



Scientia Et Technica

ISSN: 0122-1701

scientia@utp.edu.co

Universidad Tecnológica de Pereira
Colombia

OSPINA GUTIÉRREZ, LUZ MARÍA; ZAPATA RAMÍREZ, GEISON ALEXIS; RODAS RENDON,
PAULA ANDREA

PRUEBA DE NO LINEALIDAD PARA SERIES TEMPORALES FINANCIERAS

Scientia Et Technica, vol. XVII, núm. 47, abril, 2011, pp. 71-76

Universidad Tecnológica de Pereira
Pereira, Colombia

Disponible en: <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=84921327014>

- ▶ Cómo citar el artículo
- ▶ Número completo
- ▶ Más información del artículo
- ▶ Página de la revista en redalyc.org

redalyc.org

Sistema de Información Científica

Red de Revistas Científicas de América Latina, el Caribe, España y Portugal
Proyecto académico sin fines de lucro, desarrollado bajo la iniciativa de acceso abierto

PRUEBA DE NO LINEALIDAD PARA SERIES TEMPORALES FINANCIERAS

Testing for nonlinearity in financial time series

RESUMEN

Este artículo propone el análisis del precio del oro como una señal financiera de alta relevancia. La metodología desarrollada propone i) un pre-procesamiento de la señal de no estacionaria a estacionaria. ii) aplicación del método de los datos sustitutos como mecanismo para la detección de no linealidad, a partir de la formulación de una escala de hipótesis nulas. iii) selección de una batería de estadísticos de prueba no lineales que permiten comparar el comportamiento de la señal original con el conjunto de datos sustitutos generados. iv) aplicación de un criterio de rechazo o aceptación de las hipótesis.

PALABRAS CLAVES: Dinámica no lineal, Datos sustitutos, Estadística no lineal, Hipótesis nulas.

ABSTRACT

This article proposes an analysis of the price of gold as a financial signal of high relevance. The methodology developed i) a pre-processing of the signal not stationary to stationary. ii) Applying the method of surrogate data as a mechanism for detecting the nonlinearity from formulating a range of null hypothesis. iii) Selecting a set of nonlinear test statistic that contrast the behavior of the original signal whit the surrogate data set generated. iv) Applying a criterion for rejection or acceptance of hypothesis.

KEYWORDS: *Nonlinear dynamics, Surrogate data, nonlinear statistics, null hypothesis.*

1. INTRODUCCIÓN

El mercado financiero ha sido y es objeto de estudio por numerosos investigadores y profesionales de las finanzas. Un amplio número de ellos, con la intención de comprender su funcionamiento, investiga las posibles relaciones de causa-efecto de cada mercado, de suerte que le revelen ciertas pautas de regularidad que, fundamentalmente le permitan corroborar sus hipótesis, e incluso llegar a predecir. Esto ha llevado a la creación de una enorme cantidad de modelos que en cierta medida imiten el comportamiento del mercado [1].

Los mercados financieros ajustan precios de un modo tal que toda la información pública, tanto de carácter fundamental como histórica, 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 estén causados por las noticias no esperadas de hoy, nunca como consecuencia de las de días anteriores; por tanto, los beneficios de hoy son independientes de los de ayer [1].

Debido a la naturaleza de las series de tiempo financieras se han realizado diferentes estudios con métodos que trabajan linealidad y modelos estocásticos, sin embargo los modelos lineales evidencian la necesidad de

desarrollar otros métodos que puedan mostrar una mayor realidad, por lo tanto estos son insuficientes para describir el comportamiento de las series [1], por el contrario 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 [2].

Lo anterior ha sido un enfoque tradicional para el estudio de las series financieras, sin embargo en los años recientes se ha incrementado sustancialmente los test de no linealidad, lo que ha permitido mejorar la comprensión del comportamiento de los precios y el mercado [3].

En la actualidad, cerca del 90% de la producción mundial de oro se destina a los fondos de reservas oficiales de los diferentes países, mientras que el 10% restante es empleado en la industria, la joyería y la química, por lo tanto por la relevancia de este metal y por efectos académicos se desea efectuar el estudio de esta serie [4].

