

RIESGO CAMBIARIO EN EL PROCESO DE INVERSIÓN INTERNACIONAL DE LA
EMPRESA MULTILATINA INTERCONEXIÓN ELÉCTRICA S.A. E.S.P. – ISA.

SANDRA LORENA DIAZ MUÑOZ

TRABAJO DE GRADO

Presentado como requisito para optar por el título de:
Ingeniera Industrial

DIRECTOR

DIEGO FERNANDO MANOTAS DUQUE
Ph.D.

UNIVERSIDAD DEL VALLE
FACULTAD DE INGENIERÍA
ESCUELA DE INGENIERÍA INDUSTRIAL
CALI

*A Dios quien me dio las capacidades,
me guió y me apoyo para lograr
concluir este trabajo.*

Tabla de contenido

1. OBJETIVOS.....	10
1.1. OBJETIVO GENERAL	10
1.2. OBJETIVOS ESPECÍFICOS	10
2. CONTEXTO SURGIMIENTO DE LA EMPRESA MULTILATINA	11
2.1. GLOBALIZACIÓN E INTERNACIONALIZACIÓN DE LA EMPRESA .	11
2.2. EMPRESA MULTILATINA	12
2.3. INTERCONEXIÓN ELÉCTRICA S.A. E.S.P. – ISA Y SU PAPEL COMO MULTILATINA COLOMBIANA	14
2.4. ASPECTOS RELEVANTES EN EL COMPORTAMIENTO DE LAS DIVISAS LATINOAMERICANAS	16
3. REVISIÓN DE LA LITERATURA	19
3.1. EL RIESGO.....	19
3.2. RIESGO CAMBIARIO.....	19
i) TRANSACCIÓN.....	20
ii) OPERACIÓN	21
iii) TRASLACIÓN.....	21
3.3. CARACTERÍSTICAS DE LOS RENDIMIENTOS	24
3.3.1. HECHOS ESTILIZADOS	24
3.4. MEDICIÓN Y GESTIÓN DEL RIESGO	26
3.4.1. VALOR EN RIESGO (VaR – Value at Risk)	26
3.4.1.1. MÉTODOS PARA EL CÁLCULO DEL VaR.....	26
3.4.2. PRUEBAS DE BACKTESTING	31
4. DATOS Y METODOLOGÍA PARA EL ANÁLISIS DE LA EXPOSICIÓN AL RIESGO CAMBIARIO	35
5. RESULTADOS Y ANÁLISIS.....	46
6. CONCLUSIONES	54
7. BIBLIOGRAFÍA	55
8. ANEXOS.....	57

Lista de Tablas

Tabla 1. Ranking Multilatinas 2016.....	15
Tabla 2. Estadísticas descriptivas de los retornos de las series de tiempo.....	39
Tabla 3. Media y Varianza de largo plazo para cada una de las tasas de cambio.....	45
Tabla 4. Cálculo del VaR por cada uno de los factores de riesgo.	47
Tabla 5. NOPAT de ISA a cierre 2017.....	52

Lista de Gráficos

Gráfico 1. Comportamiento precios de las materias primas de la región	17
Gráfico 2. Distribución de frecuencia de la depreciación cambiaria y la evolución de los tipos de cambio en América Latina	17
Gráfico 3. Comportamiento de algunas de las principales divisas de Latinoamérica – 1er semestre de 2016.....	18
Gráfico 4. Pruebas ADF para las series de precios de las tasas de cambio USD/COP, USD/PEN, USD/CLP y USD/BRL, respectivamente.....	35
Gráfico 5. Prueba KPSS para las series de precios de las tasas de cambio USD/COP, USD/PEN, USD/CLP y USD/BRL, respectivamente.....	36
Gráfico 6. Serie de precios y retornos de la TRM (USD/COP).....	37
Gráfico 7. Serie de precios del Nuevo Sol Peruano (USD/PEN)	37
Gráfico 8. Serie de precios del Peso Chileno (USD/CLP).....	38
Gráfico 9. Serie de precios del Real Brasileño (USD/BRL).....	38
Gráfico 10. Prueba Jarque-Bera para las series de los retornos de las tasas de cambio USD/COP, USD/PEN, USD/CLP y USD/BRL.....	39
Gráfico 11. Pruebas ADF para las series de los retornos de las tasas de cambio USD/COP, USD/PEN, USD/CLP y USD/BRL, respectivamente.....	40
Gráfico 12. Pruebas KPSS para las series de los retornos de las tasas de cambio USD/COP, USD/PEN, USD/CLP y USD/BRL, respectivamente.....	40
<i>Gráfico 13. Función de auto correlación (ACF) y auto correlación parcial (PACF) de los retornos de la TRM.</i>	<i>41</i>
<i>Gráfico 14. Función de auto correlación (ACF) y auto correlación parcial (PACF) de los retornos de la tasa de cambio USD/PEN.</i>	<i>41</i>
Gráfico 15. Función de auto correlación (ACF) y auto correlación parcial (PACF) de los retornos de la tasa de cambio USD/CLP.....	42
Gráfico 16. Función de auto correlación (ACF) y auto correlación parcial (PACF) de los retornos de la tasa de cambio USD/BRL.	42
Gráfico 17. Prueba Ljung-Box de los retornos logarítmicos de las tasas de cambio USD/COP, USD/PEN, USD/CLP y USD/BRL, respectivamente.....	43
Gráfico 18. Criterio de información AIC para escoger el mejor modelo para modelar las tasas de cambio USD/COP, USD/PEN, USD/CLP y USD/BRL, respectivamente.	44
Gráfico 19. Criterio de información BIC para escoger el mejor modelo para modelar las tasas de cambio USD/COP, USD/PEN, USD/CLP y USD/BRL, respectivamente.	44
<i>Gráfico 20. Prueba para detectar efectos ARCH en el modelo en media de las series de tasas de cambio USD/COP, USD/PEN, USD/CLP y USD/BRL, respectivamente.</i>	<i>45</i>
Gráfico 21. Estimación de la media y la desviación estándar para cada una de las series de tasas de cambio USD/COP, USD/PEN, USD/CLP y USD/BRL, respectivamente.	46
Gráfico 22. Estimación de la media y la desviación estándar para cada una de las series de tasas de cambio USD/COP, USD/PEN, USD/CLP y USD/BRL, respectivamente. Método VaR Normal Condicional.....	47
Gráfico 23. Backtesting del VaR de la TRM.....	48
Gráfico 24. Backtesting del VaR de la tasa de cambio USD/PEN.....	49
Gráfico 25. Backtesting del VaR de la tasa de cambio USD/CLP.....	49
Gráfico 26. Backtesting del VaR de la tasa de cambio USD/BRL.....	50
Gráfico 27. Backtesting del CVaR de la TRM.....	50

Gráfico 28. Backtesting del CVaR de la tasa de cambio USD/PEN.	51
Gráfico 29. Backtesting del CVaR de la tasa de cambio USD/CLP.....	51
<i>Gráfico 30. Backtesting del CVaR de la tasa de cambio USD/BRL.....</i>	<i>52</i>

Lista de Ilustraciones

Ilustración 1. Vida de la exposición por transacción	20
Ilustración 2. Mapa conceptual tipos de Riesgo Cambiario	23

Lista de Anexos

Anexo A. Modelos para la media condicional de los datos – ARMA	57
Anexo B. Funciones de Auto Correlación (ACF) y Auto Correlación Parcial (PACF) para los residuales del modelo en media.....	59
Anexo C. Prueba Ljung-Box para los modelos ARMA.....	61
Anexo D. Funciones de Auto Correlación (ACF) y Auto Correlación Parcial (PACF) para los residuales al cuadrado del modelo en media – Corrobora Heteroscedasticidad	62
Anexo E. Prueba Ljung-Box sobre los residuales al cuadrado de la media para corroborar Heteroscedasticidad	64
Anexo F. Modelo GARCH (1,1).....	65
Anexo G. Prueba Ljung-Box sobre los residuales estandarizados al cuadrado para corroborar Homocedasticidad	66
Anexo H. Test para detectar la no presencia de efectos ARCH	67
Anexo I. Pruebas Backtesting VaR	68
Anexo J. Pruebas Backtesting CVaR.....	70

INTRODUCCIÓN

La internacionalización es uno de los fenómenos actuales más importantes para las empresas en su deseo por expandirse. Este fenómeno se ha acentuado cada vez más en la medida que el entorno económico internacional se vuelve más dinámico y global.

Esto lleva a las empresas a crear ventajas competitivas que le permiten hacer la transición de moverse en un mercado nacional a un mercado internacional. Sin embargo, este es un proceso que toma tiempo y dinero, en el cual se deben analizar muy bien los diversos factores involucrados en el, dentro de los cuales se encuentran tanto las oportunidades que el país de origen proporciona a la empresa como las amenazas existentes en los países objetivo.

Dichas amenazas se pueden traducir en riesgo, el cual, a su vez, se define como la posibilidad de que una variable se comporte de manera distinta a la planeada dando lugar a una desviación del resultado esperado, ocasionada por la incertidumbre en el comportamiento de dicha variable.

En el ámbito empresarial, el riesgo se divide en tres tipos: de negocios, estratégicos y financieros, encontrándose dentro de este último el riesgo de mercado el cual, como su nombre lo indica, está sujeto a los movimientos de mercado tales como los precios de acciones, tasas de cambio, tasas de crédito y precios de commodities.

Para la empresa multinacional, la variable que representa el mayor riesgo es la relacionada con las *tasas de cambio*, por lo tanto, el riesgo cambiario es el principal riesgo al cual se ve expuesta debido a sus subsidiarias, transacciones de importación y exportación, y a competidores extranjeros.

Es por esto que la identificación, medición y gestión de este tipo de riesgo se vuelve primordial para la tarea directiva de la empresa multinacional y no resulta extraño que esta destine grandes esfuerzos, tanto en términos económicos como de recursos humanos, a neutralizar los efectos adversos de la volatilidad cambiaria.

En este trabajo de grado se busca tomar como base de análisis los estados de resultados de la empresa colombiana multilatina (empresa multinacional de origen latinoamericano) Interconexión Eléctrica S.A.S E.S.P – ISA., para la identificación de los factores de riesgo cambiario a la que se ve expuesta y el análisis cuantitativo del nivel de exposición por riesgo cambiario.

En una primera parte, se realiza un contexto del surgimiento de la empresa multilatina, seguido por una revisión de literatura en la cual se definen los principales conceptos de riesgo y las metodologías para su medición y gestión. Luego se pasa a los datos y metodología empleada para el caso particular de la empresa ISA y por último se presentan los resultados, análisis y conclusiones.

1. OBJETIVOS

1.1. OBJETIVO GENERAL

“Evaluar el impacto del riesgo cambiario en los Estados Financieros de una empresa colombiana con presencia en otros países”

1.2. OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- i. Identificar los factores de riesgo cambiario a nivel de transacción, operación y traslación que puede enfrentar una empresa colombiana en su proceso de expansión internacional.
- ii. Realizar un análisis cuantitativo del nivel de exposición por riesgo cambiario que enfrenta la empresa colombiana “Interconexión Eléctrica S.A. E.S.P – ISA” en su proceso de expansión internacional.
- iii. Validar los resultados del análisis.

2. CONTEXTO SURGIMIENTO DE LA EMPRESA MULTILATINA

2.1. GLOBALIZACIÓN E INTERNACIONALIZACIÓN DE LA EMPRESA

La globalización puede considerarse como sinónimo de competencia mundial por los mercados dado que, esta se define como producir donde sea más rentable, vender donde sea más lucrativo y conseguir capital donde sea más económico, sin preocuparse por las fronteras nacionales (Eiteman, Stonehill, & Moffett, 2011). Y es que, debido a tendencias como interdependencia entre países, surgimiento de economías emergentes en Asia y América Latina, avances tecnológicos en diferentes sectores, entre otros; el entorno económico internacional se configura como un entorno competitivo y cambiante, y los fenómenos de globalización de los mercados e internacionalización de las empresas se han acentuado aún más.

Es por esto que las empresas se ven en la tarea de tener una visión cosmopolita e internacional del entorno económico y crear ventajas competitivas para dejar de ser empresas de nivel nacional y pasar a ser empresas de nivel multinacional con rasgos comunes como la posesión de subsidiarias, sucursales o filiales en operación localizadas en países diferentes a su país de origen, actividades fuera del país de origen e inversión extranjera directa (IED). Sin embargo, este es un proceso gradual, complejo y costoso que se debe tratar con cuidado dado que puede llegar a perjudicar a la empresa que lo emprenda.

Existen diversas definiciones para la internacionalización de una empresa las cuales se remontan a finales de los años 70, y hablan de ella como un proceso en el cual las empresas aumentan su involucramiento internacional; como el conjunto de operaciones que generan relaciones estables entre la empresa y los mercados internacionales; como el conjunto de operaciones que facilitan el establecimiento de vínculos más o menos estables entre la empresa y los mercados internacionales a lo largo de un proceso de creciente implicación y proyección internacional; entre otras.

Las razones de por qué o cómo una empresa logra este involucramiento o relaciones internacionales, son explicadas en detalle dentro de varias teorías creadas por distintos autores a lo largo de los años. Las más modernas han incorporado a las multilatinas como un caso particular dentro del proceso, aludiendo a la búsqueda de nuevos mercados tras la liberalización de las economías de la región y al aprovechamiento de las políticas de sus respectivos países, como lo explican sus propios procesos de internacionalización.

Dentro de las diferentes teorías se pueden encontrar las *teorías clásicas* que se basan en la ventaja tecnológica, el acercamiento a recursos no disponibles y el modelo de ciclo de vida de un producto; las *teorías contemporáneas* que se basan en la ventaja competitiva la cual nace del mejoramiento, de la innovación y cambio, abarca toda la cadena de valor, se sostiene con el mejoramiento incesante y le permite competir a la empresa efectivamente para maximizar sus ingresos y/o minimizar sus costos maximizando sus ganancias; y por

último las *teorías que se basan en la Inversión Extranjera Directa (IED)*, las cuales tienen como objetivo influenciar a largo plazo la gestión de una empresa en otro país. (Contessi & Weinberger, 2009)

2.2. EMPRESA MULTILATINA

En diferentes esferas como la política, económica y empresarial, Latinoamérica ha presentado aspectos positivos que permiten interpretar el potencial de sus mercados como la creación de la Comunidad de Estados de América Latina y el Caribe (CEALC) sin la tutela europea y norteamericana, el posicionamiento de Brasil como la mayor economía emergente después de China, el papel destacado de los gobiernos en la reconfiguración del poder económico y la presencia de los países emergentes en la clasificación 'Global 500' de las mayores empresas del mundo por ventas de la revista americana Fortune se ha quintuplicado desde 1995, entre otros.

Todos estos aspectos han dado paso a que Latinoamérica sea el nuevo territorio a conquistar y la cuna del fenómeno denominado como “Multilatinas”, las cuales se definen como empresas multinacionales de origen latinoamericano que, según la revista América Economía (2014), deben cumplir con criterios como: i) ser de origen latinoamericano; ii) tener una facturación igual o superior a los \$250 millones anuales; y iii) contar con operaciones en al menos un país de la región.

A diferencia de lo que sucede con las multinacionales, se puede identificar fácilmente cuando una empresa pasa a denominarse multilatina. De acuerdo al trabajo de Casanova (2010), existen tres fases en la internacionalización de estas empresas a lo largo de la historia:

- i) La primera fase abarca desde 1970 hasta 1990 y consiste en la aparición de estas cuando se expandieron en su mercado natural, es decir, países que comparten la misma lengua, historia o son próximos geográficamente. El contexto de bonanza económica que se estaba viviendo en los países fue de gran ayuda para que las empresas pudieran iniciar su expansión regional. Sin embargo, esta fase de expansión internacional se detiene en los 80's cuando los países de la región dejan de pagar la deuda (Casanova, 2010)
- ii) Posteriormente, la segunda fase inicia desde 1990 hasta 2002. En este periodo los países ponen en marcha el Consenso de Washington, cuyas políticas fomentaron la inversión extranjera, la internacionalización de las empresas, la firma de tratados de libre comercio, la apertura comercial, entre otros. Estas políticas facilitaron los cambios experimentados en las últimas tres décadas en las economías latinoamericanas, permitiendo así una mayor transformación y modernización productiva e inserción internacional mediante una mayor apertura y liberalización (Casanova, 2010).
- iii) Y la tercera fase se da a partir del 2002, la cual se le conoce como la fase de los mercados emergentes y es en esta fase en la que se crean las empresas latinoamericanas globales, es decir, empresas que han logrado entrar con éxito

en Europa o en Estados Unidos. En este periodo el precio de las materias primas aumenta presentando un beneficio para las regiones exportadoras como Latinoamérica (Casanova, 2010).

Estas fases varían de país en país, pero todas tienen el mismo fin: incentivar un crecimiento más estable y aprender de otros mercados (Casanova, 2010).

La internacionalización de las empresas latinoamericanas busca, primordialmente, nuevos mercados para aumentar de tamaño, mientras que las empresas de otra región invierten en Latinoamérica en búsqueda de eficiencias y de asegurarse recursos naturales a precios razonables. Sin embargo, la búsqueda de nuevos mercados puede verse limitada por barreras culturales y de lenguaje. Es por esto que se hace más atractivo para el mundo latinoamericano extenderse dentro de la misma región, ya que se comparten culturas similares y un idioma predominante como el español (a diferencia de Brasil en el que se habla portugués).

De igual manera, las multilatinas presentan un fuerte liderazgo con visión a largo plazo conociendo en detalle la marcha del negocio para poder sobrellevar las crisis, tomar decisiones rápidas y construir un mañana. Las multilatinas no son empresas que copian un proceso de negocio estricto elaborado en la casa matriz, sino que son flexibles capaces de ajustarse a diferentes realidades con mucha facilidad.

Estas características particulares de las multilatinas han permitido que su crecimiento se mantenga y vaya en aumento a pesar de los altibajos que pueda presentar la región. Igualmente, como se mencionó anteriormente, el surgimiento de las multilatinas se ha dado principalmente como consecuencia de los cambios experimentados en las últimas décadas en las economías latinoamericanas tales como: la apertura comercial al exterior gracias a la particular dinámica financiera entre los años 1980 y el 2005 que permitió que el acceso de América Latina a los mercados de capital tanto locales como internacionales mejorara notablemente debido al desplome del costo de capital para muchos de estos países emergentes, y esto a su vez, se produce gracias a las bajas tasas de interés de los países de la OCDE¹ y la afanosa búsqueda mundial de rendimientos, lo que permitió que estos países tuvieran acceso a un nivel de endeudamiento financieros, en condiciones relativamente comparables a las de sus contrapartes de la OCDE; la desregulación en numerosos mercados; reformas financieras; y privatizaciones del neoliberalismo en algunos países. Esta situación macroeconómica ha permitido transformaciones hacia la integración al mundo globalizado. Lo cual, a su vez, ha traído no solo aumentos en la inversión extranjera directa (IED) en Latinoamérica, sino mayores proyecciones en las empresas de la región.

Para las multilatinas su mayor ventaja implica un crecimiento más rápido en comparación con otras empresas presentes en la región. Es así como para el año 2006, el valor total de las acciones de los mercados emergentes superó los US\$5 billones; en el año 2008, se presenta un record histórico de inversión en Latinoamérica permitiendo que multilatinas como la brasileña Vale alcanzaran una capitalización de mercado mayor a los US\$100.000 millones; en el año 2010, las 100 principales empresas multilatinas registraran ventas

¹ Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos

anuales alrededor de US\$1 billón, cifra que es equivalente a los PIB sumados de Argentina, Chile y Perú; y entre el año 2011 y 2013 las ventas crecieron un 10% hasta alcanzar los US\$688.769 millones.

Igualmente, entre los años 2002 y 2013, por ejemplo, las multilatinas presentes en el ránking de las 500 Mayores Empresas de América Latina crecieron nueve veces, mientras que las que no lo eran solo lo hicieron 2,5 veces. Solo en 6 años (2007-2013) se pasó de tener 49 multilatinas a 69 en la clasificación de las primeras 80 multilatinas latinoamericanas de este ranking. Sin embargo, para el 2016 se presentó una desaceleración económica que pegó fuerte a las multilatinas haciendo que la facturación de las 100 empresas de capitales latinoamericanos más globales cayera en un 18,8%, al comparar 2016 con 2015. Una cifra muy similar (18,2%) al retroceso registrado por las 500 Mayores Empresas de América Latina, sean multilatinas o no, durante un periodo similar.

Sin embargo, esta desaceleración no ha logrado que las multilatinas pierdan su norte. Aunque la aceleración del crecimiento de las multilatinas ha disminuido, no significa que ha parado. Sigue presentándose un aceleramiento a paso lento pero constante. Es así como las empresas brasileñas han crecido más fuera de su país y las empresas colombianas se han asentado.

2.3. INTERCONEXIÓN ELÉCTRICA S.A. E.S.P. – ISA Y SU PAPEL COMO MULTILATINA COLOMBIANA

La empresa Interconexión Eléctrica S.A. E.S.P – ISA nace como una empresa encargada de la construcción, mantenimiento y administración de la red de transmisión a alto voltaje el 14 de septiembre de 1967 con un capital de \$5 millones de pesos, cinco empleados y cuatro electrificadoras como socias, en una oficina en la ciudad de Bogotá, Colombia.

A medida que fue creciendo con la responsabilidad de ampliar la red de redes eléctricas e, identificar y modelar las fuentes de generación de energía del país en centrales hidroeléctricas como el Guavio (Cundinamarca), San Carlos (Antioquia), Betania (Huila) y Urrá (Córdoba), se vio enfrentada a altibajos como el racionamiento de energía que sufrió el país entre marzo de 1992 y abril de 1993, y la división de los 2.672 MV de activos de generación en ISAGEN en 1994, que llevaron a que, en las últimas dos décadas, ISA empezara una serie de jugadas estratégicas con el fin adaptarse y permanecer.

Dentro de la serie de jugadas estratégicas realizadas por la empresa, se consolidó el negocio de transmisión en Colombia, adquiriendo Transelca (Transportadora de energía de la Costa Atlántica) en 1998 mediante una suma de créditos con la banca nacional y extranjera. De igual manera, incursionó en el mercado de capitales con emisión de bonos de deuda para apalancar su crecimiento, lo que llevo a la primera democratización a gran escala en la Bolsa de Valores de Colombia al ofertar 24,34 % de su propiedad en 2000 y 2002, con lo que obtuvo 228 mil millones de pesos, y sumó en su momento más de 90 mil colombianos como dueños y una política de rendición de cuentas y gobierno corporativo por medio del programa “ISA acciones para todos” que dio la oportunidad a los colombianos de comprar

una acción a \$850 pesos que a octubre de 2010 alcanzó un máximo de \$14.600 pesos y a septiembre de 2017 se negoció desde \$13.400 pesos.

En 2001, ingresa a Perú, consolidándose como el mayor transportador de energía de Latinoamérica y muestra el camino de la internacionalización a otros jugadores del sector; en 2003, entra al mercado eléctrico en Bolivia; en 2006, se hace al control de CTEEP en Sao Paulo (Brasil); en 2010 ingresa al negocio de las concesiones viales en Chile, adquiriendo el 60% de la participación accionaria en Cintra Chile Ltda.; y en 2017, amplía su huella en Brasil como socio en Taesa, una de las mayores transportadoras de energía.

Es así como durante medio siglo se adaptó y permaneció creciendo de tal manera que logró posicionarse como líder multilatina entrando al Ranking Multilatinas 2016, publicado por la revista América Economía, y manteniéndose dentro de las primeras 20 empresas con ventas superiores a US\$ 250 millones anuales.

Tabla 1. Ranking Multilatinas 2016

RK 2016	RK 2015	EMPRESA	PAÍS DE ORIGEN	SECTOR	VENTAS (US\$ millones)					Liquidez 2015	Margen Neto 2015
					Totales		En el exterior		% En el exterior		
					Total 2015	Var. (%) 2014- 2015	En el exterior 2015	Var. (%) 2014- 2015			
1	1	MEXICHEM	México	Petroquímica	5.708,0	2,9	4.994,0	12,5	87,5	1,2	2,4
2	2	CEMEX	México	Cemento	13.050,1	-8,4	10.423,8	-5,9	79,9	1	0,5
3	3	LATAM	Chile/Brasil*	Aerotransporte	9.713,0	-22,1	8.137,5	-25,2	83,8	0,5	-2,3
4	4	GRUPO JBS	Brasil	Alimentos	45.707,3	1,9	35.651,7	1,5	78,0	1,3	2,8
5	7	GRUMA	México	Alimentos	3.369,1	-0,4	2.462,0	4,4	73,1	1,6	1,3
6	9	AVIANCA-TACA	Colombia/El Salvador*	Aerotransporte	4.361,3	-7,3	3.227,4	-13,1	74,0	0,7	-3,2
7	18	SIGMA	México	Alimentos	5.409,1	11,6	3.101,7	34,1	57,3	1,2	6,8
8	13	ARCOS DORADOS	Argentina	Entretención	2.930,4	-16,4	2.549,4	-13,7	87,0	0,7	-1,8
9	5	AJE GROUP	Perú	Bebidas/Licores	1.550,0	-11,4	1.286,5	-9,2	83,0	N.D.	N.D.
10	14	AMÉRICA MÓVIL	México	Telecomunicaciones	51.694,7	-10,2	35.620,6	-9,7	68,9	0,8	3,9
11	6	TENARIS	Argentina	Siderurgia/Metalurgia	7.100,8	-31,3	5.183,5	-33,7	73,0	3,3	-0,1
12	21	GRUPO ALFA	México	Multisectorial	14.932,3	-3,8	8.511,4	-13,1	57,0	1,5	1,5
13	20	GRUPO BIMBO	México	Alimentos	12.671,2	0,0	8.236,3	2,0	65,0	0,8	2,4
14	8	TERNIUM	Argentina	Siderurgia/Metalurgia	7.877,4	-9,7	5.514,2	-14,4	70,0	1,5	0,8
15	11	NEMAK	México	Automotriz/Autopartes	4.098,2	-11,4	2.392,6	-17,4	58,4	1,2	6,5
16	22	EMBOTELLA DORA ANDINA	Chile	Bebidas/Licores	2.646,8	-10,8	1.921,1	-11,3	72,6	1,4	4,7
17	19	MASISA	Chile	Forestal/Celulosa	1.052,6	-31,9	843,3	-29,4	80,1	1,6	4,3
18	26	ISA	Colombia	Energía eléctrica	1.640,0	-6,3	1.117,4	16,8	68,1	1,3	13,3
19	10	GERDAU	Brasil	Siderurgia/Metalurgia	12.227,1	-22,8	8.681,3	-10,7	71,0	2,8	-10,4
20	12	SONDA	Chile	Tecnología	1.256,3	-13,4	758,8	-19,6	60,4	1,9	4,8

(*) = Para efectos de la medición se considera el primer país mencionado como el de origen.

Fuente: Revista América Economía.

Como se puede observar en la tabla anterior, ISA presentó un alto margen neto de 13,3% para cierre del año 2015 y un aumento del 16,8% del porcentaje de ventas en el extranjero. Aspectos que respaldan la estrategia de crecimiento de la empresa y le permitieron subir de la posición número 26 a la posición número 18 en el ranking.

Actualmente, ISA cuenta con casi 4.000 empleados, 4 negocios estratégicos, 40 filiales y subsidiarias, y presencia en 8 países. Estos negocios estratégicos se desglosan como Transporte de Energía Eléctrica, con 42.064 km de redes (12.105 km en Colombia); Concesiones Viales, que opera desde 2010 teniendo a cargo 907 km de carreteras en Chile; Tecnologías de Información y Telecomunicaciones, que opera desde 1998 y tiene un

despliegue continental de 48.866 km de fibra óptica; y desde 2011, Gestión de Sistemas de Tiempo Real, que nace a partir de la experiencia ganada por medio de la filiar XM, operador del mercado eléctrico colombiano.

Sin embargo, este crecimiento que llevo a la diversificación de la empresa y su presencia en diferentes países de la región, expone la empresa a diversos riesgos financieros entre los que destaca el riesgo cambiario, debido a los múltiples tipos de cambio en los que transa la empresa.

Es por esto que en esta investigación se evaluarán los cuatro factores de riesgo que afectan a la empresa representados por cuatro series financieras que son: el peso colombiano (COP), el nuevo sol peruano (PEN), el peso chileno (CLP) y el real brasileño (BRL).

2.4. ASPECTOS RELEVANTES EN EL COMPORTAMIENTO DE LAS DIVISAS LATINOAMERICANAS

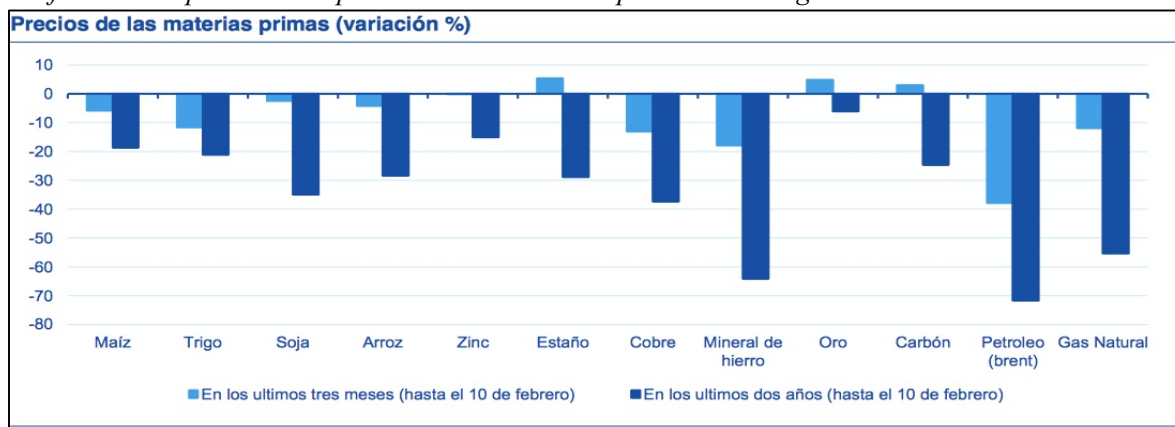
Por ser países emergentes y exportadores, la dinámica de las monedas de los países latinoamericanos se ven sujetas a elementos relevantes tales como los cambios en los precios de las materias primas; la perspectiva sobre política monetaria de Estados Unidos, debido al dominio que esta ejerce sobre el entorno monetario y financiero mundial al ser, este país, el dueño de la moneda de reserva mundial, el dólar; y la economía de China, la cual se ha presentado como nueva economía emergente con alta influencia en el comercio mundial, en especial en América Latina por ser el principal consumidor de materias primas en la región.

Desde mediados de 2014, se inició una tendencia bajista en el precio de las materias primas debido a la moderación del crecimiento en China y en otras geografías. Esta tendencia continuó hasta principios del 2016 reflejando un ajuste a la baja en la mayoría de productos primarios, a excepción del estaño, carbón y oro². Una de las materias primas que presentó en mayor medida dicho ajuste fue el petróleo, presentando una disminución del 40% desde finales de 2015, lo cual se explica por la relativa robustez de la oferta, la reincorporación del petróleo de Irán a los mercados mundiales y la persistencia de la elevada producción en los países miembros de la OPEP. De igual manera, el cobre fue otra de las materias primas de gran importancia en la región (para países como Chile y Perú) que presentó una disminución en su precio, alrededor de 13%.

En el Gráfico 1, se puede observar la variación en el comportamiento de los precios de las materias primas desde finales de octubre de 2015 y principios de febrero de 2016, y en los dos últimos años hasta principios de febrero de 2016.

² El oro es considerado como un activo refugio en tiempos de turbulencia.

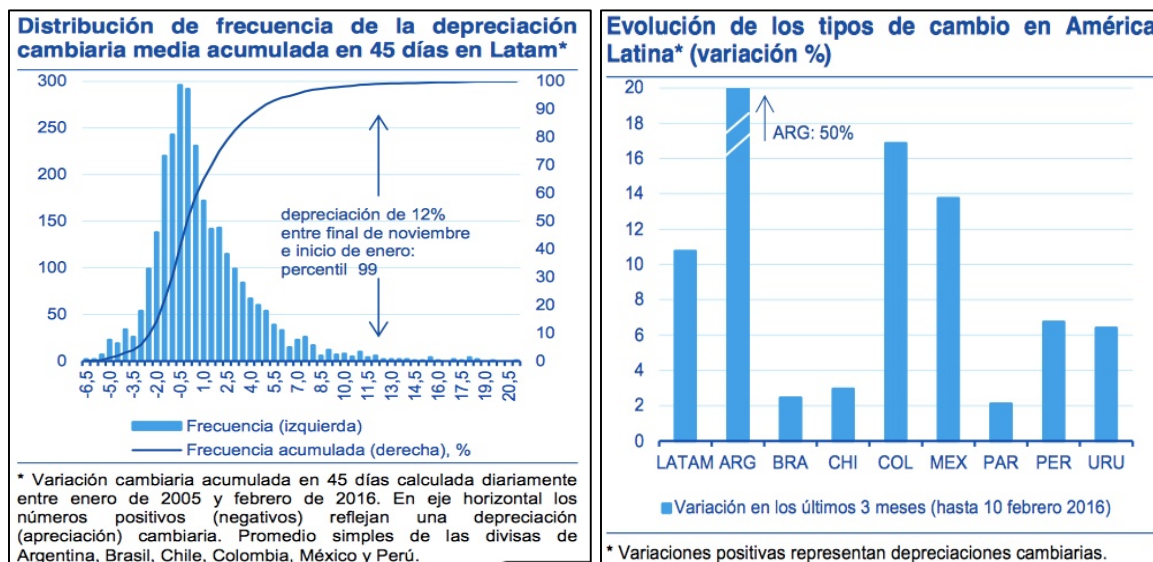
Gráfico 1. Comportamiento precios de las materias primas de la región



Fuente: BBVA Research, informe “Situación Latinoamérica. Primer trimestre 2016”.

Dichos cambios en los precios de las principales materias primas de la región, se vieron reflejados en una depreciación del tipo de cambio, aproximadamente un 12% (en promedio), las principales bolsas perdieron un 14% y el EMBI Latam, que mide el riesgo soberano de la región creció alrededor de un 24%. (BBVA Research, 2016)

Gráfico 2. Distribución de frecuencia de la depreciación cambiaria y la evolución de los tipos de cambio en América Latina



Fuente: BBVA Research, informe “Situación Latinoamérica. Primer trimestre 2016”.

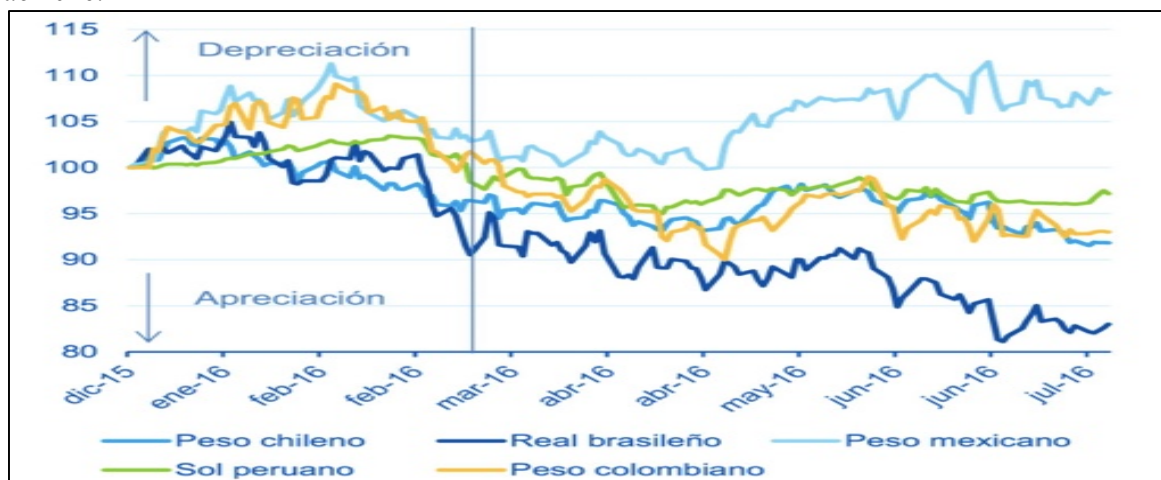
Sin embargo, esta depreciación se vio hasta finales de febrero de 2016. A partir de marzo del mismo año, los precios de las materias primas presentaron una recuperación lo cual conllevó a una apreciación de las divisas de los países fuertemente ligados a los commodities como lo son: Brasil (7,69%), Chile (4,77%), Colombia (2,92%) y Perú (1,23%).

Otro aspecto relevante en el comportamiento de las divisas latinoamericanas es la gran volatilidad de las mismas. Entre los periodos de enero a julio de 2016, las tasas de cambio

con mayor volatilidad fueron el Real Brasileño y el Peso Colombiano, con 7,1% y 5,2% respectivamente.

En el siguiente gráfico, se puede observar el comportamiento de las principales divisas de la región y así mismo, observar la heterogeneidad en el mismo.

Gráfico 3. Comportamiento de algunas de las principales divisas de Latinoamérica – 1er semestre de 2016.



Fuente: <https://www.bbva.com/es/el-comportamiento-de-las-tasas-de-cambio-latinoamericanas-en-2016/> (BBVA).

Como se menciona anteriormente, estos episodios de volatilidad en los mercados financieros de la región, los determinan, nuevamente, las políticas adoptadas por los Estados Unidos y la evolución de la economía China.

Es así como, desde inicios de agosto 2016 hasta la fecha de las elecciones en EE.UU., los activos financieros latinoamericanos evolucionaron favorablemente, registrando una expansión de 9,1% en los mercados bursátiles, una caída de 7,3% en los diferenciales soberanos (EMBI LATAM) y una apreciación cambiaria del 0,7% en promedio. Sin embargo, a partir del 8 de noviembre (día de las elecciones presidenciales en EE.UU.) hasta principios de diciembre de 2016, el precio de los activos de la región se redujo de forma general. Los mercados bursátiles retrocedieron en un 13,1%, el diferencial soberano aumentó 4,1% y las divisas volvieron a depreciarse en un 5,3% en dicho periodo. (BBVA Research, 2016)

No obstante, tras ese impacto inicial de la incertidumbre generada por la política económica de EE.UU. tras las elecciones presidenciales, los mercados de la región recuperaron cierta calma desde el cierre del 2016 y, sus activos financieros recuperaron los niveles observados antes de dichas elecciones.

Como se puede observar, el comportamiento futuro del precio de las divisas latinoamericanas no es una variable fácil de predecir dado su alto nivel de aleatoriedad, debido a la dependencia de diversos factores que a su vez son inciertos.

3. REVISIÓN DE LA LITERATURA

3.1. EL RIESGO

Como se menciona anteriormente, debido a episodios de inestabilidad y crisis financieras, en especial aquellos presentados en las décadas de los ochenta y noventa, la medición y gestión del riesgo ha cobrado mayor importancia en el ámbito financiero de las diversas organizaciones alrededor del mundo.

El riesgo puede definirse de diferentes maneras, pero para efectos de esta investigación, la definición más apropiada sería “*aquella condición en la cual existe una posibilidad de desviarse del resultado esperado o deseado*”, en la cual se destacan dos aspectos: i) el riesgo implica tanto un daño como la posibilidad de beneficios y ii) éste implica la posibilidad que ocurra un evento. (Alonso & Berggrun, 2010)

En términos financieros, esto conlleva a que el riesgo puede significar una pérdida o aumento del valor de un activo o activos, y que al mismo tiempo está vinculado con la incertidumbre en la ocurrencia de cierto evento dado que, no es posible asignar una probabilidad objetiva al mismo y, por tanto, no se tiene una certeza completa de ocurrencia.

De igual manera, el riesgo puede provenir de diferentes fuentes y poseer un carácter muy diverso. Es por esto que en una organización se pueden presentar riesgos de carácter *operacional*, de *negocio* y/o *financiero*. Dentro de éste último, se encuentran el riesgo de **mercado**, de *liquidez* y *crediticio*; siendo el riesgo de mercado aquel que se ve sujeto a los movimientos del mercado como precios de acciones, **tasas de cambio**, tasas de crédito y precios de commodities. El riesgo de *liquidez* está asociado a transacciones en un mercado con baja liquidez, y el riesgo *crediticio* está asociado a la posibilidad del incumplimiento de obligaciones financieras de manera parcial o completa por parte de un deudor.

En esta investigación se tratará particularmente el **riesgo de mercado** asociado a los movimientos de las tasas de cambio, es decir, el Riesgo Cambiario.

3.2. RIESGO CAMBIARIO

El riesgo cambiario o exposición cambiaria es una medida del potencial de cambio de la rentabilidad, flujo neto de efectivo y valor de mercado de una empresa debido a la variabilidad de los tipos de cambio y movimientos en las divisas, a los que se ve afectada por procesos de inversión, importación o exportación.

Como se menciona anteriormente, todo riesgo puede significar tanto una ganancia como una pérdida, y el riesgo asociado al manejo de divisas no es la excepción. Por lo tanto, esta ganancia o pérdida puede tener un impacto tanto de manera positiva como negativa en una empresa y así mismo, afectar la opinión del mercado (positiva o negativamente) acerca de la misma. Es por esto que, la empresa multinacional debe plantear las políticas de administración de divisas para reducir al mínimo las consecuencias después de impuestos de las pérdidas cambiarias y maximizar las ganancias después de impuestos.

Una empresa estará expuesta a riesgo cambiario cuando:

- Recibe ingresos o tiene egresos en moneda extranjera cuando la empresa funciona esencialmente en moneda local; siempre corre el riesgo de que esos ingresos o egresos sean menores o mayores al momento de efectuarlos.
- Tenga depósitos y otros activos financieros en moneda extranjera; los cuales pueden ganar o perder valor en equivalente de la moneda local con las variaciones del tipo de cambio.
- Tenga deudas en moneda extranjera. Este riesgo es aún mayor si se tiene ingresos en moneda local, dado que puede tener que pagar más de lo que haya previsto.
- Tenga posiciones en productos derivados cuyo subyacente estuviera expuesto a riesgo de cambio y no se haya protegido completamente la sensibilidad del valor frente a variaciones en los tipos de cambio.
- Esté expuesta a riesgo de interés, de acciones o de mercancías en divisas distintas de su divisa de referencia, que puedan alterar la igualdad entre el valor del activo y el pasivo en dicha divisa y que generen pérdidas y ganancias.
- Su margen dependa directamente de los tipos de cambio, por ejemplo, al tener que importar materias primas o realizar Inversión Extranjera Directa (IED) por medio de la obtención de filiales o subsidiarias.
- Su negocio se vea afectado por competidores cuyos costos dependen de otras divisas (importadores/exportadores).

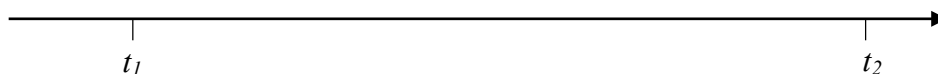
El efecto de la varianza en los tipos de cambio en una empresa puede medirse de varias maneras. A continuación, se presentan los tres tipos de exposición cambiaria a la que se ve expuesta una empresa que transe en diferentes divisas:

i) TRANSACCIÓN

“Cambio del valor en las obligaciones financieras por pagar contraídas antes de una variación en los tipos de cambio, pero cuya fecha de liquidación es hasta después de que los tipos de cambio varían.” (Eiteman, Stonehill, & Moffett, 2011)

La exposición por transacción se da cuando se llevan a cabo obligaciones financieras en un periodo de tiempo t_1 entre dos partes para el intercambio de bienes o servicios a un precio determinado en moneda extranjera, para ser entregado o establecido en un periodo de tiempo t_2 . El cambio que puede tener la tasa de cambio entre el periodo t_1 y t_2 , genera una exposición a la parte que espera recibir el flujo de efectivo denominado en moneda extranjera.

Ilustración 1. Vida de la exposición por transacción



Fuente: Tomado de Homaifar (2004).

Esta exposición se puede presentar por diversas causas tales como comprar o vender a crédito bienes o servicios cuyo precio están denominados en moneda extranjera; prestar

o pedir prestado y dicho pago debe hacerse en moneda extranjera; ser parte de un contrato de divisas a plazo sin ejecutar; y adquirir activos o incurrir en obligaciones en moneda extranjera. Por lo tanto, de igual manera, existen diferentes coberturas con las cuales se puede administrar esta exposición tales como coberturas a plazo, futuros, mercado de dinero y opciones. Sin embargo, las pérdidas generadas por esta exposición, suelen reducir el ingreso gravable en el año en que fueron realizadas y las medidas tomadas para reducir el impacto de este u otro tipo de exposición, pueden generar ingresos gravables o pérdidas. Por consiguiente, no es fácil para la administración determinar qué tipo de cobertura utilizar o si se cubre en absoluto.

ii) OPERACIÓN

“También llamada exposición económica, competitiva o estratégica, mide el cambio en el valor presente de la empresa que produce cualquier variación en los flujos de efectivo de operación que se esperan a futuro, ocasionada por una variación inesperada en los tipos de cambio” (Eiteman, Stonehill, & Moffett, 2011)

En la exposición económica u operativa, el valor presente de los flujos futuros de efectivo, se ve afectado por un cambio inesperado en la tasa de cambio. La exposición por operación, está relacionada al impacto del cambio inesperado de la tasa de cambio en los flujos futuros de dinero asociados con los activos y pasivos reales. La exposición por transacción y la operativa están relacionadas entre sí, dado que ambas tratan con flujos futuros de dinero. La diferencia está en la razón de tiempo por la cual los flujos de efectivo varían cuando se modifican los tipos de cambio y, en cuanto a cuáles deben ser los flujos de dinero que la administración debe considerar.

Las variaciones futuras de los tipos de cambio alteran tanto el valor nacional de los flujos de efectivo en moneda extranjera, como la cantidad de flujos de efectivo en moneda extranjera generados por la empresa.

En una empresa multinacional, existen dos tipos de flujos de efectivo, los flujos de efectivo operativos y los flujos de efectivo financieros. Los flujos operativos, surgen de las cuentas por cobrar y pagar entre empresas relacionadas o entre la misma empresa. Mientras que, los flujos de efectivo financieros, surgen de préstamos entre empresas y del capital contable de los accionistas.

La exposición operativa es más importante para la salud a largo plazo de la empresa que los cambios ocasionados por la exposición por transacciones o translación, pero la exposición operativa es subjetiva ya que depende de las estimaciones de las variaciones en los flujos futuros de efectivo a lo largo de un tiempo arbitrario, y esto surge de un proceso de análisis operativo y no de un proceso contable. La planeación de la exposición operativa es responsabilidad de la administración porque depende de la interacción de estrategias de finanzas, mercadotecnia, compras y producción.

iii) TRASLACIÓN

“Potencial para que ocurran cambios derivados de la contabilidad en las acciones de capital de los propietarios a causa de la necesidad de “traducir” o “trasladar” los estados

financieros expresados en moneda extranjera de las filiales del exterior a una sola moneda de informe con el fin de preparar estados financieros consolidados a nivel mundial”. (Eiteman, Stonehill, & Moffett, 2011)

Esto se da porque los estados financieros de las sedes extranjeras deben re expresarse en términos de la moneda informativa de la casa matriz de la empresa para que, así mismo, se puedan preparar los estados financieros consolidados. Esto implicaría un incremento o decremento en el capital contable neto de la casa matriz y en su utilidad neta debido a la variación de los tipos de cambio desde la última conversión.

Cada empresa tiene una MONEDA FUNCIONAL, la cual, es la divisa primaria en la que opera y genera sus flujos de efectivo, aunque la ubicación geográfica y la moneda funcional pueden ser distintas. Esta moneda funcional es la que normalmente se usa para consolidar los estados financieros y sobre esta es que se realiza la conversión de las divisas extranjeras.

Alrededor del mundo se utilizan dos métodos para realizar esta conversión los cuales son: *el método de la tasa actual y el método temporal*. Pero sin importar cual método se emplee, estos deben designar a qué tipo de cambio se miden las partidas individuales del balance general y del estado de resultados, y también debe designar donde se ha de registrar cualquier desequilibrio.

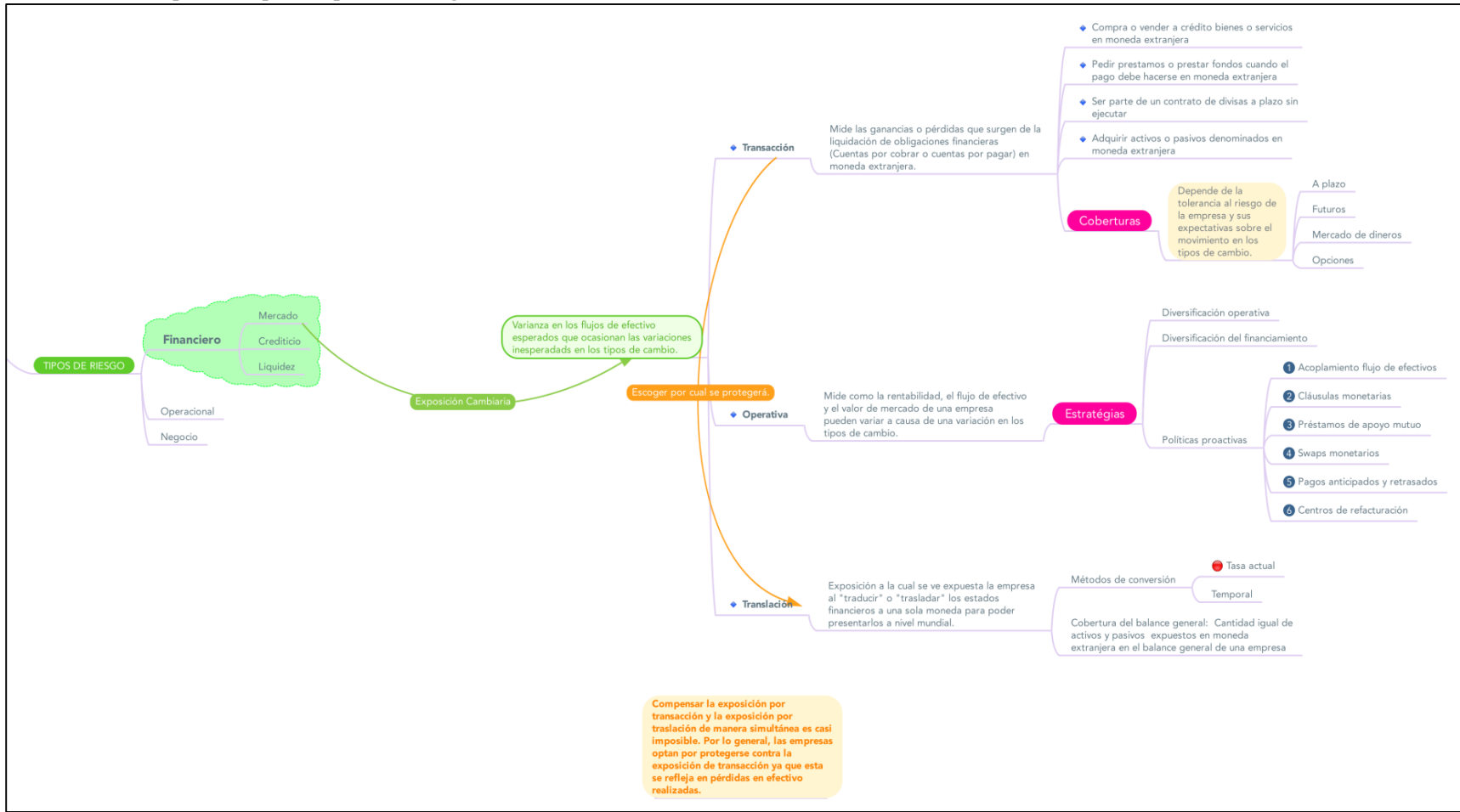
El método de conversión de la tasa actual es el que prevalece en el mundo actual y todas las partidas del estado financiero se convierten al tipo de cambio “actual” las cuales son: Activos/Pasivos, partidas del estado de resultados, distribuciones y partidas del capital contable. Este método tiene dos ventajas principales, la mayor ventaja es que la ganancia o la pérdida sobre la conversión es que no pasa a través del estado de resultados si no que va directamente a una cuenta de reserva, lo cual elimina la variabilidad de las utilidades reportadas debido a las ganancias o pérdidas por conversión de monedas extranjeras. La segunda ventaja es que las proporciones relativas de las cuentas individuales del balance general siguen siendo las mismas.

En el método de conversión temporal los activos y pasivos específicos se convierten a tipos de cambio consistentes con el momento de la creación de la partida, estas partidas son: Activos y pasivos monetarios y no monetarios, partidas del estado de resultados, distribuciones y partidas de capital contable. La ventaja de este método es que los activos no monetarios extranjeros se llevan a su costo original en el estado financiero consolidado de la casa matriz. Su desventaja es que, si algunas cuentas extranjeras se convierten a un tipo de cambio mientras que otras se convierten a tasas diferentes, el balance general convertido que resultara no cuadrará y se ve en la necesidad de crear una cuenta temporal para eliminar el cargo o abono transitorio, lo cual crearía un reporte de ganancias o pérdidas con cifras que pueden ser dudosas.

En la práctica, estos dos métodos son usados internacionalmente según el tipo de subsidiaria extranjera: i) La entidad extranjera integrada, normalmente hacen sus mediciones usando el método temporal, ii) Las entidades extranjeras autosostenibles usan el método de la tasa actual, también llamado método de la tasa de cierre.

Para tener mayor claridad de estos tres conceptos: transacción, operación y traslación, se elaboró el siguiente mapa conceptual en donde se resume concretamente estos tres tipos de Riesgo Cambiario.

Ilustración 2. Mapa conceptual tipos de Riesgo Cambiario



Fuente: Elaboración propia

3.3. CARACTERÍSTICAS DE LOS RENDIMIENTOS

Como se menciona anteriormente, el riesgo de mercado está ligado a los movimientos en los precios del mercado, por tanto, para la identificación y posterior análisis de este riesgo, se requiere del estudio de los cambios de dichos precios y las características del cambio porcentual de los mismos, es decir, de sus retornos.

El retorno de un activo (R_{t+1}) está dado por la siguiente expresión:

$$R_{t+1} = \frac{P_{t+1} - P_t}{P_t} * 100 = \left(\frac{P_{t+1}}{P_t} - 1 \right) * 100 \quad (1)$$

donde P_{t+1} corresponde al valor del precio del activo en el siguiente periodo y de igual manera corresponde a una variable aleatoria que está ligada a una distribución de probabilidad determinada, valor esperado, varianza, etc.

Es por esto que son necesarios modelos financieros y estadísticos para medir el comportamiento pasado de dicho precio y su respectivo rendimiento, y de esta manera, poder predecir el comportamiento futuro del mismo y el riesgo asociado a él.

3.3.1. HECHOS ESTILIZADOS

Toda serie financiera presenta 4 regularidades empíricas denominadas como “hechos estilizados”, las cuales están presentes independientemente del mercado en el que sea tranzado el activo (o portafolio) o el tipo de activo que se tome.

- ***Primer hecho estilizado: las series de tiempo tienen un comportamiento aleatorio.***

Las series de tiempo suelen presentar un comportamiento errático por lo que es difícil determinar el camino que tomará la serie en el siguiente periodo. Este comportamiento es propio de un proceso estocástico denominado camino aleatorio, lo cual implica que el precio de la serie para el siguiente periodo está sujeto al comportamiento del precio del día anterior. Lo anterior se describe en la siguiente expresión:

$$P_t = P_{t-1} + \varepsilon_t \quad (2)$$

Donde ε_t es un proceso estocástico con $E[\varepsilon_t] = 0$.

Este hecho estilizado implica:

- I. Ausencia de correlación en los retornos
- II. La no existencia de predictibilidad del desempeño de los precios
- III. Formación eficiente de los precios

Para corroborar que una serie de tiempo tiene un comportamiento aleatorio, y por tanto, es un proceso con raíz unitaria, se emplean diversas pruebas de estacionariedad o pruebas de raíces unitarias tales como la ADF y la KPSS.

- **Segundo hecho estilizado: la distribución de los retornos presenta una forma aproximadamente acampanada.**

La distribución de la serie de retornos no es normal. Sin embargo, a medida que los retornos son calculados para periodos más grandes de tiempo, la distribución se acerca a la normal.

Es por esto que las características de los retornos de un activo deben estudiarse por separado dependiendo de la escala de tiempo, ya que no será lo mismo estudiar retornos diarios, mensuales, trimestrales, semestrales y anuales. Entre periodos más cortos de tiempo más se aleja la distribución de la normal

- **Tercer hecho estilizado: Volatilidad no constante y agrupada**

Los rendimientos tienen una variabilidad muy grande y no es constante. Sin embargo, esta variabilidad suele agruparse, puesto que episodios de gran volatilidad tienen gran probabilidad de estar seguidos por periodos de alta volatilidad y viceversa. Igualmente, la serie de retornos financieros de un periodo determinado suele tener relación con volatilidades de periodos pasados. Los periodos de volatilidad suelen mostrar correlación entre diferentes periodos de tiempo.

Esta característica implica que la volatilidad presenta un patrón de comportamiento y por tal, puede ser modelada estadísticamente.

- **Cuarto hecho estilizado: La distribución de los retornos presenta leptocurtosis (colas pesadas)**

La función de densidad (derivada de la función de la distribución), de los retornos presenta características similares a la distribución normal como la simetría y la forma acampanada. Sin embargo, la distribución de los rendimientos suele ser “estirada hacia arriba” o “picuda” (leptocúrtica), con mayor probabilidad de obtener valores extremos que una distribución normal. Estos valores extremos indican que hay mayor probabilidad de una variación, tanto al alza como a la baja, en los retornos.

La no-normalidad de la distribución de los retornos se puede corroborar aplicando la prueba Jarque-Bera. Esta prueba tiene como función, verificar si una distribución se ajusta a la normal bajo un nivel de confianza dado. En esta prueba, la hipótesis nula (H_0) consiste en que la distribución se ajusta a la distribución normal. De lo contrario, se rechaza esta hipótesis (H_1), y la distribución no se podría considerar normal.

Un buen análisis de riesgo se da al revisar que es lo que está pasando en las colas de la distribución. Al ser las colas más gruesas, la probabilidad de tener un cambio en los precios es más alta. Tanto al alza como a la baja.

3.4. MEDICIÓN Y GESTIÓN DEL RIESGO

3.4.1. VALOR EN RIESGO (VaR – Value at Risk)

En Alonso y Berggrun (2010) se reconoce al VaR como la medida de riesgo más empleada comúnmente por los actores de los mercados financieros en todo el mundo. Su popularidad se debe a la sencillez de su cálculo y lo intuitivo de su interpretación.

El VaR estima la máxima pérdida posible para un activo o portafolio dadas unas condiciones normales de mercado, un horizonte de tiempo determinado y un nivel de confianza determinado. Es por esto que, es muy importante saber escoger dos parámetros para el cálculo del VaR, los cuales son:

- Horizonte de tiempo (h)
- Nivel de confianza $(1 - \alpha) \%$

Tanto la selección del horizonte de tiempo como la del nivel de confianza se realiza de acuerdo al uso que se le vaya a dar al VaR. Para el horizonte de tiempo se tiene en cuenta que tan dinámico es el portafolio o activo al que se le mida el VaR. Y para el nivel de confianza, los niveles más utilizados en la práctica corresponden al 95%, 99% y 99.9%.

De igual manera, el VaR no solo depende del Horizonte de tiempo y Nivel de Confianza, sino también de la distribución que siguen los posibles valores que tomaría el portafolio o activo y su volatilidad (desviación estándar). Por lo tanto, el VaR para el siguiente periodo de negociaciones, dada la información disponible en el actual periodo, ($VaR_{t+1|t}$) está definido por:

$$Pr(Z_{t+1} < VaR_{t+1|t}) = \alpha \quad (3)$$

Z_{t+1} : cambio futuro en el valor del portafolio (o activo) en un periodo de tiempo determinado.

α : nivel de significancia del VaR

Y si Z_{t+1} sigue una distribución cuyos 2 primeros términos son finitos (como la normal o la t student), el VaR estará definido por:

$$VaR_{t+1|t} = F(\alpha)\sigma \quad (4)$$

donde, σ corresponde a la desviación estándar y $F(\alpha)$ al percentil α de la correspondiente distribución (estandarizada).

3.4.1.1. MÉTODOS PARA EL CÁLCULO DEL VaR

Para el cálculo del VaR se manejan varias metodologías:

- i. Paramétrica: implica calcular parámetros poblacionales y suponer una distribución de los datos.

- ii. No paramétrica: basado en la historia de los datos por lo que no necesita calcular parámetros poblacionales ni suponer sobre su comportamiento de Z_{t+1} .
- iii. Semi-paramétrica: combinación de las dos anteriores aproximadamente, al calcular algunos parámetros, pero no supone una distribución (ej: simulación histórica filtrada).

i. Aproximación paramétrica:

En esta aproximación se debe suponer una distribución $F(\cdot)$ y el comportamiento de la desviación estándar σ .

Uno de los métodos más comunes dentro de la aproximación paramétrica es el VaR con normalidad, es decir que se asume que la función de perdidas sigue el comportamiento de una distribución de probabilidad estándar normal. Este método puede ser No condicional y Condicional.

En el Método de Normalidad Estático (o No Condicional), no considera los pronósticos realizados por medio de modelos ARMA y GARCH, sino tan sólo la media y desviación estándar de los retornos de la serie.

$$VaR_{(1-\alpha)} = \mu + \sigma\Phi^{-1}(1 - \alpha) \quad (5)$$

α : nivel de significancia

Φ^{-1} : inversa generalizada de la distribución normal

μ : estimación de la media

σ : estimación de la desviación estándar

En el Método de Normalidad Condicional, si se tienen en cuenta los cálculos obtenidos de la media y la varianza obtenidos por medio del ARMA y el GARCH, respectivamente. De esta manera se obtiene una mejor estimación del VaR, que el método de normalidad estático arroja.

El cálculo del VaR Condicional está dado por:

$$VaR_{(1-\alpha),t+1} = \mu_{t+1} + \sigma_{t+1}\Phi^{-1}(1 - \alpha) \quad (6)$$

El subíndice $t+1$ indica que hay condicionalidad del VaR respecto a las estimaciones en el periodo $t+1$.

ii. Aproximación No paramétrica

En esta aproximación no se utiliza ningún supuesto en cuanto a la distribución de los rendimientos ni se supone ningún tipo de comportamiento de los parámetros. Aquí se parte de los retornos históricos para que ellos mismos cuenten la distribución que siguen para lo cual, es necesario una gran cantidad de información que recoja la información del mercado, en término de sus factores de riesgo.

En este método, se toman los retornos de la serie de tiempo, se construye la función de pérdidas multiplicando los retornos por (-1) y ordenándolos de menor a mayor, para obtener un listado ordenado de retornos en donde las pérdidas son los valores positivos y se encuentran al final. Por último, el cálculo del VaR se realiza por medio del percentil empírico de la distribución muestral, lo cual equivale a:

$$\text{VaR}_{t+1|t}^{\text{SH}} = \text{Percentil}\{\{Z_t\}_{t-1}^n, \alpha 100\} \quad (7)$$

Como se puede observar, este método no depende de la media ni de la desviación estándar de la función de retornos porque se espera que los datos escogidos reúnan toda la información relevante acerca de los factores de riesgo al que se ve expuesto la serie de tiempo, y se parte del supuesto de que la historia es un buen indicador del futuro.

Aunque este método no asume ninguna distribución específica y emplea las realizaciones de los rendimientos, si tiene en cuenta posibles distribuciones normales y colas pesadas, pero no tiene en cuenta la posibilidad de una volatilidad condicional. De igual manera, supone una distribución constante incluyendo su respectiva volatilidad.

iii. Aproximación semi paramétrica

La aproximación paramétrica implica el supuesto de una distribución de los rendimientos, pero no considera la volatilidad móvil. Por otro lado, la distribución no paramétrica no implica el supuesto de una distribución, pero si tiene en cuenta los cambios en la volatilidad. Por tanto, existen aproximaciones que permiten combinar ambas aproximaciones, una de ellas es la simulación Montecarlo. Este método es una combinación del VaR con normalidad y el VaR simulación histórica. Lo que busca es simular valores aleatorios que siguen un comportamiento de una distribución de probabilidad específica.

Los pasos a seguir para realizar la estimación del VaR, es el siguiente:

- i. Elección de la distribución de probabilidad sobre la cual se hará la simulación, para nuestro caso, se realizará con la función distribución estándar normal. Se simulan N (10.000 o cualquier otro valor grande) cantidad de datos.
- ii. Construcción de la función de pérdidas multiplicando los datos encontrados por -1 y ordenándolos de menor a mayor.
- iii. Estimación del percentil deseado del VaR asociado al nivel de significancia escogido, y multiplicar por la desviación estándar y sumar la media.

De igual forma que en el método con normalidad, este también puede calcularse tanto de manera Estática como Condicional. Para ello, la versión estática utiliza la media y desviación de los retornos de la serie, como se muestra a continuación:

$$VaR_{(1-\alpha)} = \mu + \sigma \left(-q_{(1-\alpha)}(Z) \right) \text{ con } Z \sim N(0,1) \quad (8)$$

Mientras que la versión condicional utiliza los pronósticos de la media y desviación estándar.

$$VaR_{(1-\alpha)} = \mu_{t+1} + \sigma_{t+1} \left(-q_{(1-\alpha)}(Z) \right) \text{ con } Z \sim N(0,1) \quad (9)$$

Tabla 2. Ventajas y Desventajas de las diferentes metodologías de VaR utilizadas.

Método	Ventajas	Desventajas
Normal Estático y Condicional	• Precisión y simplicidad. • Mejorar la estimación del método bajo normalidad mediante cálculos más refinados del pronóstico de la media y la varianza, generalmente a través de modelos ARIMA para la media y GARCH para la varianza.	Subestima el riesgo en casos donde la distribución de pérdidas y ganancias presenta colas pesadas.
Histórico	Fácil implementación porque reduce el problema de la estimación del riesgo a un problema unidimensional y no exige la especificación paramétrica de una función teórica a priori.	Requiere que los datos escogidos reúnan toda la información relevante acerca de los factores de riesgo que afectan el valor del activo a analizar.
Montecarlo Estático y Condicional	Permite realizar la estimación con un número mayor a los datos que se tenían originalmente, lo que conlleva una mayor precisión en los cálculos.	• Altos costos computacionales en los que se incurre cuando los portafolios que se analizan están compuestos por un gran número de factores de riesgo. • Los resultados esperados en este caso dependerán del grado de precisión en la escogencia de la función teórica a priori.

Fuente: Elaboración propia con información tomada de (Uribe & Ulloa, La medición del riesgo en eventos extremos. Una revisión metodológica en contexto, 2012)

3.4.1.2. LIMITACIONES DEL VAR

A pesar de las bondades antes mencionadas del VaR como una medida de riesgo sencilla de calcular, de interpretación intuitiva y con diversas metodologías para su cálculo, el VaR presenta limitaciones generales que lo convierten en una medida de riesgo poco confiable y coherente.

De acuerdo a Uribe y Ulloa (2012) una medida de riesgo coherente es aquella que cumple con los siguientes axiomas:

Dado los valores X y Y^3 , los cuales son los valores futuros de dos posiciones riesgosas, una medida de riesgo $\rho(\cdot)$ es coherente si satisface que:

- i) $\rho(X + Y) \leq \rho(X) + \rho(Y)$ (sub-adictividad)
- ii) $t\rho(X) = \rho(tX)$ (homogeneidad positiva, con $t > 0$)
- iii) $\rho(X) \geq \rho(Y)$ si $X \geq Y$ (monotonidad)
- iv) $\rho(X + r) = \rho(X) + r$ (condición libre de riesgo o de invarianza translativa)

De los cuales, el VaR no cumple con la condición de sub-adictividad, la cual indica que el riesgo puede ser reducido por la diversificación. Es decir que, la carencia de esta propiedad conlleva a la formación de portafolios excesivamente riesgosos, los cuales, a su vez, pueden implicar resultados altamente costosos para los inversionistas financieros y la economía en su conjunto.

Adicional a esta falencia, el VaR también presenta poca información sobre las pérdidas extremas (valores en las colas) y creación de malas estructuras de incentivos debido al desconocimiento de la magnitud de las pérdidas que exceden las colas. Por tanto, la suma de estas falencias, hace del VaR un mal estimador del riesgo.

3.4.1.3. EXPECTED SHORTFALL (Pérdida Esperada en las Colas) o VaR Condicional

Debido a las falencias encontradas en el VaR, nace el Expected Shortfall (ES) como una alternativa teórica para la estimación del riesgo.

El Expected Shortfall (ES) indica cuánto se espera perder si un evento extremo ocurre, es decir, más allá del nivel de confianza del VaR, en las colas de la distribución. Su definición esta dada como el valor esperado de las pérdidas, L , en caso tal que estas sean superiores al VaR:

$$ES/CVaR = E[L|L > VaR] \quad (10)$$

Por esto, su cálculo dentro de cada método es muy similar, con variaciones que se explican a continuación:

i. Aproximación paramétrica

- Método CVaR con normalidad

Para el desarrollo de este método, se incluye la función de densidad normal estándar, representando la probabilidad de obtener determinado cuantil.

Para la estimación no condicional se utiliza:

$$CVaR_{(1-\alpha)} = \mu + \sigma \frac{\phi(\Phi^{-1}(1 - \alpha))}{\alpha} \quad (11)$$

α : nivel de significancia

³ Pueden ser entendidos como funciones de pérdidas esperadas de dos posiciones financieras.

Φ^{-1} : inversa generalizada de la distribución normal

ϕ : función de densidad normal estándar

μ : estimación de la media

σ : estimación de la desviación estándar

Para la estimación condicional, se reemplaza la media y la desviación de los retornos, por el pronóstico arrojado por los modelos ARMA y GARCH.

$$CVaR_{(1-\alpha),t+1} = \mu_{t+1} + \sigma_{t+1} \frac{\phi(\Phi^{-1}(1-\alpha))}{\alpha} \quad (12)$$

ii. Aproximación No paramétrica y semi paramétrica

- Método CVaR con Simulación Histórica y Montecarlo

Para el método de Simulación Histórica, se modifica el método de estimación del VaR, en que el CVaR se calcula como el promedio de las pérdidas históricas que se encuentran por encima del valor encontrado en cada cuantil (que es el que se reporta como VaR).

$$CVaR_{(1-\alpha)} = \frac{1}{\alpha} \int_{1-\alpha}^1 VaR_u(L) du, u \geq (1-\alpha) \quad (13)$$

Mientras que, para el método de Montecarlo, en vez de utilizar el cuantil obtenido por la simulación Montecarlo de valores con distribución normal estándar, se utiliza la media de la cola de dichos valores, siendo éste el valor que se multiplica por la desviación estándar y suma la media.

3.4.2. PRUEBAS DE BACKTESTING

Las pruebas de Backtesting o verificación, se refieren a las técnicas empleadas para determinar la precisión de una determinada aproximación al cálculo del Valor en Riesgo (VaR). Estas permiten a la empresa saber si la aproximación que está utilizando es buena y si el modelo tiene la cobertura deseada. Es decir, el modelo está sobrevalorando o subvaluando el riesgo.

Cuando el número de excepciones es menor que el nivel de confianza deseado, se estaría sobrestimando el riesgo o subestimando el VaR, y se estaría siendo muy conservador. Sin embargo, cuando la proporción de excepciones es mayor a la deseada se dice que se está subestimando el riesgo o sobrestimando el VaR.

En el primer caso, la empresa estaría teniendo una cobertura mayor a la deseada y estaría dejando de utilizar recursos y de generar utilidades sobre ellos; mientras que, en el segundo caso, la empresa no tendría los recursos necesarios para cubrir sus necesidades. Por lo tanto, se hace necesario encontrar las aproximaciones que tienen la cobertura igual al nivel de confianza deseado; es decir, que ofrezca el nivel de riesgo seleccionado por la empresa.

Seguendo a (Alonso & Chaves, 2013), los métodos más utilizados para determinar el comportamiento de diferentes formas de calcular el VaR son la prueba de Kupiec y de Christoffersen, al igual que el criterio de López que permite escoger entre diferentes aproximaciones para encontrar la mejor aproximación para estimar el VaR.

i. Proporción de excepciones y la prueba de Kupiec

La manera más intuitiva para comprobar la bondad de un modelo será comprobar cuál es la proporción en que se observa una pérdida superior a la predicción del modelo (superior al VaR). Dicha proporción debería ser en promedio, igual al nivel de significancia; es decir que, el modelo debe proveer cobertura deseada al momento de construir el VaR.

Para el cálculo de la proporción de excepciones $\hat{p}$ (evento en el que el rendimiento es menor al VaR) se debe hacer lo siguiente:

1. Tomando una muestra de datos(ventana) lo suficientemente grande, se calcula el VaR para el siguiente periodo (T+1), por medio del método que se quiera evaluar.⁴
2. Se compara el VaR estimado para el periodo T+1 estimado con el rendimiento realmente ocurrido en el periodo T+1. Si el rendimiento es inferior al VaR, entonces se cuenta ese evento como una excepción.
3. Se avanza un periodo, se mueve los datos y se regresa al paso uno.
4. Una vez se realiza los pasos 1, 2 y 3 a todos los datos, se calcula la proporción de excepciones $\hat{p}$ como:

$$\hat{p} = \frac{\text{\#de excepciones}}{H} \quad (14)$$

H: número total de predicciones (número de veces que se repiten los pasos 1 a 3).

Una vez calculada la proporción $\hat{p}$, se busca encontrar que tan lejos se encuentra de la cobertura deseada α . Entonces, con el fin de evaluar la hipótesis nula de que $p = \alpha$ se emplea el estadístico t de Kupiec (1995), cuya expresión es la siguiente:

$$t_U = \frac{\hat{p} - \alpha}{\sqrt{\hat{p}(1 - \hat{p})/H}} \quad (15)$$

$\hat{p}$: proporción de excepciones

H: número total de predicciones

α : cobertura deseada

Kupiec demostró que ese estadístico sigue una distribución t con $H - 1$ grados de libertad. De esta manera se rechazará la hipótesis nula si el valor absoluto de t_U es mayor que el t de la tabla (en valor absoluto).

Hipótesis nula: el VaR posee la cobertura deseada.

⁴ Se tiene en cuenta el acuerdo de Basilea II en el cual se recomienda trabajar con al menos 250 observaciones diarias (250 trading days).

ii. Prueba de Christoffersen

La prueba de Christoffersen consiste en observar si la aproximación para la estimación del VaR captura de manera precisa la distribución condicional de los retornos y sus propiedades dinámicas, por lo tanto, las excepciones son impredecibles.

Esta prueba consta de varios pasos:

1) Medición de cobertura condicional del modelo

Para esto se utiliza un estadístico de máxima verosimilitud que sigue una distribución Chi-cuadrado con 1 grado de libertad:

$$LR_{UC} = -2 \ln[(1 - \alpha)^{n-x} \alpha^x] + 2 \ln \left[\left(1 - \frac{x}{n}\right)^n \left(\frac{x}{n}\right)^x \right] \quad (16)$$

x : número de excepciones en la muestra

n : número de observaciones

α : proporción esperada teóricamente

2) Prueba de independencia del modelo

De igual manera, este estadístico sigue una distribución Chi-cuadrado con un grado de libertad

$$LR_{ind} = -2 \ln[(1 - \bar{\pi}_2)^{n_{00}+n_{11}}] + 2 \ln[(1 - \bar{\pi}_{01})^{n_{00}} \bar{\pi}_{01}^{n_{01}} (1 - \bar{\pi}_{11})^{n_{10}} \bar{\pi}_{11}^{n_{11}}] \quad (17)$$

n_{ij} : número de veces que el estado i -ésimo es seguido del estado j -ésimo, siendo cero el estado en el cual la pérdida del portafolio es menos que el VaR estimado, y 1 cuando el retorno actual es mayor que el VaR estimado

$$\bar{\pi}_{01} = \frac{n_{01}}{n_{00} + n_{01}}; \bar{\pi}_{11} = \frac{n_{11}}{n_{10} + n_{11}}; \bar{\pi}_{01} = \frac{n_{01} + n_{11}}{n_{00} + n_{10} + n_{01} + n_{11}} \quad (18)$$

3) Una vez realizadas las pruebas de cobertura e independencia, y con una distribución Chi-cuadrado con 2 grados de libertad, se calcula el siguiente estadístico:

$$LR_{CC} = LR_{UC} + LR_{ind} \quad (19)$$

iii. Comparación modelos alternativos para el cálculo del VaR (Criterio de López)

Algunos autores consideran métodos para tratar de determinar que modelos (o aproximaciones del VaR) permiten lograr una mejor cobertura (condicionada) del riesgo.

Estos métodos consideran tanto las excepciones (y su proporción) como el tamaño de las mismas (monto de la pérdida).

Si dos modelos presentan la misma proporción de excepciones estadísticamente igual, será necesario escoger cual es mejor; para esto, se debe tener en cuenta la magnitud de las pérdidas asociadas a cada modelo VaR.

$$C_t = \begin{cases} \text{Si } L_t > \text{VaR}_t, 1 + (L_t - \text{VaR}_t)^2 \\ \text{Si } L_t < \text{VaR}_t, 0 \end{cases} \quad (20)$$

C_t : Función de pérdidas, permite asignar un puntaje a cada observación dependiendo si en el periodo la pérdida ha excedido el VaR o no.

L_t : Valor de la pérdida real.

Luego de estimar los valores de la función de pérdidas para cada uno de los días de prueba, se procede a estimar un puntaje total tomando la sumatoria ($\sum_{t=1}^T C_t$) de todos esos valores. Por tanto, el modelo preferido será el que su sumatoria sea menor.

4. DATOS Y METODOLOGÍA PARA EL ANÁLISIS DE LA EXPOSICIÓN AL RIESGO CAMBIARIO

4.1. MODELACIÓN FACTORES DE RIESGO

Los factores de riesgo a analizar, para evaluar la exposición por riesgo cambiario a la que se enfrenta la compañía ISA, son las monedas latinoamericanas correspondientes a los principales países en los cuales posee filiales o subsidiarias, tales como: el peso colombiano (COP) y el peso chileno (CLP), el nuevo sol peruano (PEN) y el real brasileño (BRL), todas expresadas como moneda local por dólar americano. Los datos fueron obtenidos desde las páginas web de cada uno de los bancos centrales de cada país para el periodo comprendido desde el 1 de octubre de 2007 hasta el 29 de diciembre de 2017 con una frecuencia de datos diaria; y estos fueron analizados por medio de Matlab. Estas cuatro monedas latinoamericanas son, a su vez, las monedas en las que se presentan la mayor cantidad de ingresos de la compañía.

Teniendo en cuenta los aspectos característicos (hechos estilizados) de toda serie financiera, con el fin de obtener una serie estacionaria de cada una de las monedas latinoamericanas, cuyas características permitan modelarlas, y de esta forma poder evaluar el riesgo cambiario al cual se ve expuesta la empresa multilatina ISA, se realizó lo siguiente:

Tomando los datos de cierre del valor diario de cada moneda se realizan las gráficas correspondientes en las cuales se observa que las cuatro series no son estacionarias en media y presentan aleatoriedad. Por lo tanto, es necesario realizar pruebas de raíz unitaria como el Test de Dickey-Fuller Aumentado (ADF, por sus siglas en inglés) y el Test Kwiatkowski, Phillips, Schmidt, and Shin (KPSS) con el fin de corroborar la no estacionariedad de las series y si presentan tendencia determinística o estocástica.

El test ADF tiene como función evaluar si la serie es estacionaria o no. En esta prueba, la hipótesis nula (H_0) indica presencia de una raíz unitaria, es decir que la serie no es estacionaria; y la hipótesis alternativa (H_1) indica ausencia de una raíz unitaria, es decir que es estacionaria.

Gráfico 4. Pruebas ADF para las series de precios de las tasas de cambio USD/COP, USD/PEN, USD/CLP y USD/BRL, respectivamente.

<code>rnadf =</code> <u><code>logical</code></u> <code>0</code> <code>pValue =</code> <code>0.8967</code>	<code>rnadf =</code> <u><code>logical</code></u> <code>0</code> <code>pValue =</code> <code>0.7411</code>	<code>rnadf =</code> <u><code>logical</code></u> <code>0</code> <code>pValue =</code> <code>0.7861</code>	<code>rnadf =</code> <u><code>logical</code></u> <code>0</code> <code>pValue =</code> <code>0.8904</code>
---	---	---	---

Fuente: Elaboración propia.

A partir de la prueba ADF observada en el Gráfico 4, se concluye que las series presentan raíz unitaria debido a que en todas se obtuvo como resultado $\text{rnadf}(h) = 0^5$, lo cual indica que la hipótesis nula es aceptada. Igualmente, se presentan los pValue de 0.8967, 0.7411, 0.7861 y 0.8904, respectivamente, lo cual es mayor al nivel de significancia por defecto del 5%. Por tanto, las series no son estacionarias y se hace necesario realizar una diferenciación, pues bajo esta característica, las series financieras no pueden ser modeladas.

De igual manera, como se menciona anteriormente, se realiza la prueba KPSS, cuya función es evaluar si las series son estacionarias en tendencia. En esta prueba, la hipótesis nula (H_0) indica estacionariedad (en tendencia), es decir que las series tienen una tendencia determinística; y la hipótesis alternativa (H_1) indica presencia de una raíz unitaria, es decir que no son estacionaria en tendencia determinística, y que se trata de una “tendencia estocástica”.

Gráfico 5. Prueba KPSS para las series de precios de las tasas de cambio USD/COP, USD/PEN, USD/CLP y USD/BRL, respectivamente.

rnkpss = <u>logical</u> 1 pValue = 0.0100	rnkpss = <u>logical</u> 1 pValue = 0.0100	rnkpss = <u>logical</u> 1 pValue = 0.0100	rnkpss = <u>logical</u> 1 pValue = 0.0100
---	---	---	---

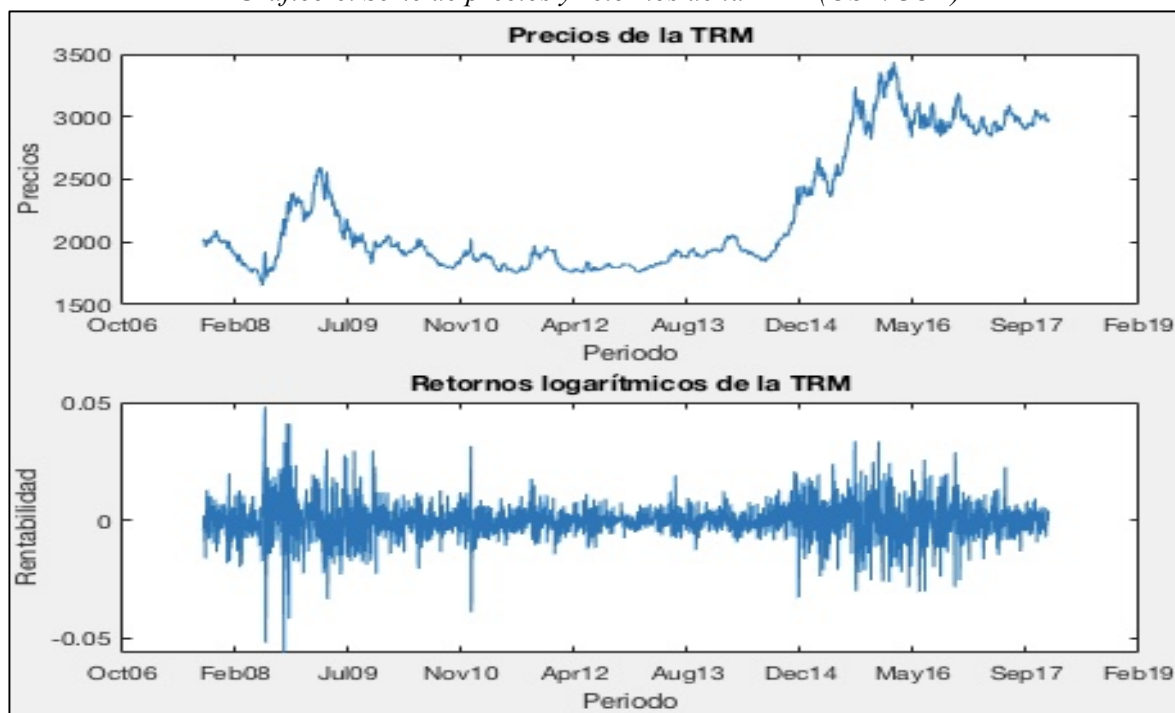
Fuente: Elaboración propia.

A partir de la prueba KPSS observada en el Gráfico 5, se concluye que las series no son estacionarias en tendencia, dado que se obtuvo $\text{rnkpss}(h) = 1$ y un P Value de 0,01 (para todas) menor al nivel de significancia por defecto del 5%, por lo tanto, se rechaza la hipótesis nula del test, que plantea que las series presentan tendencia determinística, y se acepta la hipótesis alternativa, que plantea que las series tienen una tendencia estocástica.

Con este resultado, se determina que el proceso generador de los datos de los precios es integrado de orden uno, por lo cual, la diferenciación que debe aplicarse a las series debe ser de retornos logarítmicos, puesto que ésta elimina la tendencia estocástica de las mismas, para convertirlas en estacionarias. Este proceso consiste en calcular el logaritmo natural de la razón del precio actual respecto al del período anterior, representando la variación de precios. En los siguientes gráficos, se puede observar el comportamiento de cierre del valor diario de cada moneda y sus respectivos retornos:

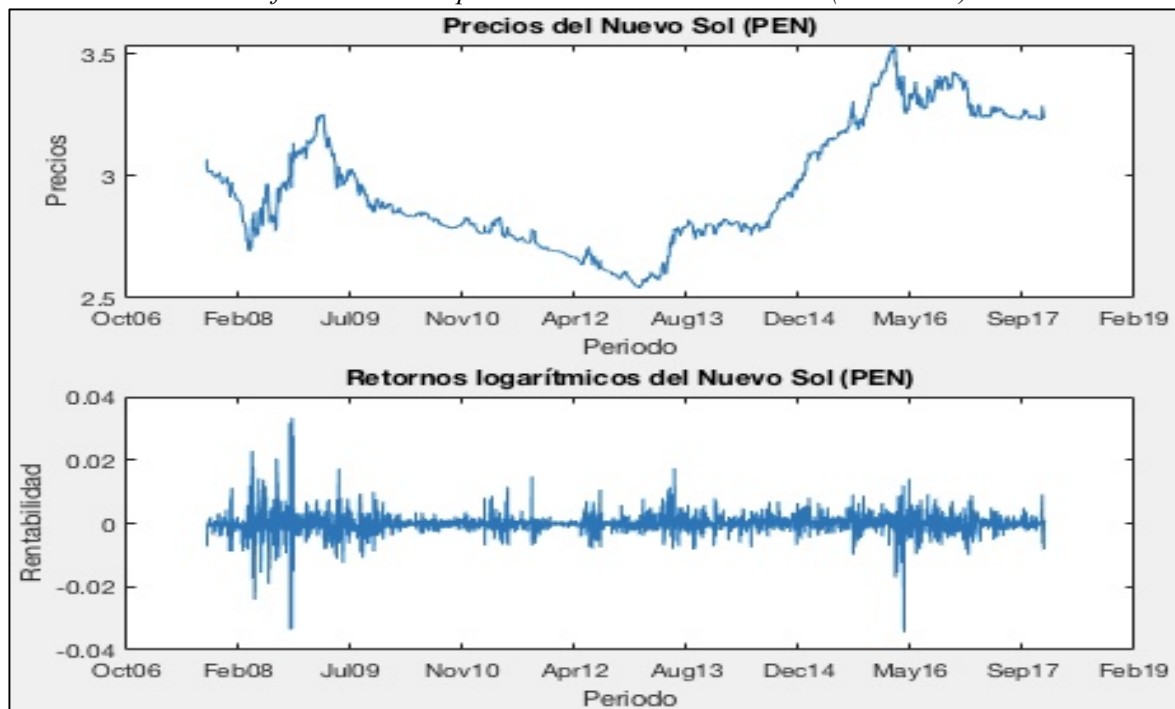
⁵ En MatLab, $h=0$ indica que se acepta la hipótesis nula, $h=1$ indica que se rechaza la hipótesis nula.

Gráfico 6. Serie de precios y retornos de la TRM (USD/COP)



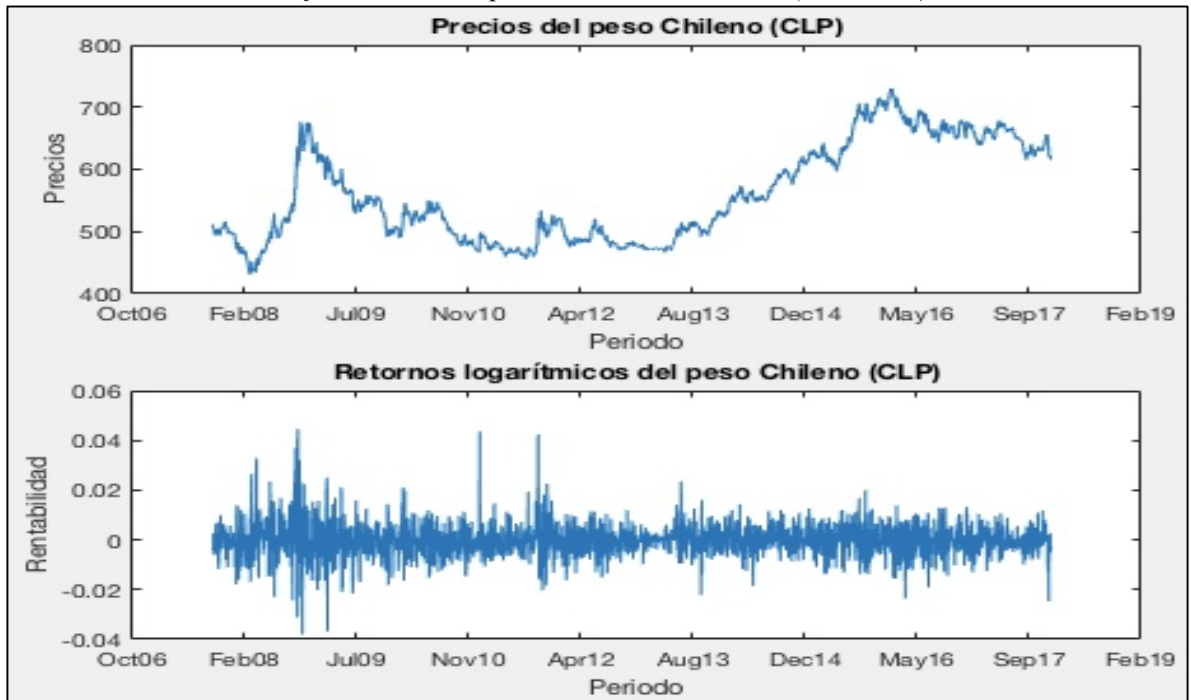
Fuente: Elaboración propia con datos tomados del Banco de la República (Banrep). Software MATLAB

Gráfico 7. Serie de precios del Nuevo Sol Peruano (USD/PEN)



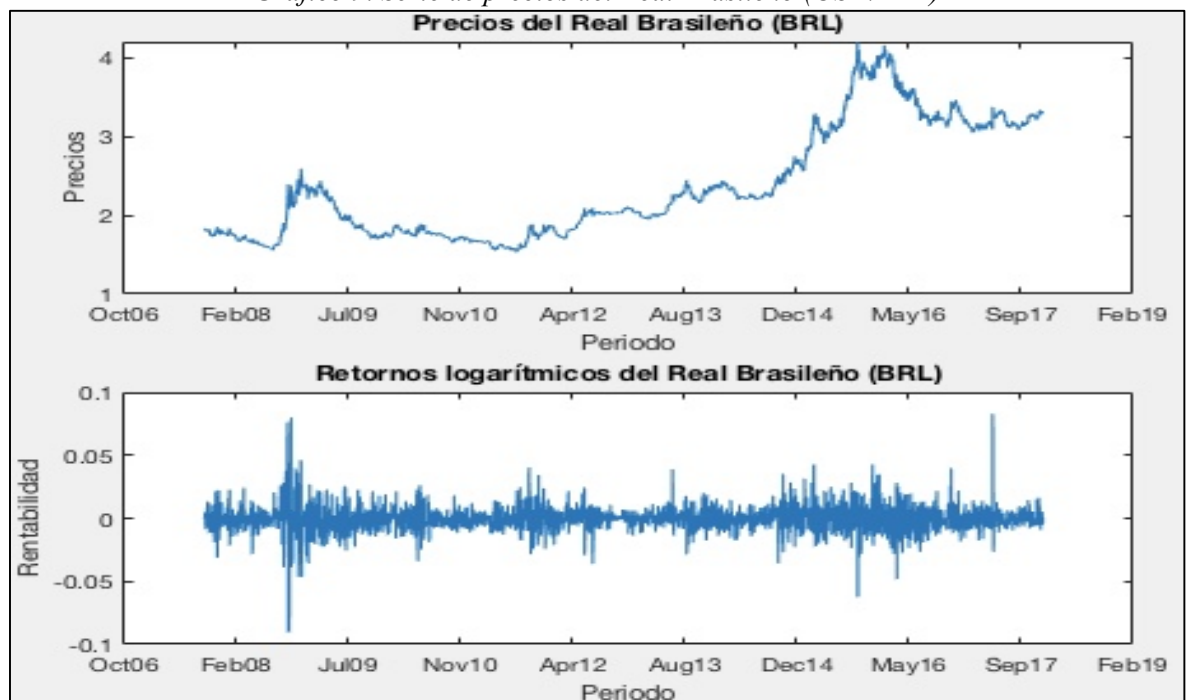
Fuente: Elaboración propia con datos tomados del Banco Central de Reserva del Perú (BCRP). Software MATLAB

Gráfico 8. Serie de precios del Peso Chileno (USD/CLP)



Fuente: Elaboración propia con datos tomados del Banco Central de Chile (Bcentral). Software MATLAB

Gráfico 9. Serie de precios del Real Brasileño (USD/BRL)



Fuente: Elaboración propia con datos tomados del Banco Central do Brasil (Bcb). Software MATLAB

La mayor característica observada en los gráficos de los retornos, es que la volatilidad de los mismos no es constante. Esta característica hace referencia al tercer hecho estilizado (mencionado anteriormente) presente en una serie financiera en el que se indica que la volatilidad busca agruparse

o presentar “clústers”, puesto que la presencia de episodios de gran volatilidad tiende a estar seguida de periodos de baja volatilidad y viceversa.

A partir de la información anterior se obtienen los siguientes estadísticos de las distribuciones de los retornos logarítmicos de cada una de las series:

Tabla 3. Estadísticas descriptivas de los retornos de las series de tiempo

	USD/COP	USD/PEN	USD/CLP	USD/BRL
Media	0,000147	0,000021	0,000070	0,000225
Máximo	0,048047	0,033336	0,044586	0,082915
Mínimo	-0,056219	-0,034360	-0,037992	-0,090187
Desviación Estándar	0,007778	0,003539	0,006574	0,010269
Sesgo	-0,083103	-0,042159	0,471122	0,171293
Curtosis	5,382744	20,436518	5,263585	11,286158
Jarque-Bera	3203,46	46133,85	3158,35	14082,85
N° Observaciones	2651	2651	2651	2651

Fuente: Elaboración propia.

Como era de esperarse, los estadísticos refuerzan la no-normalidad de los retornos. El sesgo negativo en dos de las series indica una presencia de asimetría hacia la izquierda, mientras que el sesgo positivo en las series del peso chileno y el real brasileño indica una asimetría hacia la derecha. De igual manera, el exceso de curtosis (mayor a 3, que corresponde a una distribución normal) demuestra que las distribuciones son leptocúrticas.

Lo anterior es respaldado al aplicar la prueba Jarque Bera, por medio de la cual se verifica si efectivamente las distribuciones se ajustan o no a la normal bajo un nivel de confianza determinado. En esta prueba, la hipótesis nula (H_0) consiste en que la distribución se ajusta a la distribución normal. De lo contrario, se rechaza esta hipótesis (H_1), y la distribución no se podría considerar normal.

Gráfico 10. Prueba Jarque-Bera para las series de los retornos de las tasas de cambio USD/COP, USD/PEN, USD/CLP y USD/BRL.

h = 1 p = 1.0000e-03 jbstat = 3.2035e+03	h = 1 p = 1.0000e-03 jbstat = 4.6134e+04	h = 1 p = 1.0000e-03 jbstat = 3.1584e+03	h = 1 p = 1.0000e-03 jbstat = 1.4083e+04
---	---	---	---

Fuente: Elaboración propia.

Como se puede observar en el Gráfico 10, para las cuatro series de precios se obtuvo $h=1$ bajo un nivel de significancia del 5%, lo que significa que se rechaza la hipótesis nula que indica que los datos se comportan como una distribución normal.

De igual manera, para corroborar que se corrige la presencia de una raíz unitaria y de esta forma la no estacionariedad de la serie, se vuelve a realizar la prueba ADF, pero en esta ocasión a los retornos de la serie. De lo anterior se obtuvo como resultado $rladf(h) = 1$, lo cual indica que la hipótesis nula es rechazada y que la distribución es estacionaria en media, por lo tanto, no es necesario volver a realizar una diferenciación y las series de los retornos logarítmicos de las tasas de cambio USD/COP, USD/PEN, USD/CLP y USD/BRL pueden ser modeladas en media mediante modelos ARMA.

Gráfico 11. Pruebas ADF para las series de los retornos de las tasas de cambio USD/COP, USD/PEN, USD/CLP y USD/BRL, respectivamente.

<code>rLadf =</code> <u>logical</u> 1 <code>pValue =</code> 1.0000e-03	<code>rLadf =</code> <u>logical</u> 1 <code>pValue =</code> 1.0000e-03	<code>rLadf =</code> <u>logical</u> 1 <code>pValue =</code> 1.0000e-03	<code>rLadf =</code> <u>logical</u> 1 <code>pValue =</code> 1.0000e-03
--	--	--	--

Fuente: Elaboración propia.

Gráfico 12. Pruebas KPSS para las series de los retornos de las tasas de cambio USD/COP, USD/PEN, USD/CLP y USD/BRL, respectivamente.

<code>rlkpss =</code> <u>logical</u> 0 <code>pValue =</code> 0.1000	<code>rlkpss =</code> <u>logical</u> 0 <code>pValue =</code> 0.1000	<code>rlkpss =</code> <u>logical</u> 0 <code>pValue =</code> 0.1000	<code>rlkpss =</code> <u>logical</u> 0 <code>pValue =</code> 0.1000
---	---	---	---

Fuente: Elaboración propia.

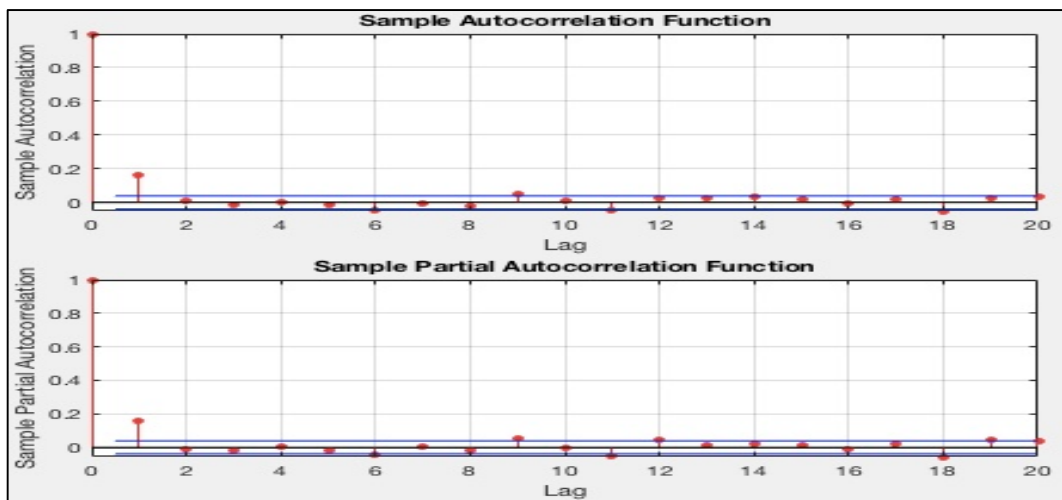
Para identificar el modelo que se ajusta a la serie de retornos analizada, se verifican las funciones de auto correlación (ACF) y auto correlación parcial (PACF) entre los datos. De acuerdo al comportamiento de dichas correlaciones, se puede identificar qué proceso aplicar entre un proceso auto regresivo (AR), un proceso de media móvil (MA) o un proceso que combina los dos anteriores (ARMA).

Para un proceso auto regresivo (AR), los datos se desvanecen gradualmente en la gráfica ACF, pero se cortan después de unos cuantos rezagos en la gráfica PACF. Para un proceso de media móvil (MA), los datos se cortan después de unos cuantos rezagos en la gráfica ACF, pero se desvanecen

gradualmente en la gráfica PACF. Si los datos se desvanecen gradualmente tanto en la gráfica ACF como en la gráfica PACF, se considera un proceso ARMA.

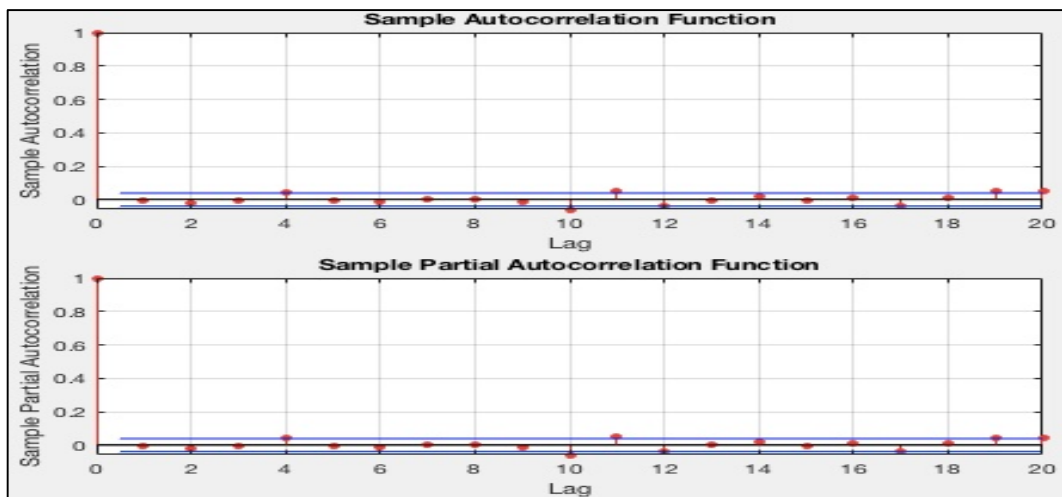
De esta manera, al graficar la función ACF para las cuatro series, se observó que siguen un comportamiento infinito (sinusoidal), por lo que se descarta que sean un proceso exclusivamente MA (q). Adicionalmente, para la gráfica PACF, los rezagos presentan exactamente el mismo comportamiento que para la ACF, concluyendo que tampoco es un proceso exclusivamente AR (p). Por lo tanto, el proceso que siguen las series de retornos es un proceso ARMA (p, q).

Gráfico 13. Función de auto correlación (ACF) y auto correlación parcial (PACF) de los retornos de la TRM.



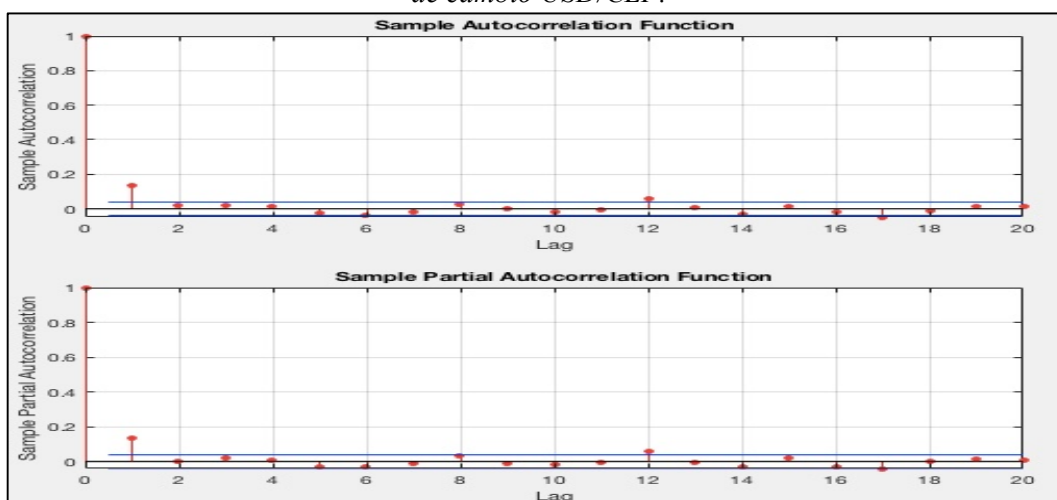
Fuente: Elaboración propia.

Gráfico 14. Función de auto correlación (ACF) y auto correlación parcial (PACF) de los retornos de la tasa de cambio USD/PEN.



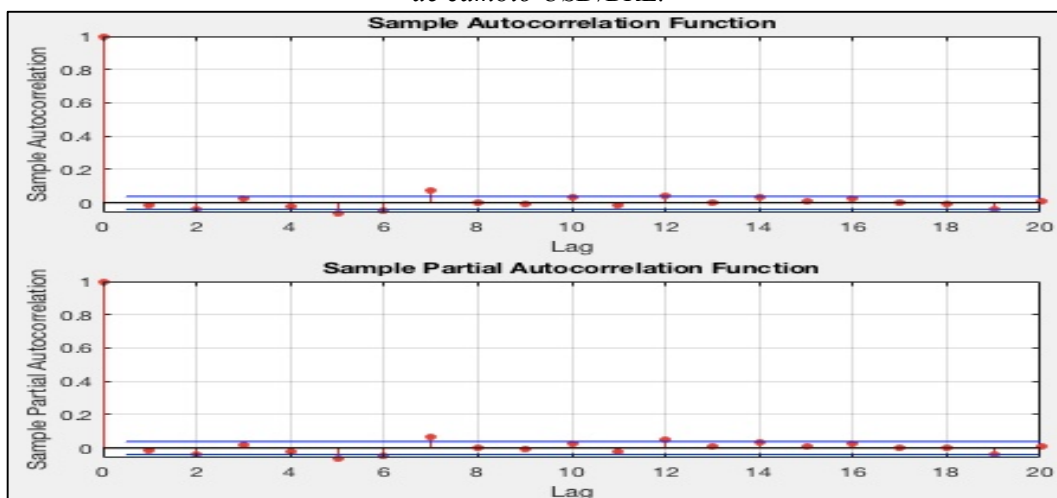
Fuente: Elaboración propia.

Gráfico 15. Función de auto correlación (ACF) y auto correlación parcial (PACF) de los retornos de la tasa de cambio USD/CLP.



Fuente: Elaboración propia.

Gráfico 16. Función de auto correlación (ACF) y auto correlación parcial (PACF) de los retornos de la tasa de cambio USD/BRL.

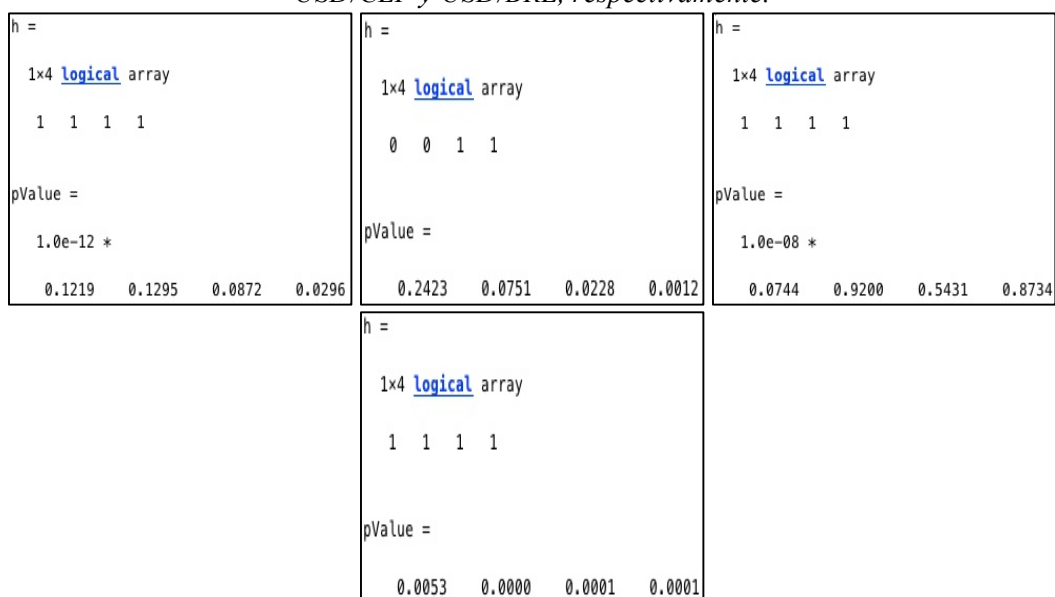


Fuente: Elaboración propia.

La conclusión anterior, que surge de análisis visual, se confirma por medio de la prueba Ljung-Box, para analizar correlaciones en retornos. En esta prueba, la hipótesis nula (H_0) indica que no hay auto correlación en los retornos para cada rezago evaluado. De lo contrario, se rechaza esta hipótesis (H_1), mostrando que si hay auto correlación en los retornos. A partir de esta prueba, se concluye que, si existe auto correlación en los retornos hasta el rezago 20, dado que se obtuvo $h=1$ en tres⁶ de las series de retornos, lo que indica que se rechaza la hipótesis nula de no auto correlación en los retornos.

⁶ Para la serie de retornos de la tasa de cambio del nuevo sol peruano (USD/PEN) se obtuvo correlación, pero a partir del rezago 15, hasta el rezago 10 no presenta correlación.

Gráfico 17. Prueba Ljung-Box de los retornos logarítmicos de las tasas de cambio USD/COP, USD/PEN, USD/CLP y USD/BRL, respectivamente.



Fuente: Elaboración propia.

De esta manera, los órdenes de generación del proceso p y q no son claros a partir del análisis de las correlaciones, por lo cual se deben probar diferentes combinaciones de modelos con distintos órdenes, para escoger el que mejor se ajuste. La prueba Ljung-Box anterior muestra correlación en todos los rezagos evaluados, pero se determina que el p y q máximos que se van a probar para cada una de las series de los retornos son 9x9 para la TRM, 11x11 para el nuevo sol peruano, 12x12 para el peso chileno y 7x7 para el real brasileño, esto teniendo en cuenta el segundo rezago que visualmente se sale de los niveles de significancia.

Una vez probados los p y q máximos para cada una de las series, se utiliza la prueba de comparación LogL y el criterio de información AICBIC para escoger el modelo que mejor se ajuste a cada una de las series.

La prueba de comparación LogL, optimiza los valores de la función objetivo *loglikelihood* (razón de verosimilitud) asociados con varios ajustes del modelo, especificados como escalares o vectores.

Tanto el criterio AIC como el BIC, son estadísticos de ajuste del modelo que consideran la bondad de ajuste y la parsimonia. Sin embargo, el AIC proporciona una medida de la calidad del modelo, obtenida simulando la situación en la que se prueba el modelo en un conjunto de datos diferente. Según la teoría, el modelo más preciso tiene el AIC más pequeño. Mientras tanto, el BIC utiliza el valor óptimo de la función *loglikelihood* y castiga los modelos más complejos, es decir, con mayores rezagos y que consumen más grados de libertad. La penalización realizada por BIC es una función de tamaño de muestra, y por lo tanto es más severa que la AIC. Cuando se comparan valores BIC para modelos múltiples, los valores menores del criterio son los mejores. Este criterio, se calcula para cada modelo. El número de parámetros de cada modelo es $p + q + 1$ (para los coeficientes AR y MA, respectivamente, y una constante).

Gráfico 18. Criterio de información AIC para escoger el mejor modelo para modelar las tasas de cambio USD/COP, USD/PEN, USD/CLP y USD/BRL, respectivamente.

minAIC = -1.8318e+04 bestP = 9 bestQ = 9	minAIC = -2.2414e+04 bestP = 10 bestQ = 6	minAIC = -1.9183e+04 bestP = 12 bestQ = 11	minAIC = -1.6775e+04 bestP = 6 bestQ = 7
---	--	---	---

Fuente: Elaboración propia.

Gráfico 19. Criterio de información BIC para escoger el mejor modelo para modelar las tasas de cambio USD/COP, USD/PEN, USD/CLP y USD/BRL, respectivamente.

minBIC = -1.8272e+04 bestP = 1 bestQ = 1	minBIC = -2.2378e+04 bestP = 1 bestQ = 1	minBIC = -1.9142e+04 bestP = 1 bestQ = 1	minBIC = -1.6733e+04 bestP = 1 bestQ = 1
---	---	---	---

Fuente: Elaboración propia.

Teniendo en cuenta el criterio de información bayesiano (BIC), el menor valor arrojado (para cada una de las series de retornos) se encuentra en la posición (1,1) lo que corresponde a un $p=1$ y un $q=1$, es decir, un modelo ARMA (1,1). El cual, a su vez, es el modelo que consume menores grados de libertad. Sin embargo, al revisar el modelo por medio de pruebas de bondad, en donde se verifica que no haya auto correlación entre los residuales, errores del modelo respecto los valores reales, se observa que este modelo no se ajusta a la perfección. Por lo tanto, se tiene en cuenta también el criterio de información AIC y de esta manera se escogen los modelos ARMA (9,2), ARMA (10,1), ARMA (12,1) Y ARMA (6,1), para la TRM, el nuevo sol peruano (PEN), el peso chileno (CLP) y el real brasileño (BRL), respectivamente.

La validación de cada uno de los modelos puede observarse en los Anexos B y C, respectivamente, en donde se presentan las gráficas de las funciones ACF y PACF de cada una de las series, aplicadas a los residuales del modelo en media, en las cuales se observa que todos los rezagos se encuentran dentro de los límites de significancia y por medio de la prueba Ljung-Box, igualmente realizada a cada una de las series, se obtuvo como resultado $h=0$ hasta el rezago 20, por lo cual se acepta la hipótesis nula (H_0), es decir que, no hay auto correlación entre los residuales y estos siguen un proceso ruido blanco. Así, cada uno de los modelos se ajustan perfectamente.

Una vez modelada la media se prosigue a modelar la varianza. Como se mencionó anteriormente, al observar los gráficos de los retornos de cada una de las series, la característica que destaca en cada uno es “volatilidad no constante y agrupada”, lo cual implica una varianza cambiante en el tiempo y por tanto es necesario utilizar modelos que presenten heteroscedasticidad como el modelo GARCH,

el cual, a su vez, incorpora un componente de error en la varianza, permitiendo observar los choques que pueden ocurrir.

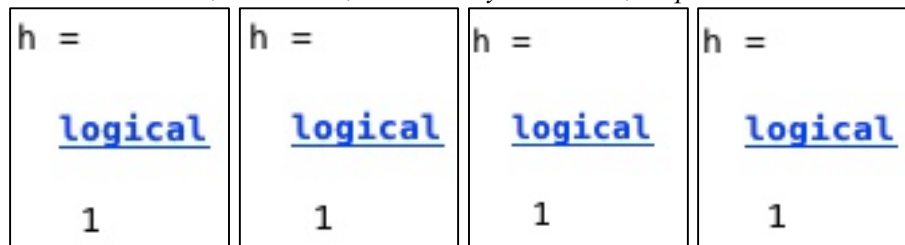
De esta manera, nuevamente se realizan pruebas de Heteroscedasticidad como las funciones ACF y PACF y la prueba Ljung-Box (ver Anexos D y E) aplicadas a los residuales al cuadrado, ya que estos toman como aproximación a la varianza del modelo en media.

Por medio de las gráficas ACF y PACF, se puede observar que, en el primero, los rezagos se encuentran por fuera de los niveles de significancia. Mientras que, para el segundo, hay desvanecimiento en el tiempo, lo cual implica que el modelo tiene problemas de Heteroscedasticidad.

De igual manera, al realizar la prueba Ljung-Box hasta el rezago 20, se corrobora que existe heteroscedasticidad ya que en esta prueba se tiene como H_0 = Homoscedasticidad, que significa que la varianza es constante, y como H_1 = Heteroscedasticidad; y como resultado se obtuvo $h=1$ para todos los rezagos en cada una de las series. Por tanto, se corrobora la Heteroscedasticidad en las series.

Por último, se realiza el test ARCH para detectar efectos ARCH significativos, el cual dio positivo.

Gráfico 20. Prueba para detectar efectos ARCH en el modelo en media de las series de tasas de cambio USD/COP, USD/PEN, USD/CLP y USD/BRL, respectivamente.



Fuente: Elaboración propia.

Una vez corroborado la heteroscedasticidad en las series, se prosigue a definir el modelo. En este caso se plantea un modelo GARCH (1,1) dado que en la práctica se ha observado que éste soluciona los problemas de heteroscedasticidad. En este modelo se asume que los residuales del modelo se comportan como una distribución t-Student dado que, esta distribución describe mejor los hechos estilizados presentes en las series financieras.

Por último, se realiza el pronóstico de la media y la varianza⁷ mediante los modelos antes mencionados, de esta manera se obtienen la media y la varianza de largo plazo para cada una de las series modeladas.

Tabla 4. Media y Varianza de largo plazo para cada una de las tasas de cambio.

	TRM	PEN	CLP	BRL
MEDIA	1,16E-03	-6,31E-04	-7,40E-04	5,94E-05
VARIANZA	4,96E-03	3,55E-03	6,50E-03	1,02E-02

Fuente: Elaboración propia.

⁷ Para el propósito de modelar la varianza, se puede asumir normalidad incluso si no es un supuesto correcto.

5. RESULTADOS Y ANÁLISIS

Para el cierre del año 2017, la utilidad neta de ISA ascendió a \$1.437.936 millones, lo cual representa un 44,5% más que el mismo período del año anterior, y se explica por los menores costos y gastos de operación en Colombia. Sin embargo, los ingresos operacionales de la compañía se vieron afectados en una disminución del 7,6% menos que el 4T 2016 por la revaluación de las tasas promedio del peso colombiano frente el dólar y la devaluación del peso colombiano frente al real brasileño y el peso chileno, dado que, los ingresos de la compañía están compuestos de la siguiente manera: Brasil 33,72%, Colombia 25,53%, Perú 21,18% y Chile 17,86%. El impacto negativo se vio reflejado en \$65.495 millones.

Por lo anterior, evidenciando que los ingresos de la compañía se ven afectados por los factores de riesgo ya modelados, y una vez pronosticadas las medias y varianzas correspondientes, se procede al cálculo del VaR y el Expected Shortfall (o CVaR), de cada uno de los factores de riesgo por cada uno de los métodos de VaR antes explicados:

- Método 1: VaR con normalidad

Como se menciona anteriormente, en el Método de Normalidad Estático (o No Condicional), no se consideran los pronósticos realizados, sino tan solo la media y desviación estándar de los retornos de la serie como se puede observar en el Gráfico 21, el cual muestra las estimaciones de media y desviación estándar por cada una de las series a través de Matlab.

Gráfico 21. Estimación de la media y la desviación estándar para cada una de las series de tasas de cambio USD/COP, USD/PEN, USD/CLP y USD/BRL, respectivamente.

miu = 1.4658e-04	miu = 2.0699e-05	miu = 6.9845e-05	miu = 2.2501e-04
sigma = 0.0078	sigma = 0.0035	sigma = 0.0066	sigma = 0.0103

Fuente: Elaboración propia.

A diferencia del método anterior, en el Método de Normalidad Condicional si se tienen en cuenta los cálculos obtenidos de la media y la varianza por medio de los modelos ARMA y GARCH, por cada una de las tasas de cambio respectivamente. De esta manera se obtiene una mejor estimación del VaR, que el obtenido a través del método de normalidad estático.

Los cálculos obtenidos en cuanto a media y varianza se pueden observar en el Gráfico 22.

Gráfico 22. Estimación de la media y la desviación estándar para cada una de las series de tasas de cambio USD/COP, USD/PEN, USD/CLP y USD/BRL, respectivamente. Método VaR Normal Condicional

miut1 = 0.0012 sigmat1 = 0.0050	miut1 = -6.3111e-04 sigmat1 = 0.0036	miut1 = -7.3966e-04 sigmat1 = 0.0065	miut1 = 5.9376e-05 sigmat1 = 0.0102
--	---	---	--

Fuente: Elaboración propia.

- Método 2: VaR con Simulación Histórica

Como se menciona anteriormente, por medio de este método no se hace ningún supuesto sobre la distribución de los retornos dejando que sean los datos los que muestren que distribución siguen. Lo que conlleva a necesitar una buena cantidad de datos que recojan la información del mercado, en términos de sus factores de riesgo.

En este método, se toman los retornos de la serie de tiempo, se construye la función de pérdidas multiplicando los retornos por -1 y ordenándolos de menor a mayor, para obtener un listado ordenado de retornos en donde las pérdidas son los valores positivos y se encuentran al final. Por último, el VaR es igual al percentil $(1 - \alpha)$ de dicha función. Como se puede observar, este método no depende de la media ni de la desviación estándar de la función de retornos porque se espera que los datos escogidos reúnan toda la información relevante acerca de los factores de riesgo al que se ve expuesto la serie de tiempo, y se parte del supuesto de que la historia es un buen indicador del futuro.

- Método 3: VaR Simulación Montecarlo

De igual manera, como se mencionó, este método busca simular valores aleatorios que siguen un comportamiento de una distribución de probabilidad específica.

Este método, puede calcularse tanto de manera Estática como Condicional. Y, de igual forma que en el método con normalidad, la versión estática utiliza la media y desviación de los retornos de la serie, mientras que la condicional utiliza los pronósticos de la media y desviación estándar.

Los resultados obtenidos por medio de MatLab⁸, para el cada uno de los métodos VaR para las diferentes series de tasas de cambio a los diferentes niveles de significancia, son:

Tabla 5. Cálculo del VaR por cada uno de los factores de riesgo.

TRM

Método	VaR90	VaR95	VaR99	CVaR90	CVaR95	CVaR99
Normal Estático	1,01145%	1,29402%	1,82409%	1,37968%	1,61903%	2,08766%
Normal Condicional	0,75080%	0,93088%	1,26869%	0,98547%	1,13801%	1,43666%
Histórico	0,79081%	1,17720%	2,12277%	1,38318%	1,81339%	2,96915%
Montecarlo Estático	1,00483%	1,30262%	1,81508%	1,37079%	1,60339%	2,03268%
Montecarlo Condicional	0,74659%	0,93636%	1,26295%	0,97981%	1,12804%	1,40162%

⁸ El código a través el cual se realizó la modelación de las tasas de cambio y se obtuvieron los resultados en Matlab puede verse como anexo a este documento.

PEN

Método	VaR90	VaR95	VaR99	CVaR90	CVaR95	CVaR99
Normal Estático	0,45566%	0,58424%	0,82545%	0,62322%	0,73214%	0,94539%
Normal Condicional	0,39192%	0,52092%	0,76289%	0,56002%	0,66928%	0,88321%
Histórico	0,31235%	0,47575%	0,89519%	0,60291%	0,81985%	1,50578%
Montecarlo Estático	0,45416%	0,59321%	0,86136%	0,63366%	0,75042%	0,98516%
Montecarlo Condicional	0,39042%	0,52991%	0,79891%	0,57049%	0,68762%	0,92311%

CLP

Método	VaR90	VaR95	VaR99	CVaR90	CVaR95	CVaR99
Normal Estático	0,84950%	1,08835%	1,53637%	1,16075%	1,36306%	1,75915%
Normal Condicional	0,75964%	0,99596%	1,43925%	1,06759%	1,26776%	1,65967%
Histórico	0,72422%	1,01056%	1,63566%	1,13064%	1,42577%	2,14686%
Montecarlo Estático	0,85393%	1,06820%	1,50573%	1,14110%	1,33516%	1,71763%
Montecarlo Condicional	0,76402%	0,97602%	1,40893%	1,04816%	1,24016%	1,61858%

BRL

Método	VaR90	VaR95	VaR99	CVaR90	CVaR95	CVaR99
Normal Estático	1,33859%	1,71168%	2,41154%	1,82478%	2,14080%	2,75954%
Normal Condicional	1,31739%	1,68917%	2,38656%	1,80187%	2,11678%	2,73334%
Histórico	1,01110%	1,43206%	2,72835%	1,73395%	2,26978%	3,86483%
Montecarlo Estático	1,35528%	1,72321%	2,39084%	1,83046%	2,13900%	2,77597%
Montecarlo Condicional	1,33402%	1,70066%	2,36594%	1,80753%	2,11498%	2,74971%

Fuente: Elaboración propia.

Arrojando un total de 15 VaR y 15 CVaR para cada una de las Tasas de Cambio modeladas.

Para determinar que VaR y ES (CVaR) es más adecuado para ser usado en el ejercicio, se procedió a realizar un Backtest:

Gráfico 23. Backtesting del VaR de la TRM.

PortfolioID	VaRID	VaRLevel	ObservedLevel	Observations	Failures	Expected	Ratio	FirstFailure
"TRM, 2009-2017"	"Normal Estático 90"	0.9	0.93568	2332	150	233.2	0.64322	53
"TRM, 2009-2017"	"Normal Estático 95"	0.95	0.96226	2332	88	116.6	0.75472	53
"TRM, 2009-2017"	"Normal Estático 99"	0.99	0.98971	2332	24	23.32	1.0292	66
"TRM, 2009-2017"	"Normal Condicional 90"	0.9	0.55532	2332	1037	233.2	4.4468	2
"TRM, 2009-2017"	"Normal Condicional 95"	0.95	0.55617	2332	1035	116.6	8.8765	2
"TRM, 2009-2017"	"Normal Condicional 99"	0.99	0.55703	2332	1033	23.32	44.297	2
"TRM, 2009-2017"	"Histórico90"	0.9	0.90995	2332	210	233.2	0.90051	4
"TRM, 2009-2017"	"Histórico95"	0.95	0.94983	2332	117	116.6	1.0034	53
"TRM, 2009-2017"	"Histórico99"	0.99	0.98885	2332	26	23.32	1.1149	218
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Estático 90"	0.9	0.93225	2332	158	233.2	0.67753	53
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Estático 95"	0.95	0.96141	2332	90	116.6	0.77187	53
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Estático 99"	0.99	0.99014	2332	23	23.32	0.98628	66
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Condicional 90"	0.9	0.55532	2332	1037	233.2	4.4468	2
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Condicional 95"	0.95	0.55617	2332	1035	116.6	8.8765	2
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Condicional 99"	0.99	0.55703	2332	1033	23.32	44.297	2

Fuente: Elaboración propia.

Gráfico 24. Backtesting del VaR de la tasa de cambio USD/PEN.

PortfolioID	VaRID	VaRLevel	ObservedLevel	Observations	Failures	Expected	Ratio	FirstFailure
"TRM, 2009-2017"	"Normal Estático 90"	0.9	0.94082	2332	138	233.2	0.59177	84
"TRM, 2009-2017"	"Normal Estático 95"	0.95	0.96398	2332	84	116.6	0.72041	106
"TRM, 2009-2017"	"Normal Estático 99"	0.99	0.98413	2332	37	23.32	1.5866	204
"TRM, 2009-2017"	"Normal Condicional 90"	0.9	0.81346	2332	435	233.2	1.8654	47
"TRM, 2009-2017"	"Normal Condicional 95"	0.95	0.86192	2332	322	116.6	2.7616	48
"TRM, 2009-2017"	"Normal Condicional 99"	0.99	0.92024	2332	186	23.32	7.976	49
"TRM, 2009-2017"	"Histórico90"	0.9	0.90823	2332	214	233.2	0.91767	48
"TRM, 2009-2017"	"Histórico95"	0.95	0.95326	2332	109	116.6	0.93482	83
"TRM, 2009-2017"	"Histórico99"	0.99	0.98842	2332	27	23.32	1.1578	553
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Estático 90"	0.9	0.94082	2332	138	233.2	0.59177	84
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Estático 95"	0.95	0.96355	2332	85	116.6	0.72899	106
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Estático 99"	0.99	0.98585	2332	33	23.32	1.4151	553
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Condicional 90"	0.9	0.81346	2332	435	233.2	1.8654	47
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Condicional 95"	0.95	0.86192	2332	322	116.6	2.7616	48
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Condicional 99"	0.99	0.92281	2332	180	23.32	7.7187	83

Fuente: Elaboración propia.

Gráfico 25. Backtesting del VaR de la tasa de cambio USD/CLP.

PortfolioID	VaRID	VaRLevel	ObservedLevel	Observations	Failures	Expected	Ratio	FirstFailure
"TRM, 2009-2017"	"Normal Estático 90"	0.9	0.92281	2332	180	233.2	0.77187	4
"TRM, 2009-2017"	"Normal Estático 95"	0.95	0.95926	2332	95	116.6	0.81475	7
"TRM, 2009-2017"	"Normal Estático 99"	0.99	0.98971	2332	24	23.32	1.0292	39
"TRM, 2009-2017"	"Normal Condicional 90"	0.9	0.50214	2332	1161	233.2	4.9786	4
"TRM, 2009-2017"	"Normal Condicional 95"	0.95	0.50429	2332	1156	116.6	9.9142	4
"TRM, 2009-2017"	"Normal Condicional 99"	0.99	0.50729	2332	1149	23.32	49.271	4
"TRM, 2009-2017"	"Histórico90"	0.9	0.90137	2332	230	233.2	0.98628	4
"TRM, 2009-2017"	"Histórico95"	0.95	0.95369	2332	108	116.6	0.92624	4
"TRM, 2009-2017"	"Histórico99"	0.99	0.98885	2332	26	23.32	1.1149	39
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Estático 90"	0.9	0.92238	2332	181	233.2	0.77616	4
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Estático 95"	0.95	0.95926	2332	95	116.6	0.81475	7
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Estático 99"	0.99	0.98928	2332	25	23.32	1.072	39
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Condicional 90"	0.9	0.50214	2332	1161	233.2	4.9786	4
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Condicional 95"	0.95	0.50429	2332	1156	116.6	9.9142	4
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Condicional 99"	0.99	0.50729	2332	1149	23.32	49.271	4

Fuente: Elaboración propia.

Gráfico 26. Backtesting del VaR de la tasa de cambio USD/BRL.

PortfolioID	VaRID	VaRLevel	ObservedLevel	Observations	Failures	Expected	Ratio	FirstFailure
"TRM, 2009-2017"	"Normal Estático 90"	0.9	0.94168	2332	136	233.2	0.58319	3
"TRM, 2009-2017"	"Normal Estático 95"	0.95	0.96484	2332	82	116.6	0.70326	3
"TRM, 2009-2017"	"Normal Estático 99"	0.99	0.98842	2332	27	23.32	1.1578	347
"TRM, 2009-2017"	"Normal Condicional 90"	0.9	0.51286	2332	1136	233.2	4.8714	1
"TRM, 2009-2017"	"Normal Condicional 95"	0.95	0.51544	2332	1130	116.6	9.6913	1
"TRM, 2009-2017"	"Normal Condicional 99"	0.99	0.51801	2332	1124	23.32	48.199	1
"TRM, 2009-2017"	"Histórico90"	0.9	0.90352	2332	225	233.2	0.96484	2
"TRM, 2009-2017"	"Histórico95"	0.95	0.95712	2332	100	116.6	0.85763	3
"TRM, 2009-2017"	"Histórico99"	0.99	0.98671	2332	31	23.32	1.3293	347
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Estático 90"	0.9	0.9434	2332	132	233.2	0.56604	3
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Estático 95"	0.95	0.96527	2332	81	116.6	0.69468	3
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Estático 99"	0.99	0.98842	2332	27	23.32	1.1578	347
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Condicional 90"	0.9	0.51286	2332	1136	233.2	4.8714	1
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Condicional 95"	0.95	0.51544	2332	1130	116.6	9.6913	1
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Condicional 99"	0.99	0.51758	2332	1125	23.32	48.242	1

Fuente: Elaboración propia.

Gráfico 27. Backtesting del CVaR de la TRM.

PortfolioID	VaRID	VaRLevel	ObservedLevel	ExpectedSeverity	ObservedSeverity	Observations	Failures	Expected	Ratio
"TRM, 2009-2017"	"Normal Estático 90"	0.9	0.93568	1.3562	1.4669	2332	150	233.2	0.64322
"TRM, 2009-2017"	"Normal Estático 95"	0.95	0.96226	1.2454	1.3502	2332	88	116.6	0.75472
"TRM, 2009-2017"	"Normal Estático 99"	0.99	0.98971	1.1404	1.2962	2332	24	23.32	1.0292
"TRM, 2009-2017"	"Normal Condicional 90"	0.9	0.55532	1.3681	117.57	2332	1037	233.2	4.4468
"TRM, 2009-2017"	"Normal Condicional 95"	0.95	0.55617	1.2533	91.906	2332	1035	116.6	8.8765
"TRM, 2009-2017"	"Normal Condicional 99"	0.99	0.55703	1.1454	65.2	2332	1033	23.32	44.297
"TRM, 2009-2017"	"Histórico90"	0.9	0.90995	1.5467	1.6119	2332	210	233.2	0.90051
"TRM, 2009-2017"	"Histórico95"	0.95	0.94983	1.4006	1.4106	2332	117	116.6	1.0034
"TRM, 2009-2017"	"Histórico99"	0.99	0.98885	1.2061	1.394	2332	26	23.32	1.1149
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Estático 90"	0.9	0.93225	1.371	1.4689	2332	158	233.2	0.67753
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Estático 95"	0.95	0.96141	1.2541	1.3553	2332	90	116.6	0.77187
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Estático 99"	0.99	0.99014	1.147	1.3069	2332	23	23.32	0.98628
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Condicional 90"	0.9	0.55532	1.3829	119.78	2332	1037	233.2	4.4468
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Condicional 95"	0.95	0.55617	1.2619	92.828	2332	1035	116.6	8.8765
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Condicional 99"	0.99	0.55703	1.1523	65.088	2332	1033	23.32	44.297

Fuente: Elaboración propia.

Gráfico 28. Backtesting del CVaR de la tasa de cambio USD/PEN.

PortfolioID	VaRID	VaRLevel	ObservedLevel	ExpectedSeverity	ObservedSeverity	Observations	Failures	Expected	Ratio
"TRM, 2009-2017"	"Normal Estático 90"	0.9	0.94082	1.3671	1.6593	2332	138	233.2	0.59177
"TRM, 2009-2017"	"Normal Estático 95"	0.95	0.96398	1.2523	1.5734	2332	84	116.6	0.72041
"TRM, 2009-2017"	"Normal Estático 99"	0.99	0.98413	1.144	1.4927	2332	37	23.32	1.5866
"TRM, 2009-2017"	"Normal Condicional 90"	0.9	0.81346	1.3694	2.1218	2332	435	233.2	1.8654
"TRM, 2009-2017"	"Normal Condicional 95"	0.95	0.86192	1.254	1.9284	2332	322	116.6	2.7616
"TRM, 2009-2017"	"Normal Condicional 99"	0.99	0.92024	1.1457	1.7421	2332	186	23.32	7.976
"TRM, 2009-2017"	"Histórico90"	0.9	0.90823	1.7534	1.8542	2332	214	233.2	0.91767
"TRM, 2009-2017"	"Histórico95"	0.95	0.95326	1.5828	1.6791	2332	109	116.6	0.93482
"TRM, 2009-2017"	"Histórico99"	0.99	0.98842	1.2061	1.4247	2332	27	23.32	1.1578
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Estático 90"	0.9	0.94082	1.3774	1.6596	2332	138	233.2	0.59177
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Estático 95"	0.95	0.96355	1.2627	1.5682	2332	85	116.6	0.72899
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Estático 99"	0.99	0.98585	1.1144	1.5004	2332	33	23.32	1.4151
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Condicional 90"	0.9	0.81346	1.3798	2.1221	2332	435	233.2	1.8654
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Condicional 95"	0.95	0.86192	1.2648	1.9304	2332	322	116.6	2.7616
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Condicional 99"	0.99	0.92281	1.1161	1.7083	2332	180	23.32	7.7187

Fuente: Elaboración propia.

Gráfico 29. Backtesting del CVaR de la tasa de cambio USD/CLP.

PortfolioID	VaRID	VaRLevel	ObservedLevel	ExpectedSeverity	ObservedSeverity	Observations	Failures	Expected	Ratio
"TRM, 2009-2017"	"Normal Estático 90"	0.9	0.92281	1.3641	1.415	2332	180	233.2	0.77187
"TRM, 2009-2017"	"Normal Estático 95"	0.95	0.95926	1.2507	1.3102	2332	95	116.6	0.81475
"TRM, 2009-2017"	"Normal Estático 99"	0.99	0.98971	1.1427	1.2587	2332	24	23.32	1.0292
"TRM, 2009-2017"	"Normal Condicional 90"	0.9	0.50214	1.3699	77.348	2332	1161	233.2	4.9786
"TRM, 2009-2017"	"Normal Condicional 95"	0.95	0.50429	1.2543	60.497	2332	1156	116.6	9.9142
"TRM, 2009-2017"	"Normal Condicional 99"	0.99	0.50729	1.1458	43.012	2332	1149	23.32	49.271
"TRM, 2009-2017"	"Histórico90"	0.9	0.90137	1.4798	1.5035	2332	230	233.2	0.98628
"TRM, 2009-2017"	"Histórico95"	0.95	0.95369	1.3404	1.3938	2332	108	116.6	0.92624
"TRM, 2009-2017"	"Histórico99"	0.99	0.98885	1.153	1.2813	2332	26	23.32	1.1149
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Estático 90"	0.9	0.92238	1.3594	1.4129	2332	181	233.2	0.77616
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Estático 95"	0.95	0.95926	1.2455	1.3135	2332	95	116.6	0.81475
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Estático 99"	0.99	0.98928	1.1326	1.2557	2332	25	23.32	1.072
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Condicional 90"	0.9	0.50214	1.3653	77.36	2332	1161	233.2	4.9786
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Condicional 95"	0.95	0.50429	1.249	60.652	2332	1156	116.6	9.9142
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Condicional 99"	0.99	0.50729	1.1353	43.281	2332	1149	23.32	49.271

Fuente: Elaboración propia.

Gráfico 30. Backtesting del CVaR de la tasa de cambio USD/BRL.

PortfolioID	VaRID	VaRLevel	ObservedLevel	ExpectedSeverity	ObservedSeverity	Observations	Failures	Expected	Ratio
"TRM, 2009-2017"	"Normal Estático 90"	0.9	0.94168	1.3624	1.5264	2332	136	233.2	0.58319
"TRM, 2009-2017"	"Normal Estático 95"	0.95	0.96484	1.2488	1.4016	2332	82	116.6	0.70326
"TRM, 2009-2017"	"Normal Estático 99"	0.99	0.98842	1.1428	1.3709	2332	27	23.32	1.1578
"TRM, 2009-2017"	"Normal Condicional 90"	0.9	0.51286	1.3694	71.965	2332	1136	233.2	4.8714
"TRM, 2009-2017"	"Normal Condicional 95"	0.95	0.51544	1.254	56.365	2332	1130	116.6	9.6913
"TRM, 2009-2017"	"Normal Condicional 99"	0.99	0.51801	1.1457	40.063	2332	1124	23.32	48.199
"TRM, 2009-2017"	"Histórico90"	0.9	0.90352	1.6208	1.6114	2332	225	233.2	0.96484
"TRM, 2009-2017"	"Histórico95"	0.95	0.95712	1.4404	1.5424	2332	100	116.6	0.85763
"TRM, 2009-2017"	"Histórico99"	0.99	0.98671	1.2635	1.3799	2332	31	23.32	1.3293
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Estático 90"	0.9	0.9434	1.3407	1.5153	2332	132	233.2	0.56604
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Estático 95"	0.95	0.96527	1.2402	1.4027	2332	81	116.6	0.69468
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Estático 99"	0.99	0.98842	1.1493	1.3867	2332	27	23.32	1.1578
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Condicional 90"	0.9	0.51286	1.3478	70.687	2332	1136	233.2	4.8714
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Condicional 95"	0.95	0.51544	1.2455	56.211	2332	1130	116.6	9.6913
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Condicional 99"	0.99	0.51758	1.1523	40.502	2332	1125	23.32	48.242

Fuente: Elaboración propia.

Tomando en cuenta las pruebas correspondientes de Kupiec, Christoffersen y López (como se muestran en los gráficos 21 al 28), arrojaron los siguientes resultados:

- Para la TRM, el VaR y ES (CVaR) más adecuados son los calculados por el método Montecarlo estático al 99% nivel de confianza.
- Para el PEN, el VaR y ES (CVaR) más adecuados son los calculados por el método Histórico al 99% nivel de confianza.
- Para el CLP, el VaR y ES (CVaR) más adecuados son los calculados por el método Normal estático al 99% nivel de confianza.
- Y para el BRL el VaR y ES (CVaR) más adecuados son los calculados por los métodos Normal estático y Montecarlo estático, respectivamente. Ambos al 99% nivel de confianza.

De esta manera, teniendo en cuenta la información brindada por la compañía en los estados financieros se procede a analizar el impacto en el NOPAT (Net Operating Profits After Taxes):

Tabla 6. NOPAT de ISA a cierre 2017.

	Colombia		Chile		Brasil		Perú		Otros	
	2017	2017 USD	2017	2017 USD	2017	2017 USD	2017	2017 USD	2017	2017 USD
Ingresos operacionales (millones)	\$ 1.683.577	\$ 570	\$ 1.177.494	\$ 399	\$ 2.223.476	\$ 753	\$ 1.396.586	\$ 473	\$ 113.517	\$ 38
Costos y Gastos operacionales (millones)	\$923.758	\$313	\$408.116	\$138	\$800.079	\$271	\$924.694	\$313	\$62.612	\$21
Utilidad Operativa	\$759.819	\$257	\$769.378	\$261	\$1.423.397	\$482	\$471.892	\$160	\$50.905	\$17
Impuesto (difiere por país)	40,0%	40,0%	25,5%	25,5%	34,0%	34,0%	26,3%	26,3%	25,0%	25,0%
NOPAT	\$455.891	\$154	\$573.187	\$194	\$939.442	\$318	\$347.627	\$118	\$38.179	\$13

Fuente: Elaboración propia con datos tomados de los reportes financieros de ISA.

Dado que el NOPAT es la variable de salida, la cual se ve afectada por todos los factores de riesgo antes modelados, el VaR del beneficio operativo después de impuestos, es igual a:

$$VaR_{(1-\alpha)} = NOPAT_{COP} + [NOPAT_{CLP} * VaR_{CLP} * VaR_{COP}] + [NOPAT_{PEN} * VaR_{PEN} * VaR_{COP}] + [NOPAT_{BRL} * VaR_{BRL} * VaR_{COP}]$$

$$NOPAT = Utilidad\ Operacional_t * (1 - Tax)$$

Donde VaR_{CLP}^9 , VaR_{COP} , VaR_{PEN} y VaR_{BRL} son los valores resultantes de la modelación de cada uno de los factores de riesgo.

Por lo tanto, de acuerdo a los valores obtenidos de los estados de resultados y de la modelación realizada, el valor en riesgo en el NOPAT al cierre de 2017 al 99% de confianza es igual a \$2.298.843 millones, es decir que el valor actual del NOPAT de la empresa tiene una probabilidad del 1% de verse afectado en una disminución de \$55.482 millones. Y como valor extremo, el CVaR en el NOPAT al cierre de 2017 al 99% de confianza es igual a \$2.293.748 millones, es decir que el valor actual del NOPAT de la empresa tiene una probabilidad del 1% de verse afectado en una disminución de \$60.577 millones.

⁹ Dado que los valores calculados para cada uno de los VaR de cada una de las tasas de cambio se encuentra en valores diarios, para poder transformar la periodicidad se utilizó la regla de la Raíz Cuadrada del Tiempo. Sin embargo, se tiene en cuenta que este método presenta falencias que llegan a subestimar el riesgo.

6. CONCLUSIONES

Por ser compañías multinacionales con presencia en diferentes países, las multilatinas se ven altamente expuestas al riesgo de mercado debido a sus inversiones y movimientos financieros en diversas monedas de la región. En la actualidad, en la academia existen una gran cantidad de metodologías que permiten estimar el valor cuantitativo de dicho riesgo, de manera que la empresa pueda tomar acciones que le ayuden a mitigar, prevenir o eliminar el riesgo.

Como objetivo general de este trabajo se planteó evaluar el impacto del riesgo cambiario en los estados financieros de una empresa colombiana con presencia en otros países, es así como se tomó en cuenta los estados de resultados publicados por la compañía y se observó que la variable con mayor susceptibilidad al riesgo cambiario en la empresa ISA es el NOPAT, dado que la empresa presenta alto volumen de ingresos en moneda extranjera la cual se ve sujeta a cambios en los precios del mercado (tema que no se tuvo en cuenta en el análisis de este trabajo). Por ello, una vez identificada la variable de salida se identificaron los factores de riesgo que impactan dichas variables, presentándose las cuatro series de tasas de cambio en las que la compañía recibe el 90% de los ingresos.

Se debe tener en cuenta que los métodos aquí analizados se caracterizan por su simplicidad y fácil implementación lo cual puede conllevar a una subestimación del riesgo. Por ello se recomienda para futuros estudios el tener en cuenta modelos más robustos que tengan en cuenta los valores extremos de las series.

El riesgo cambiario que asumen las compañías multilatinas por lo general es alto dado sus inversiones en filiales en países diferentes a su país y moneda local. En el caso concreto de ISA, en el cuarto trimestre del año 2017, sus ingresos se vieron afectados por una devaluación del real brasileño y una revaluación del peso colombiano conllevando a un impacto negativo en sus ingresos en \$65.495 millones. Es por ello que la óptima identificación, cuantificación y gestión del riesgo cambiario al que se ve afectada la compañía es crucial.

Las técnicas y metodologías aquí utilizados permitieron la modelación de los factores de riesgo a la cual la compañía se ve afectada, los cuales son las cuatro monedas latinoamericanas en las que transa la compañía en relación con el dólar estadounidense (COP/USD, PEN/USD, CLP/USD, BRL/USD); sin embargo, cabe aclarar, que estos métodos y sus resultados estimados pueden no ser precisos aun cuando su nivel de confianza es alto ya que la volatilidad de las tasas de cambio depende también de factores no controlables como desastres naturales, cambios de gobierno, caídas de bolsa, etc; y estos factores son completamente impredecibles y no son tomados en cuenta durante el cálculo de las estimaciones. Estos métodos tienen mayor precisión cuando solo entran en juego factores controlables y medibles, y por supuesto una estabilidad en la variación de las tasas de cambio de cada moneda según el país donde se encuentren las filiales.

La realización de un Backtest para determinar que VaR y ES (CVaR) es más adecuado usar en cada uno de los factores de riesgo, es de suprema importancia ya que este método nos permite conocer a través de diferentes pruebas de acuerdo a los métodos de Kupiec, Christoffersen y López, conocer que metodología para el cálculo del VaR y ES (CVaR) presenta menor error en su cuantificación. Y de esta forma, evitar realizar una selección en base empírica escogiendo el resultado de menor valor.

7. BIBLIOGRAFÍA

- Redacción El Tiempo. (15 de Septiembre de 2015). *El Tiempo*. Obtenido de <http://www.eltiempo.com/economia/empresas/multilatinas-colombianas/16374798>
- P. Cardozo, A. C. (2007). Teorías de Internacionalización. *Panorama*, 4-23.
- W. Rodriguez, A. O. (2014). Backtesting del valor en riesgo para los mercados bursátiles y de divisas latinoamericanas. *Investigación Económica*, 37-60.
- Castro, A. (2010). Modelo de Internacionalización para la empresa colombiana. *Universidad y Empresa*, 168-193.
- M. Camacho, V. U. (2010). Comportamiento de la Empresas Colombianas en sus Procesos de Internacionalización. *Facultad de Ciencias Administrativas y Económicas*, 106.
- Búa, M. (2010). El riesgo cambiario y su cobertura financiera. *Revista Galega de Economía*, 1-5.
- Robledo, C. (4 de Septiembre de 2011). *Dinero*. Obtenido de <http://www.dinero.com/opinion/opinion-on-line/articulo/internacionalizacion-empresas-colombianas-alla-exportaciones/117071>
- Gonzalez Perez, M. A., & Velez Ocampo, J. F. (2014). Targeting one's own region: Internationalisation trends of Colombian multinational companies. *European Business Review*, 26(6), 531-551.
- Losada Otálora, M., & Casanova, L. (2014). Internationalization of emerging multinationals: the Latin American case. *European Business Review*, 26(6), 588-602.
- Eiteman, D., Stonehill, A., & Moffett, M. (2011). *Las finanzas en las Empresas Multinacionales*. (G. D. Chávez, Ed.) Estado de México, México : Prentice Hall.
- Pla Barber, J., & Suárez Ortega, S. M. (2001). ¿Cómo se explica la internacionalización de la empresa? Una perspectiva teórica integradora. *Revista de las Facultades de Derecho y Ciencias Económicas y Empresariales*(52), 155-176.
- El Tiempo. (24 de Octubre de 2014). *El Tiempo*. Obtenido de <http://www.eltiempo.com/economia/empresas/multilatinas-colombianas/14737736>
- (CEPAL), C. E. (2015). *La Inversión Extranjera Directa en América Latina y el Caribe*. Santiago de Chile: LC/G.2641-P.
- Bustos, J. C. (2005). Medición y Control de Riesgos Financieros en empresas del sector real. *Universidad Javeriana*.
- Chesney, M., Hernández Trillo, F., Marois, B., & Wojakowski, R. (2002). *El Manejo del Riesgo Cambiario: Las Opciones Sobre Divisas*. México D.F., México: Limusa S.A.
- Homaifar, G. A. (2004). *Managing Global Financial and Foreign Exchange Rate Risk*. New Jersey : John Wiley & Sons, Inc.
- Robledo, J. (Junio-Noviembre de 2007). La Internacionalización de la Empresa Colombiana una Aproximación Empírica desde el Marketing Internacional. *Gestión y Región*(4), 39-65.
- Eiteman, D. K., Stonehill, A. I., & Moffett, M. H. (2011). *Las Finanzas en las Empresas Multinacionales*. México: Prentice Hall.
- Contessi, S., & Weinberger, A. (2009). Foreign Direct Investment, Productivity, and Country Growth: An Overview. *Federal Reserve Bank of St. Louis*, 91(2), 61-78.
- AméricaEconomía, R. (29 de Septiembre de 2014). *América Economía*. Recuperado el Noviembre de 2017, de Revista América Economía: <https://www.americaeconomia.com/economia-mercados/comercio/las-multilatinas-y-la-globalizacion>
- Santiso, J. (2008). La emergencia de las multilatinas. *Revista de la CEPAL*(95), 7-30.

- Casanova, L. (2010). Las Multinacionales Latinoamericanas En Los Albores De Una Gran Oportunidad. *RAE - Revista de Administração de Empresas*, 50(4), 439-445.
- Casanova, L. (16 de Septiembre de 2010). La inversión extranjera directa en América Latina y las multinacionales emergentes latinoamericanas. *Real Instituto Elcano*.
- Alonso, J., & Berggrun, L. (2010). *Introducción al Análisis de Riesgo Financiero*. Cali, Valle del Cauca, Colombia: Universidad ICESI.
- BBVA Research. (2016). *Situación Latinoamérica. Primer Trimestre 2016*. BBVA Research, América del Sur. BBVA Research.
- BBVA Research. (2016). *Situación Latinoamérica. Cuarto Trimestre 2016*. BBVA Research, América del Sur. BBVA Research.

8. ANEXOS

Anexo A. Modelos para la media condicional de los datos – ARMA

Validación del modelo ARMA (9,2) para la TRM.

ARIMA(9,0,2) Model (Gaussian Distribution):				
	Value	StandardError	TStatistic	PValue
Constant	0.00027285	0.0003274	0.83338	0.40463
AR{1}	-0.15427	0.08423	-1.8315	0.067023
AR{2}	-0.70524	0.085192	-8.2782	1.25e-16
AR{3}	0.099049	0.019012	5.21	1.8887e-07
AR{4}	-0.0062844	0.015034	-0.418	0.67594
AR{5}	-0.023383	0.015848	-1.4755	0.14008
AR{6}	-0.039797	0.014994	-2.6541	0.0079513
AR{7}	-0.010925	0.016879	-0.64727	0.51746
AR{8}	-0.051581	0.016179	-3.1881	0.0014319
AR{9}	0.054827	0.016176	3.3893	0.00070072
MA{1}	0.3175	0.084065	3.7769	0.0001588
MA{2}	0.74978	0.087722	8.5473	1.2603e-17
Variance	5.8359e-05	8.785e-07	66.431	0
tstat =				
	-1.9600	1.9600		

Fuente: Elaboración propia.

Validación del modelo ARMA (10,1) para la tasa de cambio USD/PEN.

ARIMA(10,0,1) Model (Gaussian Distribution):				
	Value	StandardError	TStatistic	PValue
Constant	3.4398e-05	0.0001131	0.30414	0.76102
AR{1}	-0.52193	0.11812	-4.4187	9.9303e-06
AR{2}	-0.025844	0.011327	-2.2816	0.022514
AR{3}	-0.01567	0.014136	-1.1085	0.26766
AR{4}	0.039833	0.011963	3.3296	0.00086957
AR{5}	0.018478	0.014032	1.3168	0.18789
AR{6}	-0.010439	0.013922	-0.74979	0.45338
AR{7}	-0.0035279	0.015019	-0.2349	0.81429
AR{8}	0.0028481	0.012801	0.22248	0.82394
AR{9}	-0.013972	0.015818	-0.88335	0.37705
AR{10}	-0.074988	0.013397	-5.5975	2.1744e-08
MA{1}	0.519	0.11952	4.3422	1.4106e-05
Variance	1.24e-05	9.5219e-08	130.22	0
tstat =				
	-1.9600	1.9600		

Fuente: Elaboración propia.

Validación del modelo ARMA (12,1) para la tasa de cambio USD/CLP.

ARIMA(12,0,1) Model (Gaussian Distribution):				
	Value	StandardError	TStatistic	PValue
Constant	6.5538e-05	0.00015279	0.42895	0.66796
AR{1}	0.0063383	0.31762	0.019956	0.98408
AR{2}	0.020437	0.042663	0.47902	0.63192
AR{3}	0.018579	0.013692	1.3569	0.1748
AR{4}	0.010888	0.016113	0.67572	0.49922
AR{5}	-0.022756	0.013107	-1.7362	0.082521
AR{6}	-0.029174	0.017506	-1.6665	0.095616
AR{7}	-0.014192	0.015344	-0.92494	0.35499
AR{8}	0.031071	0.016693	1.8612	0.062711
AR{9}	-0.00241	0.017318	-0.13916	0.88932
AR{10}	-0.016056	0.014874	-1.0794	0.28039
AR{11}	-0.011341	0.016311	-0.69528	0.48688
AR{12}	0.055283	0.014463	3.8223	0.00013223
MA{1}	0.12609	0.31976	0.39432	0.69334
Variance	4.2182e-05	6.4384e-07	65.517	0
tstat =				
	-1.9600	1.9600		

Fuente: Elaboración propia.

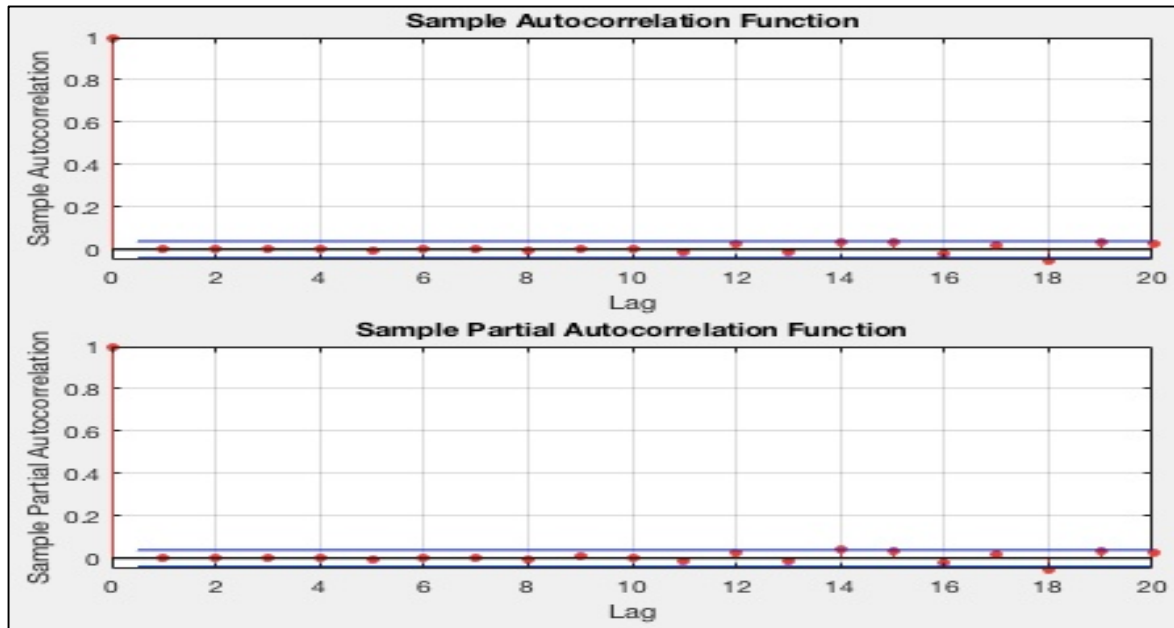
Validación del modelo ARMA (6,1) para la tasa de cambio USD/BRL.

ARIMA(6,0,1) Model (Gaussian Distribution):				
	Value	StandardError	TStatistic	PValue
Constant	0.00038089	0.00032483	1.1726	0.24096
AR{1}	-0.46739	0.13145	-3.5557	0.00037701
AR{2}	-0.046061	0.012232	-3.7655	0.00016623
AR{3}	0.0015598	0.012382	0.12597	0.89976
AR{4}	-0.020297	0.014022	-1.4475	0.14775
AR{5}	-0.07133	0.013767	-5.1814	2.2023e-07
AR{6}	-0.086579	0.012497	-6.9282	4.2618e-12
MA{1}	0.45211	0.13493	3.3508	0.00080591
Variance	0.00010429	1.2888e-06	80.918	0
tstat =				
	-1.9600	1.9600		

Fuente: Elaboración propia.

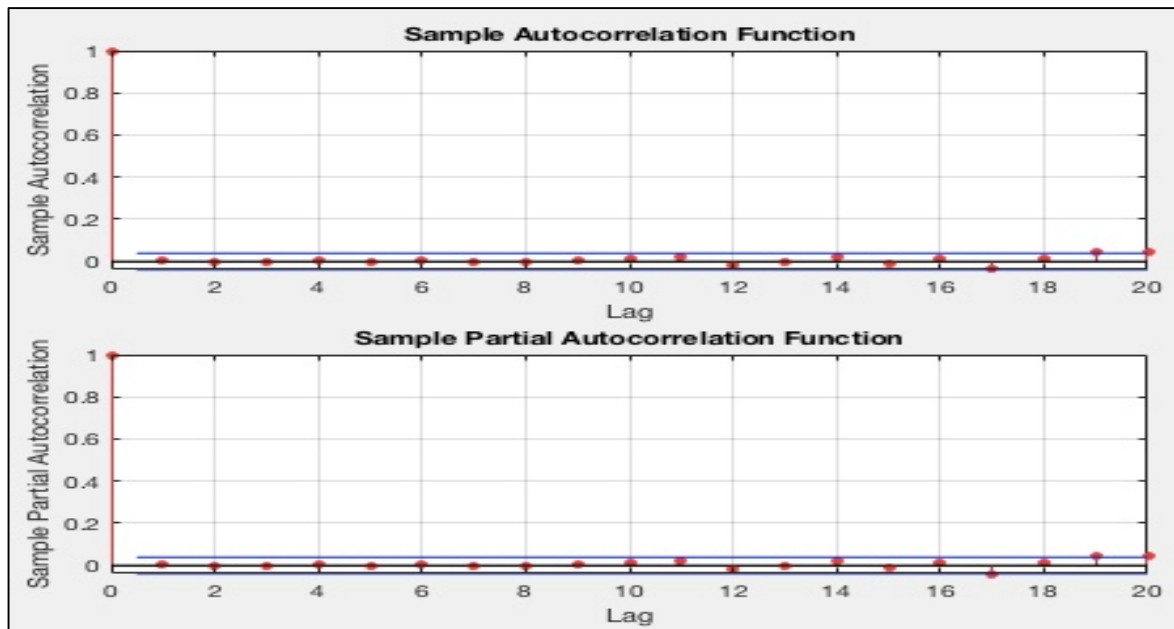
Anexo B. Funciones de Auto Correlación (ACF) y Auto Correlación Parcial (PACF) para los residuales del modelo en media

Función de auto correlación (ACF) y auto correlación parcial (PACF) de los residuales del modelo en media de la TRM.



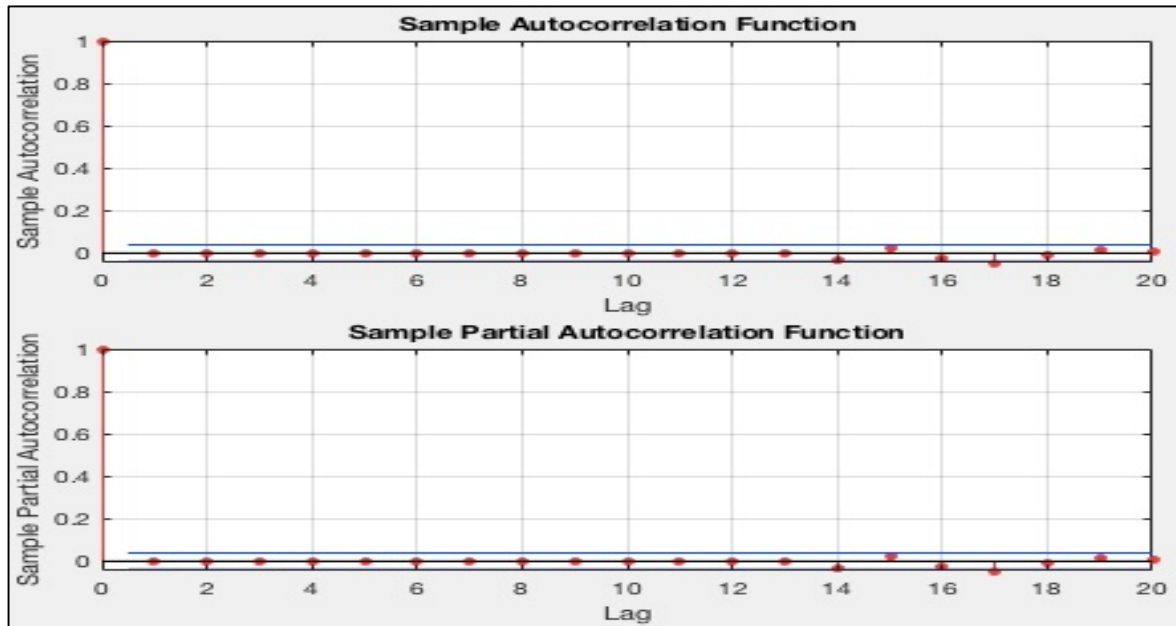
Fuente: Elaboración propia.

Función de auto correlación (ACF) y auto correlación parcial (PACF) de los residuales del modelo en media de la tasa de cambio USD/PEN.



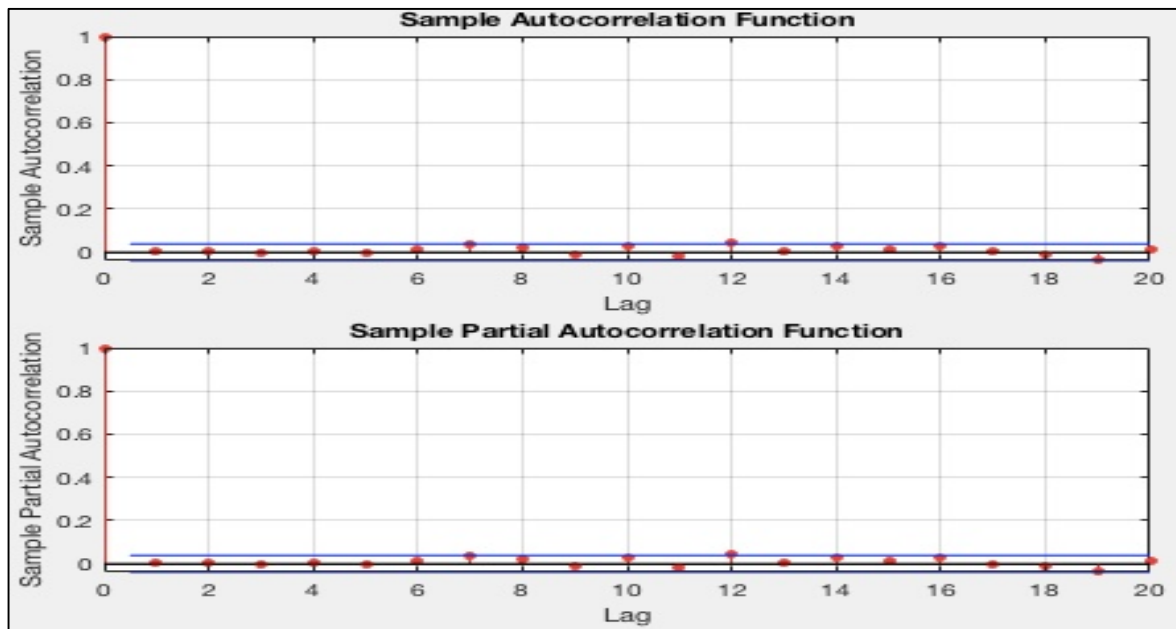
Fuente: Elaboración propia.

Función de auto correlación (ACF) y auto correlación parcial (PACF) de los residuales del modelo en media de la tasa de cambio USD/CLP.



Fuente: Elaboración propia.

Función de auto correlación (ACF) y auto correlación parcial (PACF) de los residuales del modelo en media de la tasa de cambio USD/BRL.



Fuente: Elaboración propia.

Anexo C. Prueba Ljung-Box para los modelos ARMA

Prueba Ljung-Box de los residuales del modelo en media de las tasas de cambio USD/COP, USD/PEN, USD/CLP y USD/BRL, respectivamente.

```
h =  
  
1×4 logical array  
  
0 0 0 0  
  
pValue =  
  
1.0000 1.0000 0.7792 0.2231
```

```
h =  
  
1×4 logical array  
  
0 0 0 0  
  
pValue =  
  
1.0000 1.0000 0.9965 0.4304
```

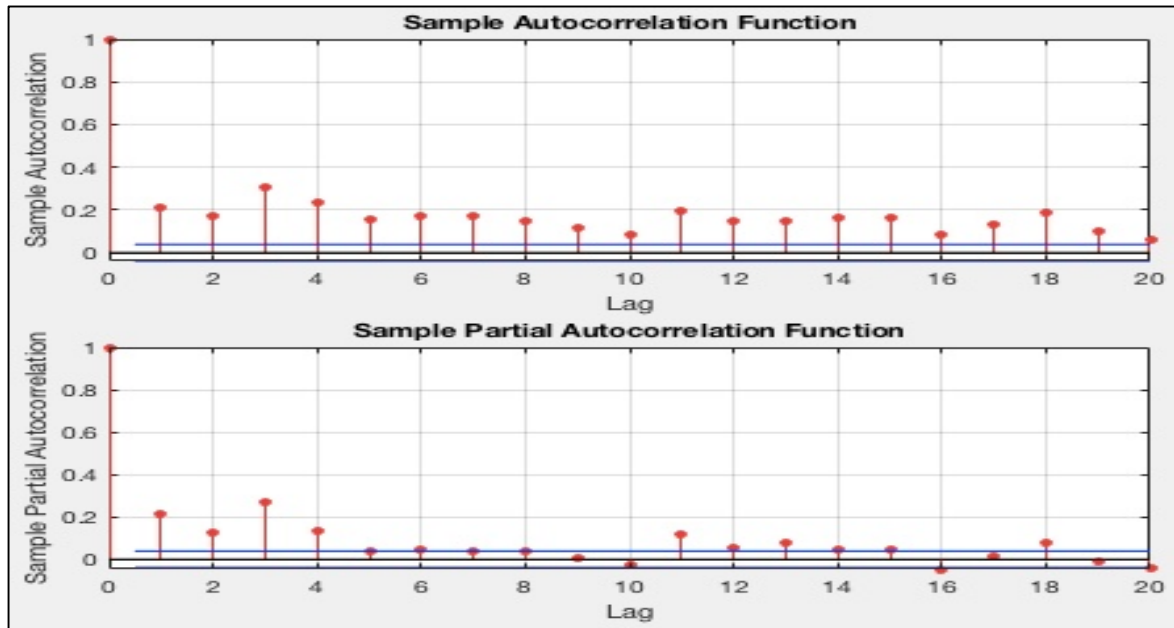
```
h =  
  
1×4 logical array  
  
0 0 0 0  
  
pValue =  
  
1.0000 1.0000 0.9963 0.9232
```

```
h =  
  
1×4 logical array  
  
0 0 0 0  
  
pValue =  
  
0.9999 0.5871 0.2364 0.2056
```

Fuente: Elaboración propia.

