

Portafolios de volatilidad con opciones financieras. Un análisis por series de tiempo para las empresas BIMBO y HERDEZ del sector de alimentos de la BMV

Volatility Portfolios with Financial Options. An Analysis Using Time Series for the Mexican Stock Market Food Sector Companies BIMBO and HERDEZ

Maivelin Mendez Molina*

Héctor Alonso Olivares Aguayo**

Luis Antonio Andrade Rosas***

(Fecha de recepción: 16 de mayo de 2021. Fecha de aceptación: 23 de julio de 2021)

RESUMEN

El objetivo de la investigación es pronosticar el precio de cierre de las acciones de BIMBO y HERDEZ del sector de alimentos de la BMV en el corto plazo, utilizando modelos de series de tiempo ARIMA buscando lograr una toma de decisiones adecuada que genere ganancias con portafolios como de alta volatilidad y como corto de baja vo-

* Unidad Académica Profesional Huehuetoca-Universidad Autónoma del Estado de México, Estado de México, México
mmendezm871@alumno.uaemex.mx, ORCID: 0000-0002-6850-6169

** Facultad de Negocios,
Universidad La Salle, Ciudad de México, México
hectoralonso.olivares@lasalle.mx, ORCID: 0000-0003-2609-8627

*** Facultad de Negocios,
Universidad La Salle, Ciudad de México, México
luis.andrade@lasalle.mx, ORCID: 0000-0002-9442-4765

Reconocemos a la Universidad Autónoma del Estado de México, Unidad Académica Profesional Huehuetoca, por el apoyo brindado, ya que este trabajo es una síntesis de la tesis de la licenciatura en Actuaría de Maivelin Mendez Molina, bajo la dirección del Dr. Héctor Alonso Olivares Aguayo. Asimismo, se agradece al Dr. Luis Antonio Andrade Rosas por los aportes para robustecer el marco teórico de este trabajo de investigación

latitud. Los resultados muestran dos pronósticos econométricos mediante modelos ARIMA para las empresas mexicanas del sector de alimentos mencionadas. Considerando la viabilidad de los portafolios se observan siete conos y veintitrés conos cortos para BIMBO, y para HERDEZ ocho conos y veintidós conos cortos. Asimismo, se observa que predominó la baja volatilidad en el comportamiento de los precios de cierre para ambas empresas. Se recomienda ampliar la investigación a otro tipo de compañías del sector de alimentos. Este trabajo se limita a la construcción de portafolios únicamente con dos opciones financieras mediante el modelo Black-Scholes. Se concluye que el inversionista, para generar utilidades, debe generar decisiones de inversión adecuadas en sus portafolios de volatilidad con opciones financieras a través de pronósticos para un periodo de hasta 30 días.

Clasificación JEL: G11, G13, G17.

Palabras clave: portafolio, opciones financieras, volatilidad.

ABSTRACT

The objective of the research is to forecast the closing price BIMBO and HERDEZ stocks, both companies quote in the food sector of the Mexican Stock Market, using ARIMA time series models, in order to achieve adequate decision-making that generates profits when investing in portfolios straddle of high volatility and short straddle of low volatility. The results show a couple of forecasts using ARIMA models for the above-mentioned companies. Regarding the viability of the portfolios, seven straddles and twenty-three short straddles were observed for BIMBO, and eight straddles and twenty-two short straddles were determined for HERDEZ. Also, a prevalence of low volatility in the behavior of closing prices is observed for both companies. It is recommended to extend the research to other types of companies in the food sector. This research is limited to the construction of portfolios with only two financial options using the Black-Scholes model. It is concluded that the investor, to obtain profits, must generate adequate investment decisions in their volatility portfolios with financial options through forecasts considering up to thirty days.

Classification JEL: G11, G13, G17

Keywords: *portfolio, financial options, volatility.*

Introducción

Para los inversionistas es importante conocer en qué medida les afectan los diversos movimientos que existen en los precios de cierre en el mercado de acciones, ya que buscan la obtención de ganancias y la disminución de pérdidas potenciales que pudieran llegar a tener. El efecto de la

información asimétrica sobre las decisiones financieras ha ocasionado que surjan ramas como la economía financiera (Iturriaga, 2006), o que se hayan desarrollado modelos estadísticos, probabilísticos, de redes neuronales y de teoría de juegos, entre otras metodologías, para disminuir la incertidumbre que involucran eventos azarosos. Esta disminución tiene el ideal de hacer un “acercamiento” de situaciones reales, así como descifrar eventos futuros de los cuales se tiene cierto grado de desconocimiento.

Estos modelos con fundamentos matemáticos se han aplicado a distintas áreas de la economía, que cuando se combinan con la estadística y la probabilidad, dan paso a la econometría. De manera específica, la econometría puede representar datos de corte transversal, como empresas en un mismo año, países en un sexenio, o individuos gastando en un mes específico, o puede capturar el gasto de gobierno de un país que depende de las variables macro durante n periodos, es decir, analizar las observaciones de manera temporal. La econometría se ha utilizado en el análisis de las crisis económicas y su impacto sobre el crecimiento de las empresas. Al respecto, San-Martin y Rodríguez (2011), mediante un análisis discriminante y de regresión logística, muestran que los índices de riesgo país y sus retardos fueron capaces de anticipar que países caerían en crisis entre 1994 y 2002.

Una rama muy útil de la econometría son las series de tiempo, que analiza las predicciones de una variable con respecto a sus rezagos, o rezagos de otras variables, resaltando los modelos AR, ARMA, ARIMA, técnicas de cointegración y causalidad. Por ejemplo, Martínez, *et al.* (2009), mediante pruebas de cointegración y causalidad examinan los efectos de la represión financiera y la intermediación financiera sobre el crecimiento económico en México. De igual forma, Ríos, *et al.* (2011), aplican técnicas de cointegración con cambios estructurales, analizando la relación ahorro-inversión en México de 1950 a 2007.

Uno de los problemas de las series de tiempo es la estacionalidad, al respecto, Soto (2002), comenta sobre la importancia que tiene para el análisis económico poder separar aquellos movimientos seculares en las variables económicas de sus componentes estacionales, tanto para interpretar los datos de la coyuntura como para evaluar el efecto de las políticas económicas mediante modelos estadísticos. Por otro lado, y con la idea de ajustar el modelo a series no estacionarias, Box y Jenkins (1970) sugieren diferenciar a la serie original para remover tanto la tendencia como la estacionalidad.

En este trabajo nos interesa visualizar la alta o baja volatilidad en los precios de cierre de las acciones de BIMBO y HERDEZ que cotizan en la Bolsa

Mexicana de Valores (BMV), la volatilidad con frecuencia se debe a factores externos como: políticas económicas en los aranceles, la fluctuación del dólar, modificación en las tasas de interés, etcétera. El estudio del mercado accionario se ha analizado de manera concurrente, en particular se han hecho estudios para México (Montoya *et al.*, 1992), donde a partir de las series históricas de precios de mercado, se analiza la eficiencia del mercado accionario mexicano, eficiencia que depende de los rendimientos superiores o inferiores a los gaussianos.

Los factores externos expuestos provocan que exista una mayor volatilidad en las acciones que se cotizan en la BMV por lo que esta investigación tiene como objetivo pronosticar los precios de cierre de las acciones de BIMBO y HERDEZ con el fin de construir portafolios cono y cono corto de alta y baja volatilidad respectivamente con opciones financieras para obtener ganancias futuras. Como ejemplo de investigación referente a la construcción de portafolios con opciones financieras sobre el principal índice accionario de México (hoy en día S&P/BMV IPC) y sus componentes. Olivares, *et al.* (2016) muestran las ganancias obtenidas por el alza en los precios de cierre en el sector de alimentos mediante el portafolio toro y a la baja en el sector de construcción con el portafolio oso.

En particular este trabajo tiene como hipótesis que mediante las series de tiempo, se predicen a través de modelos ARIMA los precios futuros de cierre de las acciones BIMBO y HERDEZ de la BMV, para poder generar ganancias con la construcción de portafolios cono y cono corto con opciones financieras. Asimismo, se analiza si los pronósticos realizados hasta por 30 días, para los precios de cierre de ambas empresas son aproximados a los precios reales, implementando portafolios de volatilidad cono y cono corto que otorguen ganancias al inversionista. El desarrollo del presente trabajo es como sigue. En la sección 1 se presenta una breve revisión de la literatura, en la sección 2 se desarrolla la metodología propuesta, en la sección 3 se presentan y analizan los resultados obtenidos, por último, se realiza una breve discusión y se presentan las conclusiones e implicaciones finales de este trabajo de investigación.

1. Revisión de la literatura

La volatilidad es analizada en la teoría de fijación de precios con derivados financieros; por ejemplo, en la valuación de opciones financieras a partir del modelo cerrado de Black y Scholes (1973), basado en el supuesto de que el precio del activo subyacente sigue un proceso de difusión log-gaussiano con

volatilidad constante y que los rendimientos logarítmicos se distribuyen de forma gaussiana.

Merton (1973) extiende el modelo de Black y Scholes, el cual asume que la volatilidad es una función determinista del tiempo. Otros trabajos que tratan con esta heteroscedasticidad y que incluyen el modelo de elasticidad constante en la varianza son los de Cox (1975), Christoffersen *et al.* (2010), Hao y Zhang (2013), entre otros.

Este trabajo, en primera instancia, hace una predicción con base en series de tiempo financieras. Una de las características de los rendimientos de las series de tiempo financieras (Cont, 2001), es que su media parece ser constante mientras su varianza cambia con el tiempo. Por primera vez este tipo de fenómenos fue estudiado por Mandelbrot (1963).

Un portafolio con opciones financieras se da al combinar por lo menos dos productos financieros derivados de este tipo. Los portafolios son generados al comprar y vender dichas opciones, de acuerdo con la expectativa que tenga el inversionista sobre el comportamiento del precio futuro de la variable que se desea analizar. McMillan (2002) establece que los portafolios le permiten al inversionista cubrirse, ante la volatilidad del precio del activo subyacente. Un inversionista que opta por portafolios de alta volatilidad formará conos, mientras que los de baja volatilidad conformarán conos cortos.

La econometría no ha sido la excepción en el estudio de esta volatilidad, de hecho, la aplicación econométrica al aspecto financiero desarrolló una metodología más profunda de análisis, llamada econometría financiera, la cual se ha aplicado principalmente a los rendimientos de las acciones financieras y la composición de portafolios. Como lo sustentan Marcelo y Quirós (2005), quienes analizan la evolución de las relaciones existentes entre ocho de los principales índices bursátiles, y sus efectos sobre la composición de portafolios óptimos de los inversionistas, en el período que transcurre entre los años 1995 y 2002. Los autores resaltan la utilización de diferentes contrastes econométricos entre los índices, permitiendo determinar los efectos de la globalización en los mercados bursátiles y en los inversionistas.

La volatilidad también se ha capturado a través de modelos de series de tiempo, por ejemplo, Uribe, *et al.* (2015), utilizan la metodología para explorar la evolución de la volatilidad del tipo de cambio nominal (peso-dólar) en Colombia. Otro concepto de volatilidad es capturado en el modelo de volatilidad autorregresiva en media, por ejemplo, en Romero (2004) es utilizado para capturar los efectos asimétricos de las innovaciones sobre la volatilidad, así como el efecto de esta última sobre las rentabilidades.

