



Facultad  
de Ciencias  
Económicas y  
Empresariales

Departamento  
de Economía  
Aplicada y  
Estadística



**Revista de Evaluación de  
Programas y Políticas Públicas**  
JOURNAL OF PUBLIC PROGRAMS AND POLICY EVALUATION

# Evaluación de la no linealidad y del comportamiento caótico en el transporte marítimo

## Evaluating nonlinearity and chaos in maritime traffic

Núm. 4 (2015), pp. 40-58

Inglada-Pérez, Lucía \*

Recibido: **febrero, 2015**

Aceptado: **marzo, 2015**

**JEL Clasif:** C53, C22, L92

**DOI:** [10.5944/reppp.4.2015.13968](https://doi.org/10.5944/reppp.4.2015.13968)

---

\* Lucía Inglada-Pérez. Department of Economics University of Cantabria Avda. de los Castros s/n. 39005 Santander, SPAIN. E-mail: [lucia-silvia.inglada@alumnos.unican.es](mailto:lucia-silvia.inglada@alumnos.unican.es)

## Resumen

En este estudio se aborda la existencia de patrones no lineales y el comportamiento caótico de la demanda de transporte marítimo de mercancía general en contenedores en los puertos españoles, utilizando datos de frecuencia mensual para el periodo 1992-2013. Para ello en primer lugar, se aplica la metodología Box-Jenkins para el análisis de series temporales como paso preparatorio con el objetivo de eliminar la dependencia lineal. Posteriormente con el fin de evaluar la no linealidad y el comportamiento determinista se utilizan el método BDS y el test de Lyapunov, respectivamente. Los resultados obtenidos son especialmente relevantes para la modelización y predicción del tráfico marítimo de contenedores y en definitiva, para el diseño y evaluación de políticas públicas relacionadas con la planificación de las inversiones portuarias. Se concluye que existe evidencia de la existencia de no linealidad en la dinámica subyacente de la serie de tráfico de contenedores aunque ésta no es compatible con un comportamiento caótico.

*Palabras Clave:* Transporte marítimo; Contenedores; Puertos; No Linealidad; Caos, Sistemas Dinámicos

## Abstract

This paper addresses the existence of nonlinear dynamics and chaotic behavior in the Spanish maritime transport services using monthly temporarily data for the period 1992-2013. For this purpose in first instance the Box-Jenkins approach for time series analysis as a preparatory step in order to remove linear dependence. Afterwards nonlinearity and chaotic behavior are evaluated by means of the BDS and the Lyapunov test respectively. The results are especially relevant for modeling and prediction of maritime container traffic and for the design and evaluation of public policies related to the planning and management of port investments. Our findings suggest that there is evidence for the existence of nonlinearity in the underlying dynamics of the number of traffic containers that is not compatible with a chaotic behavior.

*Key Words:* Maritime transport; Nonlinearity Dependence Chaos; Dynamical Systems

## 1. Introducción

Impulsado por el fenómeno de la globalización y el desarrollo de la logística y del comercio electrónico, el tráfico marítimo mundial ha crecido espectacularmente durante las dos últimas décadas. De hecho, la tasa media anual ha sido cercana al 7,5% (UNCTAD, 2014), incluso considerando su lógico declinar durante el periodo de la actual crisis económica. Ello significa un ritmo de crecimiento muy superior al de la economía mundial, cuya tasa media anual es del 4,8% en dicho periodo. En este escenario de crecimiento sostenido del tráfico marítimo durante el periodo 1990-2013, es el segmento correspondiente al tráfico de contenedores el que presenta un mayor ritmo de crecimiento, alcanzando tasas medias cercanas al 8,5%, siendo la tasa media para el transporte marítimo mundial del 8,6%.

Dada su relevancia en la economía mundial y española, no es extraño que la modelización y predicción de las series temporales de tráfico marítimo, y en particular las del tráfico de contenedores, hayan constituido el objetivo de numerosos trabajos de investigación. En general, estas investigaciones han partido de supuestos basados en un patrón de comportamiento lineal de las series de tráfico consideradas, sin tener en cuenta la posible existencia de no linealidad y dinámica caótica que en caso de ocurrir, sugeriría que las modelizaciones basadas en un comportamiento lineal no serían adecuadas y las predicciones erróneas.

El objetivo general del presente estudio es investigar la dinámica y volatilidad de la demanda de transporte marítimo de contenedores en España, evaluando la posible existencia de no linealidad y un régimen caótico en la serie temporal de tráfico marítimo de contenedores en los puertos españoles. De esta forma, esta investigación contribuye a rellenar el profundo hueco existente en la literatura intencional en relación con falta de consideración de los dos aspectos citados.

Para conseguir el objetivo mencionado, mediante la aplicación de la teoría clásica de series temporales, se examina el comportamiento de la serie de tráfico marítimo de mercancías en contenedores y posteriormente, se investiga la posible existencia de no linealidad y caos en las series previamente filtradas por el modelo lineal seleccionado.

Dentro del marco metodológico de este trabajo se han utilizado, junto a los modelos multiplicativos estacionales SARIMA (Box y Jenkins, 1970), los modelos GARCH (Bollerslev, 1986) y EGARCH (Nelson, 1991) de la familia ARCH. Asimismo, para el análisis de la existencia de no linealidad se ha empleado el método BDS que ha demostrado ser el método más fiable en la detección de la existencia de no linealidad (Barnet et al. 1997). Adicionalmente se ha realizado un procedimiento bootstrap. A continuación, y siguiendo el procedimiento sugerido por otros autores, se ha evaluado la existencia de caos. Para ello se ha aplicado el test de Lyapunov, basado en el algoritmo descrito por Benshaida et al. (2013) y que considera la distribución del estadístico descrita por Shintani y Linton (2004).

La literatura internacional cuenta con numerosos trabajos, que tienen por objetivo la modelización y predicción de las series temporales de tráfico marítimo de toneladas en contenedores pero, en nuestro conocimiento, únicamente hay dos investigaciones en las que se analiza el comportamiento no lineal y caótico. El primero de estos trabajos

corresponde a Inglada-Perez (2010) y estudia el tráfico marítimo español, utilizando el test BDS. El segundo, es el de Goulielmos y Kaselimi (2011) para el puerto griego de Piraeus que utilizan los test BDS y el coeficiente de HURST para contrastar la existencia de no linealidad y de comportamiento caótico.