A continuación se realiza una introducción al método de los datos sustitutos propuesto por Theiler [5], el cual se emplea para clarificar declaraciones sobre la presencia de no linealidad en series temporales.

**LUZ MARÍA OSPINA
GUTIÉRREZ**

Ingeniera Industrial, M. Sc.
Profesor Asistente
Universidad Tecnológica de Pereira
lmaus@utp.edu.co

**GEISON ALEXIS ZAPATA
RAMÍREZ**

Ingeniero Industrial, M. Sc.
Profesor Titular
Universidad Tecnológica de Pereira
aaog@utp.edu.co

**PAULA ANDREA RODAS
RENDON**

Ingeniera Industrial, M. Sc.
Profesor Asistente
Universidad Tecnológica de Pereira
parodas@utp.edu.co

2. MÉTODO DE LOS DATOS SUSTITUTOS

El método de los datos sustitutos establece un régimen para poner a prueba hipótesis específicas sobre la dinámica del sistema, el método procede a comparar el valor de las estadísticas (no lineales) de los datos y la distribución aproximada de las diversas clases de sistemas lineales; de este modo prueba si los datos tienen algunas características que son distintas de sistemas estocásticos lineales. En primer lugar, se suponen las siguientes hipótesis: 0) ruido independiente e idénticamente distribuido (i.i.d); 1) ruido linealmente filtrado; y 2) transformación estática no lineal monótona del ruido linealmente filtrado.

El principio de los datos sustitutos es el siguiente, un primer supuesto es que los datos provienen de alguna clase de proceso dinámico específico que podría corresponder a un modelo paramétrico de los datos. Entonces se generan datos sustitutos de ese proceso hipotético y se calculan varias estadísticas a los sustitutos y a los datos originales. Los datos sustitutos darán la distribución esperada de los valores estadísticos y uno puede comprobar que los datos originales tienen un valor típico. Si los datos originales tienen estadísticas atípicas, se rechaza la hipótesis de que el proceso que genera los datos originales es de la clase asumida. Siempre se progresó desde suposiciones simples y específicas a un modelo mayor y más sofisticado.

En cualquier caso, para comprobar si hay alguna evidencia de que los datos son inconsistentes con la hipótesis, se compara los datos con los sustitutos. Al elegir un estadístico de prueba apropiado, se puede comparar el valor del estadístico de prueba para los datos y el conjunto de valores obtenidos para los sustitutos. Si son diferentes, se puede concluir que los sustitutos, y por lo tanto la hipótesis subyacente, no son representación de los datos.

2.1. Fundamentación

Sea ϕ una hipótesis específica y F_ϕ el conjunto de todos los procesos (o sistemas) consistentes con la hipótesis. Sea $\bar{Z} \in R^N$ la serie de tiempo (que consiste en N medidas escalares) a considerar, y sea $T: R^N \rightarrow \mu$ una estadística cualquiera usada para probar la hipótesis ϕ de modo que \bar{Z} es generada por algún proceso $F \in F_\phi$. El conjunto de datos sustitutos $\bar{S}_i, i = 1, 2, \dots, n$ son generados desde \bar{Z} (y son de la misma longitud de \bar{Z} y consistentes con la hipótesis ϕ puesta a prueba). Generalmente $\mu \subseteq R$ y se puede discriminar entre el dato \bar{Z} y el sustituto \bar{S}_i consistente con la hipótesis,

dada la densidad de probabilidad aproximada $P_{T,F}(t) = P(T(\bar{S}_i))$ es decir, la densidad de probabilidad de T dado F .

En una segunda parte de su trabajo, Theiler sugiere que hay dos tipos diferentes de estadísticos de prueba: fundamentales y no fundamentales.

Un estadístico de prueba T es fundamental si la densidad de probabilidad $P_{T,F}$ es la misma para todos los procesos F consistentes con la hipótesis, de lo contrario no es fundamental.

Una elección prudente de un estadístico de prueba (es decir, un estadístico de prueba fundamental) puede aliviar algo de la tensión de garantizar que el algoritmo de generación de sustitutos ha creado sustitutos "derechos".

Claramente la densidad de probabilidad $P_{T,F}$ depende de la elección de T y F . Sin embargo se desea $P_{T,F}(t) = P(T(\bar{Z} < t | \bar{Z})$ es consistente con ϕ . Para más consideraciones precisas de esta situación, Theiler también diferenció dos diferentes tipos de hipótesis: Hipótesis simples e hipótesis compuestas.

Una hipótesis es simple si el conjunto de todos los procesos consistentes con la hipótesis F_ϕ es unitario. Si una hipótesis no es simple es compuesta. Para una hipótesis simple el método de datos sustitutos es trivial, solo se necesita comparar varias realizaciones del sistema particular con los datos observados y decidir si es típica o no. Cuando se ha formulado una hipótesis de un problema, no solo se ha generado sustitutos consistentes con F (de un proceso particular) también se estima $F \in F_\phi$. Theiler argumenta que es conveniente utilizar estadísticos de prueba fundamentales si la hipótesis es compuesta. En el caso de que la hipótesis sea compuesta se debe especificar a F , a menos de que el estadístico de prueba T sea fundamental, en este caso $P_{T,F}$ es el mismo para todo $F \in F_\phi$. En los casos en que los estadísticos de prueba no fundamentales no son aplicables a hipótesis compuestas, Theiler sugiere que un esquema de realización más limitado sea empleado.

Sea $F \in F_\phi$ el proceso estimado de los datos \bar{Z} y sea \bar{S}_i el conjunto de datos sustitutos generados por $F_i \in F_\phi$. Sea $\hat{F}_i \in F_\phi$ el proceso estimado de \bar{S}_i , un sustituto \bar{S}_i es una realización limitada de $\hat{F}_i = \hat{F}$. Si $\hat{F}_i \neq \hat{F}$, el sustituto \bar{S}_i es no limitado. Es decir, así como la generación de sustitutos son realizaciones típicas de un modelo de los datos, hay que asegurarse de que los

sustitutos son realizaciones de un proceso que da estimaciones de los parámetros idénticos (de ese proceso) a las estimaciones de los parámetros de los datos. Por ejemplo, sea f la hipótesis de que \bar{Z} es generado por ruido linealmente filtrado (independiente e idénticamente distribuido). Los sustitutos para \bar{Z} pueden ser generados por estimación del mejor modelo lineal (a partir de \bar{Z}) y generando realizaciones de este modelo asumido. Estos sustitutos serán realizaciones no limitadas. Limitadas realizaciones sustitutas pueden ser generadas al aleatorizar las fases de la transformada de Fourier de los datos (esto produce un conjunto de datos aleatorios con los mismos espectros de potencia, y por lo tanto con la misma autocorrelación que los datos originales).

M. Small et al. Probaron que un invariante de la dinámica es una estadística articulada para una gran variedad de realizaciones no limitadas de hipótesis compuesta, generando de esta manera la posibilidad de verificar si los datos provienen de ciertos modelos no lineales.[6].

2.2. Detección de no linealidad en series de tiempo

A través del método de los datos sustitutos es posible realizar una verificación indirecta de la no linealidad de una serie temporal, la idea es intentar rechazar una serie de hipótesis (Figura 1), la cuales proponen que la serie proviene de un sistema dinámico sencillo [6], originalmente se propusieron las tres hipótesis ya mencionadas y con el tiempo se han propuesto otro conjunto de hipótesis.

Una hipótesis nula se refiere a una hipótesis que no puede ser rechazada o aceptada, es decir, cuando por medio de una estadística se encuentra que el valor de esta para los datos es atípico a la distribución que se generó de los sustitutos lo único que se puede asegurar es que dicha hipótesis en particular fue capaz de distinguir entre los datos y los sustitutos, cuando ocurre lo contrario, es decir, cuando el valor de la estadística para los datos es típico a la distribución que se generó de los sustitutos solo se puede afirmar que la estadística fue incapaz de distinguir entre los datos y los sustitutos [6], por este motivo Theiler et al.[5] sugieren utilizar una batería de estadísticas.

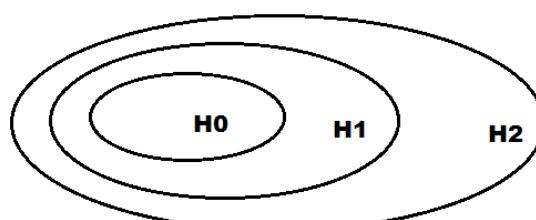


Figura 1. Representación gráfica de la escala de hipótesis nulas

2.3. Hipótesis Nulas

2.3.1. Hipótesis Nula 0 (HN0): Ruido independiente e idénticamente distribuido (i.i.d)

Esta plantea que la serie se puede describir como una variable gaussiana aleatoria independiente e idénticamente distribuida (i.i.d), los sustitutos deben poseer la misma media y desviación estándar que los datos.

2.3.2. Hipótesis Nula 1 (HN1): Ruido linealmente filtrado

Los datos de prueba son producidos por un proceso lineal estocástico en la forma de un modelo ARMA con parámetros desconocidos, lo cual es un filtro lineal del ruido i.i.d.

2.3.3. Hipótesis Nula 2 (HN2): Transformación estática no lineal monótona del ruido linealmente filtrado

Los datos de prueba se obtienen al aplicar un filtro no lineal estático y monótono a la serie original generada por un proceso ARMA.

3. MÉTODO

El método empleado para el análisis es el siguiente:

- *Conversión de una serie temporal no estacionaria* en una señal estacionaria aplicando el algoritmo de Box-Jenkins de la primera diferencia.
- Cálculo de la dimensión de embebimiento (m) y el tiempo de retardo (τ) a través del algoritmo de falsos vecinos y auto correlación respectivamente, variables necesarias para el funcionamiento del estadístico de dimensión de correlación, dado que este opera sobre el atractor del sistema que genera la serie, lo que no es necesario para estimar los estadísticos: información mutua promedio (AMI) y Complejidad de Lempel Ziv.
- *Generación de sustitutos* de acuerdo a los algoritmos propuestos por Theiler [5], quienes conservan ciertas características de la serie original y a la vez se comportan consistentes con las hipótesis a evaluar [35].
- *Algoritmo 0:* Se aleatorizan los datos, este proceso destruirá cualquier correlación temporal. Los sustitutos tendrán la misma distribución de probabilidades que los datos.

- **Algoritmo 1:** Para generar estos sustitutos se toma la transformada discreta de Fourier de los datos y se aleatoriza la fase para obtener una transformada inversa real. El sustituto es la inversa de esta nueva transformada de Fourier. Al aleatorizar las fases para mantener la amplitud, los sustitutos tendrán el mismo espectro de potencia (y por lo tanto autocorrelación) que los datos, pero el determinismo no lineal desaparece.
- **Algoritmo 2:** El procedimiento se inicia con el conjunto de datos \bar{Z} , se genera un conjunto de datos gaussianos \bar{Y} y se reordena \bar{Y} para que tenga la misma distribución de rangos que la serie original \bar{Z} . A continuación se aplica el algoritmo de generación de sustitutos 1 a \hat{Y} (ya sea por intercambio o preferiblemente aleatorizaron las fases de la transformada de Fourier para \hat{Y}). Finalmente reordene el dato original \bar{Z} para crear un sustituto \bar{S}_i que tiene el mismo rango de distribución que \bar{Y} .
- **Presentación de los resultados**, para esto se calculan los estadísticos de prueba: información mutua promedio (AMI) y Complejidad de Lempel Ziv, posteriormente se construye la distribución con los resultados que arrojan los estadísticos aplicados sobre los sustitutos, también se calcula el valor del estadístico sobre la serie original y se comparan resultados aceptando o rechazando la hipótesis.

3. MATERIALES

Las serie empleadas para el análisis fue la primera posición del precio del Oro tomado de manera diaria en la bolsa de Londres, medido en dólares por onza, la cual cuenta con 7.911 datos y fue obtenida de www.bloomberg.com.

4. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

El análisis de cada serie de tiempo en este trabajo se hizo a partir de particiones de la misma, por tramos de 120, 240, 1.200, 2.400, 4.800 y 9.600 datos; cada tramo representa medio año, un año, cinco años, diez años, veinte años y de veinte a cuarenta años respectivamente; para extraer cada tramo de cada una de las series se ubicó en la mitad de las mediciones de cada señal original, de allí se seleccionó la misma proporción de datos a derecha e izquierda. Es decir la serie del oro cuenta con un total de 7911 mediciones, para generar una señal con 120 datos, se procede a ubicar el dato 3955 y de allí se

seleccionan 60 datos a la derecha y 60 datos a la izquierda.

Antes de iniciar el análisis es necesario definir el número total de sustitutos que deben ser generados, esto se determina a través de la metodología propuesta por Theiler y Prichard [38], en la cual $M = (2/\alpha) - 1$, donde M es el número de sustitutos y α es la probabilidad de falsos rechazos y está relacionada con el nivel de confianza de la prueba $1 - \alpha$. Para este análisis el nivel de confianza es del 95%, siendo $\alpha = 0.05$ de esta manera $M = 39$ sustitutos y las series a procesar serán $M + 1 = (2/\alpha)$. Así la probabilidad de que se rechace la hipótesis cuando esta es cierta es $\alpha = 100\%$, para este caso rechazar la hipótesis se refiere a que la estadística de los datos es mayor o menor que el conjunto de estadísticos de los sustitutos, este tipo de prueba se conoce como prueba de dos datos.

En la figura 2 se puede observar como las propiedades estadísticas de la señal original no son constantes a través del tiempo y como estas se estabilizan en la serie transformada en estacionaria, condición necesaria para el respectivo análisis [5].

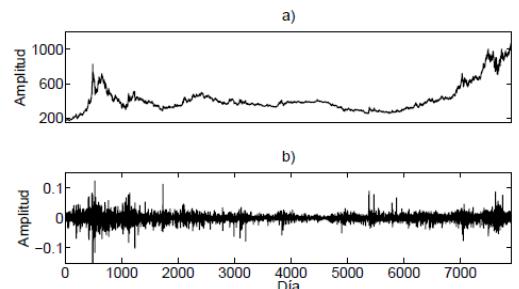


Figura 2. Serie temporal del oro original
 a) Serie temporal original del precio del oro
 b) Serie temporal del oro transformada en estacionaria

Para el cálculo del tiempo de retardo de la series del precio del oro se utilizó la función no lineal llamada Información Mutua Promedio (AMI), concluyendo que este estadístico no arrojó resultados, dado que no se pudo observar con claridad el primer mínimo de la curva, condición necesaria para detectar el valor del (τ) ; por esta razón se utilizó la auto correlación.

En la figura 3 se aprecia la gráfica de auto correlación contra el tiempo de retardo (τ) para cada una de las seis series del precio del oro analizadas de 120, 240, 1.200, 2.400, 4.800 y 7.911 datos. El tiempo de retardo se define cuando la función de auto correlación toma el valor de cero; para estos casos el (τ) es igual a 1.

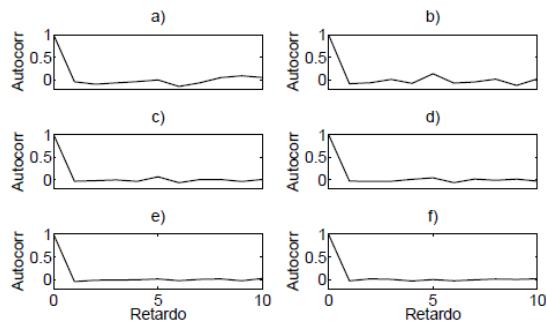


Figura 3. Función de autocorrelación
a) 120 datos, b) 240 datos, c) 1200 datos, d) 2400 datos,
e) 4800 datos, f) 7911 datos.

