

# REVISTA TECNICA

DE LA FACULTAD DE INGENIERIA  
UNIVERSIDAD DEL ZULIA

MARACAIBO - VENEZUELA



Una Revista Internacional Arbitrada  
que está indizada en las publicaciones  
de referencia y comentarios:

- Science Citation Index (SCIEExpanded)
- Compendex
- Chemical Abstracts
- Metal Abstracts
- World Aluminium Abstracts
- Mathematical Reviews
- Petroleum Abstracts
- Zentralblatt Für Mathematik
- Current Mathematical Publications
- MathSci (online database)
- Revencyt
- Materials Information
- Periódica
- Actualidad Iberoamericana

## Methodology for detection of determinism and nonlinearity on financial time series

*Luz María Ospina Gutiérrez<sup>1</sup>, José Adalberto Soto Mejía<sup>2</sup>,  
Álvaro Ángel Orozco Gutiérrez<sup>3</sup>,  
John Willmer Escobar<sup>4</sup>*

<sup>1</sup>Facultad de Tecnologías, Universidad Tecnológica de Pereira, Pereira, Colombia [lmaus@utp.edu.co](mailto:lmaus@utp.edu.co)

<sup>2</sup>Facultad de Ingeniería Industrial, Universidad Tecnológica de Pereira, Pereira, Colombia [jomejia@utp.edu.co](mailto:jomejia@utp.edu.co)

<sup>3</sup>Facultad de Ingenierías Universidad Tecnológica de Pereira, Pereira, Colombia [aaog@utp.edu.co](mailto:aaog@utp.edu.co)

<sup>4</sup>Department de Ingeniería Civil e Industrial, Pontificia Universidad Javeriana, Cali, Colombia  
[jwescobar@javerianacali.edu.co](mailto:jwescobar@javerianacali.edu.co)

### Abstract

This paper uses the method of surrogate data to analyze the dynamics of financial time signals suggesting a hierarchy of hypotheses where irregular fluctuations: (i) are independently distributed, (ii) are generated by a linear system, and (iii) are generated by a stationary linear system. These hypotheses are tested with a battery of non-linear statistical: (i) Autocorrelation (AC), (ii) Average Mutual Information (AMI) and (iii) the complexity of Lempel-Ziv. In this work, we have compared the behavior of the original signal with a set of surrogate data generated, which satisfies the assumptions of the non-linear statistics. The result is useful for understanding the nature of the data and to formulate models that best fit the dynamics of systems that generate measurements. Computational experiments on the commodity gold show that the series could follow a dynamic different to the “white noise” with nonlinearity characteristics and non-stationary condition. Therefore, it is possible to determine that in modeling the price of the gold could be possible to exclude several proposed mathematical models, which no consider these characteristics.

**Keywords:** financial time series; irregular fluctuations; nonlinear dynamical system; surrogate data; hypothesis testing.

## Metodología para la detección de determinismo y no linealidad en series temporales financieras

### Resumen

Este trabajo utiliza la metodología de los datos sustitutos para abordar la problemática de la dinámica de las señales temporales financieras proponiendo una jerarquía de hipótesis donde las fluctuaciones irregulares: (i) son distribuidas de forma independiente, (ii) son generadas por un sistema lineal, y (iii) son generadas por un sistema lineal estacionario. Estas son probadas con una batería de estadísticos no lineales: (i) Autocorrelación (AC), (ii) Información Mutua Promedio (AMI) y (iii) Complejidad de Lempel-Ziv. En este trabajo, se ha comparado el comportamiento de la señal original contra un conjunto de datos sustitutos generados de tal manera que satisfagan los supuestos de los estadísticos. El resultado es útil para entender la naturaleza de los datos y poder formular modelos que se ajusten mejor a la dinámica de los sistemas que generan las mediciones. Resultados computacionales sobre el comportamiento del commodity del oro, evidencian que la serie podría llegar a presentar una dinámica diferente al “ruido blanco” con características de no linealidad y no estacionariedad. De esta forma, se podría determinar que en el modelamiento del precio del oro se puedan excluir modelos matemáticos propuestos que no contemplen estas características.

**Palabras clave:** serie de tiempo financiera; fluctuaciones irregulares; sistema dinámico no lineal; datos sustitutos; prueba de hipótesis.

## 1. Introducción

Las metodologías para el análisis de las series temporales financieras han evolucionado a través del tiempo. Se inició su estudio con ecuaciones lineales que modelaban fenómenos económicos, sin embargo estos métodos han sido insuficientes para describir el comportamiento de las señales debido a que son fáciles de manipular y arrojan soluciones únicas [1,2]. Por otro lado los modelos estocásticos son difíciles de comprobar e interpretar a causa del ruido intrínseco del sistema, la transitoriedad de los patrones o una combinación de ambos [3].

Desde la perspectiva de la no linealidad, el comportamiento se visualiza a partir de sistemas dinámicos, en donde el estado futuro es sensible a pequeñas perturbaciones en las condiciones iniciales que los generan. A este tipo de modelos también se les denomina caóticos [4]. La hipótesis de que el caos determinista puede ser la base de variación aparentemente al azar en los índices financieros ha sido estudiada con enorme interés por la comunidad científica [5-8]. Sin embargo, estudios iniciales sobre el caos determinista han sido poco concluyentes [9,10] y existen pocos reportes del uso de la dinámica determinista en series de tiempo financieras [11-13].

Las señales financieras son muy complejas y volátiles, normalmente aparentan ser aleatorias y los cambios en sus resultados son impredecibles. Por lo anterior, surge la inquietud de conocer si las fluctuaciones irregulares en el precio de un bien, tasa de cambio, acción o indicador bursátil, se deben a algún tipo de dinámica o simplemente son sólo variables aleatorias [14] y [15]. En caso de realizar hallazgos que indiquen que las series temporales financieras responden a algún tipo de estructura dinámica, se pueden construir modelos que permitan mejorar la comprensión del comportamiento del mercado, precios, riesgos y formación de expectativas. Es evidente que al descubrir un patrón dentro de los movimientos bursátiles, cualquier capacidad predictiva por pequeña que fuera, redundaría en importantes ganancias para quienes supieren interpretar correctamente los patrones. Esta acción aumentaría los dividendos en las operaciones [16].

