractales es la similitud de comportamiento cuando se les observa a diferentes escalas temporales o espaciales, es decir la invariancia de escala o escalamiento que se traduce en una dependencia de ley de potencias en las cantidades escaladas:

$$f(s) = c s^{-\alpha}, \quad c \text{ y } \alpha \text{ constantes} \quad (1)$$

Entre los procesos invariantes por escala, las dos clases más importantes son la autosimilaridad y la dependencia de largo rango (LRD). La autosimilaridad se define como la apreciación de una estructura estadísticamente similar a lo largo de un amplio margen de escalas temporales, es decir, la señal mantiene su distribución estadística aunque se varíe la escala de observación. El parámetro de Hurst (H) mide el grado de autosimilaridad de los procesos y su valor oscila entre 0.5 y 1, siendo el proceso más autosimilar cuanto más cercano a 1 sea. Un proceso estocástico presenta LRD si su autocorrelación decae lentamente (inferior a exponencial), fenómeno que no se da en llegadas de tipo Poisson. Por esto se dice que los procesos LRD tienen memoria. Su función de autocorrelación o espectro de potencia satisfacen:

$$R(k) \sim c_r k^{\alpha-1}, \quad k \rightarrow \infty, \quad 0 < \alpha < 1 \quad \text{o} \quad P(f) \sim c_f f^{1-2H}, \quad f \rightarrow 0, \quad 1/2 < H < 1 \quad (2)$$

El parámetro de escala (α o H) puede estimarse con alguna de estas transformaciones mediante un gráfico

log-log. (Mandelbrot and van Ness ,1968; Abry et al., 2003).

2

Multirresolución: Mediante el análisis de multirresolución con wavelets la señal se descompone como una colección de detalles en los distintos niveles de resolución más una aproximación en el nivel (escala) "J" más bajo considerado:

$$f(t) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} c_J(k) \phi(2^{-J}t - k) + \sum_{j=1}^J \sum_{k=-\infty}^{+\infty} d_j(k) \psi(2^{-j}t - k)$$

(3)

$\{d_j(k)\}$ son los coeficientes wavelet en la escala j y tiempo k que contienen la información acerca de las altas frecuencias de la señal y $\{c_j(k)\}$ son los coeficientes de escala de baja resolución (frecuencias bajas). N y ψ son las funciones de escala y wavelet respectivamente. (Daubechies, 1992; Aldroubi and Unser,1993)

Estimación de H: Dado que los coeficientes wavelet $\{d_j(k)\}$ contienen la información acerca de las altas frecuencias de la señal, $|d_j(k)|^2$ mide la cantidad de energía de la señal alrededor del instante $2^j k$ y frecuencia $2^{-j} \nu_0$ (ν_0 determinada por la elección de la wavelet ψ).

$\sum_k |d_j(k)|^2$ es la energía de la señal en dicha banda de frecuencia y si n_j el número de coeficientes en el nivel j , la potencia promedio en cada banda de frecuencia es

$$P(2^{-j} \nu_0) = (1/n_j) \sum_k |d_j(k)|^2 \quad (4)$$

que puede tomarse como un estimador estadístico para el espectro de la señal. Si el proceso es autosimilar o LRD y se representa el logaritmo en base 2 de $P(2^{-j} \nu_0)$ en función de j , se obtiene una recta cuya pendiente y ordenada al origen determinan las constantes de la ley de potencias y permiten calcular H mediante regresión lineal:

$$\log_2\{(1/n_j) \sum_k |d_j(k)|^2\} \approx (2H - 1) j + c \quad (5)$$

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Detección de autosimilaridad: El análisis de multirresolución con wavelets permite determinar la presencia de autosimilaridad de una señal en distintas escalas, es decir la naturaleza fractal de una señal. Una característica típica de estas señales es que hay un patrón que se repite en los coeficientes wavelets en las distintas escalas.