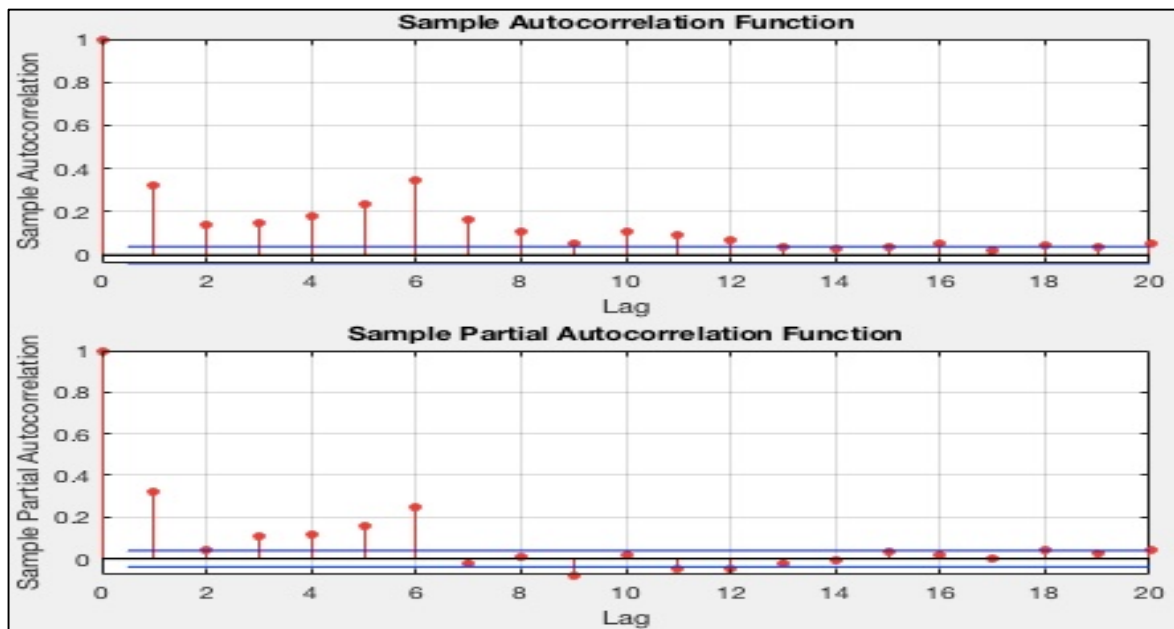
Anexo D. Funciones de Auto Correlación (ACF) y Auto Correlación Parcial (PACF) para los residuales al cuadrado del modelo en media – Corrobora Heteroscedasticidad

Función de auto correlación (ACF) y auto correlación parcial (PACF) de los residuales al cuadrado del modelo en media de la TRM.



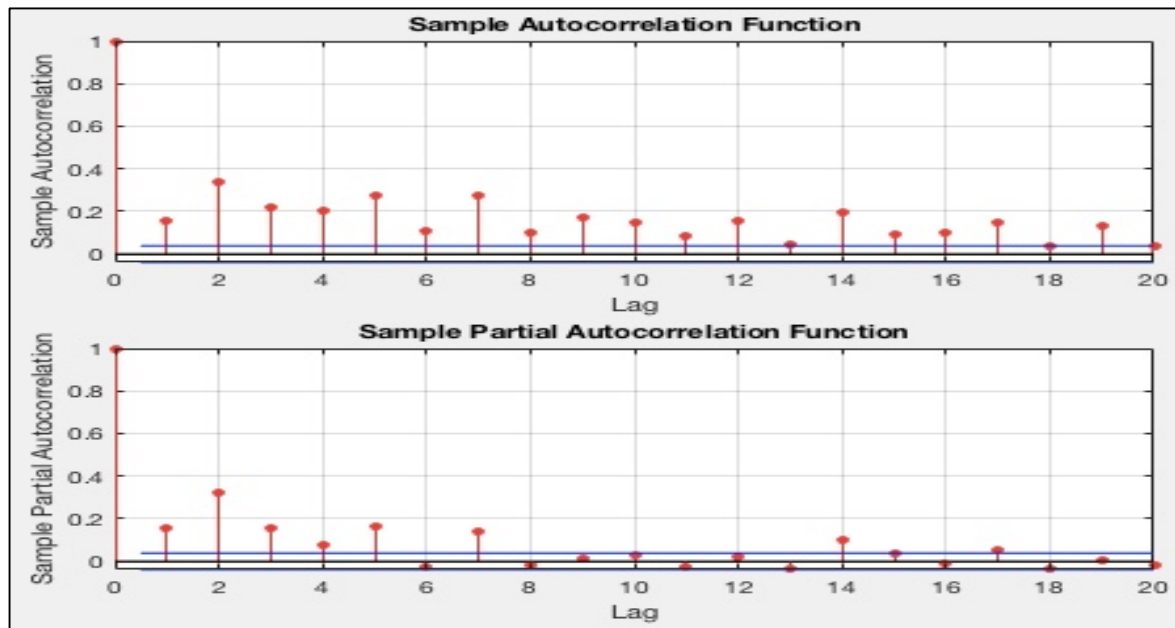
Fuente: Elaboración propia.

Función de auto correlación (ACF) y auto correlación parcial (PACF) de los residuales al cuadrado del modelo en media de la tasa de cambio USD/PEN.



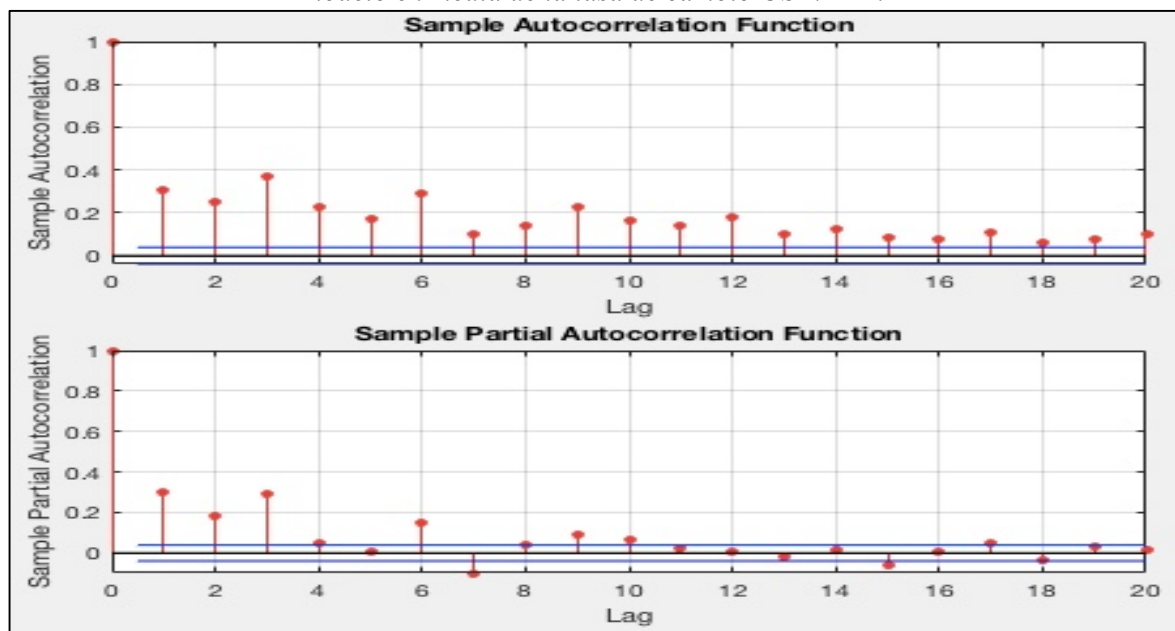
Fuente: Elaboración propia.

Función de auto correlación (ACF) y auto correlación parcial (PACF) de los residuales al cuadrado del modelo en media de la tasa de cambio USD/CLP.



Fuente: Elaboración propia.

Función de auto correlación (ACF) y auto correlación parcial (PACF) de los residuales al cuadrado del modelo en media de la tasa de cambio USD/BRL.



Fuente: Elaboración propia.

Anexo E. Prueba Ljung-Box sobre los residuales al cuadrado de la media para corroborar Heteroscedasticidad

Prueba Ljung-Box sobre los residuales al cuadrado de las tasas de cambio USD/COP, USD/PEN, USD/CLP y USD/BRL, respectivamente.

h = 1×4 <u>logical</u> array 1 1 1 1 pValue = 0 0 0 0	h = 1×4 <u>logical</u> array 1 1 1 1 pValue = 0 0 0 0	h = 1×4 <u>logical</u> array 1 1 1 1 pValue = 0 0 0 0
h = 1×4 <u>logical</u> array 1 1 1 1 pValue = 0 0 0 0		

Fuente: Elaboración propia.

Anexo F. Modelo GARCH (1,1)

Modelo GARCH (1,1) para la TRM

GARCH(1,1) Conditional Variance Model (t Distribution):				
	Value	StandardError	TStatistic	PValue
Constant	2.8594e-07	2.9287e-07	0.97636	0.32888
GARCH{1}	0.91212	0.0090764	100.49	0
ARCH{1}	0.085857	0.01026	8.3683	5.8453e-17
DoF	7.053	0.9994	7.0572	1.6984e-12

Fuente: Elaboración propia.

Modelo GARCH (1,1) para la tasa de cambio USD/PEN

GARCH(1,1) Conditional Variance Model (t Distribution):				
	Value	StandardError	TStatistic	PValue
Constant	2e-07	1.5462e-07	1.2935	0.19584
GARCH{1}	0.77651	0.014758	52.617	0
ARCH{1}	0.22349	0.024015	9.3064	1.3225e-20
DoF	4.1235	0.30558	13.494	1.6952e-41

Fuente: Elaboración propia.

Modelo GARCH (1,1) para la tasa de cambio USD/CLP

GARCH(1,1) Conditional Variance Model (t Distribution):				
	Value	StandardError	TStatistic	PValue
Constant	3.2137e-07	3.3078e-07	0.97157	0.33127
GARCH{1}	0.92087	0.0089213	103.22	0
ARCH{1}	0.074995	0.010089	7.4331	1.0606e-13
DoF	6.7585	0.70647	9.5666	1.1051e-21

Fuente: Elaboración propia.

Modelo GARCH (1,1) para la tasa de cambio USD/BRL

GARCH(1,1) Conditional Variance Model (t Distribution):				
	Value	StandardError	TStatistic	PValue
Constant	9.5681e-07	5.3476e-07	1.7892	0.073579
GARCH{1}	0.89563	0.012213	73.334	0
ARCH{1}	0.099255	0.012685	7.8247	5.0894e-15
DoF	5.7002	0.53971	10.561	4.496e-26

Fuente: Elaboración propia.

Anexo G. Prueba Ljung-Box sobre los residuales estandarizados al cuadrado para corroborar Homocedasticidad

Prueba Ljung-Box sobre los residuales estandarizados al cuadrado de la varianza de las series de las tasas de cambio USD/COP, USD/PEN, USD/CLP y USD/BRL, respectivamente.

```
h =  
  
1×4 logical array  
  
0    0    0    0  
  
pValue =  
  
0.1999    0.4452    0.7322    0.5002
```

```
h =  
  
1×4 logical array  
  
0    0    0    0  
  
pValue =  
  
0.7265    0.9272    0.9761    0.9944
```

```
h =  
  
1×4 logical array  
  
0    0    0    0  
  
pValue =  
  
0.9573    0.9978    0.9993    0.9999
```

```
h =  
  
1×4 logical array  
  
0    0    0    0  
  
pValue =  
  
0.9817    0.9988    0.9998    1.0000
```

Fuente: Elaboración propia.

Anexo H. Test para detectar la no presencia de efectos ARCH

Prueba para corroborar que se corrigió la presencia de efectos ARCH en el modelo de las series de tasas de cambio USD/COP, USD/PEN, USD/CLP y USD/BRL, respectivamente.

h = <u>logical</u> 0	h = <u>logical</u> 0	h = <u>logical</u> 0	h = <u>logical</u> 0
------------------------------------	------------------------------------	------------------------------------	------------------------------------

Fuente: Elaboración propia.

Anexo I. Pruebas Backtesting VaR

Pruebas a Backtesting del VaR de la TRM.

PortfolioID	VaRID	VaRLevel	TL	Bin	POF	TUFF	CC	CCI	TBF	TBFI
"TRM, 2009-2017"	"Normal Estático 90"	0.9	green	reject	reject	reject	reject	reject	reject	reject
"TRM, 2009-2017"	"Normal Estático 95"	0.95	green	reject	reject	accept	reject	reject	reject	reject
"TRM, 2009-2017"	"Normal Estático 99"	0.99	green	accept	accept	accept	reject	reject	reject	reject
"TRM, 2009-2017"	"Normal Condicional 90"	0.9	red	reject	reject	accept	reject	reject	reject	reject
"TRM, 2009-2017"	"Normal Condicional 95"	0.95	red	reject	reject	accept	reject	reject	reject	reject
"TRM, 2009-2017"	"Normal Condicional 99"	0.99	red	reject	reject	reject	reject	reject	reject	reject
"TRM, 2009-2017"	"Histórico90"	0.9	green	accept	accept	accept	reject	reject	reject	reject
"TRM, 2009-2017"	"Histórico95"	0.95	green	accept	accept	accept	reject	reject	reject	reject
"TRM, 2009-2017"	"Histórico99"	0.99	green	accept	accept	accept	reject	reject	reject	reject
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Estático 90"	0.9	green	reject	reject	reject	reject	reject	reject	reject
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Estático 95"	0.95	green	reject	reject	accept	reject	reject	reject	reject
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Estático 99"	0.99	green	accept	accept	accept	reject	reject	reject	reject
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Condicional 90"	0.9	red	reject	reject	accept	reject	reject	reject	reject
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Condicional 95"	0.95	red	reject	reject	accept	reject	reject	reject	reject
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Condicional 99"	0.99	red	reject	reject	reject	reject	reject	reject	reject

Fuente: Elaboración propia.

Pruebas a Backtesting del VaR de la tasa de cambio USD/PEN.

PortfolioID	VaRID	VaRLevel	TL	Bin	POF	TUFF	CC	CCI	TBF	TBFI
"TRM, 2009-2017"	"Normal Estático 90"	0.9	green	reject	reject	reject	reject	reject	reject	reject
"TRM, 2009-2017"	"Normal Estático 95"	0.95	green	reject	reject	reject	reject	reject	reject	reject
"TRM, 2009-2017"	"Normal Estático 99"	0.99	yellow	reject	reject	accept	reject	accept	reject	reject
"TRM, 2009-2017"	"Normal Condicional 90"	0.9	red	reject	reject	reject	reject	reject	reject	reject
"TRM, 2009-2017"	"Normal Condicional 95"	0.95	red	reject	reject	accept	reject	reject	reject	reject
"TRM, 2009-2017"	"Normal Condicional 99"	0.99	red	reject	reject	accept	reject	reject	reject	reject
"TRM, 2009-2017"	"Histórico90"	0.9	green	accept	accept	reject	reject	reject	reject	reject
"TRM, 2009-2017"	"Histórico95"	0.95	green	accept	accept	accept	reject	reject	reject	reject
"TRM, 2009-2017"	"Histórico99"	0.99	green	accept	accept	reject	accept	reject	reject	reject
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Estático 90"	0.9	green	reject	reject	reject	reject	reject	reject	reject
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Estático 95"	0.95	green	reject	reject	reject	reject	reject	reject	reject
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Estático 99"	0.99	yellow	reject	accept	reject	reject	accept	reject	reject
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Condicional 90"	0.9	red	reject	reject	reject	reject	reject	reject	reject
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Condicional 95"	0.95	red	reject	reject	accept	reject	reject	reject	reject
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Condicional 99"	0.99	red	reject	reject	accept	reject	reject	reject	reject

Fuente: Elaboración propia.

Pruebas a Backtesting del VaR de la tasa de cambio USD/CLP.

PortfolioID	VaRID	VaRLevel	TL	Bin	POF	TUFF	CC	CCI	TBF	TBFI
"TRM, 2009-2017"	"Normal Estático 90"	0.9	green	reject	reject	accept	reject	accept	reject	reject
"TRM, 2009-2017"	"Normal Estático 95"	0.95	green	reject	reject	accept	reject	accept	reject	reject
"TRM, 2009-2017"	"Normal Estático 99"	0.99	green	accept	accept	accept	accept	accept	reject	reject
"TRM, 2009-2017"	"Normal Condicional 90"	0.9	red	reject	reject	accept	reject	reject	reject	reject
"TRM, 2009-2017"	"Normal Condicional 95"	0.95	red	reject	reject	accept	reject	reject	reject	reject
"TRM, 2009-2017"	"Normal Condicional 99"	0.99	red	reject	reject	reject	reject	reject	reject	reject
"TRM, 2009-2017"	"Histórico90"	0.9	green	accept	accept	accept	reject	reject	reject	reject
"TRM, 2009-2017"	"Histórico95"	0.95	green	accept	accept	accept	accept	accept	reject	reject
"TRM, 2009-2017"	"Histórico99"	0.99	green	accept	accept	accept	accept	accept	reject	reject
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Estático 90"	0.9	green	reject	reject	accept	reject	accept	reject	reject
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Estático 95"	0.95	green	reject	reject	accept	reject	accept	reject	reject
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Estático 99"	0.99	green	accept	accept	accept	accept	accept	reject	reject
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Condicional 90"	0.9	red	reject	reject	accept	reject	reject	reject	reject
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Condicional 95"	0.95	red	reject	reject	accept	reject	reject	reject	reject
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Condicional 99"	0.99	red	reject	reject	reject	reject	reject	reject	reject

Fuente: Elaboración propia.

Pruebas a Backtesting del VaR de la tasa de cambio USD/BRL.

PortfolioID	VaRID	VaRLevel	TL	Bin	POF	TUFF	CC	CCI	TBF	TBFI
"TRM, 2009-2017"	"Normal Estático 90"	0.9	green	reject	reject	accept	reject	reject	reject	reject
"TRM, 2009-2017"	"Normal Estático 95"	0.95	green	reject	reject	accept	reject	reject	reject	reject
"TRM, 2009-2017"	"Normal Estático 99"	0.99	green	accept	accept	accept	accept	accept	reject	reject
"TRM, 2009-2017"	"Normal Condicional 90"	0.9	red	reject	reject	reject	reject	accept	reject	reject
"TRM, 2009-2017"	"Normal Condicional 95"	0.95	red	reject	reject	reject	reject	accept	reject	reject
"TRM, 2009-2017"	"Normal Condicional 99"	0.99	red	reject	reject	reject	reject	accept	reject	reject
"TRM, 2009-2017"	"Histórico90"	0.9	green	accept	accept	accept	reject	reject	reject	reject
"TRM, 2009-2017"	"Histórico95"	0.95	green	accept	accept	accept	reject	reject	reject	reject
"TRM, 2009-2017"	"Histórico99"	0.99	yellow	accept	accept	accept	reject	reject	reject	reject
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Estático 90"	0.9	green	reject	reject	accept	reject	reject	reject	reject
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Estático 95"	0.95	green	reject	reject	accept	reject	reject	reject	reject
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Estático 99"	0.99	green	accept	accept	accept	accept	accept	reject	reject
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Condicional 90"	0.9	red	reject	reject	reject	reject	accept	reject	reject
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Condicional 95"	0.95	red	reject	reject	reject	reject	accept	reject	reject
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Condicional 99"	0.99	red	reject	reject	reject	reject	accept	reject	reject

Fuente: Elaboración propia.

Anexo J. Pruebas Backtesting CVaR

Pruebas a Backtesting del CVaR de la TRM.

PortfolioID	VaRID	VaRLevel	UnconditionalNormal	UnconditionalT
"TRM, 2009-2017"	"Normal Estático 90"	0.9	accept	accept
"TRM, 2009-2017"	"Normal Estático 95"	0.95	accept	accept
"TRM, 2009-2017"	"Normal Estático 99"	0.99	accept	accept
"TRM, 2009-2017"	"Normal Condicional 90"	0.9	reject	reject
"TRM, 2009-2017"	"Normal Condicional 95"	0.95	reject	reject
"TRM, 2009-2017"	"Normal Condicional 99"	0.99	reject	reject
"TRM, 2009-2017"	"Histórico90"	0.9	accept	accept
"TRM, 2009-2017"	"Histórico95"	0.95	accept	accept
"TRM, 2009-2017"	"Histórico99"	0.99	accept	accept
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Estático 90"	0.9	accept	accept
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Estático 95"	0.95	accept	accept
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Estático 99"	0.99	accept	accept
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Condicional 90"	0.9	reject	reject
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Condicional 95"	0.95	reject	reject
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Condicional 99"	0.99	reject	reject

Fuente: Elaboración propia.

Pruebas a Backtesting del CVaR de la tasa de cambio USD/PEN.

PortfolioID	VaRID	VaRLevel	UnconditionalNormal	UnconditionalT
"TRM, 2009-2017"	"Normal Estático 90"	0.9	accept	accept
"TRM, 2009-2017"	"Normal Estático 95"	0.95	accept	accept
"TRM, 2009-2017"	"Normal Estático 99"	0.99	reject	reject
"TRM, 2009-2017"	"Normal Condicional 90"	0.9	reject	reject
"TRM, 2009-2017"	"Normal Condicional 95"	0.95	reject	reject
"TRM, 2009-2017"	"Normal Condicional 99"	0.99	reject	reject
"TRM, 2009-2017"	"Histórico90"	0.9	accept	accept
"TRM, 2009-2017"	"Histórico95"	0.95	accept	accept
"TRM, 2009-2017"	"Histórico99"	0.99	reject	accept
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Estático 90"	0.9	accept	accept
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Estático 95"	0.95	accept	accept
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Estático 99"	0.99	reject	reject
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Condicional 90"	0.9	reject	reject
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Condicional 95"	0.95	reject	reject
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Condicional 99"	0.99	reject	reject

Fuente: Elaboración propia.

Pruebas a Backtesting del CVaR de la tasa de cambio USD/CLP.

PortfolioID	VaRID	VaRLevel	UnconditionalNormal	UnconditionalT
"TRM, 2009-2017"	"Normal Estático 90"	0.9	accept	accept
"TRM, 2009-2017"	"Normal Estático 95"	0.95	accept	accept
"TRM, 2009-2017"	"Normal Estático 99"	0.99	accept	accept
"TRM, 2009-2017"	"Normal Condicional 90"	0.9	reject	reject
"TRM, 2009-2017"	"Normal Condicional 95"	0.95	reject	reject
"TRM, 2009-2017"	"Normal Condicional 99"	0.99	reject	reject
"TRM, 2009-2017"	"Histórico90"	0.9	accept	accept
"TRM, 2009-2017"	"Histórico95"	0.95	accept	accept
"TRM, 2009-2017"	"Histórico99"	0.99	accept	accept
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Estático 90"	0.9	accept	accept
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Estático 95"	0.95	accept	accept
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Estático 99"	0.99	accept	accept
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Condicional 90"	0.9	reject	reject
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Condicional 95"	0.95	reject	reject
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Condicional 99"	0.99	reject	reject

Fuente: Elaboración propia.

Pruebas a Backtesting del CVaR de la tasa de cambio USD/BRL.

PortfolioID	VaRID	VaRLevel	UnconditionalNormal	UnconditionalT
"TRM, 2009-2017"	"Normal Estático 90"	0.9	accept	accept
"TRM, 2009-2017"	"Normal Estático 95"	0.95	accept	accept
"TRM, 2009-2017"	"Normal Estático 99"	0.99	reject	accept
"TRM, 2009-2017"	"Normal Condicional 90"	0.9	reject	reject
"TRM, 2009-2017"	"Normal Condicional 95"	0.95	reject	reject
"TRM, 2009-2017"	"Normal Condicional 99"	0.99	reject	reject
"TRM, 2009-2017"	"Histórico90"	0.9	accept	accept
"TRM, 2009-2017"	"Histórico95"	0.95	accept	accept
"TRM, 2009-2017"	"Histórico99"	0.99	reject	reject
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Estático 90"	0.9	accept	accept
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Estático 95"	0.95	accept	accept
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Estático 99"	0.99	reject	accept
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Condicional 90"	0.9	reject	reject
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Condicional 95"	0.95	reject	reject
"TRM, 2009-2017"	"Montecarlo Condicional 99"	0.99	reject	reject

Fuente: Elaboración propia.