En relación a técnicas existentes en el estado del arte para la detección de determinismo y no linealidad de series de tiempo, en [17] se propone un método basado en naturaleza fractal y comportamiento caótico para determinar linealidad y determinismo. Sin embargo, este enfoque falla cuando la señal contiene componentes de ruido considerables. Otra alternativa, es el test de estacionariedad propuesto por [18]; en este método se realiza una prueba a las señales de estudio donde se evalúan los rangos permitidos de la variable con condiciones de variación acotadas dentro de valores aceptables definidos previamente. El problema de este método es que es altamente dependiente del intervalo de análisis, y las conclusiones obtenidas sobre el tipo de dinámica de la serie de tiempo es completamente local y

no global. Igualmente se han utilizado estadísticos como el de Durbin-Watson [19] para medir autocorrelación y el test de Dickey-Fuller [20] donde se da una medición de contraste de no-estacionariedad, logrando resultados consistentes pero sesgados. Más recientemente en [21] se propone un método basado en la posibilidad de predicción local de una señal donde se proveen diagramas para interpretar la naturaleza de la serie de tiempo analizada. Este método aún carece de validación definitiva, pero los resultados obtenidos son muy muy valiosos e interesantes.

Para analizar las variaciones dinámicas de las señales temporales, en este trabajo se ha utilizado la metodología de los datos sustitutos [22,23]. Esta metodología propone una jerarquía de hipótesis, las cuales son probadas con una batería de estadísticos no lineales que permiten comparar el comportamiento de la señal original contra un conjunto de datos sustitutos generados de tal manera que satisfagan los supuestos de los estadísticos. El resultado es una indicación útil para entender la naturaleza de los datos, y de esta forma poder formular modelos que se ajusten más a la dinámica intrínseca de los sistemas que generan las mediciones. Las señales financieras son con frecuencia pre-procesadas para eliminar las tendencias [24-27], no obstante este procedimiento podría llevar a resultados falsos por la eliminación de las mismas [28].

Actualmente se plantean modelos de regresión estándar o procesos estocásticos para el modelamiento de estas series de tiempo, sin realizar un análisis previo de la naturaleza de las mismas, por ejemplo si la serie proviene de un sistema lineal o no lineal, si es estacionario o no. Debido a esto, los modelos fallan continuamente cuando se pretende hacer proyecciones futuras o predicciones del comportamiento en el mercado de valores. Por este motivo, en esta investigación se aplica el método de los datos sustitutos al valor de la cotización del oro como un *commodity*. Según lo estudiado en el estado del arte, no se ha realizado un análisis objetivo sobre la dinámica intrínseca de las series de tiempo financieras, por lo cual la aplicación del método de los datos sustitutos puede dar información importante para un modelamiento posterior del fenómeno.

El resto del artículo se divide de la siguiente forma: en la sección 2 se detalla la fundamentación teórica tanto de las series financieras como del método de sustitución. La sección 3 describe los materiales y la metodología utilizada en el presente trabajo. La sección 4 desarrolla los resultados y su discusión. Por último en la sección 5 se presentan las conclusiones.

## 2. Fundamentación teórica

### 2.1 Series temporales financieras

Las series de tiempo financieras  $x[t], t = 1, \dots, N$  son una secuencia cronológica tomada normalmente con una frecuencia diaria de los

precios de cierre o precios promedio de negociación de un bien, tasa de cambio, acción o indicador bursátil.

Los mercados financieros ajustan precios de un modo tal que toda la información pública, está recogida en el precio de equilibrio. Esto genera que los precios varíen a medida que se recibe información nueva, lo que significa que los cambios en los precios del día están causados por las noticias no esperadas de hoy. Este precio nunca se ve influenciado por información de días anteriores, por tanto los beneficios de hoy son independientes de los de ayer [26]. De acuerdo a [26], estudiar el comportamiento de las series financieras es el reto de los especialistas en el tema. Para tal fin dos enfoques son considerados: i) el análisis técnico y ii) el análisis fundamental. Ambas metodologías se ocupan de solucionar el problema de determinar la dirección en la que los precios probablemente fluctuaran, considerándolo desde diferentes posiciones.

El análisis fundamental estudia la causa del movimiento del mercado mientras que el análisis técnico estudia su efecto. Por otro lado, el análisis técnico se concentra en el estudio de los movimientos del mercado (serie de tiempo financiera) mientras que el análisis fundamental lo hace en las fuerzas económicas de la oferta y la demanda que hacen que el precio fluctúe. De igual manera, el análisis fundamental examina todos los factores relevantes que afectan al precio de un mercado para determinar el valor intrínseco de dicho mercado.

Para los analistas técnicos, la primera conclusión lógica es que si todo lo que afecta al precio del mercado queda reflejado definitivamente en dicho precio, entonces lo que hace falta es estudiar dicho precio de mercado o valor de cotización. El análisis técnico plantea que: i) los movimientos del mercado lo descuentan todo, es decir se cree que cualquier razón que posiblemente mueva el precio se refleje realmente en el precio de ese mercado, ii) la historia se repite, donde la clave para comprender el futuro es estudiar el pasado y los patrones que se han observado en el pasado se asume seguirán funcionando en el futuro, y iii) los mercados tienen tendencias, mostrando inicialmente algunas importantes fluctuaciones pero posteriormente continuando con unas condiciones de mercado tranquilas y relativamente sin tendencia.