Si una señal es similar a si misma a diferentes escalas, los coeficientes wavelets también serán similares a diferentes escalas, reproduciendo en el dominio wavelet las leyes de potencia que definen el fenómeno de invariancia de escala. Esto se debe a la gran correspondencia entre el fenómeno analizado (proceso con invariancia de escala) y la herramienta de análisis (multirresolución con wavelet).

Detección de LRD: El análisis de multirresolución con wavelets puede detectar la tendencia completa de una señal representada por la parte más “suave” de la misma que corresponde a los valores de escala más grandes, es decir, sucesivas aproximaciones. A medida que la escala se incrementa, la resolución decrece dando una mejor estimación de la tendencia (frecuencias más bajas). Las componentes de la señal de mayores frecuencias, cambios abruptos, se encuentran en los detalles.

Mono y multi fractalidad: Para analizar si los datos requieren una descripción mono o multifractal, es decir si las características fractales evolucionan o no con el tiempo siendo locales, es necesario ver si un único parámetro de escala H , medido a partir del estadístico de segundo orden describe completamente los estadísticos de mayor orden de los datos. Una forma de ver esto es mediante el estudio de la Función de Densidad de Probabilidades (PDF) de los coeficientes wavelet escalados en escalas fijas “ j ”: $2^{-j(H-1/2)} d_j(k)$. Si ellas colapsan en una sola función Gaussiana será evidencia de que los datos están bien descriptos por un único

parámetro de escala H y, por lo tanto, bien modelados como mono-fractales. (Abry y Veitch, 1997,1998; Arneodo et al. 1995,1998)

Se analizaron datos diarios y mensuales. En las gráficas de las señales el eje horizontal corresponde al número. de orden de arribo n, y el vertical al valor T(n) en ms.

En la Figura 1 a) se presenta, como ejemplo, el análisis realizado con wavelet biortogonal continua a datos correspondientes a la Escalera de Cantor o del Diablo, curva teórica que se construye mediante un proceso iterativo. El eje vertical en la gráfica de los coeficientes muestra la escala. El mismo análisis fue realizado sobre las señales T. En la Figura 1 b) y c) se presenta para algunos de los datos estudiados.

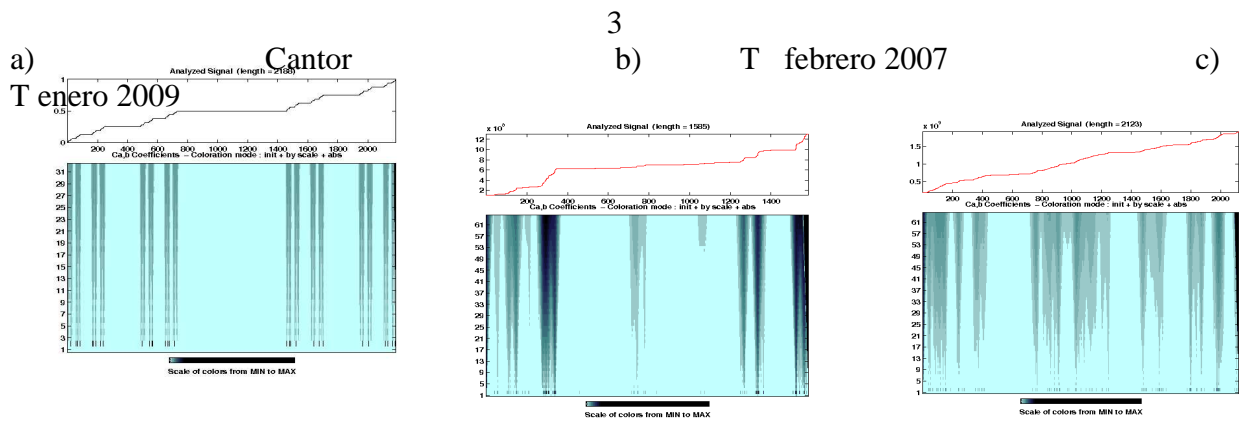


Figura 1: a) Escalera de Cantor y valor absoluto de los coeficientes wavelets. b) y c) Datos de EA y valor absoluto de los coeficientes wavelet. Puede observarse el patrón que se repite en los coeficientes wavelet, característico de una señal que presenta similitud en muchas escalas.

