Industrial Data
ISSN: 1560-9146
ISSN: 1810-9993
industrialdata@unmsm.edu.pe
Universidad Nacional Mayor de San Marcos
Perú

Bazán Ramírez, Wilfredo
Fundamentos para pronosticar una serie de tiempo estacionaria con información de su propio pasado
Industrial Data, vol. 23, núm. 1, 2020, -Junio, pp. 207-228
Universidad Nacional Mayor de San Marcos
Lima, Perú

DOI: https://doi.org/10.15381/idata.v23i1.16504

Revista Industrial Data 23(1): 207-228 (2020)
DOI: http://dx.doi.org/10.15381/idata.v23i1.16504

ISSN: 1560-9146 (Impreso) / ISSN: 1810-9993 (Electrónico)
Facultad de Ingeniería Industrial - UNMSM

Fundamentos para pronosticar una serie de tiempo estacionaria con información de su propio pasado

WILFREDO BAZÁN RAMÍREZ [1]

RECIBIDO: 30/07/2019 ACEPTADO: 23/09/2020 PUBLICADO: 16/10/2020

RESUMEN

Dado que el comportamiento del mercado es volátil, la presente investigación pretende coadyuvar a que inversionistas y organizaciones empresariales puedan realizar pronósticos con certeza y, en consecuencia, con el mínimo error posible, a fin de lograr el éxito en la gestión de sus proyectos y operaciones. Elementos como la tasa de inflación, el tipo de cambio, el precio de las acciones, los resultados económicos financieros, las ventas, entre otras variables, son preocupaciones para los inversionistas. Estos instrumentos financieros, por su estructura de datos, corresponden a las series de tiempo, las cuales toman valores o realizaciones, precisamente, a lo largo del tiempo y, a la vez, están espaciadas cronológicamente. El comportamiento previo es utilizado para pronosticar el valor de la serie, su rendimiento y volatilidad. Y ello debe considerar que pronosticar con las técnicas tradicionales tiene riesgos de imprecisión, por lo que es necesario hacerlo con modelos econométricos por su robustez y precisión, también conocidos como modelos univariados de series de tiempo.

Palabras clave: series de tiempo; estacionariedad; raíz unitaria; ruido blanco; varianza.

INTRODUCCIÓN

Los riesgos negativos que afectan a las organizaciones empresariales requieren ser gestionados, ello con el fin de planificar respuestas que los eviten, transfieran, mitiguen o, de ser necesario, los acepten. Lledó (2017) se interesa en cuantificar la probabilidad de ocurrencia (%) y el impacto ($) con el objetivo de identificar los riesgos y jerarquizar la atención de los mismos. La preocupación recurrente de las organizaciones, según Berk y DeMarzo (2008), surge cuando invierten en proyectos o instrumentos financieros, como bonos y acciones, o cuando se ven afectadas por la inflación y el tipo de cambio, entre otras variables, por lo cual es importante que los inversionistas y las organizaciones busquen estimar el futuro (Hanke y Wichern, 2010) y, a su vez, sean lo más certeros posible, con miras a planificar sus procedimientos. Esto considerando que un buen pronóstico garantiza la continuidad de sus operaciones en este sistema volátil, competitivo, cambiante y disruptivo.

Por otra parte, Mun (2016) señala lo siguiente:

> Pronosticar es el acto de predecir el futuro; ya sea en base a en [sic] datos históricos o en una simple especulación sobre el futuro, en caso de que los datos no existan. Cuando se cuenta con datos históricos, es recomendable hacer una aproximación estadística o cuantitativa; mientras que, si se carece de estos datos, el único recurso es un juicio de valor o un acercamiento cualitativo (p. 429).

Sobre esto, Court y Rengifo (2011) sostienen que, en las finanzas, se trata de pronosticar el rendimiento y la volatilidad esperados de algún instrumento financiero.

1 Magíster en Finanzas e ingeniero industrial por la Universidad Nacional Federico Villarreal (Lima, Perú). Actualmente, es analista de Telefónica del Perú S. A. A. y docente contratado de la Escuela Profesional de Ingeniería Agroindustrial de la Facultad de Ingeniería Industrial y de Sistemas de la Universidad Nacional Federico Villarreal con certificaciones de PMP y CQRM. (Lima, Perú).
ORCID: https://orcid.org/0000-0002-2685-8254
E-mail: wbazan@unfv.edu.pe

En el marco de la era de la digitalización, para este estudio, se buscó pronosticar tanto el rendimiento como la volatilidad de las acciones de Telefónica de España S. A. (TEF), la cual, según Álvarez-Pallete (14 de mayo de 2018), presidente de dicha institución, en una carta dirigida a los accionistas, es una empresa tecnológica de la que analistas financieros reconocen su visión y su gran fundamento. En sintonía con esto, se consideraron los precios de cierre ajustado de las acciones de TEF que se cotizaron en la Bolsa de Nueva York (New York Stock Exchange, NYSE) y se analizó el comportamiento del precio de cierre desde el 2 de enero del año 2000 hasta el 1 de agosto de 2018. El punto aquí es que el precio de cierre de TEF toma un valor o una realización a lo largo de un horizonte de tiempo, por lo que, en las especificaciones financieras, se considera un tipo de muestra de series de tiempo o series cronológicas. Estas, en palabras de Ramón y López (2016), se definen como

> […] una secuencia de datos, observaciones o valores, medidos en determinados momentos del tiempo, ordenados cronológicamente y, normalmente, espaciados entre sí de manera uniforme. El análisis de series temporales comprende métodos que ayudan a interpretar este tipo de datos, extrayendo información representativa, tanto referente a los orígenes o relaciones subyacentes como a la posibilidad de extrapolar y predecir su comportamiento futuro (p. 12).

En la Figura 1, se observa el comportamiento de los precios de cierre de las acciones de TEF, es decir, se aprecia a niveles, además, aún no está convertido en serie estacionaria. Tomando en cuenta los componentes de las series de tiempo, esta presenta tendencia y tiene un comportamiento volátil o irregular. Vale añadir, siguiendo a Gujarati y Porter (2010), que cuando una serie temporal es no estacionaria, la media, la varianza o ambas son variantes en el tiempo.