## 2.2. Método de los datos sustitutos

Las motivaciones para aplicar análisis no lineal a una serie de tiempo son: i) emplear métodos lineales y evidenciar que aún existen otras estructuras desconocidas en la serie, y ii) tener un conocimiento previo de la no linealidad del sistema dinámico que genera la serie de datos. Sin embargo, a pesar de las características no lineales del sistema, es imposible afirmar que la señal específica que se mide refleje ese comportamiento. De esta manera, previo a la aplicación

de cualquier método de análisis no lineal a una serie de datos es necesario descartar primero que esta haya sido generada por algún sistema dinámico sencillo, como por ejemplo sistemas lineales deterministas [29].

Para dar solución a dicha problemática, [22] y [30] proponen el método de los datos sustitutos basados en la realización restringida del método Monte-Carlo para la prueba de hipótesis. Esta metodología se emplea para validar declaraciones sobre la presencia de no linealidad en series temporales. El procedimiento para establecer una prueba estadística de hipótesis se puede resumir de la siguiente manera: i) se selecciona una hipótesis nula; ii) se generan un conjunto de señales sustitutas que satisfagan la hipótesis y sean similares a los datos originales,  $\frac{3}{4}$  para probar una hipótesis nula con un nivel de significancia  $(1 - \alpha)(1 - \alpha)$ , se deben generar  $(M = (2/\alpha) - 1)$   $(M = (2/\alpha) - 1)$  sustitutos  $\frac{3}{4}$ ; iii) se elige una estadística o una batería de estadísticas no lineales; iv) Se calcula la distribución de frecuencias de la estadística para los distintos sustitutos; v) Con la guía de la distribución de frecuencias, se elige un criterio para determinar si se rechaza o no la hipótesis, es decir, si hay diferencia suficiente entre la estadística estimada para el original y los sustitutos la hipótesis es rechazada, por el contrario, si no hay diferencia significativa, no se puede rechazar la hipótesis nula. En el caso de que no se pueda rechazar la hipótesis nula, se considera que la serie original y los datos sustitutos pueden provenir de la misma población [11] y [12]. Con las sucesivas pruebas de hipótesis siempre se avanza de modelos simples a modelos más generales y complejos.

El método de los datos sustitutos provee una forma rigurosa para aplicar estadísticas discriminantes a series temporales. Los siguientes sustitutos se han desarrollado para probar las hipótesis nulas de que los datos provienen de un proceso donde las fluctuaciones irregulares (variabilidad a corto plazo) se distribuyen de forma independiente, las fluctuaciones irregulares son generadas por un sistema lineal, y las fluctuaciones irregulares son generadas por un sistema lineal estacionario: (i) aleatorios a pequeña escala (SS), (ii) transformada de Fourier truncada (TFT), y iii) amplitud ajustada de la transformada de Fourier (AAFT). Los sustitutos generados con el método SS conservan la distribución de los datos originales (AD), mientras que los generados con el algoritmo TFT preservan el espectro de potencia, es decir la autocorrelación (AC). Finalmente, los sustitutos creados con el algoritmo AAFT conservan tanto la distribución AD y la autocorrelación de la serie original AC [31,32].

### 2.2.1 Generación de sustitutos

Los datos sustitutos creados para probar las diferentes hipótesis son generados a partir de los algoritmos planteados en la tabla 1.

Tabla 1  
Procedimiento para la generación de datos sustitutos mediante la técnica SS, TFT y IAAFT.

Aleatorización a pequeña escala (SS)	Transformada de Fourier truncada (TFT)	Amplitud ajustada de la transformada de Fourier (AAFT)
<p>i) iniciar con los datos originales <math>x[t], t = 1, \dots, N</math></p> <p>ii) obtener <math>i'(t)</math> mediante la siguiente ecuación: <math>i'(t) = i(t) + Ag(t)</math> donde <math>i(t)</math> es el índice de <math>x[t]</math>, <math>g(t)</math> son los números gaussianos aleatorios y <math>AA</math> es la amplitud;</p> <p>iii) ordenar los valores de <math>i'(t)</math> por el rango y dejar que el índice de <math>i'(t)</math> sea <math>\hat{i}(t)</math>;</p> <p>iv) obtener los datos sustitutos <math>s[t] = x(\hat{i}(t))</math>.</p>	<p>i) iniciar con los datos originales <math>x[t], t = 1, \dots, N</math></p> <p>ii) calcularla transformada de Fourier de <math>x[t]</math> (<math>z[n]</math>);</p> <p>iii) aleatorizar las fases: <math>z'[t] = z[n]e^{r\varphi[n]}</math> <math>z'[t] = z[n]e^{r\varphi[n]}</math>, donde <math>\varphi[n] \in N(0, \pi)</math> <math>\varphi[n] \in N(0, \pi)</math> si <math>n &gt; f_c</math> <math>n &gt; f_c</math> y <math>\varphi[n] = 0</math> si <math>n \leq f_c</math></p> <p>iv) simetrizar <math>z'[n]</math></p> <p>v) obtener la inversa de la transformada de Fourier de <math>z'[n]</math> (<math>x'[t]</math>). En este caso <math>x'[t]</math> son los datos sustitutos de <math>x[t]</math>.</p>	<p>i) iniciar con los datos originales <math>x[t], t = 1, \dots, N</math></p> <p>ii) preprocesar la señal y transformar la serie en estacionaria;</p> <p>iii) ordenar los datos: <math>Sx[k], k = 1, \dots, N</math></p> <p>iv) calcularla transformada de Fourier de <math>x[t]</math> (<math>z[n]</math>);</p> <p>v) hacer un ranking de la serie <math>Rx[\square]</math> definida para satisfacer <math>Sx[Rx[t]] = x[t]</math></p> <p>vi) crear el conjunto de datos aleatorios <math>g[t], t = 1, \dots, N</math></p> <p>vii) ordenar los números aleatorios gaussianos <math>Sg[k], k = 1, \dots, N</math></p> <p>viii) definir la nueva serie de tiempo <math>y[t] = Sg[Rx[t]]</math></p> <p>ix) generar la serie de datos sustitutos <math>y'[t]</math> con <math>y[t]</math>, utilizando el algoritmo (RP);</p> <p>x) hacer un ranking de la serie <math>Ry'[t]</math> de <math>y'[t]</math>;</p> <p>xi) generar la serie de datos sustitutos de <math>x[t]</math> (<math>Sx[Ry'[t]]</math>).</p>