En la Figura 2 se muestra el análisis realizado utilizando 5 niveles de multirresolución con wavelet biortogonal, a) sobre la Escalera de Cantor, b) y c) sobre datos de T . Puede apreciarse la autosimilaridad y dependencia de largo rango.

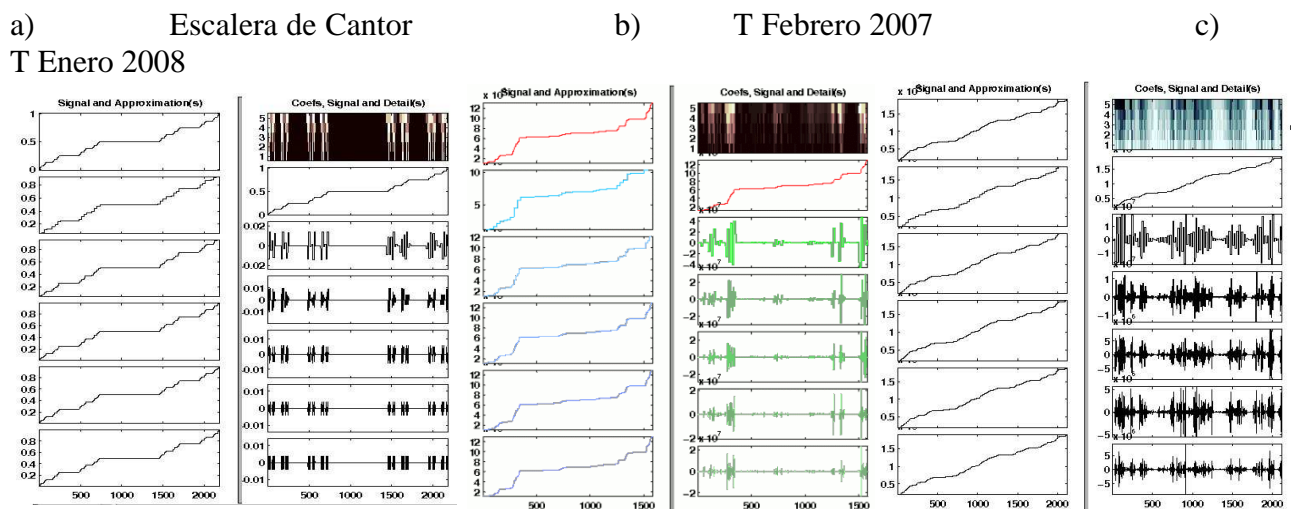


Figura 2: a) Escalera de Cantor y 5 niveles de aproximación $a_5 \dots a_1$ en la primer columna de

arriba hacia abajo. En la segunda columna de arriba hacia abajo: coeficientes wavelet y detalles $d_5 \dots d_1$. b) y c) Datos EA y 5 niveles de aproximación $a_5 \dots a_1$ en la primer columna de arriba hacia abajo. En la segunda columna de arriba hacia abajo: coeficientes wavelet, a_5 y detalles $d_5 \dots d_1$.

En la Figura 3 se representan las señales T correspondientes a Febrero 2007 y Enero 2008 y Enero 2009 y el gráfico de $\log_2\{(1/n_j) \sum_k |dj(k)|^2\}$ versus j con ajuste mediante una recta que permite calcular H según (5)

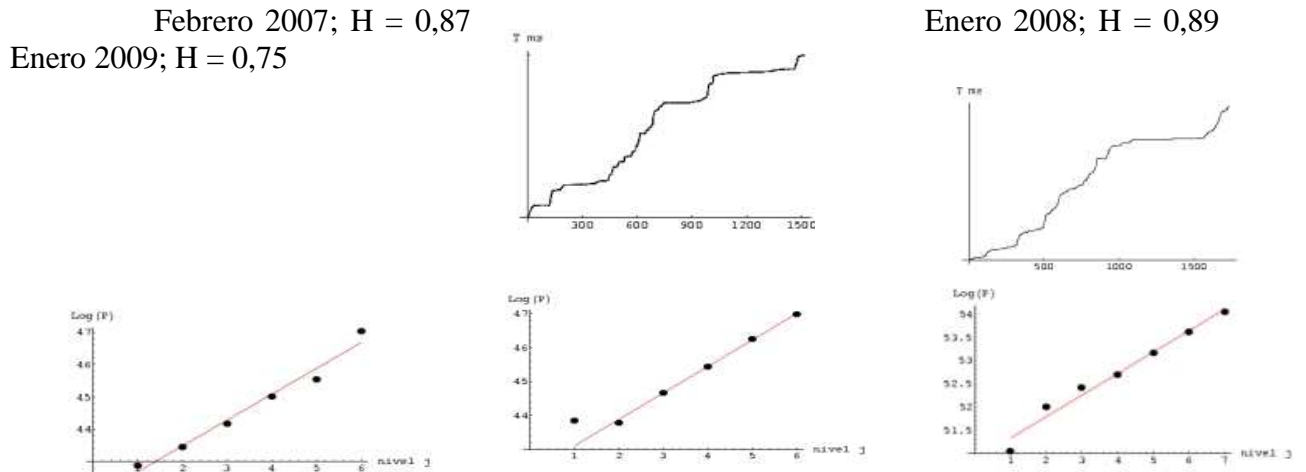


Figura3: Tiempos de arribo y calculo de H. Los puntos representan $\log_2\{(1/n_j) \sum_k |dj(k)|^2\}$ para cada nivel j y la pendiente de la recta de ajuste determina H según (5).

En la Figura 4 se muestra el histograma y la Función de Densidad de Probabilidades (PDF) empírica de 4 niveles de coeficientes wavelet de una de las señales analizadas, siendo similar en todos los casos

4

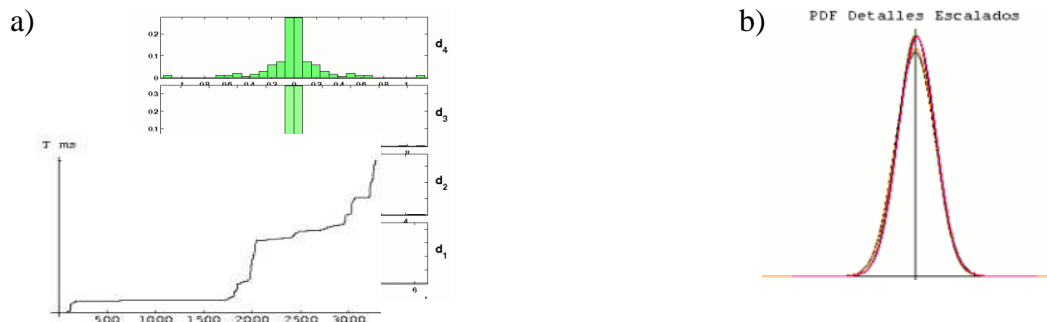


Figura 4: a) Histograma coeficientes wavelet b) PDF coeficiente wavelet escalados $2^{-j(H-1/2)} d_j(k)$. Puede apreciarse que a medida que aumenta el nivel j, aproximan a una única función tipo Gaussiana, lo que sugiere un comportamiento mono fractal.

CONCLUSIONES

Mediante el análisis realizado sobre datos diarios y períodos completos de los tiempos

de arriba de las señales de EA se obtuvo para el parámetro de Hurst valores comprendidos entre 0,75 y 0,89 considerando el rango de escalas más amplio posible de acuerdo a la longitud de las series de T, lo que sugiere que dichas señales corresponden a un proceso autosimilar con LRD. Del test de mono y multifractalidad se infiere que un modelo mono fractal puede ser adecuado para la descripción de T.