Se calcula el porcentaje de falsos vecinos que hay para cada serie analizada del precio del oro dependiendo de la dimensión de embebimiento (m), (Tabla 1). Obsérvese que para la señal 1, se toma una dimensión de embebimiento $m = 6$, donde la geometría del atractor queda descubierta y nada nuevo surgirá si se aumentan las dimensiones [24]. Un $m = 6$ implica que hay 6 grados de libertad o 6 ecuaciones diferenciales que gobiernan la evolución de las variables dinámicas. Cuando el número de falsos vecinos cae a cero, indica a partir de cual dimensión el atractor queda sin auto intersecciones, cabe anotar que a medida que aumenta la longitud de las señales, la dimensión de embebimiento aumenta.

	Dimensión														
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
Señal 1	89,08	50,85	17,09	8,62	3,48	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Señal 2	92,83	60,50	23,21	9,32	5,11	0,85	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Señal 3	97,10	76,42	43,69	19,23	8,62	2,68	0,50	0,34	0,17	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Señal 4	98,74	83,03	50,98	24,12	9,52	3,97	1,21	0,54	0,13	0,08	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Señal 5	99,12	87,68	58,64	30,50	14,12	5,90	2,38	1,09	0,44	0,33	0,13	0,08	0,04	0,02	0,00
Señal 6	99,53	89,79	61,78	33,24	15,23	5,78	2,19	0,92	0,37	0,20	0,18	0,09	0,05	0,03	0,01

Tabla 1. Porcentaje de falsos vecinos para la señal del oro

Se generan los datos sustitutos para cada una de las seis series, en las figuras 4 se hace referencia a la señal uno (120 datos) en donde se aprecia la serie original del precio del oro y los sustitutos generados con cada algoritmo. Al observar detenidamente, el sustituto generado por el algoritmo 2, se aprecia que tiene mayor similitud con la serie original.

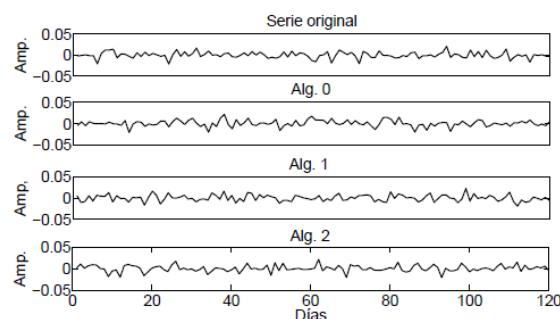


Figura 4. Datos sustitutos del oro señal 1

En las siguientes figuras se compara la auto correlación y la distribución de frecuencia de la serie original (línea en negrilla) con un sustituto generado con cada uno de los algoritmos. En la figura 5 se observa que la auto correlación no es igual para ambas series, pero la distribución de frecuencia es igual. En la figura 6 se aprecia que la auto correlación es igual para las series, pero la distribución de frecuencia difiere para ambas. En la figura 7 se evidencia que la auto correlación y la distribución de frecuencia es igual para ambas series.

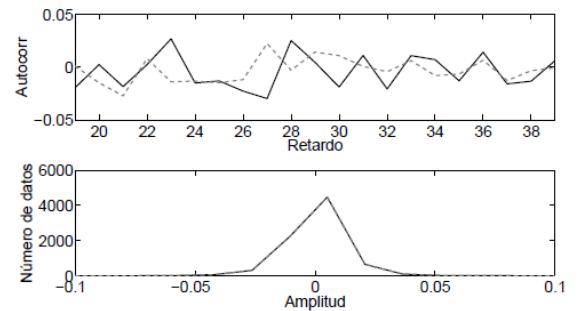


Figura 5. Autocorrelación y distribución de frecuencias con el algoritmo 0.