Componentes de una serie de tiempo

Newbold, Carlson y Thorne (2008**)** sostienen que las series temporales tienen cuatro componentes: tendencial, estacional, cíclico e irregular. Cuando se presenta el componente irregular, las series temporales siguen una ruta aleatoria y, como han señalado Gujarati y Porter (2010), del mismo modo se comportan los precios de valores o los instrumentos financieros (por ejemplo, las acciones o las tasas de cambio). Si una serie de tiempo original es

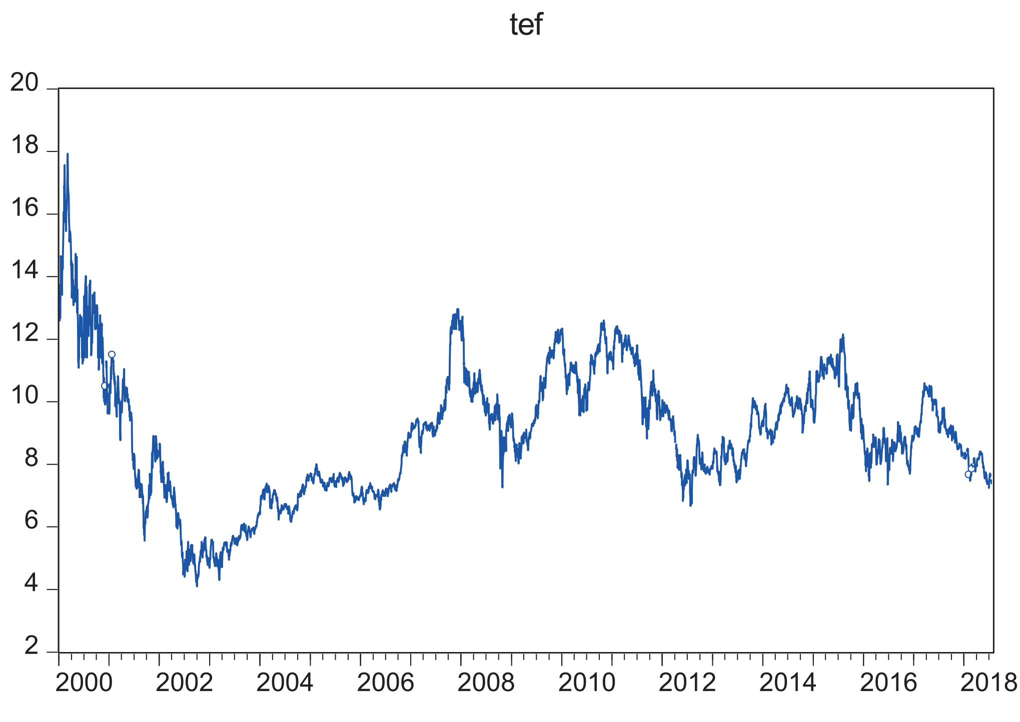


Figura 1. Comportamiento de la serie de precios de cierre de las acciones de TEF.
Fuente: Elaboración propia.

no estacionaria, solo podría estudiarse su comportamiento durante algún periodo en consideración.

> Por tanto, cada conjunto de datos perteneciente a la serie de tiempo corresponderá a un episodio particular. En consecuencia, no es posible generalizar para otros periodos. Así, para propósitos de pronóstico, tales series de tiempo (no estacionarias) tienen poco valor práctico (p. 741).

Entonces, es necesario que las series iniciales se conviertan en estacionarias. No obstante, antes de continuar, es importante definir algunos conceptos.

Procesos estocásticos y estacionariedad

Se describe al proceso estocástico como

> […] una secuencia de números aleatorios. El proceso estocástico se escribirá como $\{y_i\}$ para i = 1, 2… Si este índice representa tiempo, el proceso estocástico se llamará serie de tiempo. Si se asigna un posible valor de *y* por cada *i* se estará construyendo una posible realización del proceso estocástico (Court y Rengifo, 2011, p. 400).

Herrera (2013) ha cuestionado el uso de los modelos tradicionales con aproximaciones lineales, considerándolos poco eficientes y de aplicabilidad limitada; por ello, resalta el uso del modelo de procesos estocásticos, que permite derivar series temporales con mayor capacidad para identificar los pormenores de datos ocultos. Por otra parte, Ramón y López (2016) señalan que "un proceso estocástico es un concepto matemático que sirve para caracterizar una sucesión de variables aleatorias (Y_t) que evolucionan en función de otra variable, generalmente el tiempo" (p. 63). De acuerdo con estos autores, cada variable del proceso es aleatoria y pueden o no relacionarse entre sí.

> Cada una de las variables Y_t que configuran un proceso estocástico tendrá su propia función de distribución con sus correspondientes momentos. Asimismo, cada conjunto de variables tendrá su correspondiente función de distribución conjunta y sus funciones de distribución marginales. Habitualmente, conocer esas funciones de distribución resulta complejo de forma que, para caracterizar un proceso estocástico, basta con especificar la media y la varianza para cada y_t y la covarianza para variables referidas a los distintos valores de *t*:
>
> $$\mu_t = E(y_t) \quad \text{(Ec. 1)}$$
>
> $$\gamma_0 = Var(y_t) = E\left[\left(y_t - \mu_t\right)^2\right] \quad \text{(Ec. 2)}$$
>
> $$\gamma_{t,s} = Cov(y_t, y_s) = E\left[(y_t - \mu_t)(y_s - \mu_s)\right] \quad \text{(Ec. 3) (p. 63)}$$

Estos autores identifican dos tipos de estacionariedad: proceso estocástico estacionario en sentido fuerte y proceso estocástico estacionario en sentido débil. Para el primer proceso, los cuatro momentos de las distribuciones conjuntas son constantes o invariantes con respecto a un desplazamiento en el tiempo. Para el segundo, solo los dos primeros momentos, vale decir, la esperanza matemática y la varianza de las variables aleatorias, son constantes y no dependen del tiempo, mientras que las covarianzas entre dos variables aleatorias de periodos distintos dependen únicamente del tiempo transcurrido entre ellas mismas.

Villalba y Flores-Ortega (2014), al analizar el comportamiento de la volatilidad del índice de precios y cotizaciones (IPC) del mercado bursátil mexicano, con el fin de estimar la tendencia de los precios de las acciones que lo componen, verificaron la importancia de la estacionariedad en dichas series, las cuales fueron trasformadas cuando aplicaron una diferencia logarítmica para convertirlas en rendimientos continuos y estacionarios.

Hossain, Kamruzzaman y Ali (2015) exploraron un modelo estadístico adecuado para resolver la estimación futura del volumen de acciones mediante datos de volúmenes de existencias diarios de la Dhaka Stock Exchange (DSE), utilizando para ello el diagrama de series temporales para explorar los datos. Sin embargo, la trama de la serie de tiempo transgredió la tendencia original y no se pudo eliminar la variación irregular de la serie de datos. Posteriormente, diferenciaron la serie mostrando la media constante, pero no la varianza. Para demostrar el estado estacionario de la serie, utilizaron la prueba de Dickey-Fuller Aumentada (DFA), siendo significativa al 5%. Por tanto, en un primer momento, las series de datos a niveles no son estacionarias y, después de diferenciarlas, se encuentra que las series sí son estacionarias, de acuerdo a las pruebas de DFA para pruebas de raíz unitaria.

Larios-Meoño, González-Taranco y Álvarez (2016) se refieren a la estacionariedad de las series de tiempo, y concluyen que, luego de comprobarse su presencia en variables económicas y financieras de uso frecuente en el Perú —como el índice general de la Bolsa de Valores, la renta de factores, los términos de intercambio y el consumo privado—, las predicciones serán útiles, porque sus resultados tendrán consistencia; en caso contrario, dichos resultados no tendrían credibilidad y, por tanto, serían espurios. Los autores agregan además que

> Las series son sometidas a esta verificación mediante correlogramas y el test de raíz unitaria de Dickey-Fuller Aumentado. Para llevar a cabo esta tarea, los datos de las series son ajustados a modelos autorregresivos (AR), de media móvil (MA) y de caminata aleatoria o Random Walk, con el propósito de simular, por ejemplo, condiciones de no estacionariedad que luego son confirmadas por los distintos indicadores obtenidos en esta evaluación. Finalmente, en caso de encontrar series no estacionarias, se propone eliminar esta condición con procesos de diferenciación (s/p).

Este tipo de series, como las producidas por las variables financieras de la TEF, no pueden ser modeladas con las técnicas de pronóstico tradicionales, sino con modelos de series de tiempo univariados o ARIMA (modelos autorregresivos integrados de medias móviles), conocidos también como metodologías Box-Jenkins; además, Box, Jenkins y Reinsel (2008) sostienen la necesidad de que las series sean estables en el tiempo. La metodología indicada consiste en cuatro pasos: la identificación, la estimación, la validación y el pronóstico.

En la identificación, se verifica si la serie es estacionaria con pruebas de raíz unitaria (RU) y si tiene ruido blanco o memoria para poder pronosticar. Dado que la serie de precios de cierre de las acciones de TEF no es estacionaria, se tiene que diferenciarla para estabilizarla. En la Figura 2, se puede apreciar la serie estabilizada.

Esta investigación tiene por objetivo pronosticar series de tiempo univariadas a partir de su propio comportamiento pasado, para lo cual se necesita estabilizar, vale decir, convertir en estacionarias tanto a la media como a la varianza, a fin de que puedan ser modeladas con las metodologías de Box y Jenkins. Tomando el caso específico de TEF, este estudio busca determinar cómo influye la diferenciación en el rendimiento constante de sus acciones, resolviendo, para este propósito, cómo influye la diferenciación del precio de cierre en el rendimiento constante de sus acciones, en su volatilidad constante y en su autocorrelación.

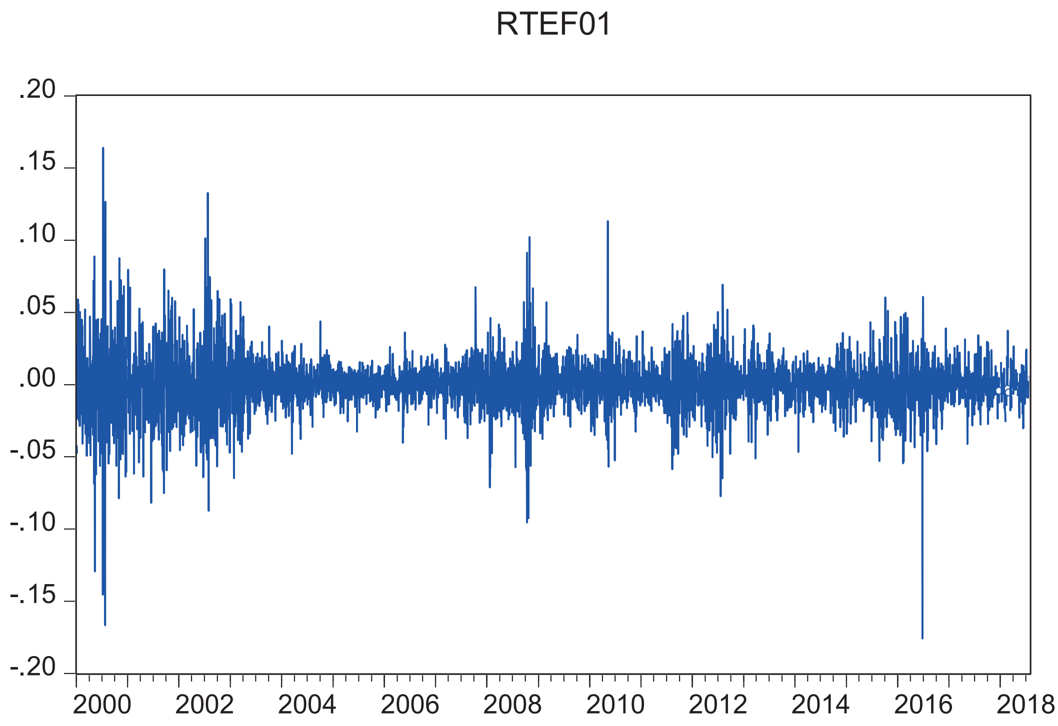


Figura 2. Estabilización de la media y la varianza de las diferencias de los retornos de TEF.

Fuente: Elaboración propia.

El estudio se justifica en su objetivo de evitar o reducir los riesgos negativos que afectan a inversionistas y organizaciones empresariales que invierten en proyectos y/o instrumentos financieros, como, en este caso, las acciones de TEF, una empresa tecnológica que posee gran fortaleza. Por esta razón, es conveniente pronosticar el precio, el rendimiento y la volatilidad de sus acciones que se cotizan en la NYSE, debido a que su movimiento bursátil es mayor comparado al de la Bolsa de Valores de Lima.

METODOLOGÍA

Este análisis pretende explicar el comportamiento de una serie temporal, mediante la estabilización de su media y su varianza, con el fin de pronosticar los retornos y la volatilidad diaria de los precios de cierre ajustado de las acciones de la compañía Telefónica de España S. A. (TEF) que operan en la Bolsa de Nueva York (NYSE).

La unidad de análisis la constituyen las acciones de TEF. La población es representada por las plazas donde la empresa cotiza sus acciones, las cuales pueden ser consultadas en su propio sitio web (https://www.telefonica.com/es/web/shareholders-investors/la_accion/presencia-en-bolsas). De acuerdo con Telefónica (2018), esta tiene presencia en las siguientes plazas: Buenos Aires, Lima, Londres, Madrid y Nueva York. El tamaño de muestra abarca las acciones de TEF entre el 3 de enero del 2000 y el 1 de agosto de 2018, tomadas del sitio web https://es.finance.yahoo.com/quote/TEF/history?p=-TEF, de la plaza de la NYSE. Para la selección de la muestra, se dificultó el acceso a todas las observaciones, pero investigaciones científicas recomiendan la mayor cantidad de observaciones. En este caso, se investigó a partir de 4848 observaciones del precio de cierre de las cotizaciones diarias que están entre el 3 de enero del 2000 y el 1 de agosto de 2018, obteniendo, por tanto:

- Muestras no aleatorias
- Muestras por conveniencia o intencional

Los criterios para la selección de la muestra fueron considerados por la fácil accesibilidad para la obtención de los datos del sitio web https://es.finance.yahoo.com/quote/TEF/history?p=TEF.

Para modelar el comportamiento del activo financiero de TEF, solo bastó realizar una diferencia a la serie original para convertirla en estacionaria. Entonces, la serie estacionaria fue el resultado de la diferencia de los logaritmos de los precios de cierre de un periodo contra el precio de cierre de un periodo anterior, de acuerdo a la siguiente fórmula:

$$r_n = Ln\left(\frac{P_t}{P_{t-1}}\right) = Ln(P_t) - Ln(P_{t-1}). \text{ (Ec. 4)}$$

Para obtener los rendimientos de este activo financiero, mediante el *software* EViews 10, se generó una variable con el comando GENR rtef01 = dlog(tef01), que es el cálculo de la diferencia logarítmica de la serie original, cuya variable fue denominada tef01. En razón de la Figura 2, primero, se realizó un análisis gráfico y se concluyó que la serie rtef01 es estacionaria, pero fue necesario comprobarlo matemáticamente con las pruebas de raíz unitaria (RU).

Ahora, si $x_t = \alpha x_{t-1} + \varepsilon_t$ es un proceso estacionario,

$$\sigma^2_{x_t} = \alpha^2 \sigma^2_{x_{t-1}} + \sigma^2_{\varepsilon} \rightarrow \sigma^2_{x_t} - \alpha^2 \sigma^2_{x_t} = \sigma^2_{\varepsilon} \rightarrow \sigma^2_{x_t}(1-\alpha^2) = \sigma^2_{\varepsilon} \quad \text{(Ec. 5)}$$

$$\sigma^2_{x_t} = \frac{\sigma^2_{\varepsilon}}{(1-\alpha^2)} \text{ (Ec. 6)}$$

Si = 1, el proceso no es estacionario (raíz unitaria).

Si α > 1, el proceso es explosivo.

Si α < 1, el proceso es estacionario.

Entonces, se procedió a realizar las pruebas de raíz unitaria con la prueba de Dickey-Fuller Aumentada (DFA), la que, a decir de Bello (2018), es uno de los exámenes más utilizados. Sobre esta prueba, se agrega, «en un nivel formal, la estacionariedad [la cual] se verifica averiguando si la serie de tiempo contiene una raíz unitaria» (Gujarati y Porter, 2010, p. 768), y, en este caso:

H_0: $\phi = 0$; x_t tiene raíz unitaria (al menos una) → x_t es serie no estacionaria.

H_1: $\phi < 0$; x_t no tiene raíz unitaria → x_t es serie estacionaria. La serie es I(0).

I(d), expresa la cantidad de veces que una serie temporal deberá diferenciarse para convertirse en estacionaria.

RESULTADOS

Se presentan, a continuación, los resultados, aplicando las pruebas de la metodología Box-Jenkins o ARIMA. Esta metodología, formalizada por George Box y Gwilym Jenkins en 1976, se basa en que las series temporales que intentan pronosticar tienen como punto de apoyo a los procesos estocásticos caracterizados mediante un modelo. Meléndez (2017) sostiene que, al intentar pronosticar con este modelo, se presentan los siguientes pasos a través de escenarios de ensayo y error:

0. Evaluación de la estacionariedad
1. Identificación
2. Estimación
3. Validación
4. Pronóstico

Interpretación 1

De acuerdo a la Figura 2, se buscó comprobar que la serie diferenciada fuera estacionaria, para esto, se realizó la prueba de RU con la prueba de Dickey-Fuller Aumentada (DFA). En este caso, el objetivo fue rechazar la hipótesis nula, vale decir, que la serie tuviera al menos una raíz unitaria. Las pruebas indicaron la no presencia de raíz unitaria, según la comparación entre el estadístico de la prueba de Dickey-Fuller Aumentada y los distintos valores críticos de MacKinnon. Se dice que una serie presenta RU si algunos de los valores críticos en valores absolutos de MacKinnon son mayores que el estadístico de la prueba DFA en valores absolutos. En este caso, el valor de la DFA es igual a |42.39815|, por lo que es mayor que cualquiera de los valores críticos, al 1% = |2.565457|, 5% = |1.940892| y 10% = |1.616654|, lo que significa que la serie no presenta raíz unitaria y, por tanto, es una serie estacionaria. Los resultados se muestran en la Figura 3 y se comprueba con la primera diferencia que la serie es estacionaria.

Interpretación 2

Dentro de la fase de identificación, además de la comprobación de que la serie sea estacionaria, se verificó que la serie no tuviera ruido blanco, es decir, que tenga memoria. Este es un proceso aleatorio, ya que su media es igual a cero, su varianza es constante y la autocovarianza es igual a cero; con este proceso que no tiene memoria no podría pronosticarse una serie de tiempo con la

Series: RTEF Workfile: COTIZ_HISTORICOS TEF 03 ENE...

View Proc Object Properties Print Name Freeze Sample Genr Sheet Graph Stats

Augmented Dickey-Fuller Unit Root Test on RTEF

		t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic		-42.39815	0.0001
Test critical values:	1% level	-2.565457	
	5% level	-1.940892	
	10% level	-1.616654	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
Dependent Variable: D(RTEF)
Method: Least Squares
Date: 06/11/19 Time: 22:07
Sample (adjusted): 1/13/2000 8/01/2018
Included observations: 4675 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
RTEF(-1)	-1.095889	0.025848	-42.39815	0.0000
D(RTEF(-1))	0.084405	0.020768	4.064185	0.0000
D(RTEF(-2))	0.042516	0.014631	2.905918	0.0037

R-squared	0.506238	Mean dependent var	2.87E-05
Adjusted R-squared	0.506027	S.D. dependent var	0.026167
S.E. of regression	0.018391	Akaike info criterion	-5.153264
Sum squared resid	1.580214	Schwarz criterion	-5.149124
Log likelihood	12048.75	Hannan-Quinn criter.	-5.151808
Durbin-Watson stat	1.998561		

Figura 3. Prueba de raíz unitaria con la prueba de Dickey-Fuller Aumentada (DFA).

Fuente: Elaboración propia.

metodología Box-Jenkins o ARIMA, sino con procesos estocásticos, como el movimiento geométrico browniano (MGB) o con los modelos de la familia ARCH-GARCH. Cuando una serie tiene memoria, se usará su pasado para pronosticar la serie.

$\{\mathcal{E}_t\}_{t=1}^{T}$ → es un proceso ruido blanco si

$$(\varepsilon_t) = 0, \forall t \qquad \text{(Ec. 7)}$$

$$E(\mathcal{E}_t^2) = V(\mathcal{E}_t) = \sigma_{\mathcal{E}}^2, \forall t \qquad \text{(Ec. 8)}$$

$$E(\mathcal{E}_t, \mathcal{E}_{t+\tau}) = \gamma_{\tau} = 0, \forall t,\ \tau \neq 0 \qquad \text{(Ec. 9)}$$

Es este caso, se buscó validar que la serie tuviera memoria con correlogramas, el estadístico Ljung-Box y el *p*-valor, tal como se aprecia en los resultados contenidos en la Figura 4.

Validación de ruido blanco (PH)

Estadístico Q-prueba conjunta:

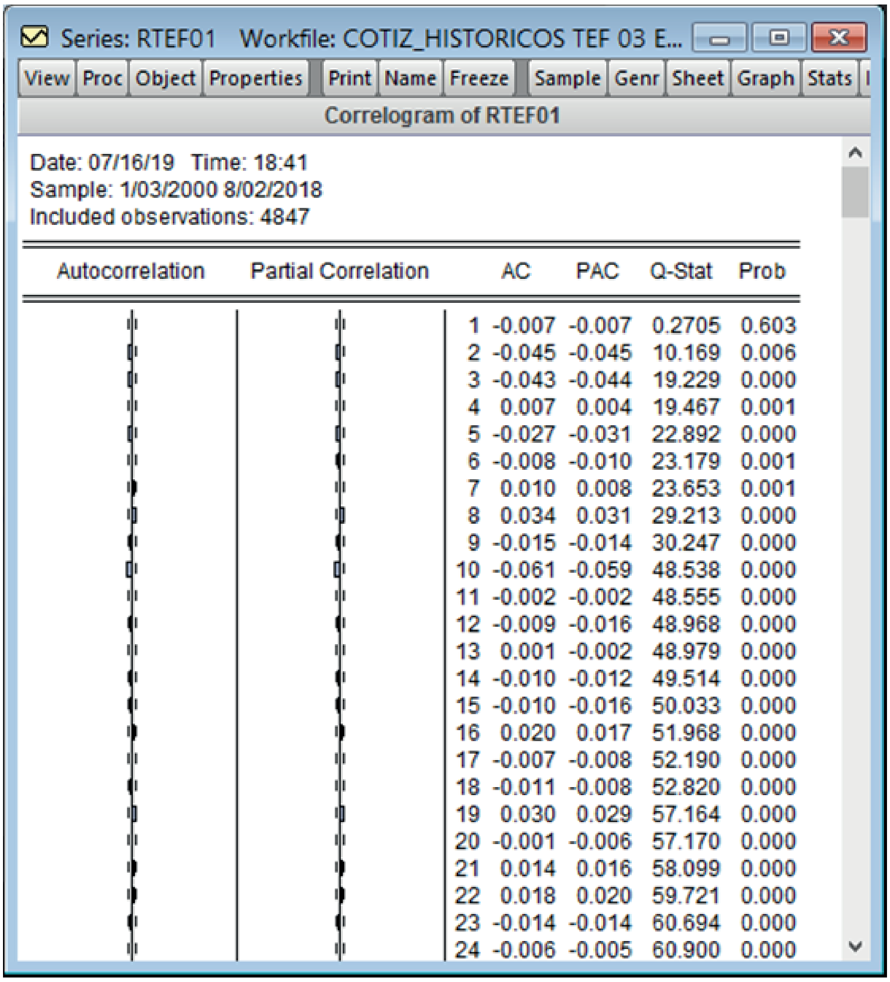
H_0: $\rho_1 = \rho_2 = \rho_3 = \cdots = \rho_k = 0$; ruido blanco

