BANCO CENTRAL DE BOLIVIA

Gerencia de Operaciones Internacionales
Subgerencia de Reservas
Departamento de Negociaciones de Inversión

Evaluación del Valor en Riesgo Condicional Autorregresivo por Regresiones Cuantiles (CAViaR) para las reservas internacionales del BCB

Luis Marcelo Carvajal Amusquivar*

Nota Técnica N.° 13

Revisado por: Daniel Tarqui Mangudo

Diciembre 2018

* **El presente documento no necesariamente refleja la visión del Banco Central de Bolivia y de sus autoridades. Sus conclusiones y/u omisiones son de exclusiva responsabilidad del autor.**

Resumen

Entre las técnicas de medición de riesgo de mercado más relevantes en la gestión de las Reservas Internacionales Netas (RIN) se encuentra la metodología de Valor en Riesgo o *Value at Risk* (VaR por sus siglas en inglés) la que es revisada periódicamente. Sin embargo, en la coyuntura actual de alta incertