

Anomalías estacionales en el mercado cambiario intradiario colombiano

Dann Payares*
Javier Sandoval Archila

*Maestría en finanzas de la Facultad de Finanzas
Gobierno y Relaciones Internacionales
Universidad Externado de Colombia.
dann.payares@uexternado.edu.co.*

*Docente investigador
Universidad Externado de Colombia.
Magíster en finanzas.
Estudios de doctorado en ciencias de la computación,
Universidad Nacional de Colombia.
Observatorio de Economía y Operaciones Numéricas
javier.sandoval@uexternado.edu.co*

* Artículo recibido el 26 de octubre de 2010. Aceptado el 19 de enero de 2011.

1. Introducción

El estudio econométrico de las series de retornos logarítmicos y las duraciones (tiempo entre operaciones), permite identificar patrones estacionales y de persistencia propios de la microestructura particular de un mercado financiero. Siguiendo esta línea de pensamiento, en este documento se busca contextualizar distintos fenómenos relacionados con el comportamiento intradiario de la serie USD/COP conducentes a obtener una mejor comprensión de las dinámicas propias del mercado cambiario colombiano.

En la primera parte se describen los principales fenómenos relacionados con anomalías en las series financieras, especialmente las relacionadas con la media y volatilidad condicional, y el espaciado entre operaciones. Para la segunda parte describe los modelos econométricos utilizados sobre los retornos logarítmicos y las duraciones de la serie USD/COP. Luego, en la tercera parte se realizan descripciones generales de las series utilizadas. En la cuarta sección, se presentan los resultados obtenidos y finalmente en la última parte se describen las conclusiones y posibles extensiones de este estudio.

2. Anomalías en el comportamiento de los activos financieros

La documentación existente respecto a comportamientos predecibles o patrones determinísticos tanto en la media como en la volatilidad condicional de los retornos, es compleja y extensa. El primer elemento que se identifica son las anomalías en los retornos de los activos según el momento del tiempo en el que se presente el patrón determinístico. Entre los patrones más conocidos se encuentra el efecto interdía, el efecto intradía y el efecto fin de semana. La familia de estas anomalías es conocida como anomalías calendario.

El efecto intradía plantea la existencia de mayores valores en la media condicional o en la volatilidad de los retornos logarítmicos de los activos financieros, índices bursátiles o monedas en determinados momentos del día; con lo cual, se pueden identificar patrones estacionales.

El efecto interdía hace referencia a la diferencia significativa en la media o en la volatilidad condicional de un activo financiero durante ciertos días de la semana.

El efecto fin de semana (“*Weekend Effect*”) se define como la diferencia en el comportamiento de la media condicional de los retornos y volatilidad condicional de los activos

financieros luego de un fin de semana. Esta anomalía se podría explicar por la incorporación de nueva información que afecta la expectativa de los agentes, durante el tiempo que permanece cerrada la actividad bursátil entre el viernes en la tarde y el lunes en la mañana.

La presencia de estos fenómenos implica que los operadores de mercado podrían implementar estrategias diferenciadas, enfocadas en tomar las mejores posiciones respecto a un patrón determinístico identificado para cada momento del tiempo (hora, día, semana, etc.).

Durante las últimas décadas, múltiples autores han analizado la presencia de los efectos estacionales³ en los retornos y en la volatilidad de las series financieras; encontrando diversos resultados relacionados con los parámetros incluidos en el estudio realizado.

Autores como, Kiyamaz y Berument (2003), analizan el efecto interdía de la semana en los retornos y en la volatilidad de los índices accionarios de las bolsas de valores de Alemania, Canadá, Estados Unidos, Japón y Reino Unido para el período comprendido entre 1988 y 2002. Se identifica la presencia del efecto interdía en los retornos y en la volatilidad de todos

los mercados analizados; además los mayores niveles de volatilidad se presentan los días lunes para Alemania y para Japón, los viernes para Canadá y Estados Unidos y, finalmente, los jueves para el Reino Unido. Por último, encuentran una coincidencia entre los días con mayor volatilidad y los días en los que el mercado presenta menor volumen de negociación, relacionando este fenómeno con la poca disposición de los agentes participantes a operar en períodos de alta volatilidad.

De otro lado, Cáceres y Rodríguez (2006), concentran su estudio en la identificación de anomalías relacionadas con el efecto interdía de la semana. Identifican la presencia de un comportamiento anormal en las series estudiadas, y encuentran que las rentabilidades de cada día no difieren de manera significativa de la obtenida en el resto de los días de la semana, utilizando datos diarios de índices accionarios europeos desde 1997 hasta 2004. Sin embargo, resaltan el comportamiento anormal de los retornos condicionales de los índices accionarios de Francia y Suecia los días lunes, en comparación con los demás días de la semana. Respecto a la presencia de estacionalidad en la volatilidad, no hallan resultados concluyentes para casi todos los países estudiados, excepto

3 En este documento, el concepto estacional hace referencia a la presencia de un patrón atípico, como formas de U, U invertida, patrones crecientes o decrecientes, entre otras formas.

para Portugal y República Checa. En términos generales no encontraron resultados significativos respecto a la presencia del efecto interdía en la mayoría de los mercados europeos analizados, tanto en los retornos como en la varianza.

Bayar y Berk (2002), tomaron una muestra de 19 países con un período de estudio comprendido entre 1993 y 1998. Muestran evidencia relacionada con la presencia del efecto interdía en el comportamiento de los retornos del dólar americano en el mercado cambiario para la mayoría de países analizados. Aplicaron un modelo de variables binarias o variables *dummy* a cada país, y encontraron que, para la muestra analizada, se presenta un patrón con retornos altos (superiores a la media condicional de cada mercado) alrededor de la mitad de la semana, es decir, martes y miércoles, seguido por un descenso en los días jueves y viernes (forma de U invertida). Respecto a la volatilidad, concluyen que esta es especialmente alta para el día lunes y disminuye gradualmente hacia el final de la semana en la mayoría de países.

Guo y Tian (2007), examinan datos intradiarios e interdiarios para calcular la volatilidad de los retornos del índice *Shanghai Composite Stock Index (SCSE)*, y hallan evidencia de la presencia de anomalías en la volatilidad para una muestra de aproximadamente 30.000 observaciones, durante

tres años comprendidos entre enero 2000 y diciembre de 2002. Para detectar estas anomalías, aplicaron pruebas estadísticas paramétricas ("*Mean Equality Test*") y no paramétricas (test de Kruskal-Wallis, test de Levene, modificado de Levene, test de Brown-Forsythe) para evaluar la homogeneidad de las varianzas de las muestras seleccionadas. Al analizar la volatilidad de los datos intradiarios se encuentra un patrón en forma de U, durante el desarrollo de la jornada de operación. Sustentan este fenómeno en el hecho de la acumulación de información del día anterior y a su incorporación en el precio al inicio de la jornada de operaciones.

Se ha documentado también el fenómeno "*Intraday Effect*" o "*End of the Day Effect*", en trabajos como Al-Rjoub (2004), Andersen y Bollerslev (1997), Andersen y Bollerslev (1996), Brooks y Patterson (2003), Chen (2007), Guo y Tian (2007), en los cuales se exponen diversos enfoques acerca de este fenómeno y resultados asociados dependiendo de las características específicas de cada estudio, es decir, de acuerdo con el tipo de mercado, intervalo de tiempo, modelo implementado, activo financiero, entre otros factores.

Kristjanpoller (2009), detecta la presencia del "*efecto día de semana*" en las bolsas de valores de seis países latinoamericanos, Brasil, Chile,

Colombia, México, Argentina y Perú, durante el período comprendido entre 1993 y 2007. Analiza los diferentes índices de las bolsas de valores de estos países, teniendo en cuenta las rentabilidades en moneda doméstica. Para cada uno de los mercados accionarios, detectó el efecto de rentabilidad negativa de los lunes y el efecto positivo de los viernes. Para Colombia, se encontró una rentabilidad debajo del promedio semanal los martes. Indicando la presencia de un efecto día de la semana.

Montenegro (2007) toma información entre enero de 2002 y marzo de 2007 y encuentra una correlación entre los movimientos diarios en los precios de las acciones y el día de la semana en que ocurre dicho movimiento. En este trabajo se detecta el efecto día en el Índice General de la Bolsa de Valores de Colombia, tanto en el movimiento de precios como en su volatilidad. En ambos casos se encuentran efectos estadísticamente significativos. Además, los inicios de semana están asociados con un menor retorno y mayor volatilidad, y los viernes con un mayor retorno y menor volatilidad. Por otro lado, no se encontró efecto asimétrico significativo en la ecuación de la varianza.

2.1. Presencia de *clusters* en la volatilidad condicional

La literatura especializada ha documentado la existencia de ciertos fenómenos en la varianza o volatilidad condicional del comportamiento de los retornos de los activos financieros. Entre ellos, se destaca la presencia del comportamiento denominado *clusters* o aglomeraciones de volatilidad.

Los *clusters* de volatilidad son un fenómeno relacionado con la persistencia de la volatilidad condicional en la serie de retornos de los activos financieros. La presencia de esta anomalía implica que períodos de alta volatilidad tienden a ser seguidos por períodos de alta volatilidad y períodos de baja volatilidad, son seguidos por períodos de baja volatilidad.

Engle (1982) formaliza en su investigación la detección y modelación del fenómeno de los *clusters* de volatilidad con su modelo ARCH, en el cual se describe una predicción de la varianza. En este modelo se utilizan las medias ponderadas de los errores cuadráticos de predicción de la varianza, siendo éste el primer método formal enfocado en detectar un patrón determinístico asociado al comportamiento temporal de la varianza.

Bollerslev (1986), partiendo de los resultados de Engle (1982), diseñó un modelo para el análisis, detección y modelación de la volatilidad condicio-

nal ampliado. Este modelo denominado de heteroscedasticidad condicional autorregresiva generalizada -GARCH- plantea una generalización del modelo ARCH. En esta extensión se define el supuesto de que las ponderaciones de los residuos elevados al cuadrado disminuyen geométricamente respecto a una tasa que se estima a partir de la información (también conocidos como parámetros de volatilidad). Todo esto, en función de generar mejores predicciones de la volatilidad condicional, en la detección y modelación de los *clusters* de volatilidad.

Andersen y Bollerslev (1996), caracterizaron los procesos de volatilidad de la tasa de cambio entre el marco alemán y el dólar americano, utilizando una muestra de información comprendida entre el mes de octubre de 1992 y septiembre de 1993, con un espaciado de cinco minutos para el análisis de los retornos y la volatilidad. Descomponen los efectos presentes en la serie de retornos y seleccionan tres anomalías por identificar; efecto calendario, *efecto anuncios macroeconómicos*, y *cluster* de volatilidad (“*Volatility clustering*” o “*ARCH Effect*”). También utilizan un modelo MA(1)-GARCH(1,1) para capturar el efecto interdía presente y concluyen que existe un patrón significativo respecto a los retornos.

Alonso y Arcos (2006) utilizan la información de la tasa de cambio

representativa de mercado (TRM) y del Índice de la Bolsa de Valores de Colombia (IGBC) para detectar ciertos hechos estilizados de estos activos financieros, en concordancia con la literatura financiera. Encuentran evidencia de la presencia de *clusters* de volatilidad utilizando como forma de identificación la volatilidad histórica (ventanas temporales de 5, 10, 15 y 20 días respectivamente), el cálculo del valor del cuadrado de los rendimientos y del valor absoluto de los rendimientos y la función de autocorrelación (ACF) del valor absoluto de los rendimientos.

Breymann y Dias (2003), documentan la presencia de colas anchas y *clusters* de volatilidad en su estudio sobre las series de precios *spot* de alta frecuencia del marco alemán y el yen japonés, respecto al dólar americano para el período comprendido entre febrero del 1998 y junio del 2001. Los resultados se obtuvieron implementando un proceso de filtrado (filtro de Kalman), transformación logarítmica de los retornos, desestacionalización y modelación por medio del método de cópulas.

2.2. Patrones anormales y efecto *cluster* en el espaciado de tiempo entre operaciones

Los precios de los activos financieros reflejan un conjunto de información

relacionado con múltiples factores; información financiera, política, económica, ambiental, etc. Por lo tanto, la llegada de nueva información afecta el tiempo entre operaciones durante el transcurso del día. Este tiempo entre operaciones también depende de otros factores, como la estructura del mercado, asimetrías de información entre los agentes, nivel de liquidez, regulaciones gubernamentales, volatilidad, profundidad del mercado, entre muchas otras.

Tauchen y Pitts (1983) se destacan como los primeros en analizar el espaciado entre operaciones. Estudiaron la relación entre la variabilidad diaria de los cambios en los precios y el volumen diario en el mercado de derivados americanos, para distintos intervalos entre operaciones diarias; en su trabajo extienden la teoría de los mercados especulativos al utilizar un modelo no lineal (Full Information Maximum Likelihood) sobre datos diarios de los precios de los bonos del tesoro (T-bills a 90 días) en el mercado de futuros. En los resultados de sus estimaciones identifican una relación entre las variaciones precio/volumen respecto al intervalo de tiempo entre operaciones.

Easley y O'Hara (1992), encontraron una relación entre el número y el volumen de operaciones y las duraciones para la acción de IBM. Los autores muestran como los intervalos

de tiempo entre operaciones afectan los diferenciales *Bid-Ask*, por tanto, al aumentar la duración entre operaciones el diferencial *Bid-Ask* se amplía. Encuentran que la duración intradiaria forma un patrón de U invertida, relacionando este hecho con la disminución del volumen de operaciones hacia la mitad de la jornada. Además, detectan que la ausencia de operaciones está correlacionada, de manera inversa, con el aumento en el volumen de negociación. Con base en estos resultados, podría concluirse que el comportamiento de la liquidez se puede relacionar, de manera inversa, con la duración entre operaciones, es decir, a mayor duración entre operaciones menor es la liquidez del mercado, puesto que se requiere más tiempo para realizar una operación.

La presencia de estos patrones estacionales también ha sido documentada por Ghysels y Jasiak (1998), Chiang y Yin (2007), entre otros. Sin embargo, fueron Engle y Russell (1998) los precursores del análisis formal del espaciado entre operaciones. Hafner (1999), utiliza un modelo ACD para predecir los patrones estacionales de las duraciones de la acción de IBM, durante los meses de septiembre, octubre y noviembre de 1996, con un total de 61.063 observaciones. Entre sus conclusiones detecta que el patrón estacional exhibe un comportamiento de U invertida.

Bauwens y Giot (2000), introducen el modelo de Duración Autorregresiva Condicional Logarítmica (Log-ACD), para capturar la persistencia en la duración entre operaciones de mercado y lo comparan con el modelo de Engle y Rusell (1998). La versión logarítmica permite introducir en el modelo, variables adicionales sin la restricción de signo entre sus coeficientes. Aplicaron el modelo Log-ACD, a la duración relativa entre el diferencial *Bid-Ask* para tres activos inscritos en NYSE (Boeing, Disney e IBM). Destacan entre sus conclusiones, que a mayor volumen de operación, y un diferencial *Bid-Ask* promedio, menor es la persistencia de las duraciones de los títulos analizados.

3. Modelo

3.1. Retornos financieros

Los retornos financieros para el período de tiempo $(t - 1, t)$ serán calculados siguiendo la forma usual,

$$r(t) = \ln \left(\frac{P(t)}{P(t-1)} \right). \quad (1)$$

Para determinar la presencia del efecto interdía, el efecto intradía y la persistencia en las series de retornos estudiada, se utilizará un modelo de aproximación de variables en conjunto con una estructura ARMA(p,q)-GARCH(1,1). De esta forma, se preten-

den capturar la parte determinística de la media y la volatilidad condicional, tanto en efecto nivel como en persistencia. La forma funcional básica a utilizar se presenta como:

$$r(t) = \Gamma_0 + \sum_{i=2}^5 \beta_i D_i(t) + \sum_{j=2}^5 \gamma_j H_j(t) \dots$$

$$\sum_{m=1}^P \phi_p r(t-1) + \sum_{n=1}^Q \theta_q \epsilon(t-1) + \epsilon(t) \quad (2)$$

con,

$$\epsilon(t) = \sqrt{(S(t))} \sigma(t) Z(t) \text{ donde } Z(t) \sim iid(0, 1) \quad (3)$$

$$\sigma(t) = \omega + \rho \sigma^2(t-1) + \alpha (Z(t-1))^2 \quad (4)$$

$$\ln(S(t)) = v_0 + \sum_{i=2}^5 \kappa_i D_i(t) + \sum_{j=2}^5 \delta_j H_j(t). \quad (5)$$

Donde la componente Γ_0 de la ecuación (2) equivale a una constante de referencia, respecto a la hora del día y el día de la semana. Para este estudio, la constante representa el día lunes entre las 8:00:00 a.m. y las 8:30:00 a.m.

A través de las variables *dummy* $\sum_{i=2}^5 \beta_i D_i(t)$ y $\sum_{j=2}^5 \gamma_j H_j(t)$ se captura el efecto interdía e intradía de la media condicional para cada hora del día ($\beta_i D_i(t)$) y hora de la semana ($\gamma_j H_j(t)$).

Por otra parte, $\sum_{m=1}^P \phi_p r(t-1)$ modela la parte autorregresiva de los retornos de la serie USD/COP. Y, por último, la componente $\sum_{n=1}^Q \theta_q \epsilon(t-1) + \epsilon(t)$ modela los errores de la serie.

Donde, $r(t)$ es el retorno por intervalo de tiempo, D_i , H_j , $i, j = 2, \dots, 5$ son las variables *dummy* que capturan el efecto interdía (D_i como días de la semana) e intradía (H_j como horas del día) sobre los mismos retornos. ϕp y θq con $p = 1, \dots, P$ y $q = 1, \dots, Q$ son los coeficientes AR(p) y MA(q) del proceso de la media condicional. β_i , γ_j y κ_i , δ_j son coeficientes que capturan el efecto interdía e intradía de la media y de la volatilidad condicional respectivamente. Γ_0 es la constante de la media condicional de los retornos y ν_0 es la constante de la volatilidad condicional.

Los coeficientes del modelo GARCH, ω , ρ , α , se estimarán asumiendo un proceso de orden (1, 1). Sin embargo, los coeficientes AR(p) y MA(q) se calibrarán siguiendo criterios de información. Las Tablas 1 y 2, describen con más detalle las variables *dummy* que se utilizarán en la media condicional de las serie USD/COP. No se incluyen las *dummy* lunes ($\beta_1 D_1$) y la franja comprendida entre las 8:00:00 a.m. a 8:59:59 a.m. ($\gamma_1 H_1$) para evitar el problema de la colinealidad entre los parámetros.

El modelo necesita ser calibrado, este proceso se realizará en varias etapas: primero, se estimarán los coeficientes relacionados con la media condicional. Segundo, dado que la regresión se corre con constante, los coeficientes de las variables *dummy*

se deben entender como incrementos frente al escenario inicial. Por ende, las variables *dummy* serán incrementos frente al escenario base.

Después de ajustar los estimadores atados a la media condicional, se procede a calibrar los coeficientes de las variables *dummy* en la volatilidad condicional. Para esto, se hace uso de la siguiente ecuación,

$$\varepsilon^2(t) = S(t)\sigma^2(t)Z(t)^2$$

$$\ln(\varepsilon^2(t)) = \ln(S(t)) + \ln(\sigma^2(t)Z(t)^2). \quad (6)$$

Donde la componente $\ln(S(t))$, será ajustado utilizando una regresión lineal y $\ln(\sigma^2(t)Z(t)^2)$ se tomará como el residuo de la regresión. Como se espera que $\ln(\sigma^2(t)Z(t)^2)$ presente autocorrelaciones significativas, por lo tanto, se utilizarán errores estándar robustos. En las Tablas 3 y 4, se describen las variables *dummy* de volatilidad que se utilizarán en el documento.

Por último, se estimarán los coeficientes ω , ρ y α del modelo GARCH (1,1) sobre los retornos ajustados por la media condicional y las variables *dummy* de volatilidad.

Como los retornos presentan una descomposición en el valor medio más un error, se obtiene:

$$r(t) = \mu(t) + \varepsilon(t) \quad (7)$$

$$r(t) = \mu(t) + \sqrt{\exp\{\ln(S(t))\}}\sigma(t)Z(t) \quad (8)$$

$$\frac{r(t) - \mu(t)}{\sqrt{\exp\{\ln(S(t))\}}} = \frac{r(t) - \mu(t)}{\sqrt{S(t)}} = \sigma(t)Z(t), \quad (9)$$

donde $\mu(t)$ hace referencia a la media condicional que reúne a las variables *dummy* y el modelo ARMA(p,q). Luego, la estructura GARCH(1,1) se calibrará después de haber filtrado la volatilidad condicional del efecto interdía e intradía. Ahora, la varianza condicional de los retornos ajustados por media condicional debe entenderse como,

$$\begin{aligned} V_t[r(t) - \mu(t)] &= \dots \\ S(t)\sigma^2(t)V_t[r(t) - \mu(t)] &= \dots \\ \exp\{\ln(S(t))\}\sigma^2(t), & \quad (10) \end{aligned}$$

donde el término de la derecha ($\exp\{\ln(S(t))\}$) representa el efecto interdía e intradía en la volatilidad condicional y el segundo término ($\sigma^2(t)$) representa la persistencia cuadrática de la serie.

3.2. Espaciado de operaciones

A diferencia de la serie de retornos utilizada en la sección 3.1, la serie de espaciado de operaciones no es homogénea en el tiempo. En otras palabras, las operaciones no llegan al mercado uniformemente espaciadas. Esto implica que se pueden presentar diferentes números de observaciones por día.

En este contexto, se define la serie de espaciado de operaciones como la sucesión $\{x(k)\}_{k=1}^{\infty}$, donde,

$$x(k) = T(k) - T(k - 1). \quad (11)$$

$T(k)$ hace referencia al tiempo transcurrido desde la apertura del mercado hasta el momento donde se realiza la transacción k . Se observa que estos instantes de tiempo pueden ser modelados por medio de tiempos de paro.

Dado que el objetivo principal es capturar el efecto interdía e intradía de la duración condicional de la serie USD/COP, se definirá un modelo para los espaciados entre operaciones, de manera similar a la utilizada para modelar la volatilidad condicional. Por tanto,

$$x(k) = S(k)\sigma(k)\epsilon(k); \quad \epsilon(k) \sim \text{idd}(1) \quad (12)$$

$$\ln(x(k)) = \ln(S(k)) + \ln(\sigma(k)\epsilon(k)) \quad (13)$$

De la primera componente de la ecuación (13) se capturan los efectos intradía e interdía de la duración desestacionalizada,

$$\ln(S(k)) = \Phi_0 + \sum_{i=2}^5 \eta_i D_i(k) + \sum_{j=2}^5 \psi_j H_j(k) \quad (14)$$

$$\sigma(k) = \omega + \rho\sigma(k - 1) + \alpha\tilde{x}(k - 1), \quad \omega > 0, \rho, \alpha \geq 0 \quad (15)$$

$$\tilde{x}(k) = \frac{x(k)}{\exp\{\ln(S(k))\}}, \quad (16)$$

donde $\epsilon(k)$ es una sucesión de variables independiente e idéticamente distribuida con media 1, $\ln(S(k))$ captura

el efecto interdía e intradía de la duración (en las Tablas 5 y 6 se describen los coeficientes η_i y ψ_j), $\sigma(k)$ es la parte persistente de la media condicional del espaciado ajustado, Φ_0 es la constante de la regresión que debe ser entendida como lunes entre las 8:00:00 a.m. y las 8:59:59 a.m. y $\tilde{x}(k)$ es la duración desestacionalizada de la serie del USD/COP.

El parámetro $\sigma(k)$ de la ecuación (12) será ajustado utilizando un modelo ACD (1,1). El ACD (1,1) fue en primera instancia propuesto por Engle y Rusell (1998) como una alternativa para implementar modelos autorregresivos sobre series de espaciado de operaciones que no pueden tomar valores negativos. Al igual que un modelo GARCH (1,1), se requiere que $\omega, \alpha, \rho > 0$ junto a que $1 - \sigma - \rho > 0$.

La calibración del modelo ACD (1,1) debe realizarse cambiando la distribución normal por una distribución exponencial. Como lo muestran Engle y Rusell (1998), la función de verosimilitud del modelo ACD (1,1) cuando se asume una distribución exponencial para las innovaciones se asume una transformación lineal de la función de verosimilitud del modelo GARCH (1,1) asumiendo distribuciones normales. Así, el modelo ACD (1,1)

puede ser calibrado a los espaciados ajustados o no, por efecto interdía e intradía utilizando un modelo GARCH (1,1).

4. Datos

El modelo planteado en la sección 3 será utilizado para el caso de la tasa de cambio USD/COP. Tomando la serie intradiaria de las transacciones observadas en el mercado cambiario colombiano, entre las 8:00 a.m. y la 1:00 p.m. desde el 1 de octubre de 2004 hasta el 27 de octubre del 2005. En la Figura 1, se aprecia la evolución del comportamiento de la serie de datos tomadas del Set-FX utilizando un espaciado de 30 minutos. En las Figuras 2 y 3 se reporta el comportamiento de los retornos logarítmicos y los retornos cuadráticos de la serie.

En los casos donde existan varias operaciones en un segundo específico, se procedió a acumular volúmenes y a ponderar los precios por sus respectivos montos transaccionales para poder encontrar un único precio en ese instante de tiempo⁴.

En el modelo de la sección 3, es necesario el cálculo de la media, volatilidad y otras medidas de los retornos logarítmicos.

4 El trabajo computacional y econométrico se realizó con los programas MATLAB 7.7.0 ®, y STATA 10 ®.

A continuación se analizan estos valores.

4.1. Serie de retornos logarítmicos USD/COP

La serie de precios analizada no presenta un comportamiento uniformemente espaciado, pues los precios de cierre no llegan al sistema separados por espacios de tiempo homogéneos. Así, se procedió a crear un conjunto de series uniformes, es decir, series referenciadas de acuerdo con un rango de tiempo. Los rangos se tomaron para espacios de tiempo de 30, 15, 10, 5 minutos. Dentro de estos intervalos el proceso consistió en seleccionar el precio de transacción más cercano (en un rango de tiempo permitido) a cada uno de los instantes de tiempo propuestos. Estadísticas de los rangos de búsqueda en el proceso de uniformización son reportadas en la Tabla 7.

Los resultados encontrados muestran que a medida que se toman espaciados de tiempo más finos, se produce una pérdida de datos creciente (aumento del valor de datos perdidos). Por lo tanto, se dificulta la manipulación de las series uniformadas creadas a partir de los datos de cierre.

De lo anterior se observa que, la utilización de la serie de cierres del USD/COP presenta problemas significativos de pérdida de información, lo que hace imposible continuar utilizándolo

la dentro del estudio. Dado esto, se implementa un modelo utilizando la serie de puntas de compra y venta. Esta serie no debe presentar los problemas mencionados debido a que por lo general se encuentran dichos valores para comenzar la transacción en el mercado cambiario. En este estudio se asume que el precio en cada instante de tiempo puede ser encontrado.

Sandoval (2007) soporta la selección del espaciado óptimo en 10 minutos, basado en la metodología expuesta en Bandi y Russell (2005), con argumentos de convergencia y comportamiento asintótico de los procesos de precios de activos financieros. El objetivo final de Bandi y Russell (2005) es lograr construir estimadores de la volatilidad realizada de las series de precios a partir de la acumulación de retornos cuadráticos intradiarios, teniendo en cuenta la presencia de ruido microeconómico. Se muestra, además, que utilizar valores inferiores a los 10 minutos implica exponer los cálculos econométricos a ruido microeconómico y para el caso de valores superiores se incurre en pérdida de información.

4.2. Duraciones de la serie USD/COP

Se utilizaron 83.846 observaciones de la serie USD/COP. Las estadísticas descriptivas se muestran en la Tabla

8. El tiempo máximo entre operaciones equivale a casi una hora (3.510 segundos = 58,5 minutos), el tiempo promedio entre operaciones fue de 54,82 segundos, la desviación estándar de 130,07 segundos y la moda fue de 1 segundo, con un total de 23.410. observaciones.

5. Resultados

La serie de retornos fue calculada sobre el punto medio entre la punta de compra y venta para espaciados de 10 minutos. El primer paso consistió en identificar la presencia de la estructura ARMA en los datos. Para esto, se evaluó la existencia de alguna dependencia temporal en los retornos de la serie USD/COP.

Al utilizar el modelo propuesto en la sección 3, se encuentran los siguientes resultados.

5.1. Análisis de la media condicional logarítmica

Utilizando la prueba de *Ljung-Box* como se define en Ljung-Box (1978), esta prueba evalúa la *hipótesis conjunta* de que todos los coeficientes de autocorrelación de los retornos son iguales a cero. El test consistió en evaluar:

$$H_0 : \rho_j = 0, \forall j = 1, 2, 3, \dots, 30,$$

$$H_a : \text{donde al menos un } j \text{ es } \rho_j \neq 0$$

El estadístico de Ljung-Box, está definido como:

$$Q_{LB}(L) = T(T+2) \sum_{j=1}^{30} \left(\frac{\hat{\rho}_j^2}{30} \right) \sim (X_{30})^2,$$

donde el estadístico Ljung-Box ($Q_{LB}(L)$) es simplemente una suma ponderada de los cuadrados de los coeficientes de autocorrelación, desde j con rango de 1 a 30. Por definición, la hipótesis nula de esta prueba es que el estadístico ($Q_{LB}(L)$) está distribuido como una variable aleatoria chi-cuadrado con 30 grados de libertad. Como resultado de este test, se encontró un *p-value* de 0,00000. Así, se rechaza la hipótesis nula de autocorrelaciones iguales a cero.

La función de autocorrelación de la Figura 4 confirma la presencia de una estructura temporal en la distribución de los retornos de la serie USD/COP. Ante esto, se ajustan varios modelos ARMA (p,q) que mejor se ajusten a la serie de datos. Para seleccionar el mejor modelo, se utiliza el criterio AIC (*Akaike Information Criteria*).

Luego de ajustar distintos modelos, se escogió el modelo ARMA (1,0). Se muestran en la Tabla 9 los modelos ARMA (p,q) utilizados.

Al calibrar el modelo AR (1) junto con las variables *dummy* relacionadas con el efecto interdía e intradía. El resultado de los coeficientes que acompañan las *dummy* se pueden apreciar

en las Tablas 12 y 13. Fue ajustada la ecuación (2) presentada en la sección 3.1. Los resultados del coeficiente AR (1) se muestran en la Tabla 10.

Se realizó una prueba de significancia conjunta. En esta prueba se determinó si los coeficientes de las variables *dummy* de los retornos logarítmicos son iguales entre sí. Para esto se ejecutó un test de Wald (1939) donde las hipótesis por probar fueron:

$$H_{o1} : \beta_2 = \beta_3 = \beta_4 = \beta_5 = 0 ,$$

$$H_{a1} : \beta_i \neq 0; \quad \text{para algn } i = 2, \dots, 5.$$

$$H_{o2} : \gamma_2 = \gamma_3 = \gamma_4 = \gamma_5 = 0 ,$$

$$H_{a2} : \gamma_i \neq 0; \quad \text{para algn } i = 2, \dots, 5.$$

Al revisar los resultados de la prueba de Wald (Tabla 11), no es posible rechazar las hipótesis nulas de que todos los coeficientes son iguales a cero a un nivel de significancia del 5 %. Sin embargo, el nivel de significancia de los estadísticos es bajo. El patrón de comportamiento de los coeficientes *dummy* de la media condicional se puede apreciar en las Figuras 6 y 7⁵. Es importante destacar que durante

el período de estudio se presentó un comportamiento descendente en el tipo de cambio lo cual podría relacionarse con la presencia de patrones estacionales, aunque este supuesto no está bajo estudio en este documento (ver Figura 1).

5.2. Estudio del comportamiento de la volatilidad

La presencia de persistencia de la volatilidad en la serie USD/COP puede detectarse con una prueba de autocorrelación sobre la serie de errores cuadráticos del modelo de la media condicional. Los resultados de la prueba de Ljung-Box-Pierce (ver Tabla 14) indican la presencia de *clusters* de volatilidad en la serie. Este resultado es consistente con la función de autocorrelaciones de la serie de retornos cuadráticos de la Figura 5.

La persistencia de la volatilidad, capturada a través del conjunto de variables *dummy* κ_i y δ_i con $i = 2, \dots, 5$, se modela utilizando la ecuación (5) de la sección 3.1. Estos coeficientes se muestran en las Tablas 16 y 17. Hay que recordar que, el efecto de las variables *dummy* se transfiere a la volatilidad aplicando una transformación

5 Los coeficientes 9:00:00 a.m., 10:00:00 a.m., 11:00:00 a.m. y 12:00:00 p.m. deben ser entendidos como incrementos contra el coeficiente 8:00:00 a.m. También, los coeficientes martes, miércoles, jueves y viernes deben ser entendidos como incrementos contra el coeficiente del día lunes.

no lineal (ver ecuación (8) en la sección 3.1).

Con base en la información presentada en las Tablas 16 y 17, se probaron las siguientes hipótesis:

$$H_{o1} : \kappa_2 = \kappa_3 = \kappa_4 = \kappa_5 = 0 ,$$

$$H_{a1} : \kappa_i \neq 0; \quad \text{para algún } i = 2, \dots, 5.$$

$$H_{o2} : \delta_2 = \delta_3 = \delta_4 = \delta_5 = 0 ,$$

$$H_{a2} : \delta_i \neq 0; \quad \text{para algún } i = 2, \dots, 5.$$

Luego de ejecutar la prueba Wald de significancia conjunta, se rechazaron las hipótesis (al 5 % de nivel de significancia) de que los coeficientes sean iguales entre sí (ver Tabla 15). De esta forma, se confirmó la presencia de un efecto estacional para la persistencia de la volatilidad condicional intradía de la serie de retornos USD/COP.

En la Figura 8 se puede observar que la parte estacional de la volatilidad condicional diaria aumenta hasta el día jueves, para decaer al final de la semana. Respecto a la parte estacional de la volatilidad intradiaria, Figura 9, esta disminuye hasta las 10:00 a.m. y luego se estabiliza durante el resto del día.

Luego del ajuste de la parte estacional de la volatilidad condicional, se calcula el valor correspondiente a los parámetros GARCH (ω , ρ , α) de

la varianza condicional estacional y desestacionalizada de la serie USD/COP (Tabla 18). La ecuación de los retornos desestacionalizados corresponde a:

$$r(t) = \mu(t) + \sqrt{\exp \{ \text{Log}(S_t) \}} \sigma(t) Z(t)$$

$$r(t)^* = \frac{r(t) - \mu(t)}{\sqrt{\exp \{ \text{Log}(S_t) \}}} = \sigma(t) Z(t),$$

donde $r(t)^*$ corresponde a los retornos de la serie USD/COP, $\mu(t)$ corresponde a la media condicional, y $\text{Log}(S_t)$ captura la estacionalidad de la volatilidad.

Los parámetros encontrados, ω , ρ , α para el modelo GARCH (1,1), indican que el modelo sin ajuste estacional asigna una mayor ponderación a las observaciones más recientes (α más alto), comparado con el modelo ajustado sobre los retornos desestacionalizados (α más bajo o igual a 0,0367). Esto se debe, al patrón estacional capturado por las variables *dummy* de volatilidad. Este hecho se puede observar en la Figura 10, para una franja de tiempo de un mes.

Posterior a la aplicación del modelo GARCH, se toman las innovaciones, las cuales se estandarizan por $\sigma(t)$ y se elevan al cuadrado para luego hacer una función de autocorrelaciones de esta nueva serie. Los resultados se pueden ver en la Figura 11. Se puede apreciar que las innovaciones es-

tandarizadas no muestran correlación serial. Por lo tanto, se evidencia que el modelo GARCH (1,1) ajustado sobre los errores desestacionalizados en volatilidad, trabaja en forma adecuada.

5.3. Estudio del espaciado entre operaciones

Se evaluó la hipótesis conjunta de que todos los coeficientes de autocorrelación de las duraciones son simultáneamente iguales a cero. La Figura 15 muestra la función de autocorrelaciones de las duraciones. Las autocorrelaciones significativas de las duraciones, indican la presencia de *clusters*. Como las autocorrelaciones son significativas, se rechaza la hipótesis nula de ausencia de autocorrelación entre las duraciones. Los resultados estadísticos de la prueba Ljung-Box-Pierce, se describen en la Tabla 20.

Para encontrar los valores correspondientes a los patrones estacionales de la duración día y hora de la serie USD/COP, se aplica la ecuación (12) de la sección 3.2. Los resultados de las *dummy* de duración se muestran en las Tablas 21 y 22.

Para verificar la significancia de los coeficientes correspondientes a las variable *dummy* de la duración condicional, se verifican las siguientes hipótesis nulas:

$$H_{o1} : \eta_2 = \eta_3 = \eta_4 = \eta_5 = 0 ,$$

$$H_{a1} : \eta_i \neq 0; \quad \text{para algn } i = 2, \dots, 5.$$

$$H_{o2} : \psi_2 = \psi_3 = \psi_4 = \psi_5 = 0 ,$$

$$H_{a2} : \psi_i \neq 0; \quad \text{para algn } i = 2, \dots, 5.$$

Los resultados de las pruebas de Wald, se muestran en la Tabla 20. Como se observa, se rechazan las hipótesis nulas a un nivel de significancia del 5 % de que los coeficientes *dummy* de la duración sean iguales entre sí.

El patrón estacional de las variables *dummy* de duración condicional, se puede apreciar en las Figuras 12 y 13. Hay que recordar que, debido a que el cálculo de los coeficientes de las *dummy* interdiaria e intradiaria requirió una transformación logarítmica, las gráficas presentan un ajuste por un factor exponencial elevado a la $\ln(S(t))$.

Luego, los coeficientes de las *dummy* de la duración condicional diaria muestran una disminución hasta el día jueves, para luego aumentar al final de la semana. En cambio, para la duración condicional intradiaria se presenta un aumento durante toda la jornada de operaciones, es decir, el mercado va perdiendo liquidez a medida que avanza el día, debido al aumento del espaciado entre operaciones.

Después de ajustar el patrón estacional de la serie de duraciones, se implementó un modelo ACD (1,1) sobre la serie $\tilde{x}(k)$ (ecuación (16)). Así, se encontraron los parámetros de per-

sistencia de la duración inherentes a los espaciados entre operaciones. Hay que recordar que las duraciones no pueden tener valores negativos. Por lo tanto, no se puede implementar una calibración sobre la distribución normal. Ante este hecho, se asume la función de densidad exponencial la cual no permite valores negativos.

Luego de calcular las duraciones desestacionalizadas y de aplicar el modelo ACD (1,1) se obtienen los parámetros de la Tabla 23.

El cambio que se presenta en el parámetro ω en la Tabla 23 es debido al efecto estacional intradiario capturado por las variables *dummy* de duración. Ya que estos filtran el efecto estacional. La diferencia de los ajustes, se aprecia en la Figura 14. Una observación interesante que se puede obtener del modelo, es que las diferencias de liquidez entre la franja más líquida (8 a.m. a 9 a.m.) y la menos líquida (12 p.m. a 1 p.m.), medida como la relación entre espaciado de operaciones promedio entre las dos franjas de tiempo, es de aproximadamente 1,7. Así, un operador de mercado observará, en promedio un 70 % más de tiempo entre operaciones al final contra el principio del día.

En la Figura 14, se aprecia $S(k)\sigma(k)$ como se definió en las ecuaciones 12 a la 16. Está última serie se compara con $\sigma(k)$ ajustado sin la presencia de ajuste estacional.

Como resultado de la aplicación del modelo ACD, cuando se observa la función de autocorrelación del cociente entre las duraciones desestacionalizadas y $\sigma(k)$, la mayoría de las autocorrelaciones han sido filtradas por el modelo, ver Figura 16. A pesar de esto, queda una persistencia remanente que el modelo implementado no es capaz de capturar por completo. Por lo tanto, autores como Bauwens y Giot (2000) proponen un modelo funcional logarítmico ACD, para poder corregir esta carencia. También, Dufour y Engle (2000) sustentan la implementación de modelos Box-Cox y exponenciales ACD, para capturar de forma más completa esta persistencia temporal.

6. Conclusiones y extensiones

Se encontró para el mercado cambiario colombiano del USD/COP que los coeficientes de las variables *dummy* de la media condicional interdía e intradía forman una figura similar a la U invertida (vista desde el lunes en la franja horaria de 8:00:00 a.m. a 8:59:59 a.m.). Estos hallazgos son consistentes con los resultados de Bayar y Berk (2002) en los cuales, se encuentra evidencia de la presencia de un efecto interdía similar en los retornos condicionales del dólar americano en el mercado cambiario turco.

Los resultados también son consistentes con los encontrados por Andersen y Bollerslev (1996). Así, se concluye que existe un patrón estacional en los resultados de la media condicional de los retornos logarítmicos de la tasa de cambio USD/COP que coincide con la evidencia internacional. Estos resultados sirven de base para futuras investigaciones enfocadas al estudio de la predictibilidad de los retornos logarítmicos de la serie USD/COP dirigida, por ejemplo, al diseño de mejores coberturas de portafolio o en la implementación de estrategias de inversión.

En el estudio de la parte estacional de la volatilidad condicional interdía, se encontró que esta última aumenta hasta el día jueves, para luego caer al final de la semana. Este hecho podría estar relacionado con la toma de posiciones de portafolio, por parte de inversionistas o administradores de portafolio, durante la semana, de acuerdo con la llegada de información relevante para el mercado (por ejemplo, informaciones relacionadas con la publicación de cifras económicas en Estados Unidos o Europa). En cambio la parte estacional de la volatilidad condicional intradiaria, disminuye hasta las 10:00 a.m. y luego se estabiliza durante el resto del día. Los resultados del mercado cambiario colombiano están en línea con los hallazgos de Andersen y Bollerslev

(1996) en términos del hallazgo de patrones significativos en la volatilidad condicional.

Con respecto a la duración condicional de la serie USD/COP, se identifica la presencia de un patrón estacional (vista desde el lunes en la franja horaria de 8:00:00 a.m. a 8:59:59 a.m.) diario e intradiario. Para la duración interdía, se presenta una forma de U. Esto indica que las duraciones se hacen más pequeñas a medida que avanza la semana para luego aumentar al final de la misma). Esto podría estar relacionado con el comportamiento creciente de la volatilidad condicional interdiaria. En cambio, la duración intradía aumenta hasta el final del día. Esto indica que los agentes que intervienen en el mercado cambiario, toman un tiempo creciente para realizar operaciones durante el transcurso del día de operación.

Estos resultados del mercado cambiario colombiano difieren de los encontrados por O'Hara (1992), Engle y Russell (1998) y Hafner (1999) en los cuales los patrones estacionales interdía e intradía de la duración, presentan forma de U invertida. Futuros trabajos podrían estar enfocados a explicar por qué se presenta esta pérdida de liquidez durante el transcurso del día de operaciones.

Los resultados de la aplicación de modelos GARCH (1,1) y ACD (1,1) dan evidencia de la presencia de persis-

tencia, tanto a nivel de la volatilidad como de la duración condicional de la serie del USD/COP. Resultados similares han sido reportados también por Engle (1982), Bollerslev (1997), Engle y Rusell (1998), Kiymaz y Berument (2003), Andersen y Bellerslev (1997), Andersen y Bellerslev (1996), Brooks y Patterson (2003), Chen (2007) y Guo y Tian (2007).

En términos de la captura de persistencia en plazos de duración, los resultados de esta investigación van en línea con los resultados de Ghysels y Jasiak (1998), Engle y Rusell (1998) y Hafner (1999), entre otros. A pesar que el modelo planteado captura un componente importante de la persistencia de las duraciones, esta última no es capturada totalmente. Por lo tanto, y como extensión a este documento, podrían implementarse en futuros estudios modelos Box Cox, logarítmicos o exponenciales que capturan, de forma completa, la dinámica de la duración.

Entre otras extensiones que pueden derivarse de este documento se encuentra el estudio de los diferenciales sobre las puntas de compra y de venta (*Bid-Ask spread*). También se puede revisar el patrón estacional, tanto en retornos, volatilidad o duraciones para momentos del tiempo en los que la tendencia del precio muestre un comportamiento creciente.

7. Bibliografía

- Al-Rjoub. (2004). "The daily return pattern in the Amman stock exchange and the weekend effect". *Journal of Economic Cooperation*, 18:9-114.
- Alonso and Arcos. (2006). "Cuatro hechos estilizados de las series de rendimientos del IGBC y la tasa de cambio: una ilustración para Colombia". *Estudios Gerenciales*. ICESI, 22.
- Andersen and Bollerslev. (1996). "Deutsche mark -dollar volatility: Intraday activity patters, macroeconomic announcements, and longer run dependencies", *Journal of Finance*, febrero: 69.
- Andersen and Bollerslev. (1997). "Intraday peridiocity and volatility persistence in financial markets", *Journal of Empirical Finance*, 4:115-158.
- Bandi and Russell. (2005). *Separating microstructure noise from volatility*, Technical Report, AFA Philadelphia Meetings.
- Bauwens and Giot. (2000). "The logarithmic ACD model: An application to the Bid-Ask quote process of three NYSE stocks", *Annales Economie et de Statistique*, 60:117-149.
- Bayar and Berk. (2002). "Day of the week effects: Recent evidence from nineteen stock markets", *Central Bank Review*, Turkey.
- Bollerslev, T. (1986). "Generalized au-

- autoregressive conditional heteroskedasticity”, *Journal of Econometrics*, 3:307-327.
- Breymann and Dias. (2003). “Dependence structures for multivariate high-frequency data in finance”, *Quantitative Finance*, 3:114.
- Brooks and Patterson. (2003). *Intraday patterns in the return, Bid-Ask spread, and trading volume of stocks traded on the NYSE*. The Business School for Financial Markets.
- Caceres and Caro. (2006). “Day of the week effect on european stock markets”, *International Research Journal of Finance and Economics*, 2.
- Chen, E. A. (2007). *Intraday trading by floor traders and customers in futures markets: Whose trades drive the volatility-volume relation?* University of Nebraska. Lincoln.
- Chiang and Yin. (2007). “Intraday trading patterns and day of the week in the stock index options markets: Evidence from emerging markets”, *Journal of Financial Management and Analysis*, 19:32-45.
- Dufour and Engle. (2000). “Time and the price impact of a trade”. *Journal of Finance*, 55:2467-2498.
- Easley and O’Hara, (1992). “Time and the process of security price adjustment”, *The Journal of Finance*, 19:21.
- Engle and Russell. (1998). “Autoregressive conditional duration: A new model for irregularly spaced transaction data”, *Econometrica*, 66:1127-1162.
- Engle, R. (1982). “Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of variance of United Kingdom inflation”, *Econometrica*, 50-4:987-1008.
- Ghysels and Jasiak. (1998). “Causality between returns and traded volumes”, *Working Paper*, 9840. Centre de Recherche en Economie et Statistique, 46.
- Guo and Tian. (2007). “Intraday and interday volatility: Additional evidence from the Shanghai stock exchange”, *Review of Quantitative Finance and Accounting*, 28:287-306.
- Hafner, C. (1999). “Durations, volume and the prediction of Financial returns in transaction time”, *Annales de Economie et de Statistique*, 60:34.
- Kiymaz and Berument. (2003). “The day of the week effect on stock market volatility and volume: International evidence”, *Review of Financial Economics*, 12:363-380.
- Kristjanpoller, Werner. (2009). “Análisis del efecto día de semana en los mercados accionarios latinoamericanos”, *Lecturas de Economía*. Universidad de Antioquia, 71 (julio-diciembre 2009), pp. 189-208.
- Ljung and Box. (1978). “On a measure of a lack of fit in time series models”, *Biometrika*, 65:297-303.

- Peña, D. (2005). *Análisis de series temporales*, Alianza Editorial, pp. 591.
- Sandoval, J. (2007). “Cómo establecer el muestreo óptimo en el mercado intra diario del USD/COP”, *Working Paper*. Universidad Externado de Colombia.
- Tauchen and Pitts. (1983). “The price variability-volume relationship on speculative markets”. *Econometrica*, 51:485-505.
- Tsay, R. (2002). “Analysis of Financial time series”, *Financial Econometrics*, p. 448.
- Wald, A. (1939). “Contribution to the theory of statistical estimation and testing hypotheses”, *Annals of Mathematical Statis.*

8. Anexos

8.1. Apéndice 1 -Figuras

Figura 1: Evolución temporal del precio del tipo de cambio USD/COP

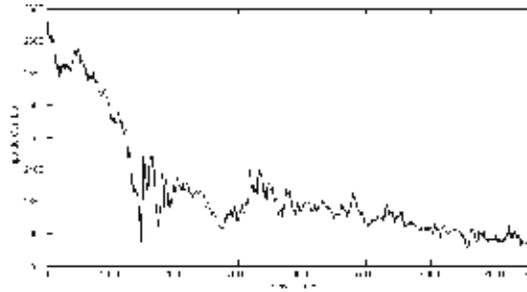


Figura 2: Comportamiento de los retornos logarítmicos de la serie USD/COP

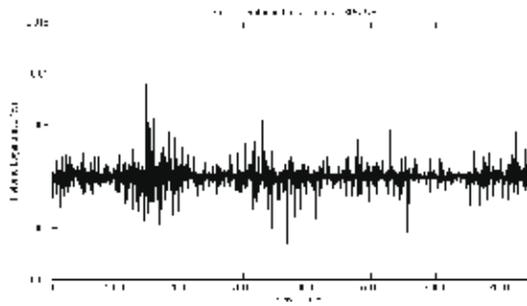


Figura 3: Comportamiento de los retornos logarítmicos cuadráticos de la serie USD/COP

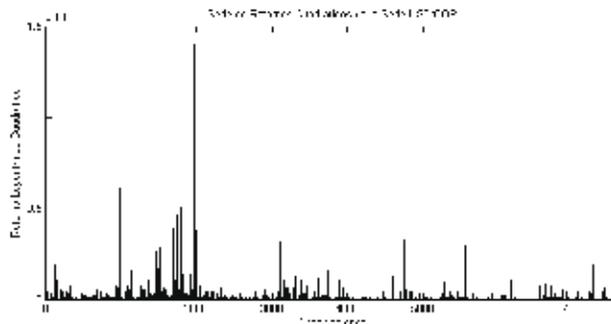


Figura 4: Función de autocorrelación (ACF) de los retornos de la serie USD/COP

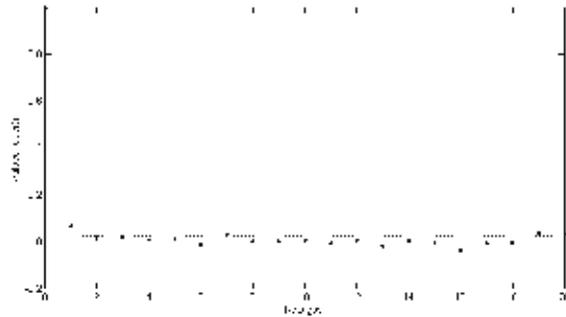


Figura 5: Función de autocorrelación (ACF) de los retornos cuadráticos para la serie USD/COP

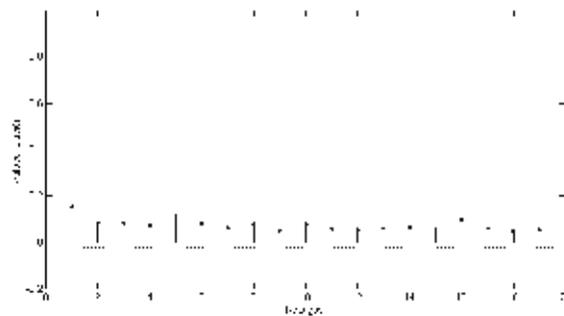


Figura 6: Patrón estacional de los retornos interdía del USD/COP visto desde la franja 8:00:00 a.m. hasta las 8:59:59 a.m.

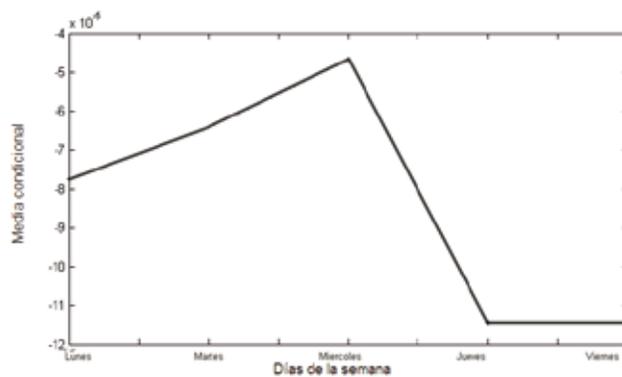


Figura 7: Patrón estacional de los retornos intradía del USD/COP visto desde el día lunes.

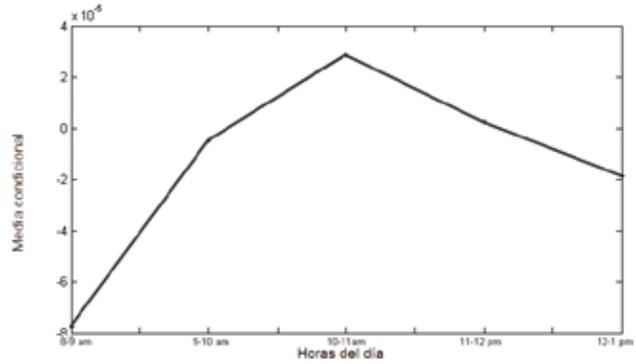


Figura 8: Patrón estacional de la volatilidad diaria vista desde la franja comprendida entre las 8:00:00 a.m. y las 8:59:59 a.m.

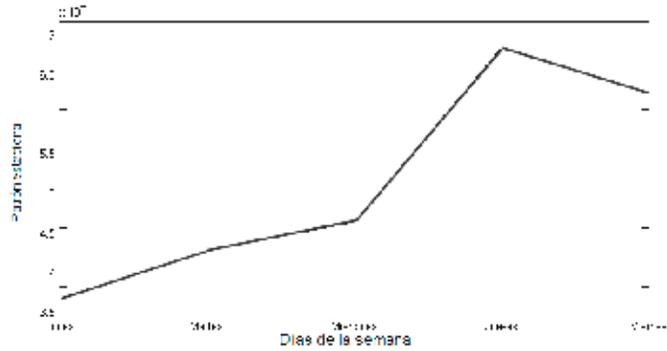


Figura 9: Patrón estacional de la volatilidad intradiaria vista desde el día lunes.

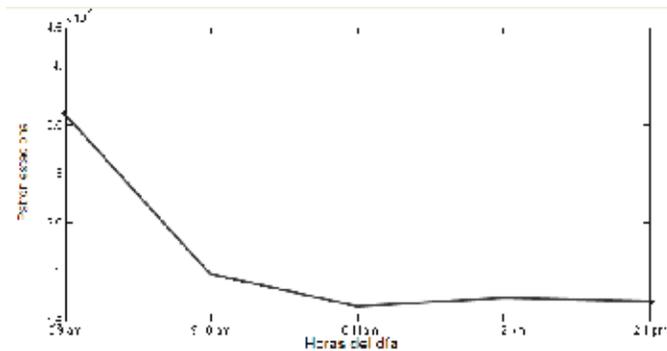


Figura 10: Volatilidad condicional de los retornos logarítmicos usd/cop con y sin ajuste de estacionalidad.

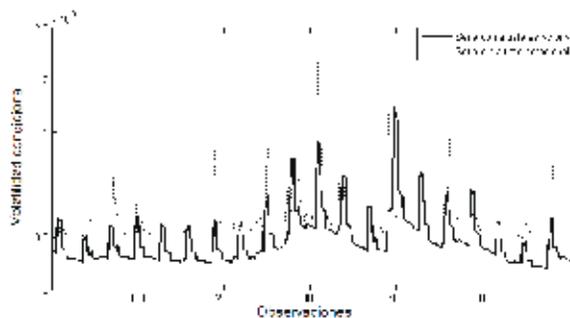


Figura 11: Función de autocorrelación (ACF) de los errores estandarizados por (k) al cuadrado

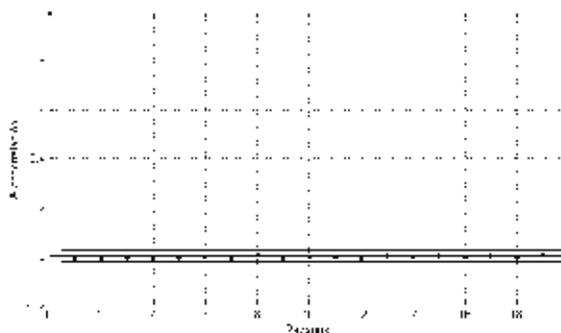


Figura 12: Patrón estacional interdiía de la duración condicional visto desde las 8:00:00 a.m. hasta las 8:59:59 a.m.

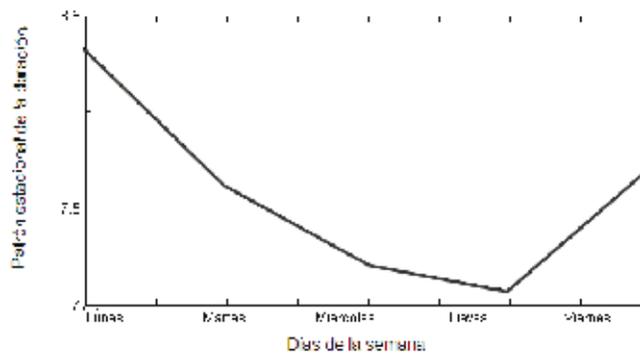


Figura 13: Patrón estacional intradía de la duración condicional visto desde el lunes

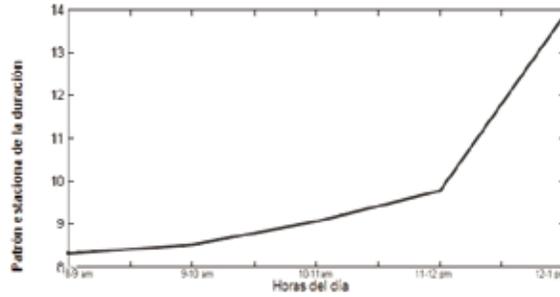


Figura 14: Persistencia de la duración de la serie USD/COP con y sin ajuste estacional

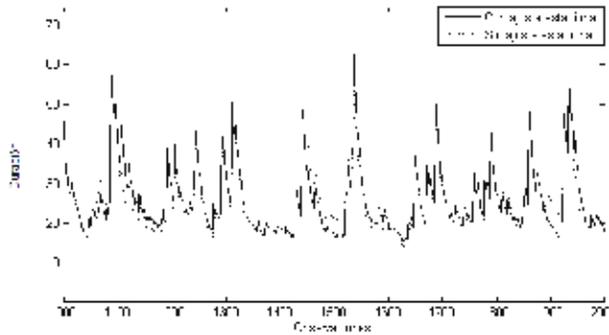


Figura 15: Función de autocorrelación de la duración para la serie USD/COP

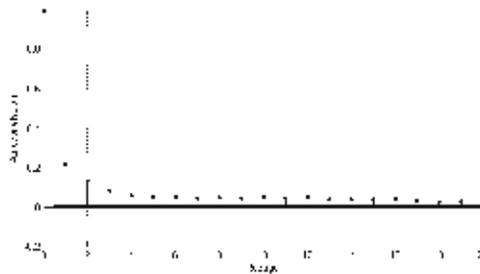
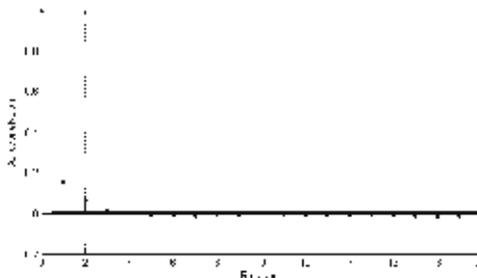


Figura 16: Función de autocorrelación de las duraciones desestacionalizadas sobre (k)



8.2. Apéndice 2 -Tablas

Tabla 1: Variables utilizadas para capturar el efecto interdía e intradía de los coeficientes de la media condicional.