### 2.2.2 Estadísticas discriminantes

Medidas dinámicas se emplean a menudo como estadísticas discriminantes para probar las hipótesis de los datos sustitutos. Las más comunes son la dimensión de correlación, el máximo exponente de Lyapunov y el error de predicción no lineal [11], [12], [13], [22], [30], [31], [33] y [34]. Todas estas medidas se calculan sobre el atractor reconstruido y trayectoria del sistema, sin embargo estos métodos no son útiles para los datos que evidencian fluctuaciones irregulares y tendencias a largo plazo una vez seleccionado el tiempo de retardo [14], [32] y [34]. Por tal razón, se seleccionan como estadísticos de prueba la autocorrelación (AC) estimador de la correlación lineal en

los datos, la Información Mutua Promedio (AMI) versión no lineal de la (AC) que responde al interrogante ¿En promedio, cuánto se aprende sobre el futuro del pasado?, y la complejidad de Lempel-Ziv medida de la complejidad algorítmica de la serie temporal [35].

## 3. Materiales y Métodos

### 3.1. Base de datos y software

La serie temporal financiera analizada corresponde a la cotización del oro. En la tabla 2 se mencionan sus especificaciones.

Tabla 2  
Especificaciones técnicas de la serie analizada

<i>Serie</i>	<i>Bolsa</i>	<i>Año inicial</i>	<i>Año final</i>	<i>Total años</i>	<i>No. de datos</i>	<i>Precio mínimo</i>	<i>Precio máximo</i>
Precio diario del oro (USD/Onz)	Londres	1973	2011	38	9.705	63,9	1895

Los datos fueron tomados de [36]. Para el desarrollo de las pruebas se utilizó el software MatLab, y Microsoft Visual Studio. Todas las pruebas han sido ejecutadas en un computador Intel Core i5 2,3 GHz con 4 GB de memoria.

### 3.2. Procedimiento metodológico

De acuerdo a los procedimientos descritos en la sección 2.2.1 se generan los sustitutos quienes conservan ciertas características de la serie original y a la vez se comportan consistentes con las hipótesis a evaluar [11], [13], [28], [31], [33] y [34]. Dado un nivel de confianza del **95%**, lo que equivale a un valor de  $\alpha = 0.05$ , se deben generar  $M = 39$  sustitutos, donde  $M + 1 = (2/\alpha)M + 1 = (2/\alpha)$ .

Para el caso de los sustitutos tipo SS se debe tener en cuenta lo siguiente: i) si el valor de  $AA$  (ver tabla 1) es demasiado pequeño, se preserva mejor la estructura y correlación de los datos originales, es decir no se destruyen las estructuras locales, y la diferencia entre los datos originales y los sustitutos es poca, ii) si  $AA$  es demasiado grande, se destruye cualquier estructura y correlación de los datos originales, por lo tanto no se preservan los comportamientos a largo plazo. Dado lo anterior, entre menor sea el valor de  $AA$  mejor, siempre y cuando este pueda suavizar las estructuras locales y preservar los comportamientos a largo plazo. La influencia de los diferentes valores de  $AA$  en las pruebas de sustitución se ha investigado tanto para datos estacionarios como para datos con tendencia, encontrándose que un valor de  $AA = 1.0$  es el más apropiado para la mayoría de los casos [14] y [34].

Para los sustitutos tipo TFT la elección del dominio de frecuencia  $f_c$  (ver tabla 1) se debe considerar: i) si el dominio es demasiado estrecho, la aleatorización de las fases es muy poca, por consiguiente los datos sustitutos son casi idénticos a los originales, ii) si el dominio es demasiado amplio, el número de fases aleatorias es grande ocasionando que las tendencias a largo plazo no se conserven. Para datos con tendencia, valores grandes no son apropiados dado que el comportamiento global de los datos originales se pierde, de ahí que al trabajar con dominios pequeños se destruyen las estructuras locales y se conservan los comportamientos a largo plazo. El valor de  $f_c$  depende de la naturaleza de los datos y de la longitud de las series de tiempos, por lo tanto se debe aumentar la frecuencia para aleatorizar las fases de dominio alto e ir bajando lentamente (0.05 ó 0.1),

produciendo así que la linealidad y las tendencias a largo plazo sean conservadas en los datos sustitutos [14] y [34].

Con relación al tipo de sustitutos AAFT se evidencia un problema asociado con la transformada de Fourier, y es que ésta asume que la serie de tiempo es periódica. Sin embargo, cuando hay una gran diferencia entre el punto inicial y el final, la transformada de Fourier lo toma como una discontinuidad súbita en la serie de tiempo. En este caso se origina una falsa introducción de altas frecuencias en el espectro de potencia, problema que es crítico cuando la asignación al azar está centrada solamente en la sección de alta frecuencia. Este efecto envolvente introduce un sesgo significativo en las propiedades lineales estimadas del espectro de potencia. Por lo tanto, si se utilizan datos sustitutos generados de esta manera, se puede juzgar erróneamente la existencia de no linealidad en las fluctuaciones irregulares. En particular, cuando los datos muestran tendencias a largo plazo, el desajuste del punto final es bastante común y el problema es considerable. Por lo anterior se opta por pre-procesar la señal para no tener diferencia significativa entre el punto inicial y final.