Por su parte, Pérez (2002), se cuestiona si el premio al riesgo es variable en el tiempo en el modelo CAPM. Para lo cual utilizan: a) los excesos de rentabilidad del índice general de la Bolsa de Madrid; b) diversas expresiones de modelos ARCH en media y c) diversas especificaciones de la función del error condicionado a la información del período para estimar los parámetros (gaussiana, t-Student y GED). Por otra parte, Belaire (2004), comenta que los inversionistas acceden a los mercados de derivados por motivos de cobertura, arbitraje e inversión; proponiendo un procedimiento bayesiano para modelizar los precios del subyacente en una fecha futura dada, que incorpora las expectativas iniciales de un agente individual a la información muestral del mercado. La metodología planteada es aplicada en la obtención de carteras óptimas sobre opciones IBEX-35 bajo varios supuestos sobre las expectativas individuales del agente en tendencia y volatilidad.

Otros autores, como Brida, *et al.* (2009), introducen una metodología que combina el análisis de series temporales simbólicas con el algoritmo de agrupación de asociación al vecino más cercano para analizar la estructura jerárquica y la dinámica de las relaciones existentes entre los tipos de cambio reales en los principales mercados latinoamericanos. Por su parte, Espinoza, *et al.* (2013) emplean la prueba de Hinich para detectar ventanas no lineales sobre las series de rendimientos diarios de los productos primarios de: cobre, oro, plata, platino, paladio, petróleo Brent y WTI, confirmando el fenómeno de comportamiento no lineal en series de activos financieros.

Los índices bursátiles se han medido incluso con redes neuronales, por ejemplo, Parisi y Guerreo (2003), analizan la capacidad de los modelos de redes neuronales para predecir el signo de las variaciones semanales de los índices bursátiles: CAC40, Hang Seng, KLSE, MMX, STI, Dow Jones Industry, S&P 500, GDAX, BOVESPA, Nikkei225 y FTSE100, para desarrollar estrategias de transacción efectivas. Los resultados muestran que no existe un sólo modelo explicativo de la evolución de los índices bursátiles. También, al comparar los resultados de la red Ward y del modelo ARIMA con los de una estrategia *buy and hold* se observó que, independientemente de la significancia estadística de la capacidad predictiva, ambas técnicas permitieron aumentar la rentabilidad o reducir las pérdidas. Los modelos ARIMA han evolucionado, obteniendo otro tipo de modelos como los ESARIMA, por ejemplo, Pincheira y García (2012), los utilizan para investigar la precisión y estabilidad de las proyecciones de corto plazo de la inflación en Chile. Sus resultados indican que el error cuadrático medio fuera de muestra de las proyecciones ESARIMA es menor que el de los métodos univariados consi-

derados, cuando el horizonte predictivo varía de 1 a 4 meses. Concluyen en general que, la familia ESARIMA ofrece proyecciones más estables que los marcos de referencia univariados, pero menos estables que las provenientes de la encuesta de analistas.

Finalmente, Parisi, *et al.* (2004), a partir de precios de cierre semanales, analizan la eficiencia de los modelos multivariados dinámicos, elaborados a partir de algoritmos genéticos recursivos, para predecir el signo de las variaciones semanales de los índices bursátiles IPC, TSE, NASDAQ y DJI. Los resultados fueron comparados con los del modelo AR (1) y de un modelo multivariado elaborado de manera aleatoria. Los modelos elaborados por el algoritmo genético generaron el mayor rendimiento acumulado, excepto en el caso del NASDAQ, en el que la rentabilidad más alta fue obtenida por el modelo AR (1).

2. Metodología

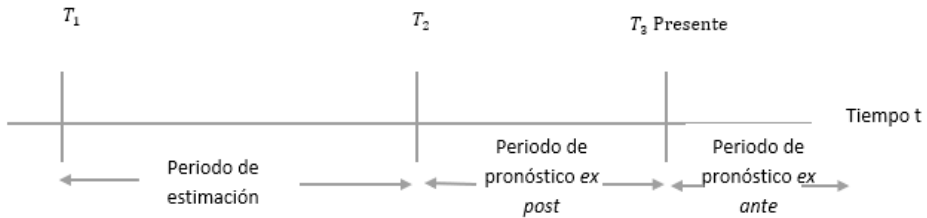
2.1. Series de tiempo

Los modelos que se utilizan en series de tiempo tienen la función de pronosticar el comportamiento de los datos a corto o largo plazo.

Es útil distinguir entre el pronóstico *ex post* y el *ex ante*. En función de los modelos de series de tiempo, ambos producen valores de una variable dependiente más allá del periodo usado para estimar el modelo. En un pronóstico *ex post*, las observaciones en las variables endógenas y en las variables explicativas exógenas ya se conocen con certeza durante un periodo pronosticado, de este modo, los pronósticos *ex post* pueden verificarse contra los datos existentes y proporcionan un medio para evaluar un modelo de pronóstico. Un pronóstico *ex ante* también predice valores de la variable dependiente más allá del periodo de estimación original, pero usa variables explicativas que pueden conocerse o que no pueden conocerse aún con certeza, Pindyck y Rubinfeld (2001).

Como se muestra en la Gráfica 1.

Gráfica 1: Comportamiento de los tipos de pronósticos en el tiempo



Fuente: Pindyck y Rubinfeld (2001).

Una serie de tiempo es un conjunto de datos observados y ordenados a través del tiempo. La manera en que se puede representar una serie de tiempo matemáticamente es la siguiente.

$$y(t) = y_1 + y_2 + y_3 + \dots + y_T \quad (1)$$

Se tiene y_j observaciones, tal que $j = 1, 2, \dots, T$ y la suma de todas esas observaciones conforman la serie de tiempo $y(t)$.

Para fines del pronóstico, interesa modelar la serie de tiempo, como el valor y_T es conocido, se busca el valor posterior pronosticado \hat{y}_{T+1} o dos tiempos más adelante \hat{y}_{T+2} y así sucesivamente.

Los modelos tradicionales en series de tiempo son los modelos Autorregresivos de orden (p), también llamados AR (p) y los modelos de Medias Móviles de orden (q) abreviados como MA (q). La combinación de estos dos modelos conlleva a modelos mixtos, como son: Autorregresivos de Medias Móviles de orden (p,q), conocidos como ARMA (p,q) y el modelo Autorregresivo Integrado de Media Móvil ARIMA (p,d,q).

Este trabajo de investigación se centra en este último modelo ARIMA (p,d,q), por lo que a continuación se explican sus características principales.

El modelo ARIMA (p,d,q) tiene la característica principal de ser un proceso integrado en diferencias, donde su orden se encuentra definido por el parámetro (d) a diferencia del modelo ARMA (p,q).

El operador diferencia, tiene la función de hacer estacionaria una serie que no lo es. Matemáticamente se expresa lo anterior como sigue.

$$\Delta y_t = y_t - y_{t-1} \text{ de primer orden}$$

$$\Delta^2 y_t = \Delta y_t - \Delta y_{t-1} \text{ de segundo orden}$$

$$:$$

$$\Delta^d y_t = Z_t \text{ de orden } d$$

Retomando la ecuación $\Delta^d y_t = Z_t$ estacionaria, Z_t se expresa como un ARIMA (p,d,q):

$$Z_t = \Phi_1 Z_{t-1} + \Phi_2 Z_{t-2} + \dots + \Phi_p Z_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (2)$$

Los procesos ARIMA (p,d,q), también se pueden descomponer, si una serie únicamente presenta problemas en sus perturbaciones, es decir que no requiere del modelo AR (q) sino del MA (q) pero necesita ser integrado, por lo que el orden dependerá sólo de d y q, por lo que será de orden (0,d,q) construyendo un modelo IMA, por otro lado, si únicamente se tiene un modelo AR (p) y el proceso necesita de integración en diferencias, el orden estará dado por (p,d,0) y se denominará ARI. Los modelos mixtos, son versátiles en el momento de escoger el orden, y adecuarlos según se requiera; otra cualidad que poseen estos tipos de modelos, contrario a lo que hacen los modelos clásicos AR (p), MA (q) y ARMA (p, d), los cuales ajustan la serie al modelo matemático, este modelo integrado en diferencias, el modelo ARIMA (p,d,q), se ajusta a la serie estacionaria Z_t .

2.2. Modelo Black-Scholes para valuación de opciones financieras

Sea el comportamiento del precio del activo subyacente de una opción financiera descrito por la ecuación diferencial estocástica siguiente.

$$dS_t = \mu S_t dt + \sigma S_t dW_t \quad (3)$$

Como se muestra en el Anexo 2 con base en Venegas (2008), a través del lema de Itô se deduce que:

$$d[\ln(S_t)] = \left(\mu - \frac{\sigma^2}{2}\right) dt + \sigma dW_t \quad (4)$$

discretizando la ecuación anterior, esta queda de la siguiente manera

$$\ln(S_T) - \ln(S_t) = \left(\mu - \frac{\sigma^2}{2} \right) \Delta t + \sigma \Delta W_t \quad (5)$$

haciendo $\Delta t = T - t$ se tiene

$$\ln(S_T) - \ln(S_t) = \left(\mu - \frac{\sigma^2}{2} \right) (T - t) + \sigma \varepsilon \sqrt{T - t} \quad (6)$$

tal que $\varepsilon \sim N(0,1)$.

Por lo anterior, se deduce que

$$\frac{\ln(S_T)}{\ln(S_t)} = \left(\mu - \frac{\sigma^2}{2} \right) (T - t) + F(0, \sigma^2 \sqrt{T - t}) \quad (7)$$

y entonces,

$$\frac{\ln(S_T)}{\ln(S_t)} \sim N \left[\left(\mu - \frac{\sigma^2}{2} \right) (T - t), \sigma^2 (T - t) \right] \quad (8)$$

Al suponer que la valuación no depende de las preferencias de riesgo de los inversionistas, se define una valuación neutral al riesgo como un escenario en el cual los inversionistas no necesitan un premio al riesgo para invertir. Por lo anterior, el proceso que sigue el activo será

$$dS_t = iS_t dt + \sigma S_t dW_t \quad (9)$$

luego,

$$\frac{\ln(S_T)}{\ln(S_t)} \sim N \left[\left(i - \frac{\sigma^2}{2} \right) (T - t), \sigma^2 (T - t) \right] \quad (10)$$

2.2.1. Función de densidad de probabilidad para el precio del activo subyacente bajo el supuesto de valuación neutral al riesgo

Como $\varepsilon \sim N(0,1)$ su función de densidad de probabilidad está dada por la expresión

$$f_{\varepsilon}(\varepsilon) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{\varepsilon^2}{2}} \quad (11)$$

Sea $g(\varepsilon)$ la función

$$g(\varepsilon) = S_t e^{\left(i - \frac{\sigma^2}{2}\right)(T-t) + \sigma\varepsilon\sqrt{T-t}} = S_T \quad (12)$$

al despejar ε se obtiene la función inversa de $g(\cdot)$ evaluada en el activo subyacente al tiempo T representada por $g^{-1}(S_T)$

$$g^{-1}(S_T) = \frac{\ln\left(\frac{S_T}{S_t}\right) - \left(i - \frac{\sigma^2}{2}\right)(T-t)}{\sigma\sqrt{T-t}} = \varepsilon \quad (13)$$

Recordando que si una función $Z = g(Y)$, entonces su función de densidad de probabilidad será

$$f_z(z) = f_y(g^{-1}(z)) * \left| \frac{dg^{-1}(z)}{dz} \right| \quad (14)$$

entonces,

$$f_{S_T|S_t}(s|S_t) = f_y(g^{-1}(s)) * \left| \frac{dg^{-1}(s)}{ds} \right| \quad (15)$$

Evaluando a la función inversa de $g(\cdot)$ en s se tiene

$$g^{-1}(s) = \frac{\ln\left(\frac{s}{S_t}\right) - \left(i - \frac{\sigma^2}{2}\right)(T-t)}{\sigma\sqrt{T-t}} \quad (16)$$

entonces,

$$\left| \frac{dg^{-1}(s)}{ds} \right| = \frac{1}{s\sigma\sqrt{T-t}} \quad (17)$$

Como $f_\varepsilon(\varepsilon) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{\varepsilon^2}{2}}$; se tiene

$$f_\varepsilon(g^{-1}(s)) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{\ln\left(\frac{s}{S_t}\right) - \left(i - \frac{\sigma^2}{2}\right)(T-t)}{\sigma\sqrt{T-t}} \right)^2} \quad (18)$$

De lo anterior se observa que

$$f_{S_T|S_t}(s|S_t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{\ln\left(\frac{s}{S_t}\right) - \left(i - \frac{\sigma^2}{2}\right)(T-t)}{\sigma\sqrt{T-t}} \right)^2} \quad * \quad (19)$$

$$\frac{1}{s\sigma\sqrt{T-t}} f_{S_T|S_t}(s|S_t) = \frac{e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{\ln\left(\frac{s}{S_t}\right) - \left(i - \frac{\sigma^2}{2}\right)(T-t)}{\sigma\sqrt{T-t}} \right)^2}}{s\sigma\sqrt{2\pi(T-t)}}$$

La ecuación (19) será utilizada posteriormente para deducir las ecuaciones del modelo de Black-Scholes para valuar una opción financiera europea de compra.

Por otro lado, como se sabe que $\varepsilon = \frac{\ln\left(\frac{s}{S_t}\right) - \left(i - \frac{\sigma^2}{2}\right)(T-t)}{\sigma\sqrt{T-t}}$, se tiene que

$$s = S_t e^{\varepsilon\sigma\sqrt{T-t} + \left(i - \frac{\sigma^2}{2}\right)(T-t)} \quad (20)$$

luego,

$$\frac{ds}{d\varepsilon} = S_t e^{\varepsilon\sigma\sqrt{T-t} + \left(i - \frac{\sigma^2}{2}\right)(T-t)} \sigma\sqrt{T-t} \quad (21)$$

y entonces,

$$ds = S_t e^{\varepsilon\sigma\sqrt{T-t} + \left(i - \frac{\sigma^2}{2}\right)(T-t)} \sigma\sqrt{T-t} d\varepsilon = s\sigma\sqrt{T-t} d\varepsilon \quad (22)$$

2.2.2. Valuación neutral al riesgo de una opción financiera europea de compra

El precio de una opción financiera de compra europea en con precio de ejercicio X y vencimiento en T , se denota por la variable c y está dada por el valor esperado del valor presente del valor intrínseco de dicha opción:

$$c = E[\max(S_T - X, 0 | \mathfrak{F}_t)]e^{-i(T-t)} \quad (23)$$

así,

$$\begin{aligned} c &= e^{-i(T-t)} \int_0^{\infty} \max(s - X, 0) f_{S_T|S_t}(s|S_T) ds \\ &= e^{-i(T-t)} \int_X^{\infty} (s - X) f_{S_T|S_t}(s|S_T) ds \\ &= e^{-i(T-t)} \int_{s>X}^{\infty} (s) f_{S_T|S_t}(s|S_T) ds - X e^{-i(T-t)} \int_{s>X}^{\infty} f_{S_T|S_t}(s|S_T) ds \end{aligned} \quad (24)$$

De la ecuación (19) se sabe que

$$f_{S_T|S_t}(s|S_t) = \frac{e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{\ln\left(\frac{s}{S_t}\right) - \left(i - \frac{\sigma^2}{2}\right)(T-t)}{\sigma\sqrt{T-t}} \right)^2}}{s\sigma\sqrt{2\pi(T-t)}} \quad (25)$$

entonces,

$$\begin{aligned} c &= e^{-i(T-t)} \int_{s>X}^{\infty} \frac{e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{\ln\left(\frac{s}{S_t}\right) - \left(i - \frac{\sigma^2}{2}\right)(T-t)}{\sigma\sqrt{T-t}} \right)^2}}{\sigma\sqrt{2\pi(T-t)}} ds - \\ &X e^{-i(T-t)} \int_{s>X}^{\infty} \frac{e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{\ln\left(\frac{s}{S_t}\right) - \left(i - \frac{\sigma^2}{2}\right)(T-t)}{\sigma\sqrt{T-t}} \right)^2}}{s\sigma\sqrt{2\pi(T-t)}} ds \end{aligned} \quad (26)$$

Sea

$$I_1 = e^{-i(T-t)} \int_{s>X}^{\infty} \frac{e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{\ln\left(\frac{s}{S_t}\right) - \left(i - \frac{\sigma^2}{2}\right)(T-t)}{\sigma\sqrt{T-t}} \right)^2}}{\sigma\sqrt{2\pi(T-t)}} ds \quad (27)$$

$$I_2 = -Xe^{-i(T-t)} \int_{s>X}^{\infty} \frac{e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{\ln\left(\frac{s}{S_t}\right) - \left(i - \frac{\sigma^2}{2}\right)(T-t)}{\sigma\sqrt{T-t}} \right)^2}}{s\sigma\sqrt{2\pi(T-t)}} ds \quad (28)$$

De la ecuación (22) se expresa ds como $\sigma\sqrt{T-t}d\varepsilon$ y por la ecuación (13) ε

por $\frac{\ln\left(\frac{S_T}{S_t}\right) - \left(i - \frac{\sigma^2}{2}\right)(T-t)}{\sigma\sqrt{T-t}}$ para I_1 y I_2

$$I_1 = e^{-i(T-t)} \int_{s > \frac{\ln\left(\frac{X}{S_t}\right) - \left(i - \frac{\sigma^2}{2}\right)(T-t)}^{\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{\sigma^2}{2} \varepsilon^2} e^{\left(i - \frac{\sigma^2}{2}\right)(T-t)} d\varepsilon \quad (29)$$

El cambio en el límite inferior de integración se debe a que ahora se integra respecto a ε y como $s > X$, se tiene

$$S_t e^{\varepsilon\sigma\sqrt{T-t} + \left(i - \frac{\sigma^2}{2}\right)(T-t)} > X \text{ y } \varepsilon > \frac{\ln\left(\frac{X}{S_t}\right) - \left(i - \frac{\sigma^2}{2}\right)(T-t)}{\sigma\sqrt{T-t}} \quad (30)$$

Al restar $\sigma\sqrt{T-t}$ en ambos lados de la inecuación $\varepsilon > \frac{\ln\left(\frac{X}{S_t}\right) - \left(i - \frac{\sigma^2}{2}\right)(T-t)}{\sigma\sqrt{T-t}}$

$$\varepsilon - \sigma\sqrt{T-t} > \frac{\ln\left(\frac{X}{S_t}\right) - \left(i + \frac{\sigma^2}{2}\right)(T-t)}{\sigma\sqrt{T-t}} \quad (31)$$

así que,

$$I_1 = S_t \int_{\varepsilon - \sigma\sqrt{T-t} > \frac{\ln\left(\frac{X}{S_t}\right) - \left(i + \frac{\sigma^2}{2}\right)(T-t)}{\sigma\sqrt{T-t}}}^{\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}(\varepsilon - \sigma\sqrt{T-t})^2} d\varepsilon \quad (32)$$

Definiendo $u = \varepsilon - \sigma\sqrt{T-t}$ se tiene

$$I_1 = S_t \int_{-\infty < u < \frac{\ln\left(\frac{S_t}{X}\right) + \left(i + \frac{\sigma^2}{2}\right)(T-t)}{\sigma\sqrt{T-t}}}^{\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}(u)^2} du \quad (33)$$

donde se asume que $\varepsilon \sim N(0,1)$.

Asimismo, como

$$ds = S_t e^{\varepsilon\sigma\sqrt{T-t} + \left(i - \frac{\sigma^2}{2}\right)(T-t)} \sigma\sqrt{T-t} d\varepsilon \quad (34)$$

La segunda integral satisface:

$$I_2 = -X e^{-i(T-t)} \int_{\varepsilon > \frac{\ln\left(\frac{X}{S_t}\right) - \left(i - \frac{\sigma^2}{2}\right)(T-t)}{\sigma\sqrt{T-t}}}^{\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}(\varepsilon)^2} d\varepsilon \quad (35)$$

entonces,

$$I_2 = -X e^{-i(T-t)} \int_{-\infty < u < \frac{\ln\left(\frac{S_t}{X}\right) + \left(i - \frac{\sigma^2}{2}\right)(T-t)}{\sigma\sqrt{T-t}}}^{\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}(u)^2} du \quad (36)$$

Se sigue que, al topar el límite de integración superior hasta d_1 y d_2 respectivamente,

$$I_1 = S_t \int_{-\infty < u < \frac{\ln\left(\frac{S_t}{X}\right) + \left(i + \frac{\sigma^2}{2}\right)(T-t)}{\sigma\sqrt{T-t}}}^{d_1} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}(u)^2} du \quad (37)$$

$$I_2 = -Xe^{-i(T-t)} \int_{-\infty < u < \frac{\ln\left(\frac{S_t}{X}\right) + \left(i - \frac{\sigma^2}{2}\right)(T-t)}^{\frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}(u)^2}} du \quad (38)$$

por lo tanto,

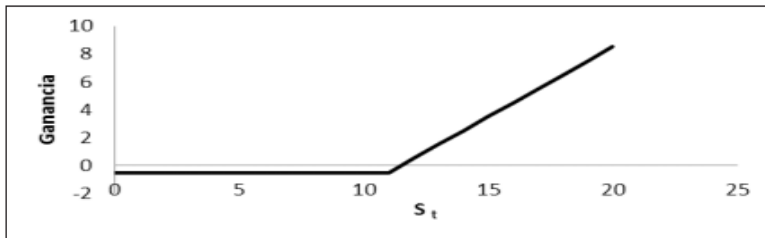
$$c = S_t N(d_1) - Xe^{-i(T-t)} N(d_2) \quad (39)$$

con,

$$d_1 = \frac{\ln\left(\frac{S_t}{X}\right) + \left(i + \frac{\sigma^2}{2}\right)(T-t)}{\sigma\sqrt{T-t}} \quad (40)$$

$$d_2 = \frac{\ln\left(\frac{S_t}{X}\right) + \left(i - \frac{\sigma^2}{2}\right)(T-t)}{\sigma\sqrt{T-t}} = d_1 - \sigma\sqrt{T-t} \quad (41)$$

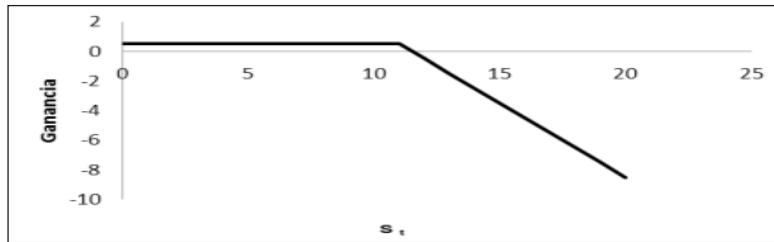
Gráfica 2: Posición larga de una opción financiera europea de compra



Fuente: elaboración propia en Excel 2016.

En la Gráfica 2 se observa que el inversionista tiene una expectativa alcista para obtener ganancias, mientras más grande sea el valor del activo subyacente mayor será la ganancia obtenida en la fecha de vencimiento del contrato.

Gráfica 3. Posición corta de una opción financiera europea de compra



Fuente: elaboración propia en Excel 2016.

En la Gráfica 3 se observa que el inversionista tiene una expectativa a la baja, es decir la máxima ganancia que puede obtener es justo el valor de la prima calculada mediante el modelo de Black-Scholes.

2.2.3. Valuación neutral al riesgo de una opción financiera europea de venta

Para valuar una opción financiera europea de venta conservando el supuesto de neutralidad al riesgo, dado que ya conocemos la expresión de una opción financiera europea de compra suponiendo los mismos factores de influencia en el precio de dicha opción, entonces se puede utilizar la fórmula de paridad compra-venta siguiente:

$$c + Xe^{-i(T-t)} = p + S_t \quad (42)$$

como $N(d_1) = 1 - N(-d_1)$ y $N(d_2) = 1 - N(-d_2)$ entonces se puede reemplazar en la ecuación (42) las ecuaciones de Black-Scholes mostradas anteriormente para la opción financiera de compra de la manera siguiente.

$$p + S_t = S_t N(d_1) - Xe^{-i(T-t)} N(d_2) + Xe^{-i(T-t)}$$

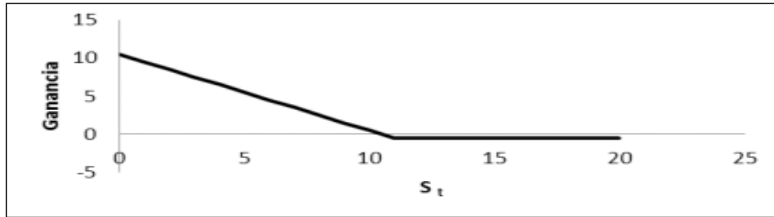
$$p + S_t = S_t (1 - N(-d_1)) - Xe^{-i(T-t)} (1 - N(-d_2)) + Xe^{-i(T-t)}$$

$$p + S_t = S_t - S_t N(-d_1) - Xe^{-i(T-t)} + Xe^{-i(T-t)} N(-d_2) + Xe^{-i(T-t)}$$

$$p = -S_t N(-d_1) + X e^{-i(T-t)} N(-d_2)$$

$$p = X e^{-i(T-t)} N(-d_2) - S_t N(-d_1) \quad (43)$$

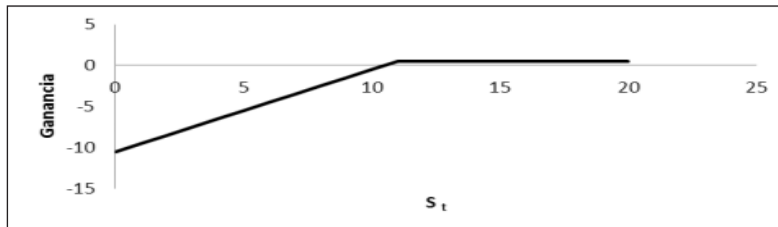
Gráfica 4. Posición larga de una opción financiera europea de venta



Fuente: elaboración propia en Excel 2016.

En la Gráfica 4 se observa que el inversionista tiene una expectativa a la baja para obtener ganancias, mientras más se reduzca el valor del activo subyacente mayor será la ganancia obtenida en la fecha de vencimiento del contrato.

Gráfica 5. Posición corta de una opción financiera europea de venta



Fuente: elaboración propia en Excel 2016.

En la Gráfica 5 se observa que el inversionista tiene una expectativa alcista, es decir la máxima ganancia que puede obtener es justo el valor de la prima calculada mediante el modelo de Black-Scholes.

A diferencia de los contratos de opciones financieras de compra, en los contratados de opciones de venta se puede observar que tanto las pérdidas como las ganancias son limitadas sin importar la posición que tenga el inversionista en el contrato.

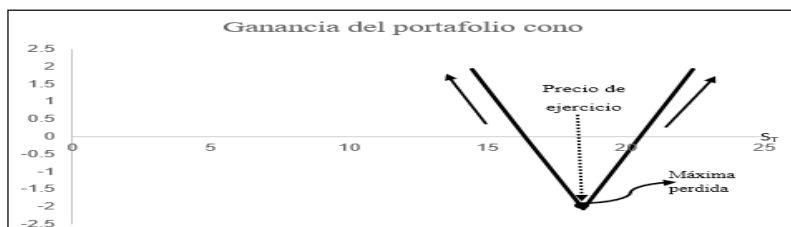
En un contrato de opciones financieras, la posición larga es aquella que adquiere el inversionista por tener el derecho más no la obligación de ejercer el contrato en el futuro, dicho derecho lo adquiere por haber pagado la prima a su contraparte; quien adquiere la posición corta al recibir dicha prima, estando obligado a entregar o a adquirir el activo subyacente en la fecha de vencimiento estipulada en el contrato. Es importante decir que este tipo de seguros financieros matemáticamente son juegos de suma cero, pues lo que un inversionista gana el otro lo pierde y viceversa.

Los factores de influencia sobre el valor de la prima de las opciones financieras son S_t : precio del activo subyacente durante el contrato, S_T : precio del activo subyacente al final del contrato, X : precio de ejercicio que pactan ambas partes del contrato, i : tasa de interés libre de riesgo, comúnmente en México la tasa de referencia CETES, σ : volatilidad del activo subyacente y T : tiempo de término de la vigencia del contrato de la opción financiera.

2.2.4. Portafolio cono

El portafolio cono consiste en tener la posición larga en una opción de compra y en una opción de venta con el mismo precio de ejercicio en ambos casos; este portafolio funciona cuando el inversionista tiene la expectativa de que puede haber cambios drásticos en el precio de cierre del activo subyacente; es decir se espera una alta volatilidad en dicho precio; el portafolio cono funciona de la siguiente manera: si el precio del activo subyacente sube, entonces el inversionista obtiene ganancias con la opción financiera de compra, mientras que si el precio del activo subyacente baja se tiene ganancias con la opción financiera de venta.

En la Gráfica 6 se muestra la gráfica del portafolio cono



2.2.5. Portafolio cono corto

El portafolio cono corto consiste en tener la posición corta en una opción financiera de compra y en una opción financiera de venta con el mismo precio de ejercicio en ambos casos; este portafolio funciona cuando el inversionista tiene la expectativa de que puede haber pequeños cambios o poca variabilidad en el precio de cierre del activo subyacente; es decir, se espera una baja volatilidad en dicho precio. En la Gráfica 7, se muestra la gráfica del portafolio cono corto.

Gráfica 7. Representación gráfica del portafolio cono corto

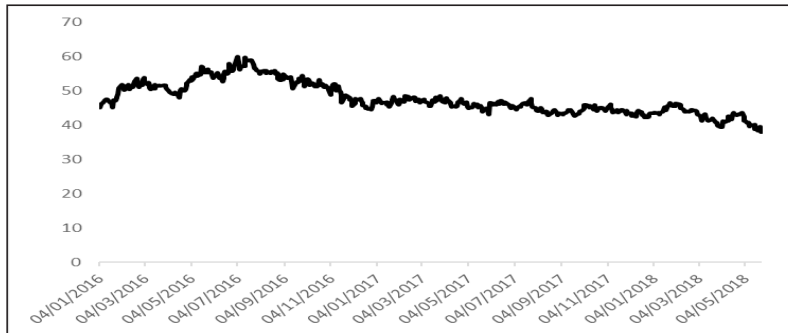


Fuente: elaboración propia en Excel 2016.

3. Aplicación y análisis de resultados

Con información histórica diaria en los precios de cierre de las acciones BIMBO y HERDEZ correspondiente a las fechas de 4 de enero de 2016 hasta el 25 de mayo de 2018 (602 observaciones), se analizaron el comportamiento de los precios de cierre, como se muestra en las Gráficas 8 y 9.

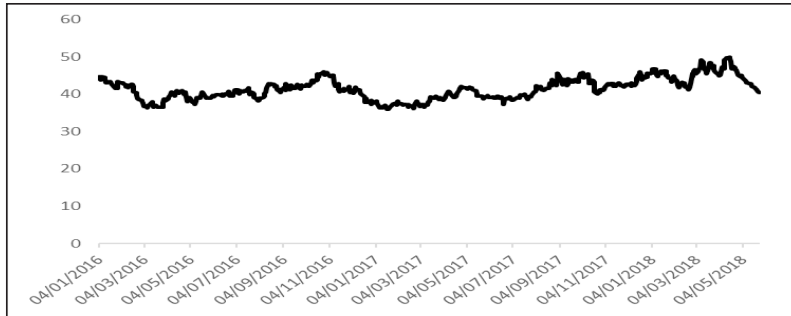
Gráfica 8. Comportamiento histórico de los precios de cierre de BIMBO



Fuente: elaboración propia en Excel 2016.

En la Gráfica 8. Se puede apreciar que los precios de cierre de BIMBO hasta mediados de julio de 2016 tuvieron una tendencia al alza, posteriormente tiene un cambio de tendencia a la baja.

Gráfica 9. Comportamiento histórico de los precios de cierre de HERDEZ



Fuente: elaboración propia en Excel 2016.

En la Gráfica 9. Se puede apreciar que los precios de cierre de HERDEZ tienen muchas variaciones, es decir no se observa con claridad su tendencia.

Para ambas empresas se analizó la estacionariedad, así como: normalidad, no autocorrelación y homoscedasticidad en sus residuales (ver Anexo 1.), inicialmente al no ser series estacionarias, se hicieron estacionarias a través de las diferenciaciones realizadas para la construcción de una nueva serie de tiempo con modelos ARIMA. Posteriormente se realizaron pronósticos en los precios de cierre a partir del día siguiente al último valor histórico conocido hasta treinta días después; para observar si se esperaba poca o mucha variabilidad en cada precio futuro, para así tomar decisiones de inversión en busca de ganancias mediante la construcción de los portafolios como o como corto de alta o baja volatilidad respectivamente. Los portafolios a diferentes temporalidades consideran los valores reales de las primas de las opciones financieras correspondientes al modelo de Black-Scholes, cuyos principales factores de influencia para su cálculo fueron: la tasa de referencia anual mexicana (CETES), publicada en la página de Banco de México (Banxico), la volatilidad histórica anual en los precios de cierre de cada activo subyacente y adicionalmente se supone que el precio inicial del activo subyacente es el mismo que el precio de ejercicio pactado. Los 60 portafolios construidos se pueden apreciar en el trabajo de tesis de licenciatura en actuaría de Mendez (2019), trabajo en extenso de este artículo de investigación. El resumen de los resultados se puede observar en las Tablas 1, 2, 3 y 4:

Tabla 1: Pronósticos y precios reales para BIMBO

| Fecha | Precio Real (PR) | Pronostico 1 | Pronostico 2 |
|------------|------------------|--------------|--------------|
| 28/05/2018 | 37.9000 | 43.5070 | 38.0806 |
| 29/05/2018 | 37.3200 | 43.5007 | 38.2291 |
| 30/05/2018 | 37.8500 | 43.4977 | 38.3819 |
| 31/05/2018 | 38.0600 | 43.4883 | 38.3248 |
| 01/06/2018 | 37.3500 | 43.4749 | 38.2804 |
| 04/06/2018 | 36.2800 | 43.4613 | 38.2556 |
| 05/06/2018 | 36.7500 | 43.4457 | 38.2560 |
| 06/06/2018 | 36.2200 | 43.4288 | 38.2504 |
| 07/06/2018 | 35.0700 | 43.4190 | 38.2402 |
| 08/06/2018 | 35.7300 | 43.4342 | 38.2276 |
| 11/06/2018 | 36.6800 | 43.4152 | 38.2165 |
| 12/06/2018 | 36.6600 | 43.3947 | 38.2061 |
| 13/06/2018 | 36.5300 | 43.3650 | 38.1959 |
| 14/06/2018 | 36.7300 | 43.3504 | 38.1853 |
| 15/06/2018 | 36.8700 | 43.3583 | 38.1747 |
| 18/06/2018 | 37.1100 | 43.3646 | 38.1641 |
| 19/06/2018 | 37.0000 | 43.3434 | 38.1536 |
| 20/06/2018 | 37.0300 | 43.3661 | 38.1430 |
| 21/06/2018 | 36.7800 | 43.2859 | 38.1325 |
| 22/06/2018 | 37.2200 | 43.2952 | 38.1219 |
| 25/06/2018 | 37.3100 | 43.3068 | 38.1114 |
| 26/06/2018 | 37.2200 | 43.2903 | 38.1008 |
| 27/06/2018 | 36.6600 | 43.2529 | 38.0903 |
| 28/06/2018 | 37.1200 | 43.2285 | 38.0798 |
| 29/06/2018 | 38.6900 | 43.2327 | 38.0692 |
| 02/07/2018 | 37.4400 | 43.2431 | 38.0587 |
| 03/07/2018 | 37.0700 | 43.4323 | 38.0418 |
| 04/07/2018 | 37.9200 | 43.2017 | 38.0377 |
| 05/07/2018 | 39.7600 | 43.1779 | 38.0271 |
| 06/07/2018 | 40.3100 | 43.1731 | 38.0166 |

Fuente: elaboración propia en Excel 2016.

.La información reflejada en la Tabla 1 guía al inversionista a la construcción de sus portafolios cono o cono corto de alta o baja volatilidad respectivamente para BIMBO.

Tabla 2: Portafolios adecuados para BIMBO mediante los pronósticos 1 (P1) y pronóstico 2 (P2)

| Fecha | PR | P1 | P2 | P1 Figura | P2 Figura |
|------------|---------|---------|---------|-----------|-------------|
| 28/05/2018 | 37.9000 | 43.5070 | 38.0806 | cono | cono corto* |
| 29/05/2018 | 37.3200 | 43.5007 | 38.2291 | cono* | cono corto |
| 30/05/2018 | 37.8500 | 43.4977 | 38.3819 | cono | cono corto* |
| 31/05/2018 | 38.0600 | 43.4883 | 38.3248 | cono | cono corto* |
| 01/06/2018 | 37.3500 | 43.4749 | 38.2804 | cono | cono corto* |
| 04/06/2018 | 36.2800 | 43.4613 | 38.2556 | cono* | cono corto |
| 05/06/2018 | 36.7500 | 43.4457 | 38.2560 | cono* | cono corto |
| 06/06/2018 | 36.2200 | 43.4288 | 38.2504 | cono* | cono corto |
| 07/06/2018 | 35.0700 | 43.4190 | 38.2402 | cono* | cono corto |
| 08/06/2018 | 35.7300 | 43.4342 | 38.2276 | cono* | cono corto |
| 11/06/2018 | 36.6800 | 43.4152 | 38.2165 | cono | cono corto* |
| 12/06/2018 | 36.6600 | 43.3947 | 38.2061 | cono | cono corto* |
| 13/06/2018 | 36.5300 | 43.3650 | 38.1959 | cono | cono corto* |
| 14/06/2018 | 36.7300 | 43.3504 | 38.1853 | cono | cono corto* |
| 15/06/2018 | 36.8700 | 43.3583 | 38.1747 | cono | cono corto* |
| 18/06/2018 | 37.1100 | 43.3646 | 38.1641 | cono | cono corto* |
| 19/06/2018 | 37.0000 | 43.3434 | 38.1536 | cono | cono corto* |
| 20/06/2018 | 37.0300 | 43.3661 | 38.1430 | cono | cono corto* |
| 21/06/2018 | 36.7800 | 43.2859 | 38.1325 | cono | cono corto* |
| 22/06/2018 | 37.2200 | 43.2952 | 38.1219 | cono | cono corto* |
| 25/06/2018 | 37.3100 | 43.3068 | 38.1114 | cono | cono corto* |
| 26/06/2018 | 37.2200 | 43.2903 | 38.1008 | cono | cono corto* |
| 27/06/2018 | 36.6600 | 43.2529 | 38.0903 | cono | cono corto* |
| 28/06/2018 | 37.1200 | 43.2285 | 38.0798 | cono | cono corto* |
| 29/06/2018 | 38.6900 | 43.2327 | 38.0692 | cono | cono corto* |

Continúa

| | | | | | |
|------------|---------|---------|---------|-------|-------------|
| 02/07/2018 | 37.4400 | 43.2431 | 38.0587 | cono | cono corto* |
| 03/07/2018 | 37.0700 | 43.4323 | 38.0418 | cono | cono corto* |
| 04/07/2018 | 37.9200 | 43.2017 | 38.0377 | cono | cono corto* |
| 05/07/2018 | 39.7600 | 43.1779 | 38.0271 | cono | cono corto* |
| 06/07/2018 | 40.3100 | 43.1731 | 38.0166 | cono* | cono corto |

Fuente: elaboración propia en Excel 2016.

* Indica el portafolio adecuado con base en el pronóstico

La información reflejada en la Tabla 2 considera que para obtener ganancias es adecuado invertir en 7 portafolios cono y 23 portafolios cono corto.

Tabla 3: Pronósticos y precios reales para HERDEZ

| Fecha | Precio Real (PR) | Pronostico 1(P1) | Pronostico 2(P2) |
|------------|------------------|------------------|------------------|
| 28/05/2018 | 39.4900 | 36.1882 | 40.6358 |
| 29/05/2018 | 39.3000 | 36.1829 | 40.7445 |
| 30/05/2018 | 40.4000 | 36.1775 | 40.6199 |
| 31/05/2018 | 39.4300 | 36.1724 | 40.4974 |
| 01/06/2018 | 39.1800 | 36.1673 | 40.3286 |
| 04/06/2018 | 39.5000 | 36.1621 | 40.3625 |
| 05/06/2018 | 37.5500 | 36.1564 | 40.4341 |
| 06/06/2018 | 37.3700 | 36.1505 | 40.6075 |
| 07/06/2018 | 37.5200 | 36.1454 | 40.6268 |
| 08/06/2018 | 38.5600 | 36.1409 | 40.5973 |
| 11/06/2018 | 39.2000 | 36.1367 | 40.4249 |
| 12/06/2018 | 39.7000 | 36.1320 | 40.3483 |
| 13/06/2018 | 38.9600 | 36.1267 | 40.3062 |
| 14/06/2018 | 39.0500 | 36.1213 | 40.4269 |
| 15/06/2018 | 39.8500 | 36.1163 | 40.5086 |
| 18/06/2018 | 39.3000 | 36.1115 | 40.5878 |

Continúa

| | | | |
|------------|---------|---------|---------|
| 19/06/2018 | 39.1100 | 36.1064 | 40.5055 |
| 20/06/2018 | 39.8700 | 36.1012 | 40.4193 |
| 21/06/2018 | 39.7000 | 36.0958 | 40.2962 |
| 22/06/2018 | 41.3400 | 36.0903 | 40.3116 |
| 25/06/2018 | 40.5600 | 36.0847 | 40.3562 |
| 26/06/2018 | 40.6300 | 36.0791 | 40.4758 |
| 27/06/2018 | 41.1400 | 36.0741 | 40.4925 |
| 28/06/2018 | 40.9800 | 36.0696 | 40.4747 |
| 29/06/2018 | 41.8600 | 36.0651 | 40.3544 |
| 02/07/2018 | 39.9700 | 36.0602 | 40.2957 |
| 03/07/2018 | 39.9400 | 36.0548 | 40.2597 |
| 04/07/2018 | 39.9900 | 36.0495 | 40.3384 |
| 05/07/2018 | 42.6000 | 36.0447 | 40.3944 |
| 06/07/2018 | 43.5400 | 36.0402 | 40.4514 |

Fuente: elaboración propia en Excel 2016.

La información reflejada en la Tabla 3 guía al inversionista a la construcción de sus portafolios cono o cono corto de alta o baja volatilidad respectivamente para HERDEZ.

Tabla 4: Portafolios adecuados para HERDEZ mediante los pronósticos 1 (P1) y pronóstico 2 (P2)

| Fecha | PR | P1 | P2 | P1 Figura | P2 Figura |
|------------|---------|---------|---------|-----------|-------------|
| 28/05/2018 | 39.4900 | 36.1882 | 40.6358 | cono* | cono corto |
| 29/05/2018 | 39.3000 | 36.1829 | 40.7445 | cono* | cono corto |
| 30/05/2018 | 40.4000 | 36.1775 | 40.6199 | cono | cono corto* |
| 31/05/2018 | 39.4300 | 36.1724 | 40.4974 | cono | cono corto* |
| 01/06/2018 | 39.1800 | 36.1673 | 40.3286 | cono* | cono corto |
| 04/06/2018 | 39.5000 | 36.1621 | 40.3625 | cono | cono corto* |
| 05/06/2018 | 37.5500 | 36.1564 | 40.4341 | cono* | cono corto |
| 06/06/2018 | 37.3700 | 36.1505 | 40.6075 | cono* | cono corto |

Continúa

| | | | | | |
|------------|---------|---------|---------|-------|-------------|
| 07/06/2018 | 37.5200 | 36.1454 | 40.6268 | cono* | cono corto |
| 08/06/2018 | 38.5600 | 36.1409 | 40.5973 | cono* | cono corto |
| 11/06/2018 | 39.2000 | 36.1367 | 40.4249 | cono | cono corto* |
| 12/06/2018 | 39.7000 | 36.1320 | 40.3483 | cono | cono corto* |
| 13/06/2018 | 38.9600 | 36.1267 | 40.3062 | cono | cono corto* |
| 14/06/2018 | 39.0500 | 36.1213 | 40.4269 | cono | cono corto* |
| 15/06/2018 | 39.8500 | 36.1163 | 40.5086 | cono | cono corto* |
| 18/06/2018 | 39.3000 | 36.1115 | 40.5878 | cono | cono corto* |
| 19/06/2018 | 39.1100 | 36.1064 | 40.5055 | cono | cono corto* |
| 20/06/2018 | 39.8700 | 36.1012 | 40.4193 | cono | cono corto* |
| 21/06/2018 | 39.7000 | 36.0958 | 40.2962 | cono | cono corto* |
| 22/06/2018 | 41.3400 | 36.0903 | 40.3116 | cono | cono corto* |
| 25/06/2018 | 40.5600 | 36.0847 | 40.3562 | cono | cono corto* |
| 26/06/2018 | 40.6300 | 36.0791 | 40.4758 | cono | cono corto* |
| 27/06/2018 | 41.1400 | 36.0741 | 40.4925 | cono | cono corto* |
| 28/06/2018 | 40.9800 | 36.0696 | 40.4747 | cono | cono corto* |
| 29/06/2018 | 41.8600 | 36.0651 | 40.3544 | cono | cono corto* |
| 02/07/2018 | 39.9700 | 36.0602 | 40.2957 | cono | cono corto* |
| 03/07/2018 | 39.9400 | 36.0548 | 40.2597 | cono | cono corto* |
| 04/07/2018 | 39.9900 | 36.0495 | 40.3384 | cono | cono corto* |
| 05/07/2018 | 42.6000 | 36.0447 | 40.3944 | cono | cono corto* |
| 06/07/2018 | 43.5400 | 36.0402 | 40.4514 | cono* | cono corto |

Fuente: elaboración propia en Excel 2016.

La información reflejada en la Tabla 4 considera que para obtener ganancias es adecuado invertir en 8 portafolios cono y 22 portafolios cono corto.

Conclusiones e implicaciones

La implementación de herramientas econométricas es de gran ayuda en la toma de decisiones del inversionista para conocer el comportamiento futuro de las acciones de los precios de cierre de BIMBO y HERDEZ, el contrastar dos pronósticos realizados de manera distinta permite ver la eficiencia de cada uno.

Al crear diversos modelos ARIMA se pudo obtener los resultados adecuados en la selección del portafolio con opciones financieras de baja volatilidad (cono corto), donde se tenía la expectativa de pequeños cambios en el precio del subyacente con la información proporcionada en el modelo econométrico usado para el pronóstico 2, y de alta volatilidad (cono) con expectativa de grandes cambios en el precio del subyacente mediante el pronóstico 1.

En el análisis realizado en ambos casos tanto para BIMBO como para HERDEZ el pronóstico con el que se obtuvieron mejores resultados fue el pronóstico 2.

Se resalta que para BIMBO el segundo pronóstico fue muy cercano a los precios de cierre reales para periodicidades de: 1 a 5, 20, 21, 22 y de 24 a 28 días, pues se tiene una variación absoluta menor a la unidad. Es decir, se observa un mejor comportamiento de dicho modelo en los periodos de tiempo iniciales y finales a los 30 días.

Mientras que para HERDEZ el segundo pronóstico también se acercó bastante a sus precios de cierre en las periodicidades de: 3, 6, 12, 15, 18, 19, del 21 al 24 y de 26 a 28 días. Se observa un mejor comportamiento del modelo en los periodos de tiempo finales cercanos a los 30 días.

Por lo anterior, el objetivo y la hipótesis de este trabajo de investigación se cumplen, ya que al pronosticar los precios de las acciones del sector alimentos BIMBO y HERDEZ con herramientas econométricas fue de utilidad para la adecuada toma de decisión del inversionista en la selección de portafolios según el comportamiento de la volatilidad del activo subyacente; las ganancias mediante los portafolios fueron obtenidas. Las mejores ganancias reales en el caso de BIMBO fue en el portafolio cono corto con periodicidad de 28 días, pues el precio de cierre del activo subyacente al final del día 28 es casi igual al precio de ejercicio pactado al inicio del contrato, esta ganancia por cada portafolio cono corto equivale a \$2.1674 mientras que para HERDEZ lo fue para el portafolio cono corto con periodicidad de 21 días, pues el precio de cierre del activo subyacente al final del día 21 es casi igual al precio de ejercicio pactado al inicio del contrato, esta ganancia por cada portafolio cono corto equivale a \$2.4533. En Olivares (2015) se muestran ganancias en opciones financieras sobre acciones mexicanas mediante estrategias con derivados del tipo cono. También en Olivares y Medina (2021) mediante el uso de otro tipo de estrategias de volatilidad se obtienen resultados satisfactorios para algunas acciones mexicanas del MexDer, por lo que los resultados son consistentes con estas investigaciones.

Para futuras investigaciones se pueden replicar estos modelos de manera dinámica donde cambie la volatilidad a lo largo del tiempo, o bien el uso de ventanas rodantes con el uso de la teoría de cópulas aplicada a los portafolios con opciones financieras.

Referencias bibliográficas

- Belaire, B. F. (2004). "Estrategias especulativas óptimas con opciones". *Revista Española De Financiación y Contabilidad*, vol. 33, núm. 120, pp. 161-203.
- Black, F., y Scholes, M. (1973). "The Pricing of Options and Corporate Liabilities". *Journal of Political Economy*, vol. 81, núm. 3, pp. 637-654.
- Brida, J. G., Gómez, D. M. y Risso, W. A. (2009). "Estructura jerárquica y dinámica en los mercados cambiarios latinoamericanos". *Investigación Económica*, vol. 68, núm. 267, pp. 115-146.
- Box, G. y Jenkins G. (1970). *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. San Francisco, Holden Day.
- Cont, R. (2001). "Empirical Properties of Asset Returns: Stylized facts and statistical Issues". *Quantitative Finance*, vol. 1, núm. 1, pp. 223-236.
- Cox, J. (1975). "Notes on Option Pricing I: Constant Elasticity of Variance Diffusions". *Working Paper*, Stanford University.
- Christoffersen, P., Elkamhi, R., Feunou, B. y Jacobs K. (2010). "Option Valuation with Conditional Heteroskedasticity and Non-Normality". *Review of Financial Studies*, vol. 23, núm. 5, pp. 2139-2183.
- Espinoza, C., Gorigoitia, J. y Maquieira, C. (2013). "Comportamiento no lineal en series de productos primarios". *El Trimestre Económico*, vol. 80, núm. 1, pp. 143-168.
- Hao, J. y Zhang, J. (2013). "GARCH Option Pricing Models, the CBOE VIX, and Variance Risk Premium". *Journal of Financial Econometrics*, vol. 11, núm. 3, pp. 556-580.
- Iturriaga, F. (2006). "Restricciones financieras e inversión en activo fijo: un análisis multivariante". *Revista Española De Financiación y Contabilidad*, vol. 35, núm. 129, pp. 411-436.
- Mandelbrot, B. (1963). "The Variation of Certain Speculative Prices". *The Journal of Business*, vol. 36, núm. 4, pp. 394-419.
- Marcelo, J. y Quirós, J. (2005). "Análisis de los efectos de las correlaciones bursátiles en la composición de carteras óptimas". *Revista Española De Financiación y Contabilidad*, vol. 34, núm. 126, pp. 689-708.

- Martínez, F., Zermeño, M. y Preciado, V. (2009). “Desregulación financiera, desarrollo del sistema financiero y crecimiento económico en México: efectos de largo plazo y causalidad”. *Estudios Económicos*, vol. 24, núm. 8, pp. 249–283.
- McMillan, L. (2002). *Options as a Strategic Investment* (4a. ed.). Prentice Hall.
- Mendez, M. (2019). “Portafolios ‘cono’ y ‘cono corto’ con opciones financieras sobre las acciones BIMBOA y HERDEZ de la Bolsa Mexicana de Valores (BMV). Un análisis por series de tiempo en el periodo 2016-2018”. Tesis de Licenciatura en Actuaría. Unidad Académica Profesional Huehuetoca. Universidad Autónoma del Estado de México, México.
- Merton, R. (1973). “Theory of Rational Option Pricing”. *Bell Journal of Economics and Management Science*, vol. 4, núm. 1, pp. 141-183.
- Montoya, J., Aguilar, M. y González, N. (1992). “La eficiencia del mercado accionario en México”. *El Trimestre Económico*, vol. 59, núm. 2, pp. 339–371.
- Olivares, H. A., Ortiz, A. y Bucio, C. (2015). “Escenarios Monte Carlo para estrategias con expectativas de baja volatilidad cambiante mediante opciones europeas de compra y venta”. *Estocástica: Finanzas y Riesgo*, vol. 5, núm. 1, pp. 65-94.
- Olivares, H. A., Ortiz A. y López F. (2016). “Generación de estrategias de coberturas con opciones europeas y simulación Monte Carlo con modelos GARCH-M”. En Martínez Preece, Marissa del Rosario, Carlos Zubieta Badillo, Francisco López-Herrera y Francisco Venegas-Martínez (coord). *Administración de riesgos, Volumen VI*. Universidad Autónoma Metropolitana-Azcapotzalco: México. pp. 97-129.
- Olivares, H. A. y Medina, A. (2021). “Mejores estrategias de cobertura en acciones del MexDer durante el primer año de la COVID-19”. *Análisis Económico*, XXXVI, núm. 92, pp. 127-144. <https://doi.org/10.24275/uam/azc/dcsh/ae/2021v36n92/Olivares>
- Parisi F. y Guerrero C. (2003). “Modelos predictivos de redes neuronales en índices bursátiles”. *El Trimestre Económico*, vol. 70, núm. 4, pp. 721–744.
- Parisi, A., Parisi, F. y Cornejo, E. (2004). “Algoritmos genéticos y modelos multivariados recursivos en la predicción de índices bursátiles de América del Norte: IPC, TSE, NASDAQ y DJI”. *El Trimestre Económico*, vol. 71, núm. 4, pp. 789–809.
- Pérez, J. (2002). “¿Ha variado en el tiempo la remuneración del riesgo en el mercado bursátil español?” *Revista Española De Financiación y Contabilidad*, vol. 31, núm. 113, pp. 833–859.

- Pincheira, P., y García, Á. (2012). "En busca de un buen marco de referencia predictivo para la inflación en Chile". *El Trimestre Económico*, vol. 79, núm. 1, pp. 85–123.
- Pindyck R., y Rubinfeld D. (2001). "Introducción al Modelo de Regresión". *Econometría modelos y pronósticos*, (4a. ed.), Limusa.
- Ríos, V., Zaldívar, M., y Ventosa, D. (2011). "Paradoja feldstein-horioka: El caso de México (1950-2007)". *Estudios Económicos*, vol. 26, núm. 52, pp. 293–313.
- Romero, P. (2004). "Transmisión de la volatilidad a lo largo de la estructura temporal de SWAPS: Evidencia Internacional". *Revista Española De Financiación y Contabilidad*, vol. 33, núm. 123, pp. 873–898.
- San-Martín, N., y Rodríguez A. (2011). "La imprevisibilidad de las crisis: un análisis empírico sobre los índices de riesgo país". *Innovar: Revista De Ciencias Administrativas y Sociales*, vol. 21, núm. 39, pp. 161–178.
- Soto, R. (2002). "Ajuste estacional e integración en variables macroeconómicas". *Cuadernos De Economía*, vol. 39, núm. 116, pp. 135–155.
- Uribe, J., Jiménez, D., y Fernández, J. (2015). "Regímenes de volatilidad del tipo de cambio en Colombia e intervenciones de política". *Investigación Económica*, vol. 74, núm. 293, pp. 131–170.
- Venegas F. (2008). *Riesgos financieros y económicos, productos derivados y decisiones económicas bajo incertidumbre*. (2da.ed.), Cengage Learning, México.

Anexo 1.

Análisis estadístico de las series BIMBO y HERDEZ

En la Imagen A 1.1 se observan los $p\text{-value} < 0.05$, por lo que la serie es estacionaria rechazando la hipótesis de presencia de raíz unitaria. También se observa que Durbin-Watson es de 1.99, valor muy cercano a 2 lo que nos indica que no existe autocorrelación.

Imagen A 1.1. Comparación del Test Dickey-Fuller de la serie de tiempo suavizada para BIMBO

Con intercepto

| Null Hypothesis: D(LBIMBOA) has a unit root Exogenous: Constant Lag Length: 2 (Automatic - based on SIC, maxlag=18) | | | | |
|--|-------------|-----------------------|-------------|--------|
| | | | t-Statistic | Prob.* |
| <hr/> | | | | |
| Augmented Dickey-Fuller test statistic | | | -17.40594 | 0.0000 |
| Test critical values: | 1% level | | -3.441056 | |
| | 5% level | | -2.866155 | |
| | 10% level | | -2.569286 | |
| <hr/> | | | | |
| *Mackinnon (1996) one-sided p-values. | | | | |
| <hr/> | | | | |
| Augmented Dickey-Fuller Test Equation Dependent Variable: D(LBIMBOA,2) Method: Least Squares Date: 10/25/18 Time: 15:15 Sample (adjusted): 1/08/2016 5/25/2018 Included observations: 598 after adjustments | | | | |
| Variable | Coefficient | Std. Error | t-Statistic | Prob. |
| D(LBIMBOA(-1)) | -1.330413 | 0.076434 | -17.40594 | 0.0000 |
| D(LBIMBOA(-1),2) | 0.237484 | 0.060030 | 3.956052 | 0.0001 |
| D(LBIMBOA(-2),2) | 0.135114 | 0.040818 | 3.311016 | 0.0010 |
| C | -0.000406 | 0.000606 | -0.669546 | 0.5034 |
| R-squared | 0.546767 | Mean dependent var | -6.94E-05 | |
| Adjusted R-squared | 0.544478 | S.D. dependent var | 0.021955 | |
| S.E. of regression | 0.014818 | Akaike info criterion | -5.579286 | |
| Sum squared resid | 0.130426 | Schwarz criterion | -5.549898 | |
| Log likelihood | 1672.207 | Hannan-Quinn criter. | -5.567844 | |
| F-statistic | 238.8616 | Durbin-Watson stat | 1.991758 | |
| Prob(F-statistic) | 0.000000 | | | |

Con intercepto y tendencia

| Null Hypothesis: D(BIMBOA) has a unit root Exogenous: Constant Lag Length: 2 (Automatic - based on SIC, maxlag=18) | | | | |
|---|-------------|-----------------------|-------------|--------|
| | | | t-Statistic | Prob.* |
| <hr/> | | | | |
| Augmented Dickey-Fuller test statistic | | | -17.60649 | 0.0000 |
| Test critical values: | 1% level | | -3.441056 | |
| | 5% level | | -2.866155 | |
| | 10% level | | -2.569286 | |
| <hr/> | | | | |
| *Mackinnon (1996) one-sided p-values. | | | | |
| <hr/> | | | | |
| Augmented Dickey-Fuller Test Equation Dependent Variable: D(BIMBOA,2) Method: Least Squares Date: 10/25/18 Time: 13:40 Sample (adjusted): 1/08/2016 5/25/2018 Included observations: 598 after adjustments | | | | |
| Variable | Coefficient | Std. Error | t-Statistic | Prob. |
| D(BIMBOA(-1)) | -1.340874 | 0.076158 | -17.60649 | 0.0000 |
| D(BIMBOA(-1),2) | 0.251334 | 0.059685 | 4.211029 | 0.0000 |
| D(BIMBOA(-2),2) | 0.141034 | 0.040711 | 3.464252 | 0.0006 |
| C | -0.017164 | 0.029258 | -0.586646 | 0.5577 |
| R-squared | 0.546612 | Mean dependent var | -0.002742 | |
| Adjusted R-squared | 0.544322 | S.D. dependent var | 1.059542 | |
| S.E. of regression | 0.014818 | Akaike info criterion | 2.174249 | |
| Sum squared resid | 303.8653 | Schwarz criterion | 2.203637 | |

Sin intercepto ni tendencia

| Null Hypothesis: D(LBIMBOA) has a unit root Exogenous: Constant, Linear Trend Lag Length: 2 (Automatic - based on SIC, maxlag=18) | | | | |
|--|-------------|-----------------------|-------------|--------|
| | | | t-Statistic | Prob.* |
| <hr/> | | | | |
| Augmented Dickey-Fuller test statistic | | | -17.49837 | 0.0000 |
| Test critical values: | 1% level | | -3.973475 | |
| | 5% level | | -3.417351 | |
| | 10% level | | -3.131077 | |
| <hr/> | | | | |
| *Mackinnon (1996) one-sided p-values. | | | | |
| <hr/> | | | | |
| Augmented Dickey-Fuller Test Equation Dependent Variable: D(LBIMBOA,2) Method: Least Squares Date: 10/25/18 Time: 15:19 Sample (adjusted): 1/08/2016 5/25/2018 Included observations: 598 after adjustments | | | | |
| Variable | Coefficient | Std. Error | t-Statistic | Prob. |
| D(LBIMBOA(-1)) | -1.340468 | 0.076605 | -17.49837 | 0.0000 |
| D(LBIMBOA(-1),2) | 0.244262 | 0.060110 | 4.063608 | 0.0001 |
| D(LBIMBOA(-2),2) | 0.138651 | 0.040829 | 3.395866 | 0.0007 |
| C | 0.001269 | 0.001223 | 1.037408 | 0.3000 |
| @TREND("1/04/2016") | -5.54E-06 | 3.52E-06 | -1.575946 | 0.1156 |
| R-squared | 0.548658 | Mean dependent var | -6.94E-05 | |
| Adjusted R-squared | 0.545613 | S.D. dependent var | 0.021955 | |
| S.E. of regression | 0.014799 | Akaike info criterion | -5.580121 | |
| Sum squared resid | 0.129882 | Schwarz criterion | -5.543385 | |
| Log likelihood | 1673.456 | Hannan-Quinn criter. | -5.565819 | |
| F-statistic | 180.2146 | Durbin-Watson stat | 1.993641 | |
| Prob(F-statistic) | 0.000000 | | | |

Fuente: elaboración propia en Eviews10.

Imagen A1.2. Correlograma de la serie de tiempo suavizada para BIMBO

| Autocorrelation | Partial Correlation | AC | PAC | Q-Stat | Prob |
|-----------------|---------------------|-----------|--------|--------|-------|
| | | 1 -0.072 | -0.072 | 3.1662 | 0.075 |
| | | 2 -0.084 | -0.089 | 7.4011 | 0.025 |
| | | 3 -0.119 | -0.133 | 15.922 | 0.001 |
| | | 4 0.029 | 0.000 | 16.432 | 0.002 |
| | | 5 -0.017 | -0.039 | 16.616 | 0.005 |
| | | 6 0.049 | 0.032 | 18.095 | 0.006 |
| | | 7 -0.046 | -0.042 | 19.383 | 0.007 |
| | | 8 -0.071 | -0.080 | 22.477 | 0.004 |
| | | 9 0.055 | 0.046 | 24.332 | 0.004 |
| | | 10 -0.020 | -0.040 | 24.569 | 0.006 |
| | | 11 0.046 | 0.038 | 25.875 | 0.007 |
| | | 12 0.015 | 0.028 | 26.010 | 0.011 |
| | | 13 -0.020 | -0.019 | 26.262 | 0.016 |
| | | 14 0.005 | 0.026 | 26.278 | 0.024 |
| | | 15 0.033 | 0.024 | 26.946 | 0.029 |
| | | 16 0.023 | 0.032 | 27.282 | 0.038 |
| | | 17 -0.017 | 0.002 | 27.451 | 0.052 |
| | | 18 -0.031 | -0.028 | 28.040 | 0.061 |
| | | 19 0.001 | 0.015 | 28.041 | 0.083 |
| | | 20 0.047 | 0.038 | 29.408 | 0.080 |
| | | 21 -0.065 | -0.068 | 32.040 | 0.058 |
| | | 22 -0.017 | -0.015 | 32.227 | 0.074 |
| | | 23 0.014 | 0.009 | 32.354 | 0.093 |
| | | 24 -0.034 | -0.052 | 33.074 | 0.103 |
| | | 25 0.064 | 0.058 | 35.660 | 0.077 |
| | | 26 0.002 | -0.007 | 35.661 | 0.098 |
| | | 27 -0.039 | -0.033 | 36.630 | 0.102 |
| | | 28 -0.074 | -0.067 | 40.110 | 0.065 |
| | | 29 0.087 | 0.053 | 44.885 | 0.030 |
| | | 30 -0.096 | -0.098 | 50.729 | 0.010 |
| | | 31 0.011 | -0.022 | 50.813 | 0.014 |
| | | 32 0.015 | 0.016 | 50.955 | 0.018 |
| | | 33 0.014 | 0.007 | 51.072 | 0.023 |
| | | 34 0.032 | 0.038 | 51.723 | 0.026 |

Fuente: elaboración propia en Eviews10.

En la Imagen A1.2. se aprecia que la serie suavizada para BIMBO, además de ser estacionaria cumple con ser homocedastica.