H_1: $\exists \rho_i \neq 0$; $i = 1, \ldots$, k; la serie no es ruido blanco

Estadístico LB, pero para muestras pequeñas Ljung-Box:

$$\text{LB} = Q_k = n(n+2)\sum_{i=1}^{k} \frac{r_i^2}{n-1} \qquad \text{(Ec. 10)}$$

El objetivo fue rechazar la hipótesis nula (H_0), que significa ruido blanco, si no se rechaza H_0, no se podría pronosticar con la metodología Box-Jenkins. Bello (2018) agrega que una serie se considera ruido blanco si los *p*-valores son mayores que el nivel de significancia de la prueba y que, en la práctica, siempre que no sean los primeros rezagos, se permite que sea



	AC	PAC	Q-Stat	Prob
1	-0.007	-0.007	0.2705	0.603
2	-0.045	-0.045	10.169	0.006
3	-0.043	-0.044	19.229	0.000
4	0.007	0.004	19.467	0.001
5	-0.027	-0.031	22.892	0.000
6	-0.008	-0.010	23.179	0.001
7	0.010	0.008	23.653	0.001
8	0.034	0.031	29.213	0.000
9	-0.015	-0.014	30.247	0.000
10	-0.061	-0.059	48.538	0.000
11	-0.002	-0.002	48.555	0.000
12	-0.009	-0.016	48.968	0.000
13	0.001	-0.002	48.979	0.000
14	-0.010	-0.012	49.514	0.000
15	-0.010	-0.016	50.033	0.000
16	0.020	0.017	51.968	0.000
17	-0.007	-0.008	52.190	0.000
18	-0.011	-0.008	52.820	0.000
19	0.030	0.029	57.164	0.000
20	-0.001	-0.006	57.170	0.000
21	0.014	0.016	58.099	0.000
22	0.018	0.020	59.721	0.000
23	-0.014	-0.014	60.694	0.000
24	-0.006	-0.005	60.900	0.000

Figura 4. Prueba de correlograma de la serie RTEF01 para la validación de no ruido blanco.

Fuente: Elaboración propia.

mayor el *p*-valores en uno de cada 20 rezagos para considerar la serie ruido blanco, tal como se dio en el primer rezago. En este caso, no se rechaza la hipótesis nula, pues la varianza no es homocedástica o constante.

Interpretación 3

De los mismos resultados de la Figura 4, se comprobó que la autocovarianza tampoco es constante o invariante en el tiempo, en otras palabras, que la serie no depende de su pasado. Las autocovarianzas entre el valor de una serie y su propio rezago no dependen de la distancia del tiempo que los separa; para corregirla, se procedió a centrar el modelo para determinar si los residuos o errores tienen ruido blanco con la ecuación dlog(tef01) C AR(10) MA(2) MA(3), cuyos resultados están contenidos en la Figura 5 y muestran que los coeficientes son significativos, pues están por debajo del 5%.

Estos modelos necesitan que los residuos sean ruido blanco, por lo cual se realizó un diagnóstico de los residuos con base en su correlograma y se verificó, como se ve en la Figura 6, que el comportamiento de los residuos constituye ruido blanco, porque su *p*-valor es mayor al 5% y, por tanto, pueden pronosticarse por los modelos ARCH-GARCH, que, a decir de Mansilla (2 de abril de 2020), junto a los modelos ARIMA de Box y Jenkins, son de la misma familia.

DISCUSIÓN

Para pronosticar la rentabilidad y volatilidad de la serie financiera de TEF con la metodología Box-Jenkins, primero, es necesario diferenciar su precio de cierre en el tiempo *t* con su periodo inmediato anterior (*t*-1) para estabilizar o hacer constante tanto el primer como el segundo momento (media y varianza). Se aprecia que la serie es estacionaria a lo largo del espacio comprendido entre el 3 de enero del 2000 y el 1 de agosto de 2018, es decir, su media es constante y se comprueba tomando 522 retornos del periodo 2005-2006, tiempo en el que hubo baja volatilidad en comparación a otras 522 observaciones del periodo 2007-2008, en el que existió gran volatilidad.

Equation: UNTITLED Workfile: COTIZ_HISTORICOS...