### 4. Resultados y discusión

La figura 1a muestra la señal original del precio diario del oro y las series sustitutas generadas con el algoritmo SS (figura 1b). Las figuras 1c y 1d muestran el detalle de un fragmento de la señal original y de los sustitutos respectivamente. La figura 2 evidencia el rechazo de la hipótesis nula para el ruido blanco, debido a que los estadísticos discriminantes calculados (autocorrelación, información mutua promedio y complejidad de Lempel-Ziv) para la señal original (círculo azul) y los datos sustitutos (círculos rojos) son diferentes, es decir, los círculos azul y rojos no se superponen en las gráficas. Dado que se encuentra una diferencia significativa entre la serie original y los sustitutos, se puede inferir que provienen de poblaciones distintas. De esta forma, se establece que el precio del oro no sigue una dinámica similar al ruido blanco gaussiano y que tiene algún tipo de dinámica en las fluctuaciones irregulares (variabilidad a corto plazo). Al aplicar el algoritmo TFT, se inicia con la definición del porcentaje de fases a aleatorizar y este se obtiene cuando las autocorrelaciones (AC) de las mediciones llegan a cero. Para el caso de la serie del oro se debe aleatorizar aproximadamente el 80% de los datos (ver figuras 3a y 3b). Al aplicar el método para la generación de sustitutos TFT, se emplea como batería de estadísticos discriminantes: i)

AMI y ii) complejidad de Lempel-Ziv, ya que lo que se desea probar es no linealidad. Las AC son la versión lineal del AMI, por lo tanto al emplear la metodología de AC, se presentaría similitud entre los datos originales y los sustitutos. En las figuras 4a y 4b se vuelve a observar que tanto el AMI, como la complejidad de Lempel-Ziv de la serie de tiempo original del oro y los datos sustitutos son completamente diferentes, por lo tanto se rechaza la hipótesis nula para la linealidad. Lo que indica claramente la existencia de no linealidad en las fluctuaciones irregulares de la serie.

Por último para aplicar el algoritmo AAFT, se inicia con

la eliminación de la tendencia de la señal, para eliminar la diferencia entre el punto inicial, tal como se ilustra en las figuras 5a y 5b. Al ejecutar el algoritmo AAFT, se emplean como batería de estadísticos discriminantes: i) AMI y ii) complejidad de Lempel-Ziv. La figura 6, permite deducir que ambos estadísticos rechazan la hipótesis nula para de linealidad y estacionariedad. Por lo tanto se detecta la posible no linealidad y no estacionariedad en las fluctuaciones irregulares de la serie. Lo anterior permite descartar toda una batería de modelos clásicos para modelar series de tiempo financieras, como por ejemplo los ARIMA o los ARMA.

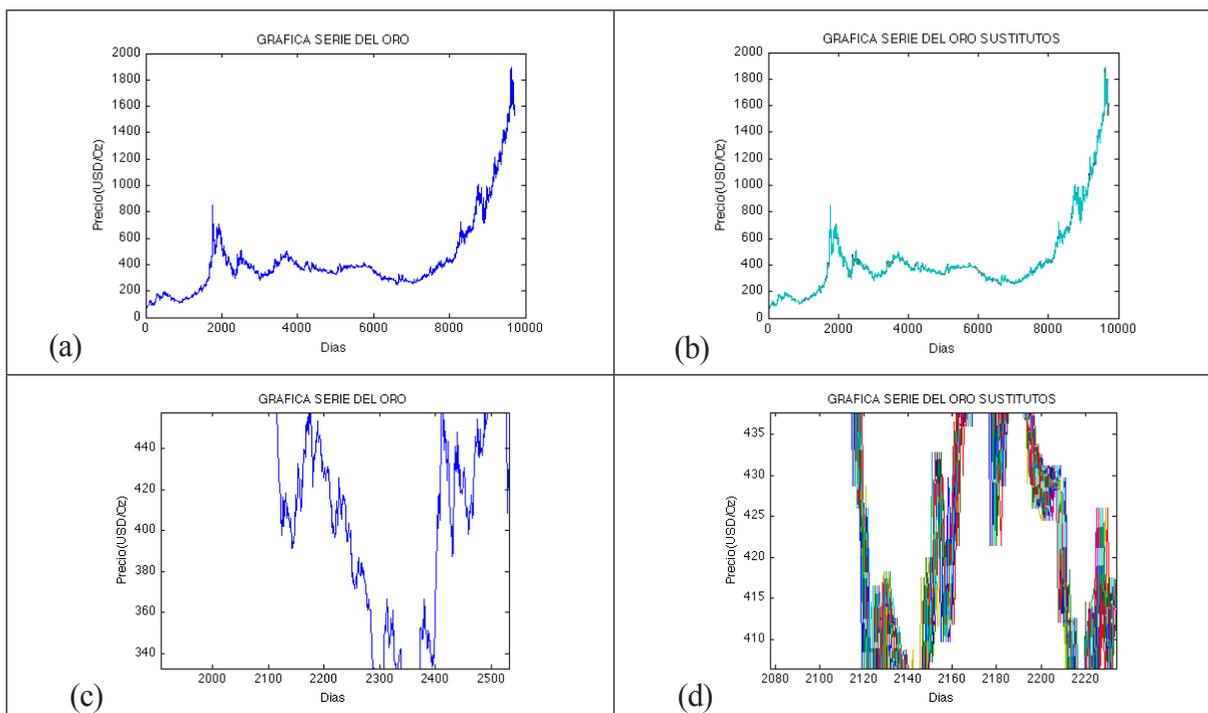


Figura 1. La serie original del precio diario del oro se evidencian en los gráficos (a) y (c), y los sustitutos generados con el método SS, se muestran en (b) y (d).