El trabajo continuará realizando los estudios aquí presentados sobre nuevos registros de datos y modelación de los mismos.

REFERENCIAS

- Abry P., Flandrin P, Taqqu M.S. and Veitch D., 2003. Self-Similarity and Long-Range Dependence Through the Wavelet Lens, in: P. Doukhan, G. Oppenheim, M.S. Taqqu (Eds.), Theory and applications of long-range dependence, Birkhäuser Basel, pp. 527-556.
- Abry P. and D. Veitch, 1998, Wavelet Analysis of Log Range Dependent Traffic, IEEE Trans. on Info. Theory Volume 44, Issue 1, pp. 2 - 15
- Abry P. and D. Veitch, 1998, Long-range dependence: revisiting aggregation with wavelets, Journal of Time Series Analysis 19(3):253-266.
- Aldroubi A. and M. Unser, 1993 Families of multiresolution and wavelet spaces with optimal properties, Num. Func. Anal. Opt., Vol 14 pp 417-446.
- Arneodo A., E. Bacry and J.F. Muzy, 1995, The Thermodynamics of Fractals revisited with Wavelets. Physica A, 213 pp 232-275.
- Arneodo A., G. Grasseau and M. Holschneider, 1988. Wavelet transform of multifractals. Phys. Rev. Lett. 61, 2281-2284.
- Daubechies I., 1992, Ten Lectures on Wavelets, SIAM Edit..
- Isaacson S., Sabio Montero M.A., M.I. López Pumarega, M. Armeite, G. Paparo, G. Gregori, J. Ruzzante, M. Gomez, 2008, Análisis Estadístico de la Emisión Acústica en el Cerro Blanco, San Juan, Argentina. E-ICES 4, Malargüe, Mendoza, Argentina.
- Landis, E. N., 1999, Micro-macro fracture relationships and acoustic emission in concrete, Construction and Building Materials, 13(1), pp 65-72.
- Lapenna V., M. Macchiato, S. Piscitelli, and L. Telesca, 2000. Scale-invariance properties in Seismicity of Southern Apennine chain (Italy). Pageoph, 157, 4, 589-601.
- Mandelbrot, B. and J. van Ness, 1968. Fractional Brownian motions, fractional noises and applic., SIAM Review 10, 422
- Paparo G., G. Gregori, U. Coppa, R. DE Ritis, and A. Taloni, 2002, Acoustic Emission as a Diagnostic Tool in Geophysics. Anns. Geophys., 45, (2), pp. 401-416.
- Ruzzante J., G. Paparo, R. Piotrkowski, M. Armeite, G. Gregori, M.I. López Pumarega, 2005, Proyecto Peteroa, primera estación de emisión acústica en un volcán de los Andes. Revista Unión Iberoamericana Sociedades de Física, Vol. 1 (19), No. 1, pág. 12-18.
- Sabio Montero M.A., S.I. Isaacson, M.I. López Pumarega, M. Armeite, G. Paparo, G. Gregori, J. Ruzzante y M. Gomez, 2008, Estudio de la Emisión Acústica en el Cerro Blanco, San Juan, Argentina, Anales de la FIA-2008 (A031).
- Scholz C.H. and B.B. Mandelbrot, 1989, Fractals in geophysics, Birkhauser Edit.
- Telesca L., V. Lapenna and N. Alexis, 2004. Multiresolution wavelet analysis of earthquakes. Chaos, Solitons & Fractal, Vol 22 Issue 3, pp 741-748.
- Telesca L., V. Lapenna, M. Lovallo and M. Macchiato, 2004, Log-rang time correlation

properties of seismic sequences. Chaos, Solitons & Fractals, Vol 21, Nro.2, pp 387-393.

Telesca, L., V. Lapenna and F. Vallianatos, 2002. Mono and multifractal approaches in investigating scaling properties in temporal patterns of the 1983-2000 seismicity in the western Corinth graben, Greece. Phys. Earth Planetary Int., 131