Esta investigación se distingue de los trabajos mencionados porque se consideran durante el proceso de modelización aspectos como la estacionalidad que podrían afectar sensiblemente a los resultados obtenidos sobre la posible estructura no lineal y determina de la serie temporal analizada. Además se aplican modelos no lineales y por primera vez en una serie de tráfico marítimo el test de Lyapunov basado en la distribución descrita por Shintani y Linton (2004).

El trabajo se organiza como se expone a continuación: En el apartado segundo se detalla el proceso metodológico adoptado en esta investigación. En la sección tercera se describe la fuente de datos utilizada y los principales rasgos de la serie. Seguidamente, se exponen y comentan los principales resultados obtenidos, analizando y discutiendo las evidencias existentes a favor y en contra, de las hipótesis de no linealidad y régimen caótico, así como los modelos más adecuados para explicar el comportamiento de la volatilidad de la serie analizada. Finalmente, se extraen una serie de conclusiones relevantes sobre la investigación realizada.

## 2. Metodología

El marco metodológico aplicado se compone de varias etapas. En primer lugar se transforma la serie original mediante la transformación logarítmica y la aplicación de los operadores diferencia regular y diferencia estacional, con el fin de eliminar la posible tendencia y ciclo estacional, y obtener una nueva serie estacionaria. La estacionariedad de la serie se contrasta mediante tres test distintos, dos de ellos que contrastan la existencia de raíces unitarias (el test de Dickey Fuller aumentado y el test de Philips Perron) y otro cuya hipótesis es la existencia de estacionariedad (el test de Kwiatkowski, Phillips, Smichdt y Shin (KPSS)).

Posteriormente, se elimina la estructura lineal que presenta la serie estacionaria obtenida, con el mismo procedimiento que el elegido por Barkoulas et al. (2012) consistente de los siguientes pasos. En primer lugar se selecciona el mejor modelo multiplicativo SARMA siguiendo el proceso recomendado por Nelson et al. (1991), que consiste en la elección del mejor modelo de acuerdo con el criterio SIC<sup>1</sup>. Posteriormente se aplica el modelo seleccionado y se estudia si los residuos están correlacionados. En el caso de que así sea, se aumenta la dimensión del modelo, hasta encontrar uno donde este hecho no exista (Barkoulas et al., 2012). En resumen, en esta etapa, se aplica a la serie original el correspondiente modelo SARIMA, seleccionado atendiendo a la metodología descrita, y la serie de residuos<sup>2</sup> obtenida constituye el input de las siguientes etapas del proceso metodológico.

1 El criterio de información de Schwartz (1978) introduce un término de penalización para el número de parámetros en el modelo, con el fin de resolver el problema de la sobreparametrización. La penalización es mayor en este criterio que en otros como el de Akaike (1974), lo que comparativamente le confiere indudables ventajas en su utilización.

2 En adelante serie SARMA(p,q).

Finalmente, se aplican el test BDS y el test de Lyapunov para contrastar, respectivamente, la existencia de no linealidad y dinámica caótica, en las series de los residuos obtenidos en la modelización anterior. Si se detecta no linealidad en los datos la utilización de modelos SARIMA para la predicción y la modelización no sería adecuada y habría que introducir otras alternativas metodológicas. Además, si la no linealidad de los residuos es de carácter determinista y se debiera a la variación temporal de la varianza condicionada se utilizan modelos multiplicativos como los modelos GARCH (Bollerslev 1986) y EGARCH (Nelson 1991).

A continuación se describen los hitos más significativos de la metodología empleada.

#### A) Modelización SARIMA

Para poder aplicar los métodos y test utilizados de no linealidad y comportamiento caótico con máxima fiabilidad y no dar lugar a posibles resultados erróneos, en primera instancia se transforman la serie original en una serie estacionaria que no contenga estructura temporal lineal. Este proceso se lleva a cabo mediante la modelización SARIMA correspondiente a la metodología Box y Jenkins (1970) para el análisis de series temporales. Se trata de una extensión de los modelos ARIMA, incorporando la estacionalidad existente en la serie temporal objeto de estudio.

En el modelo SARIMA  $(p,d,q)(P,D,Q)_s$ ,  $p$ ,  $d$  y  $q$  representan, respectivamente el orden del término de autocorrelación, el número de diferencias necesarias para que la serie sea estacionaria y el orden del término media móvil, y  $P$ ,  $D$  y  $Q$  tienen el mismo significado pero para el modelo estacional.

Utilizando la representación del modelo multiplicativo SARIMA, basada en los polinomios característicos, se obtienen las expresiones siguientes:

$$z_t = (1 - B)^d (1 - B^s)^D y_t \quad (1)$$

$$\phi_p(B)\Phi_P(B^s)z_t = \theta_q(B)\Theta_Q(B^s)\varepsilon_t \quad (2)$$

Siendo:

$y_t$ : Logaritmo de la serie original

$B$  es el operador de retardo. En el caso del operador de retardo estacional  $B^s(X_t) = X_{t-s}$

$(1-B)$  es el operador diferencia regular;  $(1-B^s)$  es el operador diferencia estacional.

$\phi(B)$ : Polinomio autorregresivo de orden  $p$ , correspondiente a la parte ordinaria de la serie

$\theta(B)$ : Polinomio de medias móviles de orden  $q$ , correspondiente a la parte ordinaria de la serie

$\Phi(B^s)$ : Polinomio autorregresivo de orden  $P$ , correspondiente a la parte estacional de la serie.

$\Theta(B^s)$ : Polinomio de medias móviles de orden  $Q$ , correspondiente a la parte estacional de la serie.

$D, d$ : Número de veces que se han aplicado los operadores diferencia estacional y diferencia regular a la serie original para convertirla en estacionaria.

$\varepsilon_t$ : Es la perturbación aleatoria

B) Evaluación de la no linealidad: el test BDS

Posteriormente, se comprueba la existencia de un componente no lineal en la serie de los residuos del modelo SARIMA, mediante la aplicación del test BDS, cuyas principales características se describen a continuación:

El test no paramétrico de Brock, Dechert y Scheinkman (BDS) (Brock et al. 1987) se utiliza para estudiar la dependencia y la estructura no lineal en una serie temporal. La hipótesis nula que se contrasta, es que la serie es independiente e idénticamente distribuida (i.i.d.) frente a la hipótesis alternativa de que los datos no son i.i.d.. El test determina la hipótesis de un modelo lineal en los datos, examinando la distancia entre distintos pares de residuos. El procedimiento es el siguiente<sup>3</sup>:

Sea  $d$  una medida de distancia y  $\varepsilon_t, \varepsilon_{t-1}$  dos observaciones de una secuencia de variables aleatorias  $\{\varepsilon_t\}$ . Si todos los valores de la secuencia son independientes, entonces la probabilidad de que la distancia sea menor que  $d$  para dos pares de dos observaciones debe ser igual para todos los pares de residuos  $(\varepsilon_i, \varepsilon_j) < d$ .