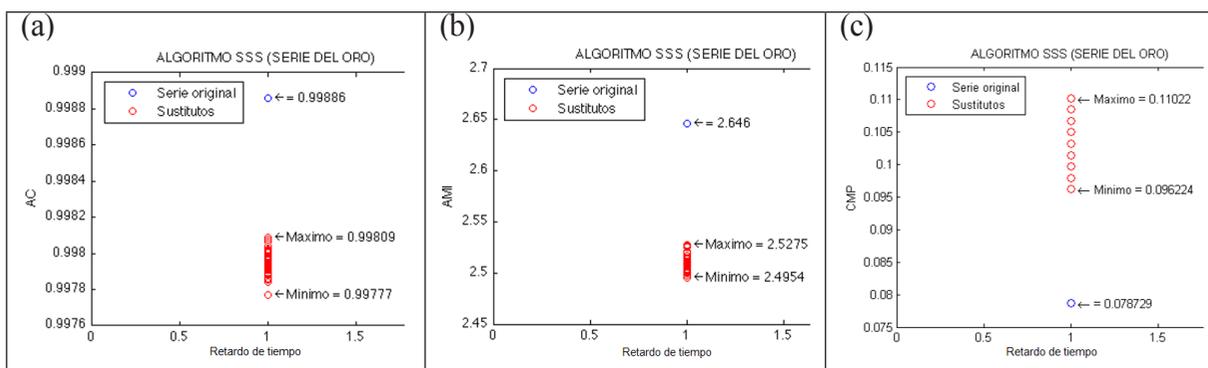


Figura 2. Estadísticas discriminantes para probar la hipótesis del método SS, donde todas las gráficas muestran el rechazo de la hipótesis nula. La gráfica (a) a partir de la autocorrelación, la (b) del AMI, y la (c) de la complejidad de Lempel-Ziv.

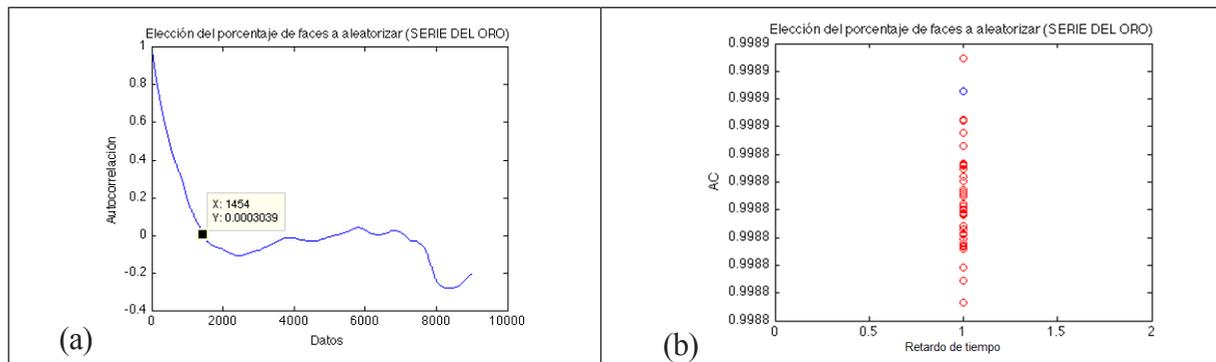


Figura 3. Elección del porcentaje de fases a aleatorizar, la gráfica (a) muestra el método gráfico para la selección, es decir cuando la autocorrelación de la serie llega a cero, y la imagen (b) corrobora que la señal original se correlacione poco con los datos sustitutos.

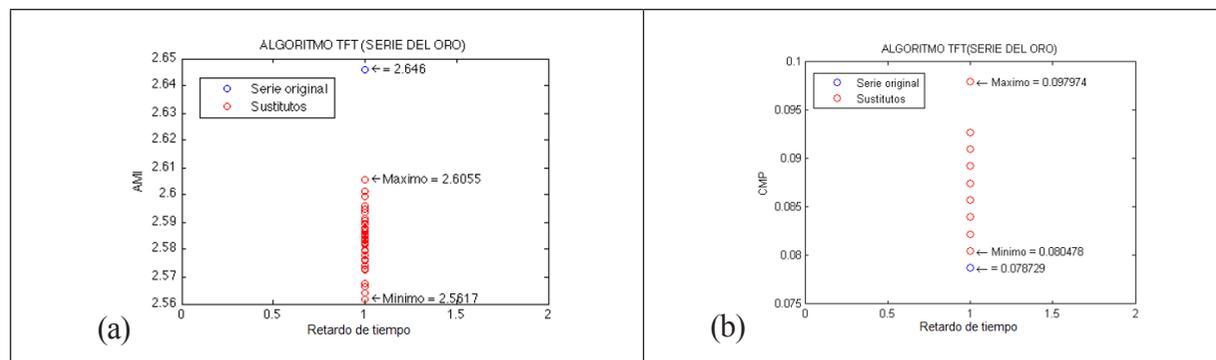


Figura 4. Estadísticas discriminantes para probar la hipótesis del método TFT, todas las gráficas muestran el rechazo de la hipótesis nula. La gráfica (a) muestra el AMI, y la (b) la complejidad de Lempel-Ziv.

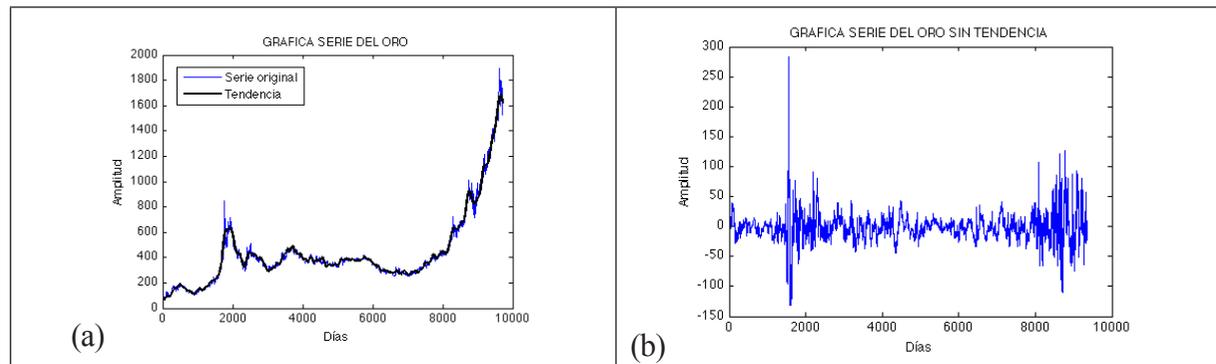


Figura 5. Eliminación de la tendencia en la señal, la gráfica (a) muestra la señal original y la imagen (b) ilustra la señal convertida en estacionaria.