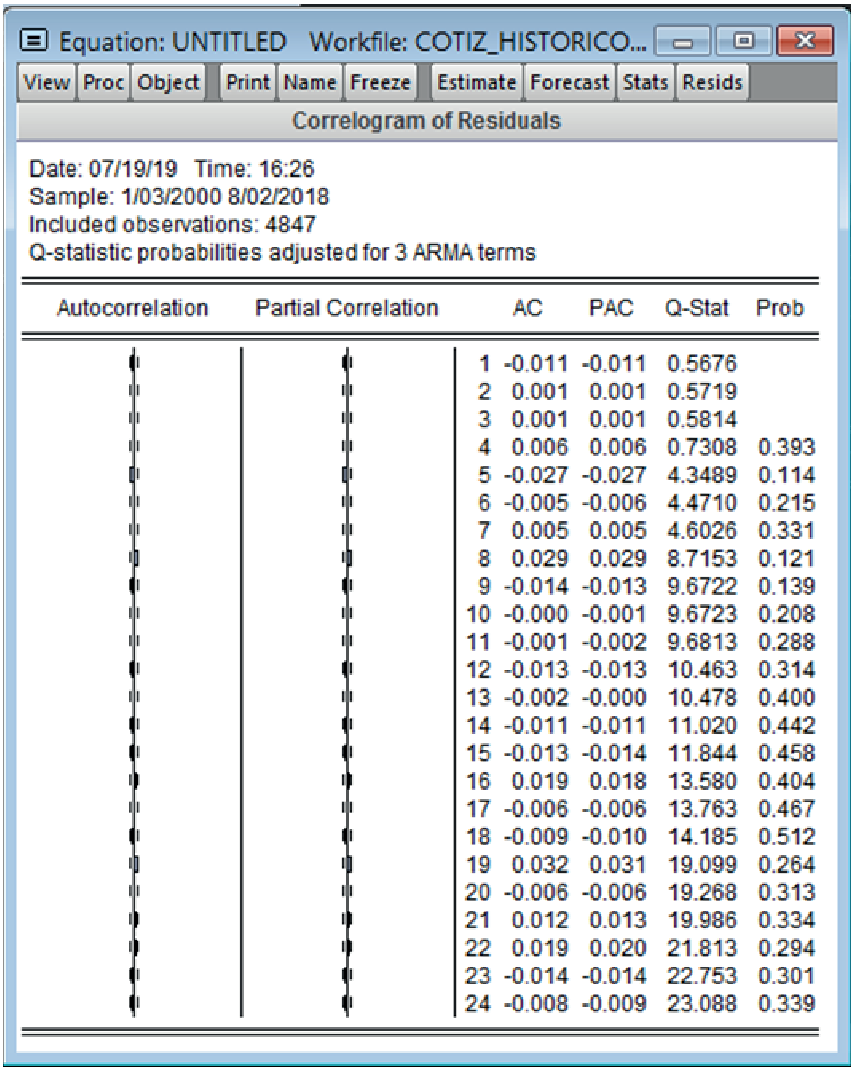
View | Proc | Object | Print | Name | Freeze | Estimate | Forecast | Stats | Resids

Dependent Variable: DLOG(TEF01)
Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)
Date: 07/19/19 Time: 15:03
Sample: 1/04/2000 8/01/2018
Included observations: 4847
Convergence achieved after 29 iterations
Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-0.000120	0.000227	-0.529692	0.5963
AR(10)	-0.060549	0.008042	-7.528982	0.0000
MA(2)	-0.046635	0.010152	-4.593728	0.0000
MA(3)	-0.046446	0.009414	-4.933813	0.0000
SIGMASQ	0.000333	2.98E-06	111.6110	0.0000

R-squared	0.007820	Mean dependent var	-0.000121
Adjusted R-squared	0.007000	S.D. dependent var	0.018315
S.E. of regression	0.018251	Akaike info criterion	-5.168132
Sum squared resid	1.612899	Schwarz criterion	-5.161441
Log likelihood	12529.97	Hannan-Quinn criter.	-5.165783
F-statistic	9.540690	Durbin-Watson stat	2.020548
Prob(F-statistic)	0.000000		

Figura 5. Resultados de la ecuación DLOG(TEF01) C AR(10) MA(2) MA(3).
Fuente: Elaboración propia.


Equation: UNTITLED Workfile: COTIZ_HISTORICO...

View Proc Object Print Name Freeze Estimate Forecast Stats Resids

Correlogram of Residuals

Date: 07/19/19 Time: 16:26
Sample: 1/03/2000 8/02/2018
Included observations: 4847
Q-statistic probabilities adjusted for 3 ARMA terms

Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1	-0.011	-0.011	0.5676	
		2	0.001	0.001	0.5719	
		3	0.001	0.001	0.5814	
		4	0.006	0.006	0.7308	0.393
		5	-0.027	-0.027	4.3489	0.114
		6	-0.005	-0.006	4.4710	0.215
		7	0.005	0.005	4.6026	0.331
		8	0.029	0.029	8.7153	0.121
		9	-0.014	-0.013	9.6722	0.139
		10	-0.000	-0.001	9.6723	0.208
		11	-0.001	-0.002	9.6813	0.288
		12	-0.013	-0.013	10.463	0.314
		13	-0.002	-0.000	10.478	0.400
		14	-0.011	-0.011	11.020	0.442
		15	-0.013	-0.014	11.844	0.458
		16	0.019	0.018	13.580	0.404
		17	-0.006	-0.006	13.763	0.467
		18	-0.009	-0.010	14.185	0.512
		19	0.032	0.031	19.099	0.264
		20	-0.006	-0.006	19.268	0.313
		21	0.012	0.013	19.986	0.334
		22	0.019	0.020	21.813	0.294
		23	-0.014	-0.014	22.753	0.301
		24	-0.008	-0.009	23.088	0.339

Figura 6. Correlograma de los residuos de la ecuación DLOG(TEF01) C AR(10) MA(2) MA(3).
Fuente: Elaboración propia.

Sin embargo, la varianza no es homocedástica, precisamente porque hubo lapsos de alta volatilidad en los retornos y ya no podrían ser modelados con la metodología Box-Jenkins, sino con los modelos de la familia ARCH-GARCH. En la Tabla 1, se muestran los resultados de la comparación de medias y la prueba de Levene para la igualdad de varianzas.

A continuación, se presentan las siguientes pruebas estadísticas llevadas a cabo.

1. **Prueba de hipótesis para la igualdad de medias**

H_0: Las medias de los periodos 2005-2006 y 2007-2008 son iguales.

H_1: Las medias de los periodos 2005-2006 y 2007-2008 no son iguales.

Nivel de significancia

Nivel de significancia (alfa) a = 5% o 0.05.

Estadístico de prueba

Prueba t para 2 muestras independientes.

Valor de P

0.0000%.

La prueba demuestra una significancia bilateral de 0.828 > 0.05, por lo tanto, no se rechaza la hipótesis de igualdad de medias y se acepta la hipótesis nula de que existe igualdad de medias.

Tabla 1. *Pruebas de igualdad de medias y de Levene de igualdad de varianzas.*

Prueba de muestras independientes										
		Prueba de Levene de igualdad de varianzas		Prueba t para la igualdad de medias						
		F	Sig.	T	gl	Sig. (bilateral)	Diferencia de medias	Diferencia de error estándar	95% de intervalo de confianza de la diferencia	
									Inferior	Superior
Retorno	Se asumen varianzas iguales	80.291	0.000	0.217	1042	0.828	0.00019580271	0.00090108264	-0.00157234060	0.00196394602
	No se asumen varianzas iguales			0.217	742.929	0.828	0.00019580271	0.00090108264	-0.00157316870	0.00196477411

Fuente: Elaboración propia.

