
MODELANDO EL ESQUEMA DE INTERVENCIONES DEL TIPO DE CAMBIO PARA COLOMBIA. UNA APLICACIÓN EMPÍRICA DE LA TÉCNICA DE REGRESIÓN DEL CUANTIL BAJO REDES NEURONALES

Mauricio Lopera Castaño¹
Ramón Javier Mesa Callejas²
Sergio Iván Restrepo Ochoa³
Charle Augusto Londoño Henao⁴

¹Magíster en Estadística. Profesor de la Facultad de Ciencias Económicas de la Universidad de Antioquia (Medellín, Colombia). E-mail: mloperacl@gmail.com. Universidad de Antioquia, Calle 70 No. 52-21, Bloque 13, Oficina 116 (Medellín, Colombia).

²Magíster en Ciencias Económicas y en Economía. Decano de la Facultad de Ciencias Económicas de la Universidad de Antioquia y Profesor Asociado de la Facultad de Economía de la Universidad Nacional de Colombia, sede Medellín. E-mail: rjmesa@economicas.udea.edu.co. Universidad de Antioquia, Calle 70 No. 52-21, Bloque 13, Oficina 11 (Medellín, Colombia).

³Doctor en Ciencias Económicas y Empresariales. Vicedecano de la Facultad de Ciencias Económicas de la Universidad de Antioquia. E-mail: siro@udea.edu.co. Universidad de Antioquia, Calle 70 No. 52-21, Bloque 13, Oficina 114 (Medellín, Colombia).

⁴Magíster en Ciencias-Estadística. Se desempeña como profesional especializado en el Departamento Administrativo de Planeación de la Alcaldía de Medellín. E-mail: calon-donoh@unal.edu.co. Calle 44 N. 52-165 Centro Administrativo la Alpujarra-Palacio Municipal, Piso 8 (Medellín, Colombia).

Este artículo hace parte de la línea de investigación en Coyuntura Económica del Grupo de Macroeconomía Aplicada de la Facultad de Ciencias Económicas de la Universidad de Antioquia. Este se deriva del proyecto de investigación “Modelando el esquema de intervenciones del tipo de cambio para Colombia. Una aplicación empírica de la técnica de regresión del cuantil bajo redes neuronales”. Los autores agradecen el soporte financiero dado por el Grupo de Macroeconomía Aplicada y el Departamento de Matemáticas y Estadística de la Facultad de Ciencias Económicas de la Universidad de Antioquia.

Este artículo fue recibido el 20 de noviembre de 2011, la nueva versión el 24 de julio de 2012 y su publicación aprobada el 13 de agosto de 2012.

Lopera Castaño, M., Mesa Callejas, R. J., Restrepo Ochoa, S. I. y Londoño Henao, C. A. (2013). Modelando el esquema de intervenciones del tipo de cambio para Colombia. Una aplicación empírica de la técnica de regresión del cuantil bajo redes neuronales. *Cuadernos de Economía*, 32(59), 307-337.

En este artículo se determina la eficiencia de las intervenciones realizadas por el Banco de la República empleando el modelo teórico de canal de coordinación. En este modelo, el efecto que tiene un diferencial de tasas de interés, la variable de intervenciones construida por medio de un modelo *Markov-switching* y el proceder de los inversionistas técnicos y fundamentalistas sobre diferentes cuantiles del retorno de la tasa representativa del mercado (TRM) son evaluados. Usando una función de impulso respuesta, se encontró que la variable intervenciones genera el mayor impacto en el retorno de la TRM en los cuantiles del 5 % y 25 %, pero sin alcanzarse una reversión media completa en el cuantil del 50 %.

Palabras clave: intervenciones cambiarias, modelo de canal de coordinación, modelo Markov-switching, red neuronal de regresión del cuantil.

JEL: E58, E59, C15, C45.

Lopera Castaño, M., Mesa Callejas, R. J., Restrepo Ochoa, S. I., and Londoño Henao, C. A. (2013). Modeling the intervention scheme of the type of change for Colombia. An empirical application of the quantile regression under neuronal networks. *Cuadernos de Economía*, 32(59), 307-337.

This article evaluates the efficiency of Banco de la Republica's interventions using a coordination channel theoretical model. In this model, the effect of the differential interest rate, an intervention variable derived using a Markov-switching model, and the actions of technical and fundamentalists investors on the quantiles of return of the exchange rate (TRM for its initials in Spanish) are evaluated. By using an impulse-response function it was found that the intervention variable has a high effect on the TRM returns in the fifth and twenty-fifth quantiles, but without obtaining a complete mean reversion on the fiftieth quantile.

Keywords: exchange interventions, coordination channel model, Markov-switching model, quantile regression neural network.

JEL: E58, E59, C15, C45.

Lopera Castaño, M., Mesa Callejas, R. J., Restrepo Ochoa, S. I., et Londoño Henao, C. A. (2013). Modélisation des régimes d'interventions du taux de change en Colombie. Une application empirique de la technique de régression quantile avec les techniques de réseaux neuronaux. *Cuadernos de Economía*, 32(59), 307-337.

Dans cet article, on examine l'efficacité des interventions de la Banque centrale en utilisant le modèle théorique de canal de coordination. Dans ce modèle, l'effet d'un différentiel de taux d'intérêt, la variable des interventions construites par un modèle de Markov-switching et le comportement des investisseurs techniciens et

fundamentalistes sont évalués sur différents quantiles de retour du taux représentatif de marché (TRM). En utilisant une fonction de réponse impulsionnelle, on a trouvé que la variable des interventions produit le plus grand impact sur le retour de la TMR, dans les quantiles de 5 % et 25 %, mais sans que se soit rejointe une réversion moyenne complète dans le cuantil de 50 %.

Mots clés : interventions de taux de change, modèle de canal de coordination, modèle Markov-switching, régression quantile avec réseaux neuronaux.

JEL : E58, E59, C15, C45.

INTRODUCCIÓN

Un área de investigación de gran controversia en economía es la determinación de la eficiencia de las intervenciones cambiarias de manera esterilizada por parte de la autoridad monetaria. Este tema se ha abordado en la literatura de forma predominante a través de dos enfoques teóricos (Lewis, 1995; Sarno y Taylor, 2001, 2003): uno es el canal de balance de portafolio, que establece cómo los inversionistas rebalancan su portafolio de activos nacionales e internacionales de acuerdo a las intervenciones realizadas por el emisor sobre el tipo de cambio, con el objetivo de mantener un portafolio de activos bien diversificado y bajo el supuesto de que no hay sustitución perfecta entre activos. El otro es el canal de señales, el cual instituye que cuando la política cambiaria es efectuada, esta influye en las expectativas de los agentes, que tomaran sus decisiones de inversión no solo observando los efectos inmediatos que tiene esta política, sino también las posibles consecuencias que la intervención trae sobre el estado futuro de los fundamentales macroeconómicos (Beine, 2004; Lewis, 1995; Pasquariello, 2007; Payne y Vitale, 2003; Reiz y Taylor, 2008).

Las anteriores teorías han generado diversas críticas sobre la veracidad de la efectividad de la política cambiaria. Beine (2004) muestra que cuando se utiliza el modelo de balance de portafolio, las intervenciones no influyen sobre las decisiones de los inversionistas, ya que el nivel de negociación en el mercado de divisas es muy alto en relación a las intervenciones realizadas. Domínguez y Frankel (1993) determinan que para que este modelo funcione no es necesario que se cumpla la Equivalencia Ricardiana, pero si se deben satisfacer dos supuestos neurálgicos: el primero tiene que ver con la existencia de datos sobre las tasas de interés, lo que es posible de obtener. En cuanto al segundo, requiere que se tenga información sobre las expectativas de los agentes, lo cual no es verosímil e invalida el uso de este modelo en su forma tradicional. Domínguez (2006) asevera que el supuesto de sustitución imperfecta de activos no es adecuado, ya que sería necesaria una alta sensibilidad a la prima de riesgo por parte de los inversionistas para que decidan rebalanciar su portafolio, situación que no ocurre en todos los casos.

Humpage (2000) afirma que, para que el canal de señales opere, es indispensable que la autoridad monetaria tenga información superior a la del mercado para que influya en la tendencia de la divisa, lo que es un supuesto difícil de cumplir en todos los periodos de intervención. Sarno y Taylor (2001) establecen que el anterior supuesto no es completo para analizar las intervenciones realizadas en uno o varios países, al no capturar las intervenciones discrecionales. Domínguez (2006) muestra que no es adecuado para analizar las intervenciones debido a que sería necesario que todos los agentes tuvieran la misma información en un periodo de tiempo corto, lo cual no es verídico. Reitz y Taylor (2008) argumentan que los resultados obtenidos por ambos canales en términos empíricos no son robustos en la modelación de la tasa de cambio, debido a que es posible que las variables usadas

por tales enfoques no expliquen completamente el comportamiento de la tendencia de la divisa.

En términos generales, Cushman (2007), Domínguez (2003, 2006), Pasquariello (2007), Sarno y Taylor (2001) esgrimen que por medio de estos canales no se alcanzan resultados concluyentes sobre si son eficientes las intervenciones en el control de la divisa, debido a que se ha llegado a resultados mixtos sobre los efectos que tiene la política cambiaria en la determinación del comportamiento del tipo de cambio en su contrastación empírica para varios países, en los cuales se presentan diferencias en el uso de metodologías econométricas, periodos de análisis y periodicidades en los datos. Esto no sustenta un resultado contundente de la evaluación de la eficiencia de la política cambiaria, lo que puede crear problemas en la interpretación de los efectos que tienen las contracciones monetarias, la influencia que tiene la información sobre la divisa en el corto y en el largo plazo, entre otros factores relacionados con el comportamiento de las tasas de cambio⁵.

Un canal que supera tales problemas en la contrastación empírica, el cual es objeto de esta investigación, es el de coordinación. Como lo asevera Reitz y Taylor (2008), este parte de un enfoque microestructural de los movimientos de la tasa de cambio, donde se instaura que la autoridad monetaria interviene cuando se presentan divergencias entre el valor de la divisa actual y el de largo plazo, ocasionadas por inversionistas no informados que emplean como herramienta de decisión el análisis técnico. En este punto, cuando las actuaciones del emisor son creíbles, son reforzadas por inversionistas informados, logrando de este modo un restablecimiento del equilibrio⁶.

Este enfoque ha sido utilizado por diferentes autores con resultados satisfactorios con respecto a la explicación de la dinámica de la tasa de cambio bajo un esquema de flotación controlada, pues permite observar la interacción entre inversionistas informados, no informados y el emisor en la determinación del precio de la divisa. Esto muestra la importancia que tiene la información fundamental y no fundamental en el proceso de decisiones cuando es realizada la política cambiaria; además, soluciona los posibles problemas de principal-agente provocados por el arbitraje del tipo de cambio (véase a Domínguez (2006)⁷; Evans y Lyons (2008); Pasqua-

⁵Otros problemas que se presentan bajo estos dos enfoques teóricos son la no captura del exceso de volatilidad y el enigma en la determinación del tipo de cambio (Sarno y Taylor, 2003). Igualmente, Evans y Lyons (2008) afirman que la dinámica del mercado de divisas no es explicada de forma certera por modelos que usan solo variables fundamentales, al no explicar el comportamiento real de los inversionistas en este mercado, los cuales toman sus decisiones de inversión evaluando aspectos adicionales, como puede ser la utilización del análisis técnico.

⁶En la sección 2 se explica este modelo teórico en detalle.

⁷Otros trabajos que analizan las intervenciones desde un punto de vista financiero son: Fischer (2006), quien estudia la influencia de los reportes de noticias intra-día en el mercado de divisas. Bauer y Hertz (2005), y Shik y Chong (2007), que analizan cómo influye el análisis técnico sobre las intervenciones del tipo de cambio. Huang (2007) evalúa el impacto que tiene la información asimétrica del emisor, cuando tiene un tipo de cambio objetivo, y los inversionistas, como agentes aversos al riesgo. Wieland y Westerhoff (2005) usan teoría del caos para analizar la política cambiaria.

riello (2007); Peiers (1997); Reitz y Taylor (2008); Westerhoff (2003), entre otros, para su descripción y respectivas derivaciones).

Por otro lado, una característica que tiene la literatura a nivel nacional e internacional es que muestran cómo las intervenciones cambiarias afectan el comportamiento promedio y el nivel de variabilidad de la tasa de cambio en el corto y el largo plazo. Para tal propósito, se emplean usualmente dos metodologías econométricas: una es el modelo de heteroscedasticidad condicional autorregresivo generalizado (GARCH)⁸ (Beine, 2004; Beine, Bénassy-Quéré y Lecourt, 2002; Beine y Laurent, 2003; Brissimis y Chionis, 2004; Domínguez, 1998, 2006; Echavarría, Vásquez y Villamizar, 2010; Galati, Melick y Micu, 2005; Hernández y Mesa, 2006; Kamil, 2008; Kim y Sheen, 2002; Ramchander y Sant, 2002; Reitz y Taylor, 2008; entre otros) y, la otra, es un vector autorregresivo (VAR)⁹ y sus respectivas derivaciones (Cushman, 2007; Echavarría, López y Misas, 2009; Humala y Rodríguez, 2010; Jang y Ogaki, 2004; Kim, 2003, 2005; Lewis, 1995; entre otros).

En cuanto a estas aplicaciones, surgen los siguientes interrogantes sobre si se explican de forma completa los efectos que tienen las intervenciones sobre la distribución de las variaciones en la tasa de cambio a través de tales metodologías. Específicamente, cuando la autoridad monetaria interviene en el mercado de divisas, ¿en cuál intervalo de la distribución de probabilidad se observa una mayor influencia? ¿en un intervalo promedio o en sus respectivos cuantiles? Y, ¿cuáles son los efectos que producen los cambios en las diferentes variables sobre los cuantiles en el corto y el largo plazo? Además, ¿si los movimientos de cada variable sobre la tasa de cambio son constantes y actúan de manera directa o dependen del valor que tome cada una de ellas en sus distintos niveles de forma no lineal? Así mismo, ¿puede la varianza condicionada de los retornos del tipo de cambio, estimada a través de un modelo GARCH, mostrar el verdadero comportamiento de la volatilidad?

Cuando se evalúan cada una de estas preguntas, se observan ciertas carencias metodológicas en la explicación del esquema de intervenciones. En el caso de la modelación del retorno del tipo de cambio, los efectos que generan las variables independientes, incluida la de intervenciones, son tomados de forma constante y en su nivel promedio, lo que no permite recoger toda la influencia de las variables en la distribución completa de la divisa. En otras palabras, si bien el objetivo de la autoridad monetaria es mantener la estabilidad del tipo de cambio, no necesaria-

⁸Por sus siglas en inglés, *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity*. Estos procesos modelan de manera simultánea el comportamiento de la media y la varianza de la variable aleatoria de interés, condicionadas a la información disponible (Bollerslev, 1986).

⁹Por sus siglas en inglés, *Vector Autoregression Models*. Estos son procesos de ecuaciones simultáneas que tienen en cuenta el carácter exógeno y endógeno de las variables de interés. Una de las principales aplicaciones de estos modelos es el análisis de los efectos del choque de una o varias variables del sistema sobre las demás en el tiempo, a través de sus muy conocidas funciones de impulso-respuesta (Lutkepohl, 2005).

mente los impactos de las intervenciones son los mismos en toda su distribución, y sería importante poder esclarecer qué efectos tiene la política cambiaria en los diferentes cuantiles de la distribución de los retornos de la tasa representativa del mercado (TRM) y dónde presentan su mayor impacto en el corto y el largo plazo, como pueden ser la evaluación de los cuantiles del 5 %, 25 %, 50 %, 75 % y 95 %. Por ejemplo, a partir de la evaluación de los cuantiles del 5 % y del 95 %, se puede establecer cuál es el impacto de las intervenciones cuando hay una alta revaluación y devaluación, respectivamente, y, de esta forma, poder determinar si el actuar del emisor en Colombia cumple con uno de los objetivos de la política cambiaria como es la moderación de apreciaciones o depreciaciones excesivas, al igual que el control de la volatilidad.

En lo que respecta a la volatilidad, Engle y Manganelli (2004), Huang, Peng, Li y Ke (2011) y Taylor (2005) muestran que la utilización de modelos GARCH no tiene en cuenta los verdaderos procesos que generan los datos exhibidos por las variables financieras, las cuales no se encuentran con distribución estable del término de error, lo que invalida los resultados que se puedan extraer bajo esta estructura de modelación en relación a la captura de forma cabal de toda la dinámica contenida en tales activos, como es el ruido, asimetrías, fuerte no linealidad, resultados atípicos, reversión del retorno promedio y toda clase de anomalías que se presentan en el mercado cambiario.

Una estrategia que supera los problemas antes mencionados es el modelo de red neuronal de regresión del cuantil (QRNN)¹⁰, la cual, sin recurrir a supuestos distribucionales en el término de error, permite estimar de forma directa y como un todo la distribución de la tasa de cambio. Además, su estructura no lineal captura de forma más compacta el efecto que tienen las variables explicativas sobre esta variable, lo que puede ser visualizado por medio de la función impulso respuesta, que muestra la influencia que tiene cada variable de entrada sobre la tasa de cambio en diferentes cuantiles de su distribución condicional. Con esta técnica, como lo demuestran Huang, Peng, Li y Ke (2011), y Taylor (2005), se puede realizar el cálculo de la varianza condicionada de la tasa de cambio, obteniendo resultados más robustos con respecto a la metodología GARCH.

Así pues, el objetivo de esta investigación es determinar la eficiencia de las operaciones de intervención por parte del Banco de la República, a través del estudio de sus efectos sobre los cuantiles de la distribución del retorno de la TRM y utilizando el modelo de canal de coordinación. Para tal propósito, empleando la técnica de QRNN, se establecerá la capacidad de influencia, trayectoria y control que tiene la autoridad monetaria en la distribución de probabilidad de los cambios en la TRM, en el largo plazo, por medio de la función de impulso respuesta.

Este artículo es organizado como sigue: en la primera sección se hará un recuento histórico sobre cómo han sido las intervenciones cambiarias en Colombia. En la

¹⁰Por sus siglas en inglés, Quantile Regression Neural Network.

segunda sección, se explicará el modelo teórico de canal de coordinación. En la tercera sección se expondrá la metodología. En la cuarta sección se muestran los datos, algunos detalles sobre su elección y la construcción de la variable intervenciones a través de un modelo de cambio de régimen, tal como es sugerido por Lee y Chang (2007). En la quinta sección se entregan los resultados. Finalmente, se dan unas breves conclusiones, en las que se encuentra que la variable intervenciones tiene la mayor influencia sobre el retorno de la TRM en el cuantil del 5 %, mostrando la capacidad que tiene la autoridad monetaria de influir en periodos de alta revaluación, aunque este efecto no alcanza a ofrecer una reversión media cuando se compara la respuesta de la TRM en los cuantiles del 25 % y 50 %.

INTERVENCIONES DEL BANCO CENTRAL DE COLOMBIA

Una tendencia mundial en los bancos centrales que llevan como ancla nominal una meta de inflación es la de propender por mantener un cierto control sobre el tipo de cambio, a causa de que la libre flotación de la divisa guiada en un sendero de apreciación y de alta volatilidad puede ocasionar secuelas negativas en el sector exportador, en la inflación y en el desarrollo del sector financiero. Por este motivo, la autoridad monetaria en Colombia implementó ciertas medidas de intervención cambiaria para mantener la estabilidad macroeconómica y fomentar las exportaciones, como son las subastas de opciones, políticas discrecionales y mecanismos basados en operaciones de compra directa, las cuales le permiten al Banco de la República acumular y desacumular reservas internacionales (RI), con el propósito de mantener una adecuada tendencia del tipo de cambio (Hernández y Mesa, 2006; Echavarría *et al.*, 2010)¹¹.

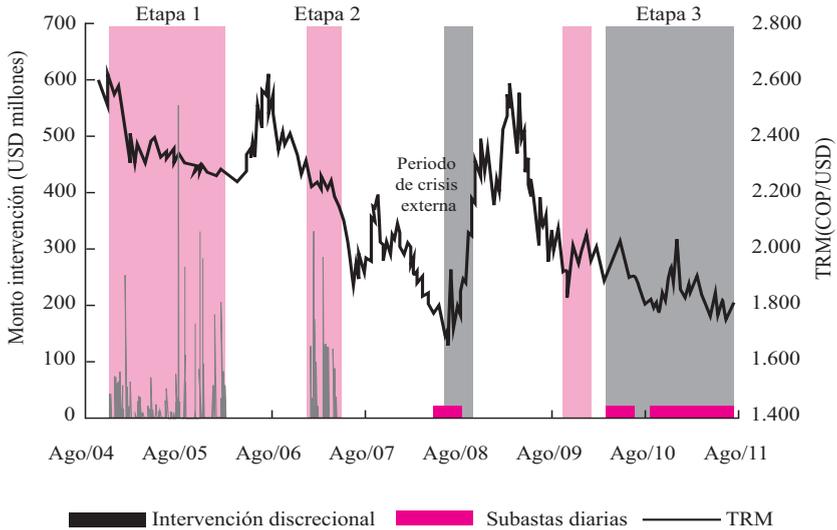
En Colombia, la TRM a partir del año 2004 presenta una tendencia revaluacionista, lo que es explicado por la entrada de capitales de inversión extranjera directa, especulativos, las remesas y la debilidad del dólar frente a otras monedas, esto último ocasionado por los problemas macroeconómicos que afligen a Estados Unidos (Hernández y Mesa, 2006). Así pues, en la Gráfica 1 se pueden observar tres episodios de revaluación con sus respectivos mecanismos de intervención: en la Etapa 1 se presentaron varias intervenciones discrecionales, las cuales fueron justificadas porque la autoridad monetaria evaluó que esta medida era la más eficiente

¹¹Específicamente, se dividen en tres los mecanismos de intervención cambiaria en el caso colombiano.

1. *Intervención mediante opciones (put y call)*: mecanismo preanunciado de conocimiento público que se hace de manera sistemática con señales claras en el mercado.
2. *Intervención discrecional (2004-2007)*: estrategia que no es anunciada y no está sujeta a ninguna regla. Esta puede ser una intervención esterilizada o no.
3. *Subasta de intervención directa (2008-2011)*: política basada en operaciones de intervención directa con los intermediarios del mercado (Web Banco de la República).

para mantener una tendencia estable del tipo de cambio y, consecuentemente, una disminución de su nivel de volatilidad (Echavarría *et al.*, 2010); en este tramo, las intervenciones fueron efectivas en la estabilización de la tendencia revaluacionista de la divisa (Kamil, 2008).

GRÁFICA 1.
INTERVENCIONES BANCO DE LA REPÚBLICA Y TRM



Fuente: Banco de la República.

A causa de que en la Etapa 1 se exhibió una fuerte tendencia de apreciación de la moneda, el banco central en la Etapa 2 intervino con políticas discretionales de *learning against the wind*¹², que consisten en ir en contra de la tendencia del tipo de cambio (Sarno y Taylor, 2003). En este intervalo, aunque se controló la volatilidad de la divisa, esto no impidió que se siguiera apreciando la moneda de forma significativa hasta mediados del año 2008, es más, la intervención no tuvo efectos en el corto plazo, porque durante ese periodo fue necesario subir la tasa de interés de intervención para controlar brotes inflacionarios (Hernández y Mesa, 2006; Kamil, 2008).

Luego, se inician nuevamente un proceso de intervenciones cambiarias de subastas diarias de manera que, como lo explican Echavarría *et al.* (2010), la cantidad de dinero utilizada fue menor debido a las restricciones macroeconómicas, a razón de que, cuando estas fueron de carácter discrecional con montos altos de compra de dólares, provocaban ataques especulativos cuando no había coherencia entre las

¹²Para que este tipo de política sea exitosa, se debe suponer que la autoridad monetaria tiene mejor información que los especuladores, de esta manera pueden influir positivamente en el control del tipo de cambio (Sarno y Taylor, 2003).

diferentes políticas, principalmente en lo concerniente al control de la inflación en los años 2007-2008, cuando el Banco de la República no cumplió con su meta.

De lo anterior, Reitz y Taylor (2008) muestran que, para que la política cambiaria tenga efectos de estabilización, es necesaria una coordinación entre inversionistas y la autoridad monetaria, con los primeros tomando sus decisiones de inversión de acuerdo a la información de fundamentales macroeconómicos. Ahora, si la intervención no es acorde con el valor de estas variables, se generan efectos negativos para el objetivo de obtener un cierto nivel de equilibrio en la moneda.

En la Etapa 3 siguieron las subastas diarias, a causa de la dificultad que tenía el emisor de influir en la tendencia normal del mercado vía intervenciones esterilizadas. Esto no permitió que se formaran expectativas por parte de los agentes de disminución de las tasas de interés, implicando la inmodificación de la tendencia del tipo de cambio (Sarno y Taylor, 2003; Echavarría *et al.*, 2010). Actualmente, dado el escenario revaluacionista en el que se encuentra el país y las características macroeconómicas antes mencionadas, se sigue utilizando este último mecanismo con montos bajos de intervención.

MODELO TEÓRICO DE CANAL DE COORDINACIÓN¹³

El modelo supone que el mercado cambiario es descentralizado, en el sentido de que es dirigido por órdenes de agentes heterogéneos en información e interpretación de variables macroeconómicas (Domínguez, 2006). La demanda del mercado es establecida por los inversionistas, que abrirán sus posiciones en divisas según sean las ganancias esperadas. Aquí, todas las órdenes son realizadas por creadores del mercado y el cambio del precio de la divisa es definido por el exceso de demanda de los agentes. Partiendo de una función de impactos del precio log-lineal, se tiene que la tasa de cambio esperada s_{t+1} es explicada por:

$$s_{t+1} = s_t + a^M(D_t^I + D_t^U) + \epsilon_{t+1} \quad (1)$$

Donde s_t denota el logaritmo de la tasa de cambio *spot* de la moneda doméstica en términos de la extranjera en el tiempo t , a^M es un parámetro positivo que determina el nivel de reacción que tienen los creadores del mercado, y D_t^I y D_t^U son las compras netas de los inversionistas especuladores informados y no informados, respectivamente. Esta última discriminación, según Reitz y Taylor (2008), ocurre debido a que los creadores del mercado no pueden observar a tales agentes de manera individual. De lo anterior, se pueden definir algunas razones por las cuales la tasa de cambio varía: una es el término de error ϵ_{t+1} distribuido ruido blanco, que mide la fijación de precios por parte de los creadores del mercado, de acuerdo al recogimiento de la información pública disponible; la otra son los

¹³Modelo tomado de Reitz y Taylor (2008).

efectos que tienen las noticias económicas en el flujo de dinero, que usualmente son tomados de forma inmediata y directa. Finalmente, está la información que no es pública, como son la tolerancia al riesgo cambiario en los bancos y la demanda de tenencia de liquidez cambiaria de empresas e individuos, lo cual influye en la variación futura sobre el tipo de cambio, (Evans y Lyons, 2008; Reitz y Taylor, 2008).

Es así como las compras son realizadas por dos clases de inversionistas que son especuladores neutrales al riesgo, quienes basándose en la evolución esperada de la tasa de cambio y un diferencial de tasas de interés toman sus decisiones de inversión: unos son inversionistas no informados, D_t^U , los cuales, al no tener conocimientos económicos y econométricos, realizan su apertura de posiciones financieras utilizando análisis técnico, que consiste en el estudio de aspectos subjetivos de la tendencia pasada del precio de la divisa, conduciéndolos a ciertos errores en la predicción de su tendencia y respectivo valor de equilibrio (Piers, 1997; Reitz y Taylor, 2008). Domínguez (2006) explica que para que estos inversionistas predigan de manera acertada el comportamiento esperado en el corto plazo del tipo de cambio, es necesario que ellos puedan diferenciar entre la información que genera ruido y la fundamental. Estos son modelados por la siguiente ecuación:

$$D_t^U = a^U (s_t - s_{t-1}) + b^U (i_t^* - i_t) \quad (2)$$

Donde i_t^* y i_t son las tasas de interés externa e interna, respectivamente. Se espera que el parámetro a^U sea positivo, en tanto b^U no tiene un signo definido, ya que su valor depende de las expectativas de los inversionistas: si estos creen en la paridad descubierta de intereses $i_t^* - i_t$, como un predictor insesgado de s_{t+1} , entonces su signo será positivo. En cambio, será negativo si el inversionista cree en indicadores técnicos para la toma de decisiones de inversión (Reitz y Taylor, 2008).

Los otros son los inversionistas informados, que basan sus decisiones en fundamentales macroeconómicos y las señales que ofrece la autoridad monetaria sobre los futuros movimientos del tipo de cambio (Domínguez, 2006; Piers, 1997). Para realizar sus cálculos, ellos emplean un valor de equilibrio de largo plazo, f_t , donde tal variable les permite observar la reversión de largo plazo y la variación en el tiempo de la divisa (Reitz y Taylor, 2008). Estos son modelados como:

$$D_t^I = a^I w_t (f_t - s_t) + b^I (i_t^* - i_t) \quad (3)$$

Siendo a^I un coeficiente con signo positivo y w_t ($0 < w_t < 1$) un factor variante en el tiempo que define una medida de confianza de los especuladores informados; según sea el valor de esta variable, se establece la importancia que le dan los inversionistas a la información pasada y las posibles divergencias del valor de equilibrio fundamental del tipo de cambio. El parámetro b^I , al igual que para los inversionistas no informados, no tiene un signo concreto (Reitz y Taylor, 2008).

En resumen, la autoridad monetaria y los especuladores informados se coordinan para intervenir en el comportamiento de la tasa de cambio cuando observan un alejamiento de su valor de equilibrio fundamental. La autoridad monetaria interviene en el mercado cambiario, y si los especuladores informados observan los datos fundamentales como creíbles, refuerzan las decisiones de política, haciendo que se genere un restablecimiento del equilibrio de mercado donde la rapidez, el ajuste y el efecto con que se dan estos cambios, ya sea en el corto o en el largo plazo, dependen del valor que tome la variable de intervenciones int_t y el factor w_t ; este último está en función de la desalineación de la divisa, que, según sean las decisiones de política, se tomara como un indicador de sobrevaloración $+1$ o subvaloración -1 . Así, se puede establecer una guía de intervención, que equivale a la multiplicación del valor señalado de las intervenciones menos las ventas de la moneda doméstica (positivo para compras), que es positiva o negativa, según la dirección en la que esté operando el banco central (Reitz y Taylor, 2008).

La confianza de los inversionistas fundamentalistas es definida por una función que expresa los desalineamientos absolutos esperados, junto con una medida de política cambiaria:

$$w_t = \frac{\exp(c_t)}{1 + \exp(c_t)} \quad (4)$$

Con $c_t = -(\varphi_1 - \varphi_2 int_t) |f_t - s_t| / \sigma_t^S$, σ_t^S expresando la desviación estándar condicional de la tasa de cambio. Ahora, resolviendo el sistema conformado por las ecuaciones (1)-(4), resulta el modelo de canal de coordinación:

$$s_{t+1} = \alpha(s_t - s_{t-1}) + \delta w_t (f_t - s_t) + \gamma(i_t^* - i_t) + \epsilon_{t+1} \quad (5)$$

Siendo $\alpha = a^M a^U > 0$, $\delta = a^M a^I > 0$ y $\gamma = a^M (b^U + b^M)$, y γ un signo ambiguo por los argumentos antes mencionados. En la ecuación (5) se puede introducir de manera explícita la variable intervenciones, con el propósito de poder observar mejor la dinámica de dicha variable: su influencia, impacto y significancia sobre la tasa de cambio¹⁴. Por tanto, el parámetro $\varphi_2 = 0$ modifica la función de expectativas de los inversionistas informados $c_t = -(\varphi_1 |f_t - s_t|) / \sigma_t^S$, lo que conlleva que la ecuación del modelo del canal de coordinación quede como:

$$s_{t+1} = \alpha \Delta s_t + \delta w_t (f_t - s_t) + \gamma(i_t^* - i_t) + \lambda int_t + \epsilon_{t+1} \quad (6)$$

Con Δ denotando un operador de rezagos de $s_t - s_{t-1}$. De la ecuación (6), se puede establecer que el impacto que tenga la tasa de cambio en su proceso de alineación dependerá del valor que tome δ y λ . Si el valor de $w_t \approx 1$, entonces el tipo de cambio está cerca de su valor fundamental, lo que provee a los inversionistas

¹⁴En la sección de la metodología se justifica esta modificación, que no altera la relación no lineal entre inversionistas informados y la autoridad monetaria, ya que no solo permite esta relación, sino también se da para el resto de variables, como lo son el diferencial de intereses y los inversionistas no informados.

informados de la reversión media máxima. No obstante, en la medida que tal variable crezca de manera desalineada, los inversionistas informados reducirán su nivel de compras, debilitando la reversión media, mostrando así como se van coordinando estos con la autoridad monetaria (Reitz y Taylor, 2008).

METODOLOGÍA

Red neuronal de regresión del cuantil

Un modelo de redes neuronales artificiales (ANN)¹⁵, buscando emular el comportamiento de las redes neuronales biológicas (RNB), es un modelo interconectado y retroalimentado que incorpora dos características: reacción dinámica entre sus unidades y un nivel de generalidad. La primera, al igual que las RNB, interconecta bidireccionalmente (de atrás hacia delante y viceversa) todos sus componentes en un proceso sináptico que toma información de los *inputs* (dendritas), los procesa por medio de una capa oculta (axón) y luego los usa para la predicción (órganos efectores). La segunda permite que la red aprenda a través de un proceso de falla y error, para encontrar el nivel óptimo de activación (plasticidad cerebral adaptativa) (Londoño, Lopera y Restrepo, 2010).

White (1992) extiende y formaliza un ANN a regresión del cuantil; este modelo se puede nombrar como una QRNN. Esta ampliación permite no solo obtener estimadores consistentes aplicados a la función de expectativa condicional, sino también una explicación completa de la distribución de la variable de interés (Londoño, 2011). Para esta investigación se utilizó una arquitectura del perceptrón multicapa (MLP) de una capa o superficie oculta, que es una de las más empleadas en la literatura; esta consiste en una interconexión entre capas, pasando de la capa de entrada (variables de entrada o explicativas) a la capa oculta (función de activación, que permite procesar la información de manera no lineal) y la capa de salida (que después de procesarse la información produce una estimación y pronóstico de la variable de salida o dependiente) (para detalles adicionales sobre el modelo ANN, véase Aristizábal (2006); Londoño *et al.* (2010); Villamil (2009); entre otros, y para el modelo QRNN puede consultarse Cannon (2011); Taylor (2000) y White (1992).

Ahora bien, siguiendo la estructura de modelación no lineal de Reitz y Taylor (2008), se evaluó el esquema de intervenciones colombiano a través de la metodología QRNN. Esta extensión permite modelar toda la distribución de los rendimientos de la TRM y, de este modo, recoger los efectos provocados por los movimientos de diferentes variables relacionadas, además de ofrecer un buen desempeño en el instante de la realización de los pronósticos.

La arquitectura MLP, utilizando QRNN, puede ofrecer para el modelo de canal de coordinación no solo el componente no lineal inscrito en el inversionista informa-

¹⁵Por sus siglas en inglés, *Artificial Neural Network*.

dos, sino que además posibilita la entrada no lineal de otros factores explicativos de la tasa de cambio, como son la ecuación de los inversionistas no informados, el diferencial de tasas de interés y la variable intervenciones. Esto es obtenido por medio de su estructura de tres capas (entrada, oculta y salida), que interconecta y retroalimenta la red, y que, por medio de un proceso de falla y error, se va adaptando para alcanzar un nivel de generalidad y activación óptima en la predicción de la variable de salida (Cannon, 2011; Franses y Dijk, 1999; Londoño, 2011; Reitz y Taylor, 2008).

Sea $\{\Delta s_t, x_r\}_{t=1}^T$ el vector de variables de salida (Δs_t), y $(x_t = (1, \tilde{x}'_t))$, $\tilde{x}'_t = (\Delta s_{t-1}, f_{t-1} - s_{t-1}, i_{t-1}^* - i_{t-1}, int_{t-1})$, la matriz de variables de entrada descritos por el siguiente modelo:

$$\Delta s_t = f_\theta(x_t; \Theta) + \epsilon_{\theta,t}, \quad quant_\theta(\epsilon_{\theta,t}|x_t) = 0 \tag{7}$$

Siendo el θ -cuantil condicional de Δs_t , definido por:

$$f_\theta(x_t; \Theta) = \beta_{\theta,0} + \sum_{j=1}^q \beta_{\theta,j} G(x_t' \gamma_{\theta,ij})$$

Donde $Quant_\theta(\epsilon_{\theta,t}|x_t)$ es el término de error $\epsilon_{\theta,j}$ del θ -cuantil condicionado a x_t ; $\beta_{\theta,j}$ son los pesos de conexión (*connection strengths*) de la capa oculta (*hidden layer*) en el θ -cuantil; $\gamma_{\theta,ij} = (\gamma_{\theta,0j}, \gamma_{\theta,1j}, \gamma_{\theta,2j}, \gamma_{\theta,3j}, \gamma_{\theta,4j})$ es el vector de pesos con los que ingresa cada variable de entrada en la capa oculta j en el θ -cuantil; $G(\bullet)$ es la función de activación no lineal de la capa oculta, definida por la tangente hiperbólica:

$$G(z) = \frac{e^z - e^{-z}}{e^z + e^{-z}}$$

Operando en el intervalo $[-1, 1]$.

Método de estimación

Cannon (2011) demuestra que la función objetivo:

$$\min_{\Theta} \left(\sum_{t|\Delta s_t \geq f_\theta(x_t; \Theta)} |\Delta s_t - f_\theta(x_t; \Theta)| + \sum_{t|\Delta s_t < f_\theta(x_t; \Theta)} (1 - \theta) |\Delta s_t - f_\theta(x_t; \Theta)| \right)$$

No se puede diferenciar alrededor de $|\epsilon_{\theta,t}| = |\Delta s_t - f_\theta(x_t; \Theta)| = 0$; por lo tanto, el uso de algoritmos de optimización basados en gradientes no son aplicables. Con el fin de solucionar este problema, Cannon (2011) reemplaza a $|\epsilon_{\theta,t}|$ por la norma de Huber, dada por:

$$h(\epsilon_{\theta,t}) = \begin{cases} \frac{\epsilon_{\theta,t}^2}{2\alpha} & \text{si } 0 \leq |\epsilon_{\theta,t}| \leq \alpha \\ |\epsilon_{\theta,t}| - \frac{\alpha}{2} & \text{si } |\epsilon_{\theta,t}| > \alpha \end{cases}$$

Donde α es un valor cercano a cero. Esta aproximación provee una transición suave entre errores absolutos y cuadrados, lo que hace posible que se puedan aplicar algoritmos de optimización basados en gradientes.

Ahora, en lugar de tener:

$$p(\epsilon_{\theta,t}) = \begin{cases} \theta \epsilon_{\theta,t} & \text{si } \epsilon_{\theta,t} \geq 0 \\ (1 - \theta) \epsilon_{\theta,t} & \text{si } \epsilon_{\theta,t} < 0 \end{cases}$$

Se tiene:

$$\rho^{(\alpha)}(\epsilon_{\theta,t}) = \begin{cases} \theta h \epsilon_{\theta,t} & \text{si } \epsilon_{\theta,t} \geq 0 \\ (1 - \theta) h(\epsilon_{\theta,t}) & \text{si } \epsilon_{\theta,t} < 0 \end{cases}$$

De este modo, la función objetivo a optimizar en el θ -cuantil de la regresión queda definida como:

$$\min_{\Theta} \left(\sum_{t|\Delta S_t \geq f_{\theta}(x_t; \Theta)} \frac{\theta |\Delta S_t - f_{\theta}(x_t; \Theta)|^2}{2\alpha} + \sum_{t|\Delta S_t < f_{\theta}(x_t; \Theta)} (1 - \theta) \left[|\Delta S_t - f_{\theta}(x_t; \Theta)| - \frac{\alpha}{2} \right] \right) \quad (8)$$

Con $\Theta = \{\gamma_{i,j}, \beta_j\}_{q(k+2)+1}$ el vector de parámetros. Para evitar que la ecuación (8) tenga altos valores en algunos de sus parámetros estimados debido a problemas de inconsistencias numéricas en el preprocesamiento de los datos, Cannon (2011), Franses y Dijk (1999) y Taylor (2000) sugieren agregar a (8) parámetros de penalización, conocidos como decaimiento de los pesos (*weight decay*) (r_{β} y r_{γ} para las capa oculta y variables de entrada, respectivamente), con lo cual queda la siguiente función objetivo:

$$\min_{\Theta} \sum_{t|\Delta S_t \geq f_{\theta}(x_t; \Theta)} \frac{\theta |\Delta S_t - f_{\theta}(x_t; \Theta)|^2}{2\alpha} + \sum_{t|\Delta S_t < f_{\theta}(x_t; \Theta)} (1 - \theta) \left[|\Delta S_t - f_{\theta}(x_t; \Theta)| - \frac{\alpha}{2} \right] + r_{\beta} \sum_{j=1}^q \beta_{\theta,t}^2 + r_{\gamma} \sum_{j=1}^q \sum_{i=0}^k r_{\theta,ij}^2 \quad (9)$$

Esto permite al modelo de *QRNN* que no se genere en su proceso de estimación un sobreajuste, admitiendo una minimización óptima y mitigando posibles errores en el componente de la varianza en la arquitectura (Cannon, 2011; Franses y Dijk, 1999; Londoño, 2011; Taylor, 2000). Un algoritmo de optimización cuasi-Newton es aplicado en el proceso de optimización (para mayores detalles sobre el algoritmo de optimización usado por este modelo remítase a Cannon (2011)).

Función impulso respuesta

La función de impulso respuesta simula el efecto de un choque de una variable explicativa sobre la dependiente en un modelo dinámico de series de tiempo, a través de la función de pronóstico condicional de esta última. Esta refleja los incrementos temporales a partir de un horizonte de pronóstico $t + h$ que experimenta

la variable dependiente, ocasionado por un choque de una variable explicativa en un modelo lineal o no lineal pero con una estructura dinámica de series de tiempo (Elder, 2003). Siguiendo a Koop, Pesaran y Potter (1996), la función de impulso respuesta generalizada para modelos no lineales se define como:

$$GIRF_{\Delta S}(h, \delta, \varpi_{t-1}) = E[\Delta S_{t+h} | x_{i,t} = \delta, \varpi_{t-1}] - E[\Delta S_{t+h} | x_{i,t} = 0, \varpi_{t-1}] \quad (10)$$

Donde δ es el choque de la variable explicativa $x_{i,t}$ ($= \Delta S_{t-1}$ o $f_{t-1} - s_{t-1}$ o $i_{t-1}^* - i_{t-1}$ o int_{t-1}); h es el horizonte de pronóstico; ϖ_{t-1} es el conjunto de información disponible y $E[\Delta S_{t+h} | x_{i,t} = \delta, \varpi_{t-1}]$ es el pronóstico condicionado de ΔS_{t+h} , sujeto a la información disponible. Los errores estándar de $GIRF_{\Delta S}(h, \delta, \varpi_{t-1})$ se pueden construir vía simulación *bootstrap* (para mayores detalles véase Koop *et al.*, 1996).

DATOS

En esta investigación se usaron datos diarios escalados en logaritmos que cubren el periodo comprendido entre el 5 de enero de 2004 y el 24 de junio de 2011. En el siguiente cuadro se pueden observar las variables utilizadas.

Del Cuadro 1 varios detalles son importantes para explicar sobre dos variables: primero, para el caso del valor de equilibrio fundamental de la tasa de cambio f_t , se siguió la metodología utilizada por Reitz y Taylor (2008), en la que se emplea la Paridad del Poder de Compra (PPC) descrita por medio de la diferencia del IPC_t^{Col} y el IPC_t^{US} . Si bien las anteriores variables son de carácter mensual, estos autores proponen usar el último día de valor publicado como datos diarios del siguiente mes¹⁶. Lo que es justificado porque observan que los participantes del mercado aceptan la PPC como una componente correcta en la determinación de las decisiones por parte de la autoridad monetaria en el corto y el largo plazo, cuando su objetivo es enfocado principalmente en mantener un cierto control de la inflación, tomándose como una *proxy* de los fundamentales no observables.

Segundo, para la variable intervenciones int_t , a razón de que no se conocen los montos diarios de intervención por parte del emisor de manera pública, esta se construyó siguiendo la metodología propuesta por Lee y Chang (2007), que consiste en la utilización de un modelo de intervención estocástica *Markov-switching*, el cual parte de la existencia de dos estados-dependientes de la política cambiaria: el primero considera un escenario sin intervención.

¹⁶Para el caso del IPC de Colombia se utilizó como *proxy* la unidad de valor real (UVR), que presenta un mayor nivel de variabilidad y consecuente explicación de la dinámica de la inflación diariamente.

CUADRO 1.
VARIABLES PARA EL CONTRASTE EMPÍRICO DEL MODELO CANAL DE COORDINACIÓN

Nombre	Símbolo	Fuente	Descripción
Retorno de la tasa representativa del mercado	Δs_t	Superintendencia Financiera de Colombia	Tasa de cambio del peso colombiano en términos del dólar.
Tasa de interés interbancaria de Colombia	i_t^{Col}	Banco de la República	Tasa de interés efectiva anual de préstamos entre los bancos en el corto plazo para Colombia y Estados Unidos.
Tasa de los Fondos Federales de EE. UU.	i_t^{US}	Reserva Federal	Tasa de interés efectiva anual de préstamos entre los bancos en el corto plazo para Colombia y Estados Unidos.
Índice de precios al consumidor de Colombia	$IPC_t^{Col}; f_t$	Banco de la República	$f_t = IPC_t^{US} - IPC_t^{Col}$ es una valor de equilibrio fundamental. La característica que tiene es poder recoger la paridad del poder de compra como un estimador de las decisiones del emisor.
Índice de precios al consumidor de EE. UU.	$IPC_t^{US}; f_t$	Bureau of Labor Statistics	$IPC_t^{US} - IPC_t^{Col}$ es una valor de equilibrio fundamental. La característica que tiene es poder recoger la paridad del poder de compra como un estimador de las decisiones del emisor.
Reservas Internacionales netas no ajustadas	RIN_t	Banco de la República	Son las Reservas Internacionales brutas pero descontando los pasivos del Banco de la República de corto plazo.
Volumen de negociación peso-dólar	$Monto_t$	Grupo Aval	Es el monto de millones de dólares transados en el mercado interbancario de Colombia.
Variable intervenciones	int_t	Construcción propia	Esta fue realizada a partir de un modelo de cambio de régimen que tiene en cuenta dos estados: intervención y no intervención. En la parte de abajo se explica en con más detalle.

Fuente: elaboración propia.

Por lo tanto, el sendero de la tasa de cambio es determinado por variables económicas del mercado; mientras que en el segundo existe intervención, en cuyo caso el Banco de la República ata el valor de la tasa de cambio al del día anterior, de modo que se eviten grandes saltos en su valor, y lo que conlleva a que el proceso generador del modelo siga una caminata aleatoria. La construcción del modelo parte de la siguiente ecuación¹⁷:

$$\alpha + \beta(IPC_t^{Col} + \Delta S_t - IPC_t^{US}) + \gamma(i_t^{Col} - i_t^{US} + E_t \Delta S_{t+1} + \Delta S_t) + \delta_1 Monto_t + \delta_2 RIN_t = BOP_t \quad (11)$$

Siendo α un parámetro que refleja la demanda neta por bienes domésticos, $\beta, \gamma > 0$, δ_1 no tiene un signo definido porque los montos pueden estar constituidos por el peso de las compras o las ventas y $\delta_2 < 0$; $E_t \Delta S_{t+1}$ es la esperanza matemática de S_{t+1} y BOP_t es la balanza de pagos. Para el estado de no intervención $BOP_t = 0$, se espera que las fuerzas del mercado determinen el valor de equilibrio de la tasa de cambio. La ecuación (11) fue extendida del modelo macroeconómico básico usado por Lee y Chang (2007), por medio de la introducción de las variables RIN_t y $Monto_t$. Esta última tiene la característica de poder agregar información adicional sobre los participantes del mercado y, por consecuencia, una mejor explicación de la dinámica futura de la tasa de cambio. Entonces, bajo el esquema de intervención, se tiene:

$$S_t = S_{t-1} + e_{0t} \quad e_{0t} \sim i.i.d.N(0, \sigma_0^2) \quad (12)$$

En contraposición, si el banco central no interviene en el mercado de moneda, ΔS_t es explicado por las siguientes variables

$$\begin{aligned} \Delta S_t &= \phi_1 + \phi_2 \Delta S_{t-1} + \phi_3 (i_{t-1}^{Col} - i_{t-1}^{US}) + \phi_4 (IPC_{t-1}^{Col} - IPC_{t-1}^{US}) + \\ &+ \phi_5 Monto_{t-1} + \phi_6 RIN_{t-1} + e_{1t} \\ &= X\Phi + e_{1t} \end{aligned} \quad (13)$$

Donde $e_{1t} \sim i.i.d.N(0, \sigma_1^2)$. Sea S_t una variable estado no observada, con $S_t = 0$ definida como un estado de intervención y $S_t = 1$ un estado de no intervención; entonces, de las ecuaciones (12) y (13) tenemos el siguiente modelo de cambio de régimen:

$$\begin{aligned} \Delta S_t &= \phi_1 S_t + \phi_2 S_t \Delta S_{t-1} + \phi_3 S_t (i_{t-1}^{Col} - i_{t-1}^{US}) + \phi_4 S_t (IPC_{t-1}^{Col} - IPC_{t-1}^{US}) \\ &+ \phi_5 S_t Monto_{t-1} + \phi_6 S_t RIN_{t-1} + (1 - S_t)e_{0,t} + S_t e_{1t} \\ &= X\Phi + e_{1t} \end{aligned} \quad (14)$$

¹⁷Lee y Chang (2007), para construir la variable intervenciones, partieron de cinco supuestos sobre el comportamiento de la economía en el corto plazo: el primero es suponer una economía pequeña que no tiene influencia en la determinación de las tasas de interés externas y el precio de las exportaciones. El segundo es la colocación del nivel de producto interno bruto en un nivel fijo. El tercero es que el precio doméstico es ajustado por su rezago. El cuarto es establecer expectativas racionales estocásticas en los agentes. Por último, la autoridad monetaria tiene control sobre la tasa de interés como un mecanismo de política. Estos son verosímiles para las características que tiene la economía colombiana.

El estado S_t sigue un proceso Markoviano de primer orden que define la siguiente matriz de transición:

$$\begin{bmatrix} Pr(S_t = 0|S_{t-1} = 0) & Pr(S_t = 1|S_{t-1} = 0) \\ Pr(S_t = 0|S_{t-1} = 1) & Pr(S_t = 1|S_{t-1} = 1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} q_0 & 1 - q_0 \\ 1 - q_1 & q_1 \end{bmatrix}$$

Con q_0 y q_1 denotando la probabilidad de intervención y no intervención, respectivamente (véase a Lee y Chang (2007) para mayores detalles).

RESULTADOS

Estimación modelo *Markov-Switching* y pruebas de especificación variable intervenciones

En el Cuadro 2 se encuentran los resultados arrojados de los parámetros estimados del modelo *Markov-switching*, que está expresado por la ecuación (14), donde todos los coeficientes de las variables son significativos y tienen los signos adecuados, lo que permite afirmar que se cumple la hipótesis de que, al utilizar las variables macroeconómicas, al igual que el monto de negociación, se podría explicar el comportamiento de la tasa de cambio cuando la autoridad no interviene. Por el contrario, cuando la autoridad monetaria interviene, se satisface la condición según la cual el modelo sigue un proceso de caminata aleatoria. Las probabilidades obtenidas para el estado de intervención y no intervención son de 0,837 y 0,8365, respectivamente, lo cual indica una alta persistencia de cada estado, es decir, si la autoridad interviene lo hace por varios días seguidos y lo mismo ocurre si no interviene.

CUADRO 2.
ESTIMACIÓN DEL PROCESO DE DOS ESTADOS DEL MODELO DE *MARKOV-SWITCHING*

q_0	q_1	ϕ_1	ϕ_2	ϕ_3	ϕ_4	ϕ_5	ϕ_6	σ_1	σ_2
0,837	0,8365	0,0002	-0,1436	0,0011	0,8995	-0,0933	-0,156	0,0057	0,0016
(0,007)	(0,000)	(0,000)	(0,002)	(0,000)	(0,001)	(0,000)	(0,000)	(0,000)	(0,000)

Nota: los números denotados en la tabla son los valores de los parámetros del modelo con sus respectivos valores p .

Fuente: elaboración propia.

Una vez obtenidas las estimaciones de los parámetros del modelo propuesto, es posible hacer inferencia acerca de cuál régimen fue más probable y es responsable de producir la observación ΔS_t . Para esto último, se utilizó la definición de probabilidad condicional dada por:

$$p \left\{ S_t = j | \Delta S_t; \hat{\Phi} \right\} = \frac{p(\Delta s_t, S_t = j; \hat{\Phi})}{f(\Delta s_t; \hat{\Phi})} = \frac{\hat{\pi} f(\Delta s_t | S_t; \hat{\Phi})}{f(\Delta s_t; \hat{\Phi})}$$

$$p \left\{ S_t = j | \Delta S_t; \hat{\theta} \right\} = \frac{p(\Delta s_t, S_t = j; \hat{\theta})}{f(\Delta s_t; \hat{\theta})} = \frac{\hat{\pi} f(\Delta s_t | S_t; \hat{\theta})}{f(\Delta s_t; \hat{\theta})}$$

Donde $\hat{\Phi} = [q_0, q_1, \hat{\phi}_1, \hat{\phi}_2, \hat{\phi}_3, \hat{\phi}_4, \hat{\phi}_5, \hat{\phi}_6, \hat{\sigma}_0, \hat{\sigma}_1]'$, $f(\Delta s_t; \hat{\Phi}) = \sum_{i=0}^1 p(\Delta s_t, S_t = j; \hat{\Phi})$, $p \left\{ S_t = j; \hat{\Phi} \right\} = \hat{\pi}_j$ y $f(\Delta s_t | S_t; \hat{\Phi}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_j}} \exp \left(-\frac{(\Delta s_t - \hat{\mu}_j)^2}{2\hat{\sigma}_j^2} \right)$, para $j = 0, 1$, y siendo $\hat{\pi}_0 = \hat{q}_0$ y $\hat{\pi}_1 = \hat{q}_1$.

Dado que este modelo incluye dos estados: uno representado por una caminata aleatoria, y otro por un modelo de regresión que incluye como variables explicativas fundamentales macroeconómicos, se puede definir la matriz de densidades de los estados como:

$$\hat{\eta}_t = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{2\pi\hat{\sigma}_0}} \exp \left(-\frac{\epsilon_{0t}^2}{2\hat{\sigma}_0^2} \right) \\ \frac{1}{\sqrt{2\pi\hat{\sigma}_1}} \exp \left(-\frac{\epsilon_{1t}^2}{2\hat{\sigma}_1^2} \right) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{2\pi\hat{\sigma}_0}} \exp \left(-\frac{\Delta s_t^2}{2\hat{\sigma}_0^2} \right) \\ \frac{1}{\sqrt{2\pi\hat{\sigma}_1}} \exp \left(-\frac{(\Delta s_t - X\hat{\Phi})^2}{2\hat{\sigma}_1^2} \right) \end{bmatrix} \quad (15)$$

Con $\xi_{t|t} = \begin{pmatrix} p(S_t = 0 | \Delta s_t; \hat{\Phi}) \\ p(S_t = 1 | \Delta s_t; \hat{\Phi}) \end{pmatrix}$, $\xi_{t|t} = \frac{\xi_{t|t-1} \otimes \hat{\eta}_t}{[11](\xi_{t|t-1} \otimes \hat{\eta}_t)}$ y $\xi_{t+1|t} = \hat{P} \hat{\xi}_{t+1|t} = \begin{bmatrix} q_0 & 1 - q_0 \\ 1 - q_1 & q_1 \end{bmatrix} \hat{\xi}_{t+1|t}$.

A partir de $\hat{\xi}_{t+1|t}$, se obtienen las inferencias sobre los dos estados que pudieron haber generado a Δs_t . Es importante tener en mente que estas inferencias solo utilizan la información disponible hasta $t - 1$. Para obtener inferencias sobre las probabilidades de los estados utilizando toda la información disponible (inferencias suavizadas), se utiliza el algoritmo de recursión hacia atrás propuesto por Kim (1993) (véase a Hamilton, 1994), que parte de la siguiente esperanza:

$$E(\hat{\xi}_{t+m} | y_t) = \hat{P}^m E(\hat{\xi}_t | y_t) \quad (16)$$

Cuyo estimador es $\hat{\xi}_{t+m} = \hat{P} \hat{\xi}_{t|t}$; las inferencias suavizadas sobre las probabilidades de ocurrencias de los estados se definen como:

$$\begin{aligned} \hat{\xi}_t | y_t &= \begin{bmatrix} p(S_t = 0 | \Delta s_1, \Delta s_2, \dots, \Delta s_T; \hat{\phi}) \\ p(S_t = 1 | \Delta s_1, \Delta s_2, \dots, \Delta s_T; \hat{\phi}) \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} p(\text{intervención} | \text{toda la información disponible}) \\ p(\text{no intervención} | \text{toda la información disponible}) \end{bmatrix} \\ &= \hat{\xi}_t | y_t \otimes \left\{ \hat{\xi}_{t+1} | T(\div) \hat{\xi}_{t+1} | 1 \right\} \end{aligned} \quad (17)$$

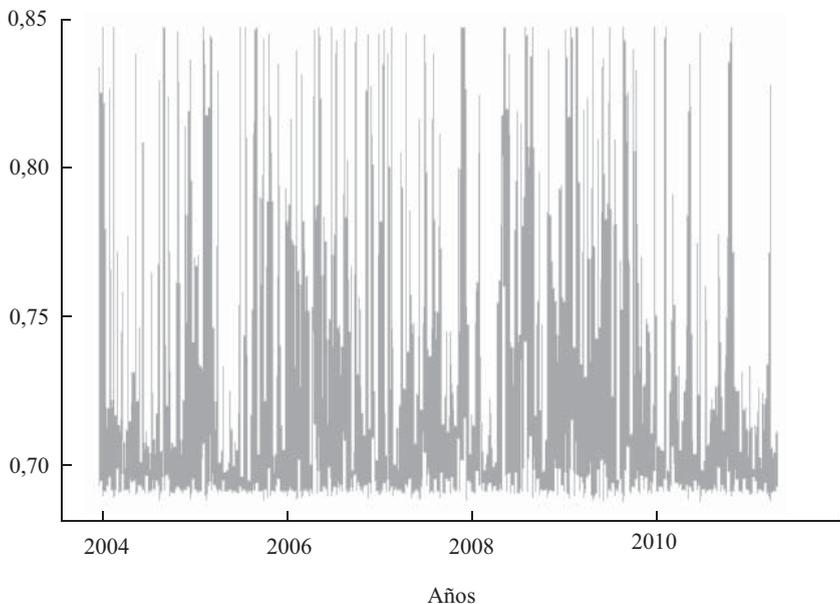
El índice de intervención utilizado en este trabajo se construyó, entonces, como la probabilidad suavizada de intervención dada toda la información disponible. Es necesario mantener en mente que este índice no corresponde al flujo neto de intervenciones diarias por parte del Banco de la República, sino más bien a un índice que refleja la probabilidad de intervención por parte de este ente económico.

En la Gráfica 2, dada la naturaleza de los dos estados: intervención y no intervención, es de esperar que cuando el banco realizó mayores intervenciones, este índice haya tomado un mayor valor. Es difícil, sin embargo, probar hasta qué punto este índice puede reflejar de manera exacta las intervenciones por parte del Banco de la República; para esto es necesario conocer las intervenciones diarias, las cuales no se hallan disponibles de forma diaria.

GRÁFICA 2.

VARIABLE DE INTERVENCIONES UTILIZANDO LA PROBABILIDAD FILTRADA

Probabilidad filtrada



Fuente: elaboración propia.

Resultados arquitectura QRNN

Para estimar la arquitectura *QRNN*, se empleó el mismo conjunto de variables utilizado por Reitz y Taylor (2008), buscando de este modo un modelo que permita una interpretación parsimoniosa sobre el efecto que tienen los diferentes agentes inmersos en el mercado, determinando cuáles de estos tienen una mayor influencia

en el comportamiento de la tasa de cambio como variable respuesta. El modelo estimado es expresado por la siguiente ecuación:

$$\Delta \hat{S}_{\theta,t} = \beta_{\theta,0} + \sum_{j=1}^{q=5} \beta_{\theta,t} G(x'_t \gamma_{\theta,ij}) \quad (18)$$

Siendo $\Delta \hat{S}_{\theta,t}$ el θ -cuantil estimado en el período t y:

$$G(x'_t \gamma_{\theta,ij}) = \frac{e^{x'_t \gamma_{\theta,ij}} - e^{-x'_t \gamma_{\theta,ij}}}{e^{x'_t \gamma_{\theta,ij}} + e^{-x'_t \gamma_{\theta,ij}}} \quad (19)$$

Donde $x'_t \gamma_{\theta,ij} = \gamma_{\theta,0j} + \gamma_{\theta,1j} \Delta S_{t-1} + \gamma_{\theta,2j} (f_{t-1} - S_{t-1}) + \gamma_{\theta,3j} (i_{t-1}^{US} - i_{t-1}^{Col}) + \gamma_{\theta,4j} \text{int}_{t-1}$.

Para entrenar la ecuación (15) fue necesario definir varios aspectos propios a la modelación de *QRNN*:

- Se utilizaron $\theta = 5\%$, 25% , 50% , 75% y 95% con el propósito de delinear gran parte de la distribución de la tasa de cambio y observar cómo es el impacto de cada variable en los diferentes cuantiles usando la función de impulso respuesta. Específicamente, lo que se busca es evaluar de forma más completa los efectos de las distintas variables utilizadas en periodos de moderadas y altas revaluaciones (devaluaciones), que son explicados por cuantiles 5% y 25% (95% y 75%), y en periodos de relativa estabilidad (cuantil 50%). Con los anteriores resultados se puede obtener una mejor visión de la eficiencia de la política cambiaria.
- Para la elección del número de neuronas, se prosiguió con la estrategia usada por Londoño (2011), que consiste en estimar distintas arquitecturas con su respectivo θ -cuantil, con $q = 1$ hasta $q = q^*$, donde q^* es el número de variables de entrada más una; dado que se tienen cuatro variables explicativas, el número máximo de neuronas en cada cuantil fue 5.
- Para enfrentar posibles problemas de mínimos locales, cada modelo fue estimado 20 veces por cada neurona q y nivel de probabilidad θ , y se seleccionaron las mejores neuronas por medio de la función (8) (Cannon, 2011). Adicional a este criterio, se dividió la muestra en dos partes: el 90% de los datos para entrenamiento y el 10% para validación, como lo sugiere Fanses y Dijk (1999). El poder predictivo dentro y fuera del periodo de entrenamiento para cada arquitectura seleccionada en su respectivo cuantil fue evaluada con tres medidas de desempeño para establecer la mejor neurona q de cada θ -cuantil: una es el error medio absoluto definido en la ecuación (8), que permite evaluar una medida de buen ajuste del modelo en la mini-

mización de los errores; otro es la proporción fallas de HIT definida por:

$$\%HIT(\theta) = \left(\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T I(\Delta s_t - \Delta \hat{s}_{\theta,t}) \right) * 100 \quad \text{toma el valor} \quad (20)$$

$$\begin{cases} 1 & \text{para } \Delta s_t < \Delta \hat{s}_{\theta,t} \\ 0 & \text{en otro caso} \end{cases}$$

Este estadístico permite valorar qué tan bien especificado es el modelo resultante, a través de la captura del nivel de probabilidad preespecificado θ , es decir, si se satisface que $Pr[\Delta s_t < \Delta \hat{s}_{\theta,t}] = 0 \forall t$. Finalmente, si se denota el número de fallas (x), y observaciones usadas para el periodo de evaluación (m) se instituye la proporción de fallas de Kupiec, que evalúa la hipótesis nula $H_o : p = \theta$ a través de un estadístico de máxima verosimilitud, que se especifica por la división de la verosimilitud bajo la hipótesis nula (numerador) y alternativa (denominador), como sigue:

$$LR_{POF} = -2\ln \left(\frac{p^x(1-p)^{m-x}}{\hat{p}^x(1-\hat{p})^{m-x}} \right) \sim \chi^2_{(1)} \quad \text{con } \hat{p} = \frac{x}{m} \quad (21)$$

De acuerdo a los anteriores estadísticos, se determina el buen ajuste de las arquitecturas en los diferentes cuantiles, donde, el primero establece la precisión por medio de la menor medida de error; el segundo, la captura de la probabilidad θ preespecificada y el tercero lo hace vía significancia estadística del valor p .

En el Cuadro 3 se resumen los resultados para el periodo de entrenamiento (*in-sample*) y validación (*out-sample*) con cada neurona q (primera columna) y nivel de probabilidad teórico θ (segunda fila parte superior). En este se puede observar que en el periodo de entrenamiento para la $\%HIT$ los valores teóricos son iguales que los valores empíricos, hallándose unas pocas excepciones, como es la neurona 3 y 5 en el cuantil del 5% (su valor empírico fue del 6%), y la neurona 4 con el cuantil del 75% (su valor fue del 74%).

Para el caso de la proporción de fallas de Kupiec, visualizando sus valores p , se observa, en general, la aceptación de la hipótesis nula y, por consecuencia, la captura del nivel teórico de los cuantiles con sus respectivas neuronas. En cuanto a los errores absolutos, una tendencia predominante es la obtención del menor error absoluto con la neurona 5 para todos los cuantiles, lo que es explicado por las características que tiene el modelo de *ANN*, según el cual, un mayor número de neuronas se ajusta mejor dentro del periodo de entrenamiento.

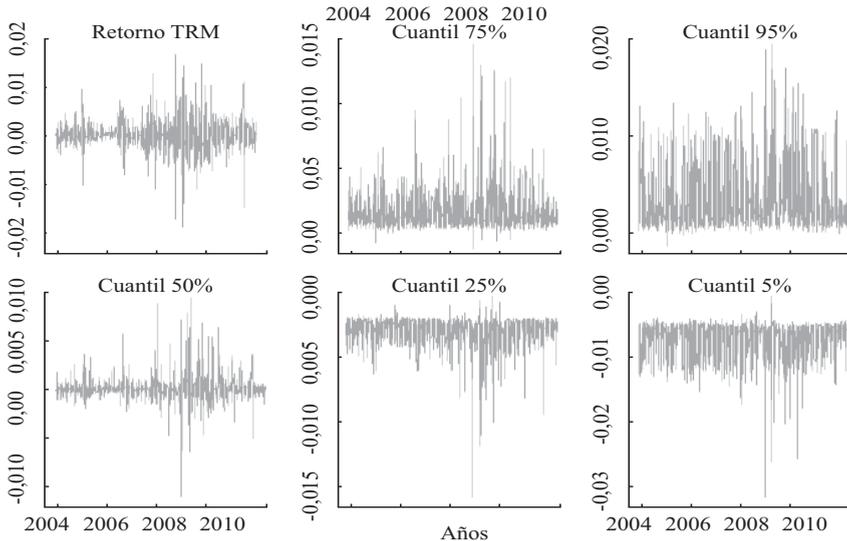
CUADRO 3.
RESULTADOS, PRUEBAS ESTADÍSTICAS Y DESEMPEÑO DE LOS MODELOS DENTRO Y FUERA DEL PERIODO DE ENTRENAMIENTO

θ	In-sample					Out-sample				
	5 %	25 %	50 %	75 %	95 %	5 %	25 %	50 %	75 %	95 %
Q	% HIT									
1	5	25	50	75	95	2	25	44	70	99
2	5	25	50	75	95	2	26	45	69	95
3	6	25	50	75	95	2	24	43	69	95
4	5	25	50	74	95	3	25	44	68	96
5	6	25	50	75	95	2	25	44	68	95
Proporción de fallas de Kupiec										
1	0,81	0,89	0,98	0,92	1	0,18	0,93	0,17	0,19	0
2	0,9	0,8	0,98	0,96	0,9	0,08	0,66	0,22	0,14	0,59
3	0,25	0,89	0,98	0,76	0,72	0,08	0,93	0,09	0,14	0,59
4	0,81	0,67	0,9	0,67	0,48	0,35	0,93	0,12	0,07	0,35
5	0,25	0,76	0,86	0,76	0,81	0,18	0,93	0,12	0,07	0,59
Errores absolutos										
1	0,596	1,463	1,752	1,533	0,639	0,061	0,142	0,168	0,129	0,051
2	0,576	1,44	1,736	1,503	0,586	0,054	0,138	0,166	0,13	0,048
3	0,561	1,422	1,725	1,495	0,576	0,056	0,135	0,166	0,129	0,047
4	0,545	1,418	1,714	1,468	0,564	0,054	0,137	0,171	0,13	0,047
5	0,533	1,408	1,701	1,447	0,553	0,05	0,137	0,166	0,131	0,046

Nota. q : indica la neurona específica en cada medida de desempeño.

Fuente: elaboración propia.

GRÁFICA 3.
COMPORTAMIENTO DEL RETORNO DE LA TRM POR CUANTILES



Fuente: elaboración propia.

En cuanto al periodo utilizado para validación, para la %HIT se visualiza que las mejores neuronas son: la 4 para el cuantil teórico del 5 %; las neuronas 1, 4 y 5 para el cuantil del 25 %; la neurona 2 para el cuantil del 50 %; la neurona 1 para el cuantil del 75 % y las neuronas 2, 3 y 5 para el cuantil del 95 %. Un detalle adicional es que se observa cierta asimetría a la izquierda para la %HIT en los cuantiles del 50 % y 75 % de aproximadamente 5 %. Para la proporción de fallas de Kupiec, se generan resultados similares a la %HIT, presentándose una aceptación de la hipótesis nula en general, a excepción del cuantil del 95 % para la neurona 1, donde se rechaza la hipótesis nula a un nivel de significancia del 5 %. Para el estadístico de errores absolutos, se da un resultado similar a la %HIT fuera de muestra, sin darse este caso en los cuantiles del 5 % y 25 %, donde imperan las neuronas 5 y 3, respectivamente.

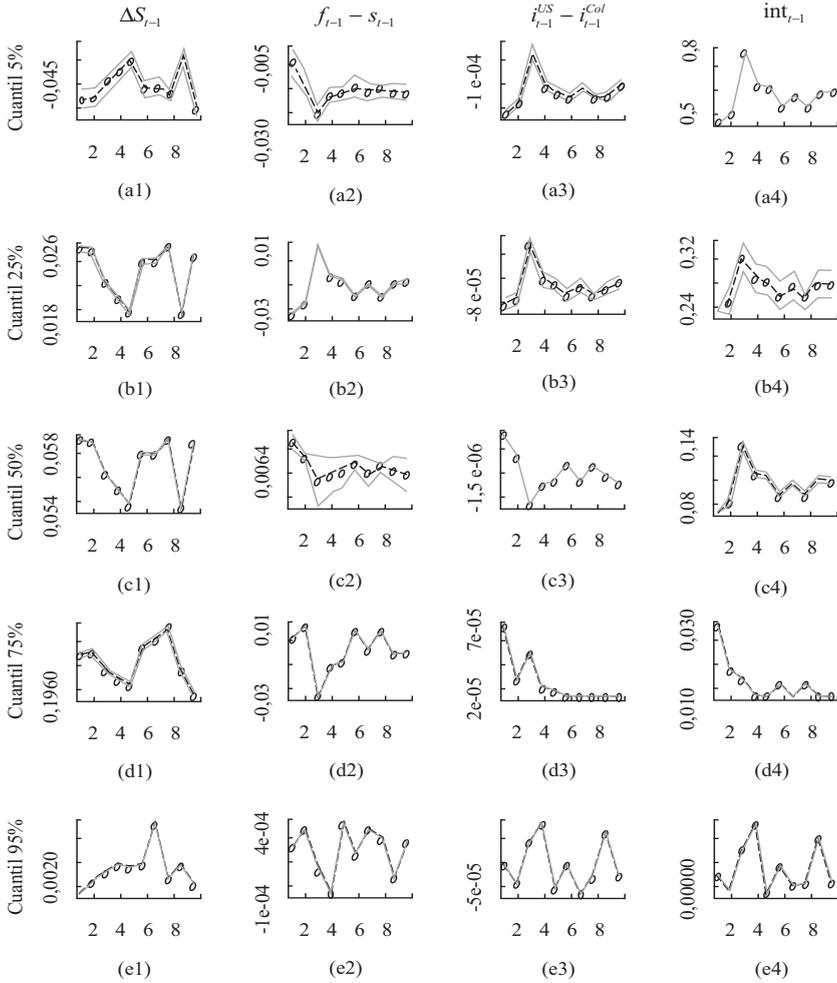
Con tales resultados se decidió realizar el análisis de impulso respuesta para el cuantil del 5 %, empleando la neurona 4; para el del 25 % se uso la neurona 1; para el del 50 % se utilizó la neurona 2; para los del 75 % y 95 % se eligieron las neuronas 1 y 5, respectivamente. En la Gráfica 3 se puede observar el comportamiento del retorno de la TRM en sus cuantiles estimados.

Análisis de resultados de la función de impulso respuesta en los diferentes cuantiles

En la Gráfica 4 se muestra la función de impulso respuesta para 10 periodos de tiempo. Para determinar el impulso de las diferentes variables, se usaron choques de la desviación estándar para cada variable de entrada. En la parte superior de esta gráfica se muestran los nombres de la variable correspondiente a cada panel, tomados como columnas Δs_{t-1} , $f_{t-1} - s_{t-1}$, $i_{t-1}^{US} - i_{t-1}^{Col}$ y int_{t-1} , mientras que en el eje Y se pueden visualizar los respectivos cuantiles (5 %, 25 %, 50 %, 75 % y 95 %). Ahora bien, la variable que genera un mayor impacto sobre los retornos de la TRM, Δs_t es la variable intervenciones int_{t-1} (última columna de paneles de la Gráfica 4), donde su mayor efecto se encuentra en el cuantil del 5 %, seguido por los cuantiles del 25 % y el 50 %, ilustrados en los paneles *a4*, *b4*, *c4*, respectivamente.

Debido a que las mayores intervenciones se presentaron en periodos de revaluación, es decir, cuando se dieron grandes caídas de la TRM, se puede establecer que la política cambiaria tuvo su mayor influencia en situaciones en las cuales había una fuerte tendencia a revaluarse la TRM, mostrado de este modo cierto poder del emisor en el control del precio de la divisa; no obstante, la respuesta que va teniendo la moneda a medida que pasa a cuantiles mayores disminuye, lo que implica que el fenómeno de reversión media de la tasa de cambio entre cuantiles no se presenta de manera completa, lo que si sucede en los cuantiles del 5 % y 25 %, donde prevalecen los efectos de los choques de política cambiaria cuando se analizan de forma individual. Por otro lado, como es de esperarse, en los cuantiles restantes esta variable no tiene un efecto positivo considerable.

GRÁFICA 4.
RESPUESTA DE Δs_t A LOS DIFERENTES CHOQUES DE LAS VARIABLES DE ENTRADA



Fuente: elaboración propia.

Esto se debe a que, quizás, en la historia de la política cambiaria en Colombia no se han ejecutado muchas intervenciones que busquen contrarrestar el efecto de una devaluación durante el periodo estudiado. Estos resultados implican que las intervenciones de política cambiaria en Colombia son eficientes en periodos en los que se presentan fuertes (cuantil 5 %) y moderadas (cuantil 25 %) revaluaciones del peso, de manera que el objetivo que tiene el Banco de la República de estabilizar la divisa sí se cumple; lo que no se satisface es que se dé un cambio de tendencia

de la divisa, a causa de que el efecto que se presenta en los cuantiles del 5 % y 25 % es trasladado de manera suave a los cuantiles superiores incluido el de 50 %, el cual tiene efectos solo durante una semana, aproximadamente.

Para la variable que representa a los inversionistas no informados (Δs_{t-1}), se observa que en periodos de revaluación estos no tienden a influenciar, en términos generales, el comportamiento de la divisa, mientras que en periodos de estabilidad y moderada devaluación se presentan sus mayores efectos, como se puede visualizar en los cuantiles del 75 % (panel *d1*) y 50 % (panel *c1*). Sin embargo, cuando hay altas devaluaciones, los efectos de estos son relativamente bajos, lo que es explicado por las expectativas de los inversionistas a la espera de una posible revaluación en periodos de alta devaluación. Para el cuantil del 5 %, se observa un signo negativo no esperado, lo que podría ser explicado por ciertas divergencias en la información que tienen estos inversionistas respecto al cambio de la tendencia de la divisa. Aquí, como lo insta el modelo de canal de coordinación, el nivel de reacción de los inversionistas es significativo cuando no hay grandes caídas de la TRM, siguiendo la tendencia del mercado e impactando positivamente a Δs_t .

Los choques del diferencial de tasas de interés ($i_{t-1}^{Col} - i_{t-1}^{US}$) (tercer columna de paneles) presentan un efecto negativo muy bajo sobre Δs_t . Este signo representa para el modelo teórico utilizado que los inversionistas en Colombia son guiados por indicadores técnicos como principal herramienta y que la creencia del modelo de paridad descubierta de intereses no es aceptada de manera completa para predecir la variable de respuesta.

Por su parte, la respuesta que tiene Δs_t ante el impulso generado por los inversionistas informados ($f_{t-1} - s_{t-1}$) (segunda columna de paneles) es de muy bajo valor y, dados los ceros incluidos en los cuantiles del 25, 50, 75 y 95 por ciento, se puede concluir que no es estadísticamente significativa.

En resumen, de acuerdo a los anteriores resultados, se puede establecer que la variable que representa a los inversionistas no informados y el indicador de intervenciones son las únicas que explican el tipo de cambio de Colombia, utilizando el modelo de canal de coordinación según el análisis de impulso respuesta.

CONCLUSIONES

Esta investigación ha evaluado el esquema de intervenciones cambiarias de la economía colombiana a través de una red neuronal de regresión del cuantil aplicada a los cuantiles del 5, 25, 50, 75 y 95 por ciento, utilizando datos diarios. Donde, bajo el enfoque teórico de canal de coordinación desarrollado por Reitz y Taylor (2008), y una estructura no lineal, se estimó el efecto de la variable intervenciones al igual que otros factores empleados en este modelo, como son la caracterización de los inversionistas no informados e informados y un diferencial de tasas de interés, lo que se realizó por medio de funciones de impulso respuesta. De acuerdo

a sus resultados, se puede establecer que la variable que representa a los inversionistas no informados y el indicador de intervenciones son las únicas que explican el tipo de cambio de Colombia utilizando el modelo de canal de coordinación.