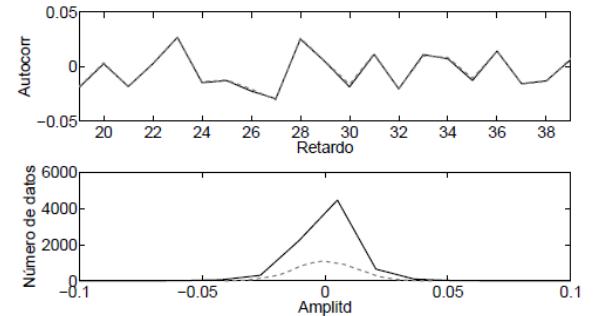


Figura 6. Autocorrelación y distribución de frecuencias con el algoritmo 1.

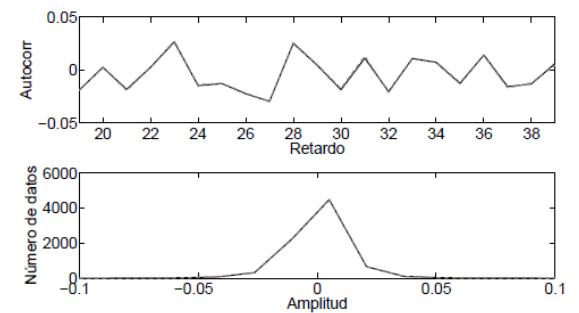


Figura 7. Autocorrelación y distribución de frecuencias con el algoritmo 2.

La figura 8 presenta gráficamente el tercer estadístico (suma de correlación) utilizado para validar la hipótesis del algoritmo 0. Esta imagen exhibe la distribución de probabilidad como una gráfica de contorno para los 39

sustitutos y una línea gruesa que representa los datos originales (línea en negrilla); los resultados de este estadístico para la señal 3, en el algoritmo 0, se obtuvieron con $\tau = 1$ y $m = 14$; para aceptar la hipótesis la línea que representa los datos debe estar dentro del contorno de los sustitutos y conservar su pendiente.

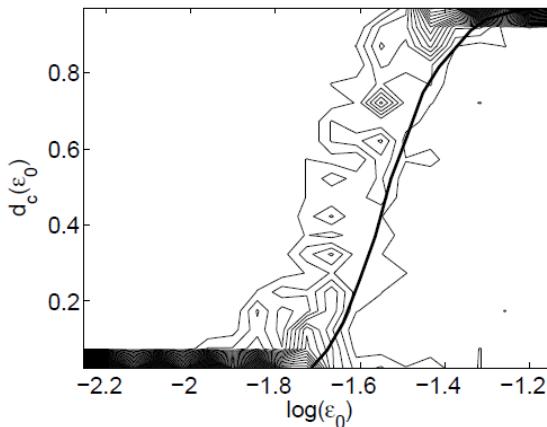


Figura 8. Curva de correlación algoritmo 0 señal 3.

Se efectúa el cálculo de los estadísticos información mutua promedio (AMI) y complejidad de Lempel-Ziv para cada señal de la serie del precio del oro, con los algoritmos 0, 1 y 2 respectivamente, a su vez se indica el valor máximo y mínimo que arroja cada uno de los estadísticos para los sustitutos y el valor para los datos originales. En la tabla 2, se muestra el resumen de los resultados para las señales con el algoritmo 0.

Señal	Alg0			Complejidad		
	MAX	MIN	DATOS	MAX	MIN	DATOS
1	Inf	0,29603	0,444613	1,266263	1,093591	1,151148
2	0,213148	0,099162	0,155477	1,218979	1,054252	1,087197
3	0,062243	0,037195	0,080678	1,08255	1,031406	1,065502
4	0,038529	0,026455	0,059642	1,076095	1,029308	1,052702
5	0,017964	0,011499	0,041551	1,054736	1,024164	1,031807
6	0,01051	0,005737	0,050674	1,04447	1,024825	1,028099