Sea  $\{u_t\}$  un proceso estocástico estrictamente estacionario de variables aleatorias de números reales con una función de distribución  $F$ . Se define entonces una  $m$ -historia como  $u_t^m = (u_t, u_{t-1} \dots u_{t+m-1})$  y  $F_m$  como su función de distribución. Si los  $\{u_t\}$  son independientes entonces se cumple la siguiente condición:  $F_m(x_1, \dots, x_m) = \prod_{k=1}^m F(x_k)$ . Si además  $G_i^j = \sigma - (u_t, u_{t-1} \dots u_{t+m-1})$  para  $1 \leq i < j \leq \infty$ , se define entonces el proceso estocástico  $\{u_t\}$  como un proceso que es absolutamente regular si,  $\beta_k = \sup \{E[ P(A / G_1^\infty) - P(A) ] / A \in G_{n+k}^\infty \}$  converge a cero.

Cada  $m$ -historia puede ser considerada un punto en un espacio  $m$ -dimensional y pueden utilizarse para definir la integral de correlación (Grassberg et al. 1984) como la siguiente expresión:

$$C_{m,n}(\varepsilon) = \frac{\sum_{1 \leq s} \sum_{t \leq n} \chi_\varepsilon(\|u_s^m - u_t^m\|)}{\binom{n}{2}} \quad (3)$$

En la que  $\chi^2$  es la función característica del conjunto  $A$ , y  $\| \cdot \|$  representa una norma, en concreto para  $x \in \mathbb{R}$  se utilizará la norma  $\|x\| = \max_{1 \leq k \leq n} \{ |x_k| \}$ .

Además se cumple:

$$y \quad C_m(\varepsilon) = \lim_{n \rightarrow \infty} C_{m,n}(\varepsilon) = \iint \chi_\varepsilon(\|u - v\|) dF_m(u) dF_n(v)^4 \quad (4)$$

Si el proceso es independiente entonces se cumple:

$$\chi_\varepsilon(\|u - v\|) = \prod_{i=1}^m \chi_\varepsilon(|u_i - v_i|) \quad (5)$$

3 Para una descripción más detallada se puede consultar (Brock, et al. 1987).  
 4 Obsérvese que se ha simplificado la expresión escribiendo una integral por cada vector de variables.

Por lo que:

$$C_m(\varepsilon) \approx C_1(\varepsilon)^m \quad (6)$$

Se define a continuación el siguiente estadístico:

$$T = \sqrt{n} \frac{C_m(\varepsilon) - C_1(\varepsilon)^m}{\sigma_m(\varepsilon)} \quad (7)$$

tal que  $\sigma_m(\varepsilon)$  es un estimador de la desviación estándar bajo la hipótesis nula. Brock et al (1996) demostraron que para un tamaño muestral suficientemente condiciones y bajo determinadas condiciones, el estadístico anterior converge a una distribución  $(N(0,1))$ .

Además los autores del método demostraron que si el test rechaza la hipótesis de partida (es decir son i.i.d) cuando se aplica a los residuos de un modelo lineal, entonces indicará la existencia de dependencia lineal en los datos. En esta investigación, siguiendo estas indicaciones, se aplica el test BDS se aplica a los residuos de la serie ajustada de un proceso autorregresivo. De este modo, se plantea este test como un método indirecto de análisis de existencia de no linealidad de un proceso. Además este procedimiento es teóricamente viable ya que, los cálculos sobre los residuos de un modelo autorregresivo no pierden la información importante, derivada de la serie original, si esta última proviniera de un sistema no lineal caótico, tal como demuestra el teorema de Brock (Brock et al., 1991).

El test se aplica considerando diferentes dimensiones de embebimiento, variando de 2 a 9, y teniendo en cuenta los distintos valores de  $\varepsilon$  recomendados por Brock et al. (1991). Asimismo se realizó un procedimiento *bootstrap* considerando 2500 repeticiones, para asegurar la consistencia del test, ya que la distribución del estadístico solamente está demostrada para tamaños muestrales de al menos 500 observaciones (Brock et al., 1991).

### C) Modelos GARCH y EGARCH

Tras eliminar la dependencia lineal en la serie, en el caso de existir un componente no lineal en las series de los residuos obtenidas, se estudia la existencia de heterocedasticidad mediante el test ARCH y las funciones de autocorrelación de la serie de los cuadrados de los residuos. Si existiera evidencia de no linealidad se elimina el efecto de la variación temporal de la varianza condicional (volatilidad). Para ello se aplican dos tipos de modelos no lineales multiplicativos; pertenecientes a la familia ARCH, un modelo autorregresivo con heterocedasticidad condicional, GARCH y un modelo exponencial EGARCH. Estos modelos son utilizados frecuentemente para las series financieras que suelen mostrar comportamientos muy volátiles con una significativa heterocedasticidad. Además, este tipo de series pueden presentar el denominado efecto apalancamiento que consiste en que los shocks negativos tienen un mayor impacto sobre la volatilidad que los positivos.

El orden y tipo de cada modelo se eligen siguiendo la misma metodología descrita para la selección de los modelos SARIMA. Tras la estimación de los correspondientes modelos, se estandarizaron los residuos obtenidos mediante sus desviaciones estándar condicionales, imponiendo una distribución normal.

El modelo GARCH(p,q) de la varianza condicional  $\sigma_t^2$  adopta la expresión siguiente:

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^p \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad (8)$$

En el caso de  $p=0$ , se trata de un modelo ARCH. Para garantizar la estabilidad del modelo, los coeficientes  $\omega$ ,  $\alpha_i$  y  $\beta_j$  deben ser positivos. Asimismo, para que exista estacionariedad en relación con la varianza condicional, debe cumplirse la siguiente condición:

$$\sum_{j=1}^q \alpha_j + \sum_{j=1}^p \beta_j < 1 \quad (9)$$

Los modelos EGARCH(p,q) para la varianza condicional fueron propuestos por Nelson (1991) y se caracterizan por su comportamiento asimétrico ante las perturbaciones o shocks positivos y negativos, al contrario que sucede en los modelos GARCH.

La expresión del modelo general EGARCH (p,q) es la siguiente:

$$\log(\sigma_t^2) = \omega + \sum_{j=1}^q \beta_j \log \sigma_{t-j}^2 + \sum_{i=1}^p \alpha_i \left| \frac{\varepsilon_{t-i}}{\sigma_{t-i}} \right| + \sum_{k=1}^r \gamma_k \frac{\varepsilon_{t-k}}{\sigma_{t-k}} \quad (10)$$

En este tipo de modelos los efectos de los shocks son asimétricos si  $\gamma_k$  es distinto de cero  $\gamma_k \neq 0$ . La presencia de efectos apalancamiento puede ser contrastada mediante la hipótesis de que  $\gamma_k$  sea negativo.  $\gamma_k < 0$ .

#### D) Test de Lyapunov para el comportamiento caótico

Las dos series obtenidas de residuos estandarizados, son objeto, finalmente, de análisis mediante el test de Lyapunov para analizar la existencia de caos.

Los exponentes de Lyapunov determinan la sensibilidad a las condiciones iniciales, una característica definitoria del caos determinístico. Para ello se calculan la tasa media de divergencia (correspondiente con un valor positivo) o convergencia (correspondiente con un valor negativo) de dos trayectorias cercanas, cuyas condiciones iniciales únicamente difieren en una cantidad infinitesimal.

En esta investigación se ha calculado el máximo exponente de Lyapunov con el algoritmo descrito por Benschaid et al. (2013) que a diferencia de otros algoritmos como el de Wolf (1985) no muestra sensibilidad al ruido que puedan presentar los datos (BenSaida y Litimi 2013).



El algoritmo es el siguiente:

Dada una serie temporal  $\{x_t\}_{t=1}^T$  un sistema caótico con ruido puede escribirse como:

$$x_t = f(x_{t-L}, x_{t-2L}, \dots, x_{t-ML}) + \varepsilon_t \quad (11)$$

Tal que L es el retardo considerado, m es la dimensión de embebimiento y  $\varepsilon_t$  es el ruido de la serie. La función anterior f se considera un mapa caótico desconocido y la amplitud del ruido viene dado por la varianza de  $\varepsilon_t$ .

BenSaïda et al. (2013) aproximan el exponente de Lyapunov, mediante un método que calcula la matriz Jacobiana del sistema. El exponente de Lyapunov estimado consiste en calcular el siguiente exponente:

$$\hat{\lambda} = \frac{1}{2M} \ln(v_1) \quad (12)$$

Tal que M es un número entero arbitrario normalmente definido como  $M \simeq T^{\frac{2}{3}}$ . siendo T el número de observaciones y  $v_1$  representa el mayor autovalor de la matriz  $(T_M U_0)'(T_M U_0)$  tal que  $U_0 = (1, 0, \dots, 0)'$  y  $T_M = \prod_{t=1}^{M-1} J_{M-t}$  el producto de las matrices jacobianas  $J_t$ .

Para aproximar el mapa caótico normalmente desconocido de una serie temporal, se propone una red neuronal que trabaja con q capas ocultas y que tiene como función activadora la función hiperbólica tangente. El sistema caótico se aproxima a la siguiente ecuación mediante mínimos cuadrados no lineales:

$$x_t \approx \alpha_0 + \sum_{j=1}^q \alpha_j \tanh(\beta_{o,j} + \sum_{i=1}^m \beta_{i,j} X_{t.iL}) + \varepsilon_t \quad (13)$$

Tal que los órdenes (L, m q) definen la complejidad del sistema y se eligen acorde a los valores con los que se obtienen el mayor valor del exponente  $\lambda$ . La distribución asintótica del exponente de Lyapunov fue descrita por Shintani y Linton (2004).

La varianza del mayor exponente de Lyapunov se define, siguiendo a BenSaïda et al. (2013) como:

$$\hat{\Sigma} = \frac{1}{M} \sum_{t=M+1}^{M-1} \left[ \xi \left( \frac{j}{1,3221M^{1/5}} \right) \sum_{t=|j|+1}^M \widehat{\eta}_r \widehat{\eta}_{t-|j|} \right] \quad (14)$$

Tal que  $\widehat{\eta}_t = \frac{1}{2} \ln \left[ \frac{\max(\text{eig}(T_t T_t'))}{\max(\text{eig}(T_{t-1} T_{t-1}))} \right] - \hat{\lambda}$  tal que «eig» son los autovalores y es el kernel cuadrático espectral. La hipótesis nula del test es  $H_0 = \lambda \geq 0$

Bajo la hipótesis nula del test, el estadístico W tiene la siguiente distribución asintótica:

$$\widehat{W} = \sqrt{M} \hat{\lambda}_m \rightarrow N(0,1) \quad (15)$$

### 3. Análisis de los Datos

La serie utilizada en esta investigación corresponde al volumen de mercancías en contenedores, embarcadas y desembarcadas en los puertos españoles, para el periodo que transcurre entre enero de 1992 y marzo de 2013 (252 observaciones). Los datos han sido tomados del Ministerio de Fomento<sup>5</sup>. En la Tabla 1 se muestran los principales estadísticos descriptivos de la serie investigada y en la figura 1 se muestra la evolución temporal mensual. Se observa que la serie mantiene una tendencia general de crecimiento durante todo el periodo. Dentro de esta tendencia sostenida existe un descenso significativo del tráfico en el año 2008 debido a los efectos de la crisis económica mundial que incide con especial virulencia en la economía española. Asimismo, se detectan signos de existencia de un ciclo estacional con aumento del tráfico en los meses de diciembre y descenso en los meses de enero, causados por el repunte de la demanda durante las fiestas navideñas.

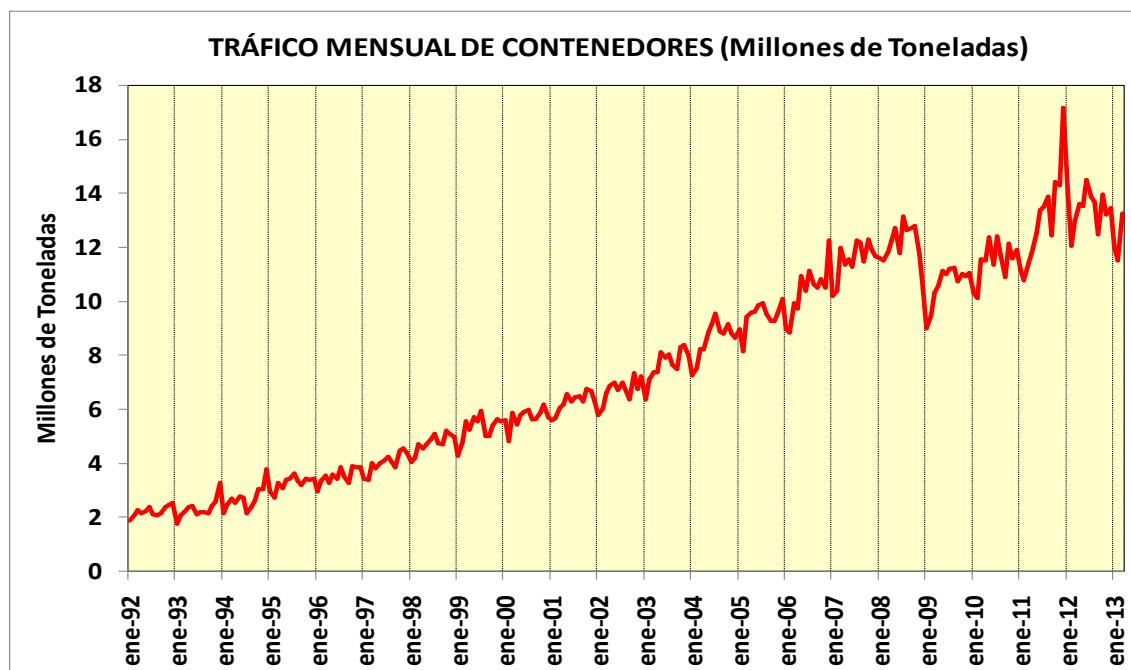
**Tabla 1:** Estadísticos y test básicos de las diversas series.

	Serie Original	Serie Dif	AR(5)(MA(1)) <sub>12</sub>	GARCH(2,0)	EGARCH(3,3)
<b>Media</b>	7,4×10 <sup>6</sup>	0,0003	0,0049	0,0244	0,1093
<b>(D.T)</b>	3,8×10 <sup>6</sup>	0,0801	0,0560	0,8797	0,9985
<b>Mediana</b>	6,8×10 <sup>6</sup>	0,0026	0,0068	0,0285	0,1410
<b>Mínimo</b>	1,8×10 <sup>6</sup>	-0,2652	-0,2225	-2,8814	-3,0918
<b>Máximo</b>	17,1×10 <sup>6</sup>	0,2932	0,2490	3,1792	3,2347
<b>Coef. Asimetría</b>	0,1898	-0,1200	0,1240	0,2132	-0,0137
<b>Coef. Curtosis</b>	1,7750	4,1831	5,7379	4,7561	3,5920
<b>Test Jarque Bera</b>	17,48*	14,70*	74,6301*	32,248*	3,4677
<b>Número de observaciones</b>	255	242	237	237	237

**Nota:** Todos los estadísticos se muestran para la serie original, la serie de la diferencia regular y estacional del logaritmo (serie Diferencia) y los residuos de los modelos SARIMA, GARCH(2,0) y EGARCH(3,3). (D.T) es la Desviación típica. Coef. Asimetría y Coef. Curtosis corresponden al coeficiente de asimetría de Fisher y al coeficiente de curtosis, respectivamente. El asterisco\* refleja que el resultado del test correspondiente es significativo al 95% de nivel de confianza.

**Fuente:** elaboración propia.

5 <http://www.fomento.es/>



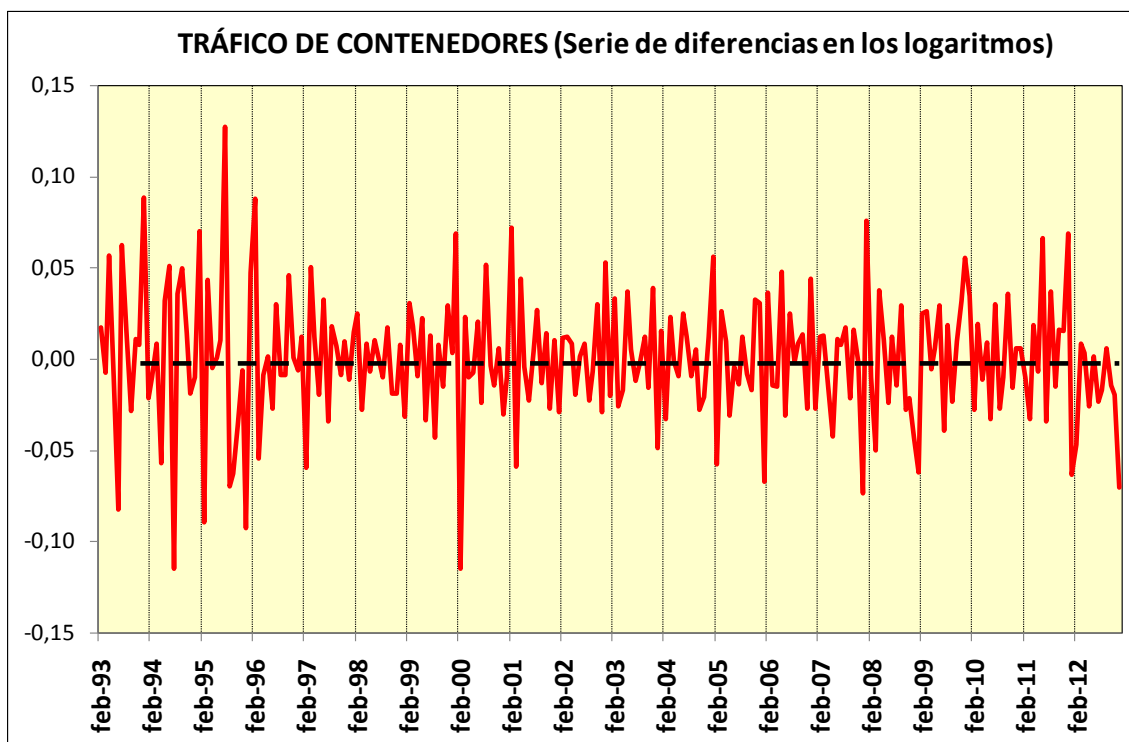
**Figura 1:** Evolución mensual de la serie de tráfico marítimo de contenedores.

## 4. Resultados

### 4.1. Modelización lineal

En la figura 1 que representa la evolución de serie de tráfico marítimo de contenedores se observa la posible existencia de estacionalidad. Por ello, dentro de la primera etapa de modelización lineal y antes de estimar el modelo SARMA, se transforma la serie temporal del tráfico de contenedores mediante la transformación logarítmica y la aplicación de los operadores diferencia regular y diferencia estacional, con el fin de conseguir unas nuevas series estacionarias y sin ciclo estacional.

En la tabla 1 se muestran los principales estadísticos de la nueva serie obtenida (Serie Diferencia). Los valores de esta serie oscilan entre  $-0,2652$  y  $0,2932$ . Presenta un coeficiente de asimetría negativo y un exceso de curtosis ( $4,1831$ ), ya que su magnitud es mayor que 3, el valor estándar de la distribución normal. Entre las implicaciones de los resultados obtenidos, la más relevante es que presenta unas colas más anchas que la distribución normal, lo que implica que los efectos anómalos u outliers tienen una probabilidad mayor de ocurrir. Además, atendiendo a los resultados del test de Jarque Bera (1987), se rechaza la hipótesis de que la serie se ajuste a una distribución normal, lo que podría estar relacionado con la existencia de no linealidad (Fang, 1994).



**Figura 2:** Evolución temporal de la serie después de aplicar una diferencia regular y una diferencia estacional sobre su logaritmo. **Fuente:** elaboración propia.

En la figura 2, donde se representa dicha serie, se observa que parece ser estacionaria y sin existencia de ninguna tendencia. La evaluación estadística de la estacionariedad de la serie o existencia de raíces unitarias, se realizó mediante tres procedimientos distintos. Los resultados de los test  $DFA_6$ ,  $PP_7$  y  $KPPS_8$ , empleados para estudiar la estacionariedad de las series, que se muestran en la tabla 2, confirman que la serie obtenida después de aplicar los filtros mencionados a la serie original es estacionaria. En concreto los test DFA y PP rechazan la hipótesis nula de existencia de raíces unitarias para todos los modelos considerados (tendencia sólo o tendencia más constante) y el test KPPS no rechaza la hipótesis de estacionariedad. De esta forma se cumplen las hipótesis para utilizar la metodología Box y Jenkins (1970, y 1975), para el análisis de series temporales y eliminar el componente lineal de la serie de diferencias, mediante la aplicación del modelo SARMA más adecuado.

Con base en el criterio señalado y a la metodología descrita, se obtiene el filtro lineal más adecuado que consiste en el modelo  $ARMA(5,0 MA(1)12)$ . Los principales estadísticos de los residuos del modelo, se presentan en la tabla 1.

6 Test de Dickey-Fuller Aumentado (Dickey y Fuller, 1979).  
 7 Test Phillips-Perron (Philips y Perron, 1988).  
 8 Test de Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin (Kwiatkowski et al., 1992).

## 4.2. Modelización de la volatilidad

Una vez eliminada la dependencia lineal en la serie estacionaria de las diferencias, mediante los filtros SARIMA adecuados, se aborda la existencia de no linealidad, como antesala a la modelización mediante un modelo no lineal.

### 4.2.1. Existencia de no linealidad

Para evaluar la no linealidad de los datos se ha utilizado el test BDS que ha mostrado ser más eficaz que otras técnicas alternativas para detectar la existencia de dependencia no lineal en los datos (Barnet et al., 1997).

**Tabla 2:** Estudio de la Estacionariedad.

	Serie Original	Serie Diferencias
<i>Test Dickey Fuller Aumentado (DFA)</i>		
Con Constante	-0,4114 (0,9038)	<b>-6,1615</b> <b>(0,0000)</b>
Con Constante y Tendencia	-2,8078 (0,1959)	<b>-6,1373</b> <b>(0,0000)</b>
<i>Test Phillips-Perron (PP)</i>		
Con Constante	-0,9800 (0,7608)	<b>-32,0859</b> <b>(0,0000)</b>
Con Constante y Tendencia	<b>-6,6529</b> <b>(0,0000)</b>	<b>-32,9688</b> <b>(0,0000)</b>
<i>Test Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin (KPSS)</i>		
Con Constante	2,0301	<b>0,1040</b>
Con Constante y Tendencia	0,1632	<b>0,0600</b>

**Nota:** La Hipótesis nula de los test DFA y PP es que la serie tiene raíces unitarias, mientras que en el test KPSS es la estacionariedad de la serie. Entre paréntesis se muestra el p-valor unilateral de Mac Kinnon (1996). El ancho de banda para el Test Phillips-Perron se determinó utilizando el método Bartlett Kernel (Newey-West automático) Los valores críticos, al 5% de nivel de confianza para este test, fueron 0,463 y 0,146 para los casos de incorporar una constante y constante más tendencia, respectivamente. Para cada test aplicado, los valores menores que el nivel de significación se muestran en negrita.

**Tabla 3:** Resultados del test BDS para las series.

<b>ARMA(5,0)MA(1)<sub>12</sub></b>				
Épsilon/M	<b>0,5*σ</b>	<b>1*σ</b>	<b>1,5*σ</b>	<b>2*σ</b>
2	0,0042	<b>0,0110</b>	<b>0,0119</b>	<b>0,0093</b>
	0,0609	<b>0,0470</b>	<b>0,0239</b>	<b>0,0147</b>
3	<b>0,0041</b>	<b>0,0195</b>	<b>0,0280</b>	<b>0,0240</b>
	<b>0,0115</b>	<b>0,0051</b>	<b>0,0019</b>	<b>0,0012</b>
4	<b>0,0018</b>	<b>0,0203</b>	<b>0,0364</b>	<b>0,0360</b>
	<b>0,0372</b>	<b>0,0028</b>	<b>0,0016</b>	<b>0,0008</b>
5	0,0003	<b>0,0151</b>	<b>0,0359</b>	<b>0,0411</b>
	0,4406	<b>0,0097</b>	<b>0,0055</b>	<b>0,0027</b>
<b>GARCH(2,0)</b>				
Épsilon/M	<b>0,5*σ</b>	<b>1*σ</b>	<b>1,5*σ</b>	<b>2*σ</b>
2	-0,0016	-0,0036	-0,0010	-0,0002
	0,5203	0,5070	0,8529	0,9515
3	0,0012	0,0003	0,0067	0,0030
	0,5043	0,9626	0,4696	0,6961
4	0,0007	0,0030	0,0132	0,0045
	0,4652	0,6703	0,2588	0,6807
5	-0,0001	3E-05	0,0102	2,2E-05
	0,9029	0,9959	0,4290	0,9987
<b>EGARCH(3,3)</b>				
Épsilon/M	<b>0,5*σ</b>	<b>1*σ</b>	<b>1,5*σ</b>	<b>2*σ</b>
2	-0,0007	0,0014	0,0002	0,0011
	0,6343	0,7257	0,9709	0,7384
3	0,0008	0,0026	0,0008	0,0020
	0,4111	0,5945	0,9219	0,7577
4	0,0004	0,0044	0,0062	0,0073
	0,4384	0,3287	0,4980	0,4094
5	3,3E-05	0,0033	0,0063	0,0083
	0,8777	0,3591	0,5220	0,4533

En la primera fila se muestra el estadístico asociado al test. En la segunda fila se muestra el p-valor. En negrita se muestran los valores con un p-valor menor que el nivel de significación 0,05. M indica la dimensión de embebimiento y el valor de épsilon viene determinado por la expresión:  $(0,5-2)^* \sigma$ . Los valores finales se obtuvieron tras realizar un *bootstrap* de 2000 réplicas.

Se rechaza la hipótesis de linealidad de la serie ARMA(5,0)MA(1)<sub>12</sub>. Los resultados del test BDS considerando cuatro distintas dimensiones de embebimiento  $(0,5-2)^* \sigma$ , y para diferentes dimensiones de embebimiento (m:2-5). El test BDS (Brock et al. 1987), indica la posible existencia de una dependencia en los datos, al obtener un p-valor menor que el valor de significación para todas las dimensiones de embebimiento y valores de proximidad considerados en el estudio para la serie ARMA(5,0)MA(1)<sub>12</sub> (tabla 3).

#### 4.2.2. Modelización no lineal

Posteriormente, se aplicó el test del multiplicador de Lagrange (LM) para un modelo ARCH en la serie de residuos obtenida, para comprobar si la no linealidad detectada está asociada a la existencia de heterocedasticidad. Los resultados de la serie del tráfico de mercancías general en contenedores, muestran evidencias de heterocedasticidad en la serie, ya que, al considerar modelos ARCH de órdenes 1 y 2 los p-valores son menores que  $0,10^9$ .

Tras detectar indicios de no linealidad en los datos de la series de mercancía general en contenedores, y comprobar que la posible naturaleza de la misma, pueda deberse a la existencia de heterocedasticidad, el paso siguiente consiste en la aplicación de modelos no lineales multiplicativos, comenzando con modelos de la familia GARCH (Bollerslev, 1986). Los modelos óptimos seleccionados para la serie de tráfico de mercancía general en contenedores atendiendo al criterio descrito anteriormente, corresponden con el modelo GARCH(1,1).

Los coeficientes y parámetros del modelo estimado, muestran un p-valor asociado menor que el valor de significación, lo que implica que la variación en los retornos está influenciada por el comportamiento de la volatilidad en el período anterior y además, que se ha recogido con esta estimación de forma adecuada, la dependencia de los cuadrados en las funciones de autocorrelación simple y parcial, ya que todos los valores están prácticamente en torno a cero.

Los modelos EGARCH (Nelson, 1991), a diferencia de los modelos GARCH (Bollerslev, 1986), realizan la estimación de la varianza condicional considerando el signo de la innovación en el período anterior, por ello suelen ser buenos candidatos para estimar procesos económicos. El modelo EGARCH (3,3) es el elegido. Tras la aplicación de los modelos GARCH y EGARCH, se estandarizaron los residuos obtenidos siguiendo la metodología descrita para el modelo SARIMA (p,q) óptimo y teniendo en cuenta las restricciones que el modelo impone.

Para comparar los modelos GARCH seleccionados y elegir el que mejor recoge la variación temporal de la varianza, se han utilizado los criterios siguientes: (I) Menor suma de los cuadrados de los residuos; (II) menor valor del criterio de Schwarz; y (III) mayor valor del logaritmo de la función de verosimilitud. Como se observa en la tabla 4, donde se muestran los valores obtenidos después de aplicar los criterios mencionados, el mejor modelo de acuerdo con todos los criterios, es el modelo EGARCH(3,3).

**Tabla 4:** Resultados de los criterios de selección de modelos de varianza condicional.

Criterios	GARCH (1,1)	EGARCH (3,3)
Suma de cuadrados de residuos	0,804784	0,762742
Criterio de Schwarz	-2,609927	-2,829496
Log. de verosimilitud	336,6166	376,3057

9 En concreto son 0,0637 y 0,0861 para los órdenes uno y dos respectivamente.

### 4.3. Análisis del comportamiento caótico

En el paso anterior se ha analizado y detectado, en su caso, la existencia de no linealidad en la serie de mercancías en contenedores. Además, después de comprobar que la fuente de no linealidad podía deberse a la existencia de heterocedasticidad, se han aplicado modelos de la familia ARCH para eliminar esta posible dependencia, del momento de orden dos. En esta sección se analiza, si la naturaleza de las series de los residuos de los modelos de la familia ARCH aplicados son deterministas y en particular, si es caótica.

#### 4.3.1. Estudio de la no linealidad en las series GARCH y EGARCH

La no linealidad es una característica relevante, ya que es una condición necesaria, pero no suficiente, para encontrar evidencia de caos. Por ello, como paso previo a aplicar el contraste de detección de caos, se determina la existencia de no linealidad remanente en los datos.

En el caso de la serie de tráfico de contenedores, los resultados obtenidos de la aplicación del test BDS a los residuos estandarizados de los modelos GARCH y EGARCH, sugieren que no existe una evidencia clara de no linealidad en ambos modelos, sugiriendo la inexistencia de una componente caótica.

#### 4.3.2. Métodos de detección caótica: test de Lyapunov

Los resultados obtenidos tras la aplicación del test de Lyapunov a cada una de las series, se muestran en la tabla 5. En la tabla se muestra el resultado del valor óptimo de los parámetros (L, m, q) de la serie neuronal. El valor del exponente obtenido es negativo en todos los casos, por lo que se rechaza la hipótesis de la existencia de un componente caótico.