En relación a los efectos de la política cambiaria sobre la tasa de cambio, los resultados de la función impulso respuesta mostraron que la reversión media solo se presenta para los cuantiles del 5 % y del 25 % de manera particular, y unas revaluaciones altas y moderadas sin tener efectos considerables en los cuantiles superiores restantes. Esto implica que en periodos de alta revaluación el Banco de la República debería intervenir en el mercado cambiario solo por periodos cortos, debido a que cuando las intervenciones comienzan a mostrar efectos positivos, los cambios se tornan cada vez más pequeños y poco significativos.

También se observó que el comportamiento de los inversionistas no informados genera efectos positivos y significativos sobre la TRM cuando esta no presenta grandes caídas, en tanto que los diferenciales de las tasas de interés y los diferenciales de precios no tienen un efecto significativo sobre el comportamiento de la TRM. Igualmente, se reveló que este modelo tiene una buena capacidad de pronóstico cuando se observan diferentes medidas estadísticas de desempeño en los distintos cuantiles.

Es importante mencionar que en muchas economías pequeñas, incluida la colombiana, las intervenciones discrecionales diarias del banco central no son publicadas. Por esta razón, con el fin de construir un índice de intervenciones, se siguió la metodología de Lee y Chang (2007), que plantea un modelo *Markov-Switching* con dos estados: uno de intervención, en el cual la TRM se comporta como una caminata aleatoria, y el otro, de no intervención, en el que la TRM es determinada por fundamentales macroeconómicos. Partiendo del modelo estimado, el índice se construyó como la probabilidad filtrada de intervención.

Para futuras investigaciones, sería importante, conociendo los datos reales de la variable intervenciones, establecer cuál mecanismo de intervención (discrecional o compra directa) es más adecuado para influir de forma positiva en el comportamiento del tipo de cambio. Esto con el propósito de entender mejor si los riesgos que se presentaron en el periodo de intervenciones discrecionales, como son los brotes inflacionarios, se justifican a favor de la estabilización de la moneda, o si las medidas actuales de intervenciones de subastas de compra directa resultan más eficientes en la estabilización de la divisa.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

1. Aristizábal, M. C. (2006). Evaluación asimétrica de una red neuronal artificial: aplicación al caso de la inflación en Colombia. *Lecturas de Economía*, 65, 73-116.
2. Bauer, C. y Herz, B. (2005). Technical trading, monetary policy, and exchange rate regimes. *Global Finance Journal*, 15(3), 281-302.
3. Beine, M. (2004). Conditional covariances and direct central bank intervention in the foreign exchange markets. *Journal of Banking & Finance*, 28(6), 1385-1411.

4. Beine, M., Bénassy-Quéré, A. y Lecourt, C. (2002). Central bank intervention and foreign exchange rates: New evidence from FIGARCH estimations. *Journal of International Money and Finance*, 21(1), 115-144.
5. Beine, M. and Laurent, S. (2003). Central bank interventions and jumps in double long memory models of daily exchange rates. *Journal of Empirical Finance*, 10(5), 641-660.
6. Bollerslev, T. (1986). Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 31, 307-327.
7. Brissimis, S. N. and Chionis, D. P. (2004). Foreign exchange market intervention: implications of publicly announced and secret intervention for the euro exchange rate and its volatility. *Journal of Policy Modeling*, 26(6), 661-673.
8. Cannon, A. J. (2011). Quantile regression neural network: implementation in R and application to precipitation downscaling. *Computers and Geosciences*, 37(9), 1277-1284.
9. Cushman, D. O. (2007). A portfolio balance approach to the canadian-U.S. exchange rate. *Review of Financial Economics*, 16(3), 305-320.
10. Dominguez, K. M. (1998). Central bank intervention and exchange rate volatility. *Journal of International Money and Finance*, 17(1), 161-190.
11. Dominguez, K. M. (2003). The market microstructure of central bank intervention. *Journal of International Economics*, 59(1), 25-45.
12. Dominguez, K. M. (2006). When do central bank interventions influence intra-day and longer-term exchange rate movements? *Journal of International Money and Finance*, 25(7), 1051-1071.
13. Dominguez, K. M. y Frankel, J. (1993). Does foreign-exchange intervention matter? The portfolio effect. *The American Economic Review*, 83(5), 1356-1369.
14. Echavarría, J., López, E. y Misas, M. (2009). *Intervenciones cambiarias y política monetaria en Colombia. Un análisis de VAR estructural* (Borradores de Economía, 580), Bogotá: Banco de la República.
15. Echavarría, J., Vásquez, D. y Villamizar, M. (2010). Impacto de las intervenciones cambiarias sobre el nivel y la volatilidad de la tasa de cambio en Colombia. *Ensayos sobre Política Económica*, 28(62), 12-69.
16. Elder, J. (2003). An impulse-response function for a vector autoregression with multivariate-GARCH-in-mean. *Economics Letters*, 79(1), 21-26.
17. Engle, R. F. y Manganelli, S. (2004). CAViaR: conditional autoregressive value at risk by regression quantiles. *Journal of Business & Economic Statistics*, 22(4), 367-381.
18. Evans, M. D. y Lyons, R. K. (2008). How is macro news transmitted to exchange rates? *Journal of Financial Economics*, 88(1), 26-50.
19. Fischer, A. M. (2006). On the inadequacy of newswire reports for empirical research on foreign exchange intervention. *Journal of International Money and Finance*, 25(8), 1226-1240.
20. Frances, H. P. y Dijk, D. (1999). *Nonlinear time series models in empirical finance*. Cambridge: Cambridge University Press.
21. Galati, G., Melick, W. y Micu, M. (2005). Foreign exchange market intervention and expectations: The yen/dollar exchange rate. *Journal of International Money and Finance*, 24(6), 982-1011.

22. Hernández, M. y Mesa, R. (2006). La experiencia colombiana bajo un régimen de flotación controlada del tipo de cambio: el papel de las intervenciones cambiarias. *Lecturas de Economía*, 65(2), 37-71.
23. Huang, Z. (2007). The central bank and speculators in the foreign exchange market under asymmetric information: a strategic approach and evidence. *Journal of Economics and Business*, 59(1), 28-50.
24. Huang, A. Y., Peng, S-P., Li, F. y Ke, C. J. (2011). Volatility forecasting of exchange rate by quantile regression. *International Review of Economics and Finance*, 20(4), 591-606.
25. Humala, A. y Rodríguez, G. (2010). Foreign exchange intervention and exchange rate volatility in Peru. *Applied Economics Letters*, 17(15), 1485-1491.
26. Humpage, O. F. (2000). The United States as an informed foreign-exchange speculator. *Journal of International Financial Markets, Institution and Money*, 10(3-4), 287-302.
27. Jang, K. y Ogaki, M. (2004). The effect of monetary policy shocks on exchange rates: a structural vector error correction model approach. *Journal of the Japanese and International Economies*, 18(1), 99-114.
28. Kamil, H. (2008). *Is central bank intervention effective under inflation targeting regimes? The case of Colombia* (IMF Working Paper 88). International Monetary Fund.
29. Kim, S. (2003). Monetary policy, foreign exchange intervention, and the exchange rate in a unifying framework. *Journal of Economics International*, 60(2), 355-386.
30. Kim, S. (2005). Monetary, policy, foreign exchange policy, and delayed overshooting. *Journal of Money, Credit and Banking*, 37(4), 775-782.
31. Kim, S-J. y Sheen, J. (2002). The determinants of foreign exchange intervention by central banks: Evidence from Australia. *Journal of International Money and Finance*, 21(5), 619-649.
32. Koenker, R. y Bassett, G. (1978). Regression quantiles. *Econometrica*, 46(1), 33-50.
33. Koop, G., Pesaran, M.H. y Potter, S. M. (1996). Impulse response analysis in nonlinear multivariate models. *Journal of Econometrics*, 74(1), 119-47
34. Lee, H-Y. y Chang, W-Y. (2007). Central bank intervention and exchange rate dynamics: a rationale for the regime-switching process of exchange rates. *Journal of the Japanese and International Economies*, 21(1), 64-77.
35. Lewis, K. (1995). Are foreign exchange intervention and monetary policy related, and does it really matter? *Journal of Business*, 68(2), 185-214.
36. Londoño, C. A. (2011). Regresión del cuantil aplicada al modelo de redes neuronales artificiales. Una aproximación de la estructura CAViaR para el mercado de valores colombiano. *Revista Ensayos sobre Política Económica*, 29(64), 62-109.
37. Londoño, C. A., Lopera, M. y Restrepo, S. (2010). Teoría de precios de arbitraje. Evidencia empírica para Colombia a través de redes neuronales. *Revista de Economía del Rosario*, 13(1), 41-73.
38. Lutkepohl, H (2005). *New introduction to multiple time series econometrics analysis*. Berlín: Springer-Verlag.
39. Payne, R. and Vitale, P. (2003). A transaction level study of the effects of central bank intervention on exchange rates. *Journal of International Economics*, 61(2), 331-352.

40. Pasquariello, P. (2007). Informative trading or just costly noise? An analysis of central bank interventions. *Journal of Financial Markets*, 10(2), 107-143.
41. Peiers, B. (1997). Informed traders, intervention, and price leadership: a deeper view of the microstructure of the foreign exchange market. *The Journal of Finance*, 52(4), 1589-1614.
42. Sarno, L. y Taylor, M. (2001). Official intervention in the foreign exchange market: is it effective and, if so, how does it work? *Journal of Economic Literature*, 39(3), 839-868.
43. Sarno, L. y Taylor, M. (2003). *The economics of exchange rates*. New York, NY: Cambridge University Press.
44. Shik, T. C. y Chong, T. (2007). A comparison of MA and RSI returns with exchange rate intervention. *Applied Economics Letters*, 14(5), 371-383.
45. Ramchander, S. y Sant, T. R. (2002). The impact of Federal Reserve intervention on exchange rate volatility: evidence from the futures markets. *Applied Financial Economics*, 12(24), 231-240.
46. Reitz, S. y Taylor, M. P. (2008). The coordination channel of foreign exchange intervention: a nonlinear microstructural analysis. *European Economic Review*, 52(1), 55-76.
47. Rincón, H. y Toro, J. (2010). *Are capital control central bank intervention effective?* (Borradores de Economía, 625). Bogotá: Banco de la República.
48. Taylor, J. W. (2000). A quantile neural network approach to estimating the conditional density of multiperiod return. *Journal of Forecasting*, 19(4), 299-311.
49. Taylor, J. W. (2005). Generating volatility forecasts from value at risk estimate. *Management Science*, 51(5), 712-725.
50. Villamil, J. (2009). Aproximación no lineal al modelo de overshooting usando redes neuronales multicapa para el tipo de cambio dólar-peso. *Cuadernos de Economía*, 28(50), 117-156.
51. Westerhoff, F. H. (2003). Central bank intervention and feedback traders. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 13(5), 419-427.
52. White, H. (1992). Nonparametric estimation of conditional quantiles using neural network. En Gallant, A. R., Hornik, K., Stinchcombe, M., White, H. y Wooldridge, J. (eds.), *Artificial neural network: approximation and learning theory* (pp.191-205). Cambridge: Blackwell.
53. Wieland, C. y Westerhoff, F. H. (2005). Exchange rate dynamics, central bank interventions and chaos control methods. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 58(1), 117-132.