Tabla 2. Resultados batería de estadísticos con el algoritmo 0

La hipótesis 0 para la señal 1 se acepta con las tres estadísticas, de acuerdo a estos resultados se puede concluir que la serie 1 tiene un comportamiento como ruido i.i.d; cabe notar que la complejidad de Lempel-Ziv es cercana a 1 para los sustitutos generados por el algoritmo 0, lo cual concuerda con ruido independiente e idénticamente distribuido. La hipótesis del algoritmo 1 para la señal 1 es aceptada de acuerdo a la suma de correlación y la complejidad de Lempel-Ziv, lo cual es consistente con la aceptación que tuvo la hipótesis 0 con estos dos estadísticos; no sucede lo mismo con el estadístico AMI que acepta la hipótesis 0 y luego rechaza la hipótesis 1, esto no debe suceder, la aceptación de la hipótesis 0 implica la aceptación de la hipótesis 1 y 2, ó la aceptación de la hipótesis 1 implica la aceptación de la hipótesis 2. Casos en los cuales aceptar la hipótesis 0 y

rechazar la 1, ó aceptar la 1 y rechazar la 2, da lugar a un falso positivo, ó falso negativo. Como lo define (Theiler 1992) el algoritmo 0 es contenido en el algoritmo 1 y este a su vez es contenido en el algoritmo 2 [5]. Para este caso se presenta una inconsistencia con el estadístico AMI. La hipótesis del algoritmo 2 es aceptada por los tres estadísticos lo cual se ajusta a los lineamientos y estructura de la metodología de datos sustitutos.

Para la señal 2 ocurre la misma situación que se dio para la serie 1, esta converge a un comportamiento de ruido independiente e idénticamente distribuido. En la señal 3, los tres estadísticos aceptan la hipótesis del algoritmo 2 permitiendo concluir en primera instancia que la serie se comporta como una transformación no lineal de un proceso gaussiano lineal estocástico. El estadístico de suma de correlación y la complejidad de Lempel-Ziv aceptan las hipótesis del algoritmo 0 y 1, lo que no ocurre con el estadístico AMI, el cual puede detectar una diferencia entre los datos y los sustitutos, esta diferencia se debe ver en detalle teniendo en cuenta el valor que arroja el estadístico para los datos y los sustitutos. Las señales 4 y 5 obtuvieron los mismos resultados de aceptación y rechazo de las hipótesis; las hipótesis de los 3 algoritmos fueron aceptadas por los estadísticos suma de correlación y la complejidad de Lempel-Ziv, pero fueron rechazadas por el estadístico AMI, esto evidencia la necesidad de ampliar las baterías estadísticas y plantear otras pruebas de hipótesis. La señal 6 muestra resultados inconsistentes con la metodología al aplicar dos estadísticos, la suma de correlación y el AMI.

5. CONCLUSIONES

La serie del precio del oro muestra un comportamiento gaussiano lineal estocástico, lo cual se deriva en términos de procesamiento de la señal en una dificultad al momento de comprobar e interpretar los datos a causa del ruido intrínseco del sistema, la transitoriedad de los patrones o una combinación de ambos, en términos financieros corrobora los métodos de evaluación financiera desarrollados por el análisis fundamental.

6. BIBLIOGRAFÍA

- [1] M. Matilla García, Análisis de series bursátiles a partir de la Teoría de Caos, curso de verano Pontevedra
- [2] C. Monroy, Teoría del Caos, Tecnologías emergentes de cómputo, Computec, pp. 183, 1998.
- [3] C. Kyrtsov, W.C. Labys and M. Terraza, Noisy Chaotic Dynamics in Commodity Markets, Empirical Economics, Vol 29, pp 489 - 502, 2004.
- [4] Peters, Edgar E., Chaos and order in the capital markets. (John Wiley & Sons, Inc. New York), ISBN 0-471-13938-6, pp. 271, 1.991.
- [5] J. Theiler, B. Galdrikian, A. Longtin, S. Eubank, & J.D. Farmer, Testing for nonlinearity in time series: The method of surrogate data, Physica Vol. 58, pp. 77-94, 1.992.