**Tabla 5:** Resultados del Test de Lyapunov.

Serie	(L,m,q)	Lambda	P-valor	Hipótesis
S. Diferencias	(2,6,5)	-0,1125	4,80E-17	$H_1$
MA(1)MA(1) <sub>12</sub>	(4,6,3)	-0,1958	1,02E-05	$H_1$
GARCH(1,1)	(1,6,4)	-0,1440	2,10E-02	$H_1$
EGARCH(3,3)	(2,5,5)	-0,1221	1,52E-01	NA

La Hipótesis nula de la existencia de una componente caótica es rechazada para aquellos p-valores menores que el 0,05 y un coeficiente negativo. NA: El p-valor asociado al test fue no significativo.



## 5. Conclusiones

En esta investigación, se ha analizado la existencia de no linealidad y de caos en la serie mensual de tráfico de contenedores en los puertos españoles, mediante la aplicación de los test BDS y Lyapunov. Antes de aplicar los test citados, se ha eliminado la estructura lineal mediante la estimación de un modelo SARIMA se ha obtenido una serie estacionaria y sin dependencia temporal.

Los resultados obtenidos sugieren la existencia de un componente no lineal, que podría ser compatible con la existencia de heterocedasticidad. Asimismo, no parece detectarse evidencias de la existencia de un comportamiento caótico, en la serie analizada.

Las conclusiones que se derivan de esta investigación, suponen un avance en el ámbito de la modelización y predicción del tráfico marítimo de contenedores en los puertos españoles y son particularmente relevantes para la gestión de las actividades portuarias, así como para los diversos agentes que intervienen en la operación del transporte marítimo. Asimismo, los resultados obtenidos presentan interés para la planificación de las futuras inversiones en el sistema portuario, ya que para diseñar un plan de actuaciones en infraestructuras portuarias, es necesario disponer de predicciones precisas sobre la evolución futura del tráfico marítimo.

## 6. Referencias Bibliográficas

- Akaike, H. (1974). A new look at the statistical model identification. *Automatic Control, IEEE. Transactions on*, 19(6), 716-723.
- Barkoulas J.T., Chakraborty A. & Ouandlous A. (2012). A metric and topological analysis of determinism in the crude oil spot market. *Energy Economics*, 34(2), 584-591.
- Barnett, W. A., Gallant, A. R., Hinich, M. J., Jungeilges, J. A., Kaplan, D. T., & Jensen, M. J. (1997). A single-blind controlled competition among tests for nonlinearity and chaos. *Journal of Econometrics*, 82(1), 157-192.
- Bollerslev, T. (1986). Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 31, 307-327.
- Box, G. & Jenkins, G. (1970). *Time series analysis: Forecasting and control*. San Francisco: Holden-Day.
- Box, G. & Jenkins, G. (1976). *Time series analysis: Forecasting and control*. San Francisco: Holden-Day.
- Brock, W. A., Dechert, W. D. & Scheinkman, J. (1987). *A test for independence based on the correlation dimension*. University of Wisconsin, University of Houston, University of Chicago.
- Brock, William, David Hsieh & Blake LeBaron (1991): *Nonlinear Dynamics, Chaos and Instability: Statistical Theory and Economic Evidence*. Cambridge [Massachusetts]: MIT Press.

- Brock, W. A., Scheinkman, J. A., Dechert, W. D., & LeBaron, B. (1996). A test for independence based on the correlation dimension. *Econometric reviews*, 15(3), 197-235.
- Dickey, D. & Fuller, W. (1979). Distribution of the estimators for autoregressive time series with a unit root, *Journal of the American Statistical Association*, 74, 426-431.
- Eurostat (2014). *Maritime ports freight and passenger statistics*. Recuperado de [http://epp.eurostat.ec.europa.eu/statistics\\_explained/index.php/Maritime\\_ports\\_freight\\_and\\_passenger\\_statistics](http://epp.eurostat.ec.europa.eu/statistics_explained/index.php/Maritime_ports_freight_and_passenger_statistics)
- Fang, H., Lai, K. S., & Lai, M. (1994). Fractal structure in currency futures price dynamics. *The Journal of Futures Markets*, 14, 169-181.
- Goulielmos, A. & Kaselimi E. (2011). A non-linear forecasting of container traffic: the case-study of the Port of Piraeus, 1973-2008. *International Journal of Shipping and Transport Logistics*, 3(1), 72- 99.
- Grassberger P. & Procaccia, I., (1984). Dimensions y entropies of strange attractors from a fluctuating dynamics approach. *Physica D : Nonlinear Phenomena*, 13(1-2), pp. 34-54.
- Jarque, C. M., & Bera, A. K. (1987). A test for normality of observations and regression residuals. *International Statistical Review/Revue Internationale de Statistique*, 163-172.
- Inglada-Perez, L. (2010). The demand for maritime transport: a nonlinearity and chaos study. En P. Coto-Millán, M.A. Pesquera y J. Castanedo (eds.). *Essays on port economics*, 73-92. Heidelberg: Springer Verlag.
- Kwiatkowski D., Phillips P. C. B., Schmidt P., & Shin Y. (1992). Testing the Null Hypothesis of Stationarity against the Alternative of a Unit Root. *Journal of Econometrics* 54, 159-178.
- MacKinnon, J. G. (1996). Numerical distribution functions for unit root and cointegration tests. *Journal of Applied Econometrics*, 11, 601-18.
- Nelson, D. B. (1991). Conditional heteroskedasticity in asset returns: A new approach, *Econometrica*, 59, 347-370.
- Phillips P. C. B. & Perron P. (1988). Testing for Unit Roots in Time Series Regression, *Biometrika*, 75, 335-346.
- Remus, W. & O'Connor, M. (2001). Neural Networks for Time-Series Forecasting. En J. Scott Armstrong (ed.). *Principles of Forecasting*, 245-256. Springer.
- Shang P., Li, X. & Kamae, S. (2005). Chaotic analysis of traffic time series. *Chaos, Solitons and Fractals*, 25, 121-128.
- Shintani, M. & Linton, O. (2004). Nonparametric neural network estimation of Lyapunov exponents and a direct test for chaos. *Journal of Econometrics*, 120, 1-33.

Schwarz, G. (1978). Estimating the dimension of a model. *The annals of statistics*, 6(2), 461-464.

United Nations Conference on Trade and Development - UNCTAD. (2014). Review of Maritime Transport 2014. Geneva, Switzerland.