Toma de decisiones

Las medias de los grupos a comparar no son diferentes.

Interpretación

Las medias de los 2 grupos son constantes.

2. Prueba de hipótesis para la igualdad de varianza

H_0: Las varianzas de los periodos 2005-2006 y 2007-2008 son homocedásticas o no son diferentes.

H_1: Las varianzas de los periodos 2005-2006 y 2007-2008 son heterocedásticas o son diferentes.

Nivel de significancia

Nivel de significancia (alfa) a = 5% o 0.05.

Estadístico de prueba

Prueba de Levene.

Valor de P

0.0000%.

Lectura del valor P: Con una probabilidad de error del 0.000, las varianzas de los grupos a comparar son heterocedásticas o diferentes

Toma de decisiones

Las varianzas de los grupos a comparar no son homocedásticas o no son diferentes.

Interpretación

Las varianzas de los 2 grupos son heterocedásticas o son diferentes.

CONCLUSIONES

1. La serie original del precio de cierre de las acciones de TEF presenta tendencia y, para removerla, fue necesario diferenciarla con el fin de volverla estacionaria, condición necesaria para que, con la metodología Box-Jenkins, el pronóstico sea estable a lo largo del periodo, pues es necesario que tanto el primer como el segundo momento de la estadística sean invariantes, para lo cual se realizó la prueba de raíz unitaria (RU).

2. Con los correlogramas, el estadístico Ljung-Box y el *p*-valor se intentó validar la variable rtef01, que es el cálculo de la diferencia logarítmica de la serie original, así como que la serie tuviese memoria; pero se concluyó que no es homocedástica o, dicho de otra manera, su varianza no es constante a lo largo del tiempo, por lo que no podrá pronosticarse con la metodología Box-Jenkins.

3. Empero, los residuos sí tienen ruido blanco, es por ello que podrían modelarse según los modelos de la familia ARCH-GARCH, dado que su varianza es heterocedástica.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

[1] Álvarez-Pallete, J. (14 de mayo de 2018). [Carta a nuestros accionistas: El ilusionante reto de reinventar Telefónica]. Copia en posesión de Wilfredo Bazán Ramírez.

[2] Bello, M. (2018). *Modelos econométricos con EViews: Modelos de regresión lineal y series de tiempo*. [Apuntes de clase]. Recuperado de https://www.software-shop.com/formacion/formacion-info/4404.

[3] Berk, J. y DeMarzo, P. (2008). *Finanzas Corporativas*. México D. F., México: Pearson Educación.

[4] Box, G., Jenkins, G. y Reinsel, G. (2008) *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. Nueva York, Estados Unidos: Wiley.

[5] Court, E. y Rengifo, E. (2011). *Estadísticas y Econometría Financiera*. Buenos Aires, Argentina: Cengage Learning Argentina.

[6] Gujarati, D. y Porter, D. (2010). *Econometría*. México D. F., México: McGraw-Hill.

[7] Hanke, J. y Wichern, D. (2010). *Pronósticos en los negocios*. México D. F., México: Pearson Educación.

[8] Herrera, J. (2013). *Modelo estocástico a partir de razonamiento basado en casos para la generación de series temporales*. (Tesis doctoral). Universidad Nacional de San Agustín de Arequipa, Perú. Recuperado de http://repositorio.concytec.gob.pe/bitstream/20.500.12390/346/6/2013_Herrera_Modelo-estocastico-razonamiento.pdf.

[9] Hossain, A., Kamruzzaman, M. y Ali, A. (2015). ARIMA with GARCH Family Modeling and Projection on Share Volume of DSE. *Economics World*, *3*(7-8), 171-184.

[10] Larios-Meoño, J., González-Taranco, C. y Álvarez, V. (2016). *Investigación en economía y negocios. Metodología con aplicaciones en E-views.* Lima, Perú: Fondo Editorial de la Universidad San Ignacio de Loyola.

[11] Lledó, P. (2017). *Director de proyectos. Cómo aprobar el examen PMP® sin morir en el intento*. Estados Unidos: Pablo Lledó.

[12] Mansilla, F. (2 de abril del 2020). *Modelos de volatilidad condicional con EViews*. [Apuntes de clase]. Recuperado de https://www.software-shop.com/formacion/formacion-info/5391.

[13] Meléndez, J. (2017). *Entrenamiento especializado en modelos econométricos de series de tiempo en EViews* [Apuntes de clase]. Recuperado de https://software-shop.com/formacion/formacion-info/2979.

[14] Mun, J. (2016). *Modelación de riesgos. Aplicación de la simulación de Monte Carlo, análisis de opciones reales, pronóstico estocástico, optimización de portafolio, análisis de datos, inteligencia de negocios y modelación de decisiones* (2 volúmenes). California, Estados Unidos: IIPER Press.

[15] Newbold, P., Carlson, W. y Thorne, B. (2008). *Estadística para Administración y Economía*. Madrid, España: Pearson Educación.

[16] Ramón, N. y López, J. (2016). *Econometría. Series temporales y modelos de ecuaciones simultáneas*. Elche, España: Universidad Miguel Hernández.

[17] Telefónica (2018). Presencia en bolsas. *Telefónica*. Recuperado de https://www.telefonica.com/es/web/shareholders-investors/la_accion/presencia-en-bolsas.

[18] Villalba, F. y Flores-Ortega, M. (2014). Análisis de la volatilidad del índice principal del mercado bursátil mexicano, del índice de riesgo país y de la mezcla mexicana de exportación mediante un modelo GARCH trivariado asimétrico*. Revista de Métodos Cuantitativos para la Economía y la Empresa*, *17*, 3-22. Recuperado de https://www.upo.es/revistas/index.php/RevMetCuant/article/view/2191.