Coefficiente	Día
β_2	Martes
β_3	Miércoles
β_4	Jueves
β_5	Viernes

Tabla 3: Variables *dummy* utilizadas para capturar el efecto interdía de los coeficientes de la volatilidad condicional.

Coefficiente	Día
κ_2	Martes
κ_3	Miércoles
κ_4	Jueves
κ_5	Viernes

Tabla 2: Variables utilizadas para capturar el efecto intradía de los coeficientes de la media condicional.

Coefficiente	Franja del día
γ_2	De 9:00:00 a.m. a 9:59:59 a.m.
γ_3	De 10:00:00 a.m. a 10:59:59 a.m.
γ_4	De 11:00:00 a.m. a 11:59:59 a.m.
γ_5	De 12:00:00 p.m. a 1:00:00 p.m.

Tabla 4: Variables *dummy* utilizadas para capturar el efecto intradía de los coeficientes de la volatilidad condicional.

Coefficiente	Franja del día
δ_2	De 9:00:00 a.m. a 9:59:59 a.m.
δ_3	De 10:00:00 a.m. a 10:59:59 a.m.
δ_4	De 11:00:00 a.m. a 11:59:59 a.m.
δ_5	De 12:00:00 p.m. a 1:00:00 p.m.

Tabla 5: Variables *dummy* utilizadas para modelar el efecto interdía en la serie del espaciado de operaciones

Coefficiente	Día
η_2	Martes
η_3	Miércoles
η_4	Jueves
η_5	Viernes

Tabla 6: Variables *dummy* utilizadas para modelar el efecto intradía en la serie del espaciado de operaciones

Coefficiente	Hora del día
ψ_2	De 9:00:00 a.m. a 9:59:59 a.m.
ψ_3	De 10:00:00 a.m. a 10:59:59 a.m.
ψ_4	De 11:00:00 a.m. a 11:59:59 a.m.
ψ_5	De 12:00:00 p.m. a 1:00:00 p.m.

Tabla 7: Estadísticas de los rangos de búsqueda para uniformar la serie de retornos USD/COP.

Espaciado de la serie	30 min	15 min	10 min	5 min
Rango de búsqueda (mins)	10	5	3	2
Media	-0,1263	-0,0152	-0,0284	-0,0088
Error típico	0,043	0,024	0,014	0,008
Desviación estándar	2,1919	1,6549	1,1698	0,8588
Varianza de la muestra	288.262	164.317	82.105	44.256
Exceso de curtosis	3,290	0,901	0,128	0,271
Coefficiente de asimetría	-0,1386	0,0140	0,0039	0,0050
Perdida de datos	2.546	4.821	6.521	11.466

Tabla 8: Estadísticas de la duración entre operaciones para el tipo de cambio USD/COP

Parámetro	Valor
Media	54,86
Error típico	0,49
Mediana	6
Moda	1
Desviación estándar	130,07
Varianza de la muestra	16.917,91
Curtosis	41,76
Coefficiente de asimetría	5,10
Rango	3.510
Mínimo	0
Máximo	3.510
Observaciones	83.846

Tabla 9: Modelos ARMA y el criterio de información AIC.

Arma(p,q)	AIC
(1,0)	-86015.20
(0,1)	-86014.10
(0,2)	-86014.85

Tabla 10: Valores asociados al componente autorregresivo de la serie USD/COP

Modelo	Coefficiente	Error estándar R.	P-Value
AR(1)	6.41E-02	2.73E-02	0.01900

Tabla 11: Prueba de significancia conjunta de los coeficientes *dummy* de la media condicional.

Test de Wald - Hipótesis	P-Value
$\beta_2 = \beta_3 = \beta_4 = \beta_5 = 0$	0.0768
$\gamma_2 = \gamma_3 = \gamma_4 = \gamma_5 = 0$	0.0749

Tabla 12: Valores asociados a la media condicional para cada día de la semana.

Días	Coefficientes de regresión	Error estándar R.	P-Value
Γ_0	-7.75E-05	4.25E-05	0.06800
β_2	1.32E-05	3.34E-05	0.69200
β_3	3.08E-05	3.17E-05	0.33200
β_4	-3.68E-05	3.21E-05	0.25200
β_5	-3.68E-05	2.95E-05	0.21300

Tabla 13: Valores asociados a la media condicional para cada hora del día.

Horas	Coefficientes de regresión	Error estándar R.	P-Value
Γ_0	-7.75E-05	4.25E-05	0.06800
γ_2	7.25E-05	4.29E-05	0.09100
γ_3	1.06E-04	4.13E-05	0.01000
γ_4	7.97E-05	4.22E-05	0.05900
γ_5	5.87E-05	4.13E-05	0.15500

Tabla 16: Parámetros *dummy* de la volatilidad condicional para los días de la semana.

Días	vol. condicional	Error estándar R.	P-Value
v_0	-1.60E+01	2.22E-01	0.00000
κ_2	9.05E-02	1.34E-01	0.49900
κ_3	3.02E-01	1.53E-01	0.04800
κ_4	1.99E-01	1.54E-01	0.19700
κ_5	-1.16E-01	1.34E-01	0.38800

Tabla 14: Prueba de autocorrelación de la serie de retornos cuadráticos.

Parámetro	Valor
Estadístico (Q) Probabilidad > Chi-cuadrado	1.6465e+004 0

Tabla 17: Parámetros *dummy* de la volatilidad condicional para las horas de operación.

Horas	vol. condicional	Error estándar R.	P-Value
v_0	-1.60E+01	2.22E-01	0.0000
δ_2	-1.16E+00	9.68E-02	0.0000
δ_3	-1.55E+00	1.00E-01	0.0000
δ_4	-1.53E+00	1.01E-01	0.0000
δ_5	-1.46E+00	9.61E-02	0.0000

Tabla 15: Prueba de significancia conjunta de los coeficientes *dummy* para la serie de retornos logarítmicos.

Test de Wald -Hipótesis	P-Value
$\kappa_2 = \kappa_3 = \kappa_4 = \kappa_5 = 0$	0.0032
$\delta_2 = \delta_3 = \delta_4 = \delta_5 = 0$	0.0000

Tabla 18: Parámetros GARCH de la serie USD/COP

Parámetros	Serie sin ajuste estacional	Serie con ajuste estacional
ω	0,0007	0.0285
ρ	0.7020	0.9632
α	0.2562	0.0367

Tabla 19: Prueba de autocorrelación de la serie de duraciones para detectar la presencia de clusters.

Parámetro	Valor
Estadístico (Q) Probabilidad > Chi-cuadrado	4.9017e+003 0

Tabla 20: Prueba de significancia conjunta de los coeficientes *dummy* de la duración condicional.

Test de Wald -Hipótesis	P-Value
$\eta_2 = \eta_3 = \eta_4 = \eta_5 = 0$	0,0000
$\psi_2 = \psi_3 = \psi_4 = \psi_5 = 0$	0,0000

Tabla 21: Coeficientes de la duración condicional inter día.

Días	Coefficiente de regresión	Error estándar R.	P-Value
Φ_0	2,12E+00	2,31E-02	0,0000
η_2	-9,04E-02	2,36E-02	0,0000
η_3	-1,44E-01	2,35E-02	0,0000
η_4	-1,62E-01	2,36E-02	0,0000
η_5	-7,60E-02	2,45E-02	0.0020

Tabla 22: Coeficientes de la duración condicional intradía.

Horas	Coefficiente de regresión	Error estándar R.	P-Value
Φ_0	2,12E+00	2,31E-02	0,0000
ψ_2	2,11E-02	1,96E-02	0.2840
ψ_3	8,70E-02	1,99E-02	0,0000
ψ_4	1,61E-01	2,08E-02	0,0000
ψ_5	5,13E-01	2,36E-02	0,0000

Tabla 23: Parámetros ACD de las duraciones de la serie USD/COP

Parámetros	Serie sin ajuste estacional	Serie con ajuste estacional
ω	0.903	0.107
β	0.920	0.920
α	0.052	0.050