Imagen A1.3 Comparación del Test Dickey-Fuller en primera diferencia de la serie de tiempo suavizada HERDEZ

Con intercepto

| Null Hypothesis: D(LHERDEZ) has a unit root | | | | |
|---|-------------|-----------------------|-------------|--------|
| Exogenous: Constant | | | | |
| Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=18) | | | | |
| | t-Statistic | | Prob.* | |
| Augmented Dickey-Fuller test statistic | -26.33641 | | 0.0000 | |
| Test critical values: | 1% level | -3.441019 | | |
| | 5% level | -2.866139 | | |
| | 10% level | -2.569278 | | |
| *MacKinnon (1996) one-sided p-values. | | | | |
| Augmented Dickey-Fuller Test Equation | | | | |
| Dependent Variable: D(LHERDEZ.2) | | | | |
| Method: Least Squares | | | | |
| Date: 10/27/18 Time: 14:57 | | | | |
| Sample (adjusted): 1/06/2016 5/25/2018 | | | | |
| Included observations: 600 after adjustments | | | | |
| Variable | Coefficient | Std. Error | t-Statistic | Prob. |
| D(LHERDEZ(-1)) | -1.073808 | 0.040773 | -26.33641 | 0.0000 |
| C | -0.000165 | 0.000633 | -0.259986 | 0.7950 |
| R-squared | 0.537011 | Mean dependent var | 1.14E-05 | |
| Adjusted R-squared | 0.536236 | S.D. dependent var | 0.022767 | |
| S.E. of regression | 0.015504 | Akaike info criterion | -5.492094 | |
| Sum squared resid | 0.143746 | Schwarz criterion | -5.477438 | |
| Log likelihood | 1549.628 | Hannan-Quinn criter. | -5.486389 | |
| F-statistic | 693.6063 | Durbin-Watson stat | 2.003456 | |
| Prob(F-statistic) | 0.000000 | | | |

Con intercepto y tendencia

| Null Hypothesis: D(LHERDEZ) has a unit root | | | | |
|---|-------------|-----------------------|-------------|--------|
| Exogenous: Constant, Linear Trend | | | | |
| Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=18) | | | | |
| | t-Statistic | | Prob.* | |
| Augmented Dickey-Fuller test statistic | -26.31728 | | 0.0000 | |
| Test critical values: | 1% level | -3.973423 | | |
| | 5% level | -3.417326 | | |
| | 10% level | -3.131062 | | |
| *MacKinnon (1996) one-sided p-values. | | | | |
| Augmented Dickey-Fuller Test Equation | | | | |
| Dependent Variable: D(LHERDEZ.2) | | | | |
| Method: Least Squares | | | | |
| Date: 10/27/18 Time: 14:58 | | | | |
| Sample (adjusted): 1/06/2016 5/25/2018 | | | | |
| Included observations: 600 after adjustments | | | | |
| Variable | Coefficient | Std. Error | t-Statistic | Prob. |
| D(LHERDEZ(-1)) | -1.073936 | 0.040807 | -26.31728 | 0.0000 |
| C | -0.000459 | 0.001272 | -0.361114 | 0.7181 |
| @TREND("1/04/2016") | 9.77E-07 | 3.66E-06 | 0.267219 | 0.7894 |
| R-squared | 0.537066 | Mean dependent var | 1.14E-05 | |
| Adjusted R-squared | 0.535515 | S.D. dependent var | 0.022767 | |
| S.E. of regression | 0.015516 | Akaike info criterion | -5.488881 | |
| Sum squared resid | 0.143729 | Schwarz criterion | -5.468896 | |
| Log likelihood | 1649.664 | Hannan-Quinn criter. | -5.480322 | |
| F-statistic | 346.3003 | Durbin-Watson stat | 2.003445 | |
| Prob(F-statistic) | 0.000000 | | | |

Sin intercepto ni tendencia

| | | | | |
|---|-------------|-----------------------|-------------|-----------|
| Null Hypothesis: D(LHERDEZ) has a unit root | | | | |
| Exogenous: None | | | | |
| Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=18) | | | | |
| | | | t-Statistic | Prob.* |
| Augmented Dickey-Fuller test statistic | | | | |
| Test critical values: | | | 1% level | -2.568822 |
| | | | 5% level | -1.941352 |
| | | | 10% level | -1.616344 |
| *Mackinnon (1996) one-sided p-values. | | | | |
| Augmented Dickey-Fuller Test Equation | | | | |
| Dependent Variable: D(LHERDEZ,2) | | | | |
| Method: Least Squares | | | | |
| Date: 10/27/18 Time: 14:59 | | | | |
| Sample (adjusted): 1/06/2016 5/25/2018 | | | | |
| Included observations: 600 after adjustments | | | | |
| Variable | Coefficient | Std. Error | t-Statistic | Prob. |
| D(LHERDEZ(-1)) | -1.073696 | 0.040739 | -26.35565 | 0.0000 |
| R-squared | 0.536958 | Mean dependent var | | 1.14E-05 |
| Adjusted R-squared | 0.536958 | S.D. dependent var | | 0.022767 |
| S.E. of regression | 0.015492 | Akaike info criterion | | -5.495315 |
| Sum squared resid | 0.143762 | Schwarz criterion | | -5.487986 |
| Log likelihood | 1649.594 | Hannan-Quinn criter. | | -5.492462 |
| Durbin-Watson stat | 2.003449 | | | |

Fuente: elaboración propia en Eviews10.

En la Imagen A 1.3 se observan los $p\text{-value} < 0.05$, por lo que la serie es estacionaria rechazando la hipótesis de presencia de raíz unitaria. También se observa que Durbin-Watson es de 2.0034 por lo que no hay autocorrelación además varía un poco en cada escenario, pero todos ellos son aceptables.

Imagen A1.4 Correlograma de la serie de tiempo suavizada HERDEZ

| Autocorrelacion | Partial Correlation | AC | PAC | Q-Stat | Prob |
|-----------------|---------------------|--------|--------|--------|------|
| 1 | -0.074 | -0.074 | 3.2904 | 0.070 | |
| 2 | -0.016 | -0.021 | 3.4418 | 0.179 | |
| 3 | -0.006 | -0.009 | 3.4646 | 0.325 | |
| 4 | -0.005 | -0.006 | 3.4773 | 0.481 | |
| 5 | 0.009 | 0.008 | 3.5228 | 0.620 | |
| 6 | -0.006 | -0.005 | 3.5436 | 0.738 | |
| 7 | -0.006 | -0.007 | 3.5684 | 0.828 | |
| 8 | -0.007 | -0.008 | 3.6011 | 0.891 | |
| 9 | 0.053 | 0.052 | 5.3432 | 0.803 | |
| 10 | -0.006 | 0.001 | 5.3689 | 0.865 | |
| 11 | 0.027 | 0.029 | 5.8334 | 0.884 | |
| 12 | -0.033 | -0.029 | 6.5168 | 0.888 | |
| 13 | 0.018 | 0.015 | 6.7127 | 0.916 | |
| 14 | -0.121 | -0.122 | 15.753 | 0.329 | |
| 15 | -0.004 | -0.021 | 15.761 | 0.398 | |
| 16 | -0.024 | -0.032 | 16.122 | 0.444 | |
| 17 | 0.006 | 0.002 | 16.145 | 0.514 | |
| 18 | 0.039 | 0.035 | 17.098 | 0.516 | |
| 19 | 0.015 | 0.024 | 17.237 | 0.574 | |
| 20 | -0.043 | -0.044 | 18.379 | 0.562 | |
| 21 | -0.011 | -0.014 | 18.459 | 0.620 | |
| 22 | -0.010 | -0.019 | 18.526 | 0.674 | |
| 23 | 0.012 | 0.024 | 18.622 | 0.723 | |
| 24 | -0.007 | -0.006 | 18.650 | 0.770 | |
| 25 | 0.000 | 0.013 | 18.650 | 0.814 | |
| 26 | 0.053 | 0.048 | 20.438 | 0.770 | |
| 27 | 0.002 | 0.010 | 20.441 | 0.812 | |
| 28 | 0.021 | 0.004 | 20.720 | 0.837 | |
| 29 | -0.030 | -0.028 | 21.298 | 0.848 | |
| 30 | 0.035 | 0.028 | 22.097 | 0.850 | |
| 31 | -0.041 | -0.035 | 23.174 | 0.843 | |
| 32 | -0.017 | -0.017 | 23.357 | 0.867 | |
| 33 | 0.061 | 0.067 | 25.757 | 0.811 | |
| 34 | -0.018 | -0.018 | 25.959 | 0.837 | |

Fuente: elaboración propia en Eviews10.

En la Imagen A1.4 se aprecia que la serie suavizada para HERDEZ además de ser estacionaria cumple con ser homocedástica.

Tabla A 1. Resultados de la prueba Kolmogorov-Smirnov (KS) con distribución gaussiana

| Residuales | D | D _{0.90} | D _{0.95} | D _{0.99} | Resultado |
|---------------------------|---------|-------------------|-------------------|-------------------|----------------------------|
| BIMBO Pronóstico1 | 0.02985 | 0.0333741 | 0.0364711 | 0.0421761 | No rechazar H ₀ |
| BIMBO Pronóstico2 | 0.03115 | 0.0333741 | 0.0364711 | 0.0421761 | No rechazar H ₀ |
| HERDEZ Pronóstico1 | 0.03069 | 0.0333741 | 0.0364711 | 0.0421761 | No rechazar H ₀ |
| HERDEZ Pronóstico2 | 0.03216 | 0.0333741 | 0.0364711 | 0.0421761 | No rechazar H ₀ |

Fuente: elaboración propia en Excel 2016.

Anexo 2.

Demostración de rendimientos con distribución gaussiana

Sea $S_t = e^{\mu t + \sigma W_t}$ Solución de la ecuación diferencial estocástica.

Tal que la ecuación diferencial estocástica es:

$$dS_t = \mu S_t dt + \sigma S_t dW_t$$

Aplicando la serie de Taylor para dos variables

$$\begin{aligned} df(S_t, t) &= \frac{\partial f(\cdot)}{1! \partial S_t} dS_t + \frac{\partial f(\cdot)}{1! \partial t} dt + \frac{\partial^2 f(\cdot)}{2! \partial S_t^2} (dS_t)^2 + \frac{\partial^2 f(\cdot)}{2! \partial t^2} (dt)^2 + \\ &\quad \frac{\partial^2 f(\cdot)}{2! \partial S_t \partial t} (dS_t dt) + \frac{\partial^2 f(\cdot)}{2! \partial t \partial S_t} (dt dS_t) + \dots \\ &= \frac{\partial f(\cdot)}{\partial S_t} (\mu S_t dt + \sigma S_t dW_t) + \frac{\partial f(\cdot)}{\partial t} dt + \frac{\partial^2 f(\cdot)}{2! \partial S_t^2} (\mu S_t dt + \sigma S_t dW_t)^2 + \\ &\quad \frac{\partial^2 f(\cdot)}{2! \partial t^2} (dt)^2 + \frac{2 \partial^2 f(\cdot)}{2 \partial S_t \partial t} (\mu S_t dt + \sigma S_t dW_t) dt + \dots \\ &= \frac{\partial f(\cdot)}{\partial S_t} (\mu S_t dt + \sigma S_t dW_t) + \frac{\partial f(\cdot)}{\partial t} dt + \frac{\partial^2 f(\cdot)}{2! \partial S_t^2} [\mu^2 S_t^2 (dt)^2 + \\ &\quad 2 \mu S_t \sigma S_t dt dW_t + \sigma^2 S_t^2 (dW_t)^2] + \frac{\partial^2 f(\cdot)}{2! \partial t^2} (dt)^2 + \\ &\quad \frac{\partial^2 f(\cdot)}{\partial S_t \partial t} (\mu S_t dt + \sigma S_t dW_t) dt + \dots \\ df(S_t, t) &= \frac{\partial f(\cdot)}{\partial S_t} (\mu S_t dt + \sigma S_t dW_t) + \frac{\partial f(\cdot)}{\partial t} dt + \\ &\quad \frac{\partial^2 f(\cdot)}{2! \partial S_t^2} \sigma^2 S_t^2 dt \quad \text{Lema de Itô} \end{aligned}$$

Determina la dinámica de variables aleatorias que tienen una componente estocástica que involucra el movimiento Browniano.

Sea $f(S_t, t) = \ln(S_t)$

$$\begin{aligned}\Rightarrow df(S_t, t) &= \frac{1}{S_t} (\mu S_t dt + \sigma S_t dW_t) - \frac{1}{2! S_t^2} \sigma^2 S_t^2 dt \\ &= \mu dt + \sigma dW_t - \frac{\sigma^2}{2} dt = \left(\mu - \frac{\sigma^2}{2} \right) dt + \sigma dW_t\end{aligned}$$