#### 4.1. Discusión general de los resultados

Los aspectos más importantes de los resultados se discuten y se analizan en los siguientes puntos:

- El primer test de rechazo a la hipótesis nula (figura 2) demuestra que la serie de tiempo del oro no sigue una dinámica descrita por ruido blanco gaussiano. Los tres estadísticos probados para refutar la hipótesis tienen diferencias significativas cuando se evalúan en los
- datos sustitutos y en la serie original. Intuitivamente, se puede inferir que los métodos basados en funciones de distribución gaussiana no son adecuados para modelar estas series de tiempo.
- En cuanto al test de rechazo a la hipótesis nula de linealidad, los estadísticos de prueba vuelven a ser muy diferentes. Este resultado es muy importante e interesante porque demuestra que el commodity del oro obedece a una dinámica no lineal. Los métodos

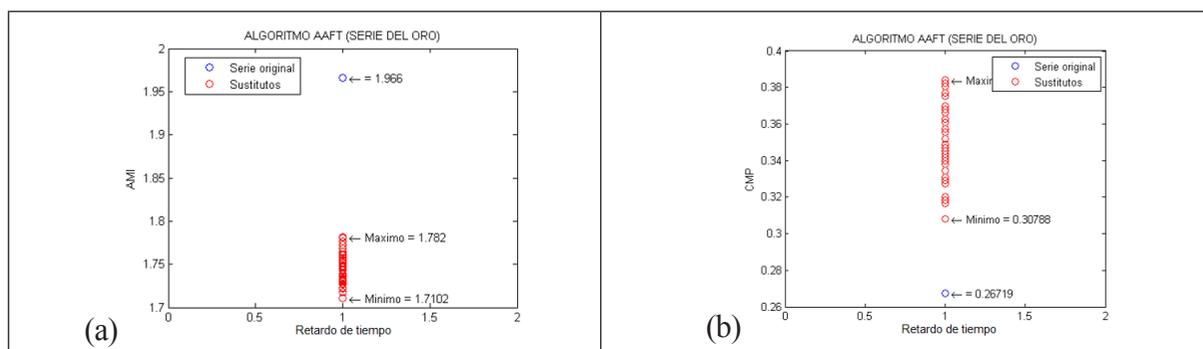


Figura 6. Estadísticas discriminantes para probar la hipótesis del método AAFIT, todas las gráficas muestran el rechazo de la hipótesis nula. La gráfica (a) muestra el AMI, y la (b) la complejidad de Lempel-Ziv.

autoregresivos lineales quedan descartados para modelar y predecir el comportamiento bursátil del oro.

- Finalmente, el test de linealidad y estacionariedad vuelve a rechazar la hipótesis nula. Es claro que la serie de tiempo del oro es no estacionaria. Los métodos clásicos autoregresivos y de regresión lineal no permitirían extrapolación confiable de datos (predicción) y un problema adicional es la necesidad de emplear regularización para prevenir sobreentrenamiento de los modelos. Es decir, se requiere complejizar los modelos lineales para modelar la serie de tiempo, sin tener la garantía de obtener un modelamiento confiable.

## 5. Conclusiones

Este trabajo, a diferencia de otros presenta un análisis integrado de los aspectos dinámicos de la serie del oro - ruido blanco versus posible determinismo y su linealidad o posible no linealidad. Los resultados evidencian que la serie del oro analizada podría llegar a presentar una dinámica diferente al ruido blanco con características de no linealidad y no estacionariedad. Lo anterior permite concluir que en su modelamiento se puedan excluir toda una batería de modelos matemáticos que no contemplen estas características, como los modelos autoregresivos (ARMA y ARIMA) y la regresión lineal. Como aporte final, sería aconsejable un modelado de la serie del oro con métodos robustos y adaptativos, como por ejemplo los métodos basados en procesos estocásticos, ya sean procesos de Wishart o procesos de Poisson.

## Referencias Bibliográficas

- 1 Torkamani M.A., Mahmoodzadeh S., Pourroostaei S. y Lucas C.: "Chaos Theory and Application in Foreign Exchange Rates vs. IRR (Iranian Rial)", *International Journal of Human and Social Sciences*, Vol. 1, No. 3 (2007) 130-134.
- 2 Bartkowiak A. y Lipinski P.: "Remarks on evaluation of correlation dimension for 5 French stock data", *Proceedings - Seventh International Symposium on Symbolic and Numeric Algorithms for Scientific Computing, SYNASC 2005*, Tech. Report. No. 1595838 (2005) 121-128.
- 3 Abarbanel H.: "Analysis of observed chaotic data", 1ª ed. Springer, Germany, 1996.
- 4 Strogatz S.H.: "Nonlinear Dynamics and Chaos", 1ª ed. Perseus Books Group, 1994.
- 5 Peters E.: "Chaos and order in the capital markets", 1ª ed. John Wiley & Sons, New York, 1991.
- 6 LeBaron B.: "Chaos and nonlinear forecastability in economics and finance", *Philosophical Transactions: Physical Sciences and Engineering*, Vol. 348, No. 1688 (1994) 397-404.
- 7 Benhabib J.: "On cycles and chaos in economics", *Studies in Nonlinear Dynamics and Econometrics* Editorial, Vol. 1, No. 1 (1996) 1-2.
- 8 Mandelbrot B.: "A multifractal walk down wall street", *Scientific American* 71 (1999) 70-73.
- 9 Malliaris A. y Stein J.: "Methodological issues in asset pricing: Random walk or chaotic dynamics", *Journal of Banking & Finance*, Vol. 23 (1999) 1605-1635.
- 10 Barnett W. y Serletis A.: "Martingales nonlinearity and chaos", *Journal of Economic Dynamics and Control*, Vol. 24 (2000) 703-724.
- 11 Small M., Tse C.: "Determinism in financial time series", *Studies in Nonlinear Dynamics & Econometrics*, Vol. 7, No.3 (2003) 5.
- 12 Small M.: "Applied nonlinear time series analysis: Applications in Physics", *Physiology and Finance*, Vol. 52 (2005) 241.
- 13 Matilla M. y Marín M.: "A new test for chaos and determinism based on symbolic dynamics", *Journal of Economic Behavior and Organization*, Vol. 76, No. 3 (2010) 600-614.

- 14 Nakamura T, Small M. y Hirata Y.: "Testing for nonlinearity in irregular fluctuations with long-term trends", *Physical Review E - Statistical, Nonlinear, and Soft Matter Physics*, Vol. 74, No. 2(2006) 1-8.
- 15 Dore M., Matilla M. y Marín M.: "Testing for nonlinear dependence in financial markets", *Nonlinear Dynamics, Psychology and life sciences*, Vol. 15, No. 3 (2011) 407-418.
- 16 Kyrtsov C., Labys W. y Terraza M.: "Noisy Chaotic Dynamics in Commodity Markets", *Empirical Economics*, Vol. 29 (2004) 489-502.
- 17 A.L. Goldberger, D.R. Rigney and B.G. West, "Chaos and fractals in human physiology", *Sci. Am.* Vol. 262, pp. 42-49, 1990.
- 18 D. Kaplan, "Exceptional events as evidence for determinism", *Physica D.* Vol. 31, pp. 33-48, 1994.
- 19 J. Durbin and G.S. Watson, "Testing for Serial Correlation in least-squares regression". *Biometrika*, Vol. 37, pp. 241-247, 1950.
- 20 D. A. Dickey, D. F. Hasza, and W.A. Fuller, "Testing for Unit Roots in Seasonal Time Series", *Journal of American Statistical Association.* Vol.79, pp.355-367, 1984.
- 21 T. Gautama, D.P. Mandic and M. Van Hulle, "The Delay Vector Variance Method for Detecting Determinism and Nonlinearity in Time Series", *Physica D.* Vol. 190, pp. 167-176, 2004.
- 22 Theiler J., Galdrikian B., Longtin A., Eubank S. y Farmer J. D.: "Testing for nonlinearity in time series: The method of surrogate data". *Physica D*, Vol. 58 (1992) 77-94.
- 23 Schreiber T. y Schmitz A.: "Improved surrogate data for nonlinearity tests", *Physical Review Letters*, Vol. 77, No. 4 (1996) 635-638.
- 24 Mantegna R.N. y Stanley H.E.: "Scaling behaviour in the dynamics of an economic index", *Nature*, Vol. 376, No. 6535 (1995) 46-49.
- 25 Sato A. y Takayasu H.: "Dynamic numerical models of stock market price: from microscopic determinism to macroscopic randomness", *Physica A*, Vol. 250, No. 1 (1998) 231-252.
- 26 Murphy J.: "Análisis Técnico de los Mercados Financieros", *Gestión 2000*, (2003) 545.
- 27 Takayasu H., Miura H., Hirabayashi T. y Hamada K.: "Statistical properties of deterministic threshold elements—the case of market price", *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, Vol. 184, No. 1-2 (1992) 127-134.
- 28 Theiler J. y Eubank S.: "Don't bleach chaotic data", *Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science*, Vol. 3, No. 4 (1993) 771-782.
- 29 Guarín D., Rodríguez C. y Orozco A.: "Pruebas de no linealidad: el método de los datos sustitutos", *Scientia et Technica*, Vol. XVI, No. 44 (2010) 292-297.
- 30 Theiler J. y Prichard D.: "Constrained-realization Montecarlo method for hypothesis testing". *Physica D*, Vol. 94 (1995) 221-235.
- 31 Nakamura T. y Small M.: "Testing for dynamics in the irregular fluctuations of financial data", *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, Vol. 366 (2006) 377-386.
- 32 Nakamura T. y Small M.: "Applying the method of small-shuffle surrogate data: testing for dynamics in fluctuating data with trends", *International Journal of Bifurcation and Chaos*, Vol. 16, No. 12 (2006) 3581-3603.
- 33 Schreiber T. y Schmitz A.: "Surrogate time series", *Physica D*, Vol. 142 (2000) 346-382.
- 34 Guarín D., Orozco A. y Delgado E.: "A new surrogate data method for nonstationary time series", *arXiv preprint arXiv:1008.1804*, 2010.
- 35 Lempel A. y Ziv J.: "On the complexity of finite sequences". *IEEE Transactions on Information Theory*, Vol. 22, No. 1 (1976) 75-81.
- 36 Daily Gold Price History, USA Gold, [Consultada 10 de Enero 2012]. Disponible en: [www.usagold.com/reference/prices/history.html](http://www.usagold.com/reference/prices/history.html).

Recibido el 02 de Febrero de 2014

En forma revisada el 08 de Junio de 2015



UNIVERSIDAD  
DEL ZULIA

---

## **REVISTA TECNICA**

DE LA FACULTAD DE INGENIERIA  
UNIVERSIDAD DEL ZULIA

**Vol. 38. N°3 2015** \_\_\_\_\_

*Esta revista fue editada en formato digital y publicada  
en diciembre de 2015, por el **Fondo Editorial Serbiluz,**  
**Universidad del Zulia. Maracaibo-Venezuela***

**[www.luz.edu.ve](http://www.luz.edu.ve)**  
**[www.serbi.luz.edu.ve](http://www.serbi.luz.edu.ve)**  
**[produccioncientifica.luz.edu.ve](http://produccioncientifica.luz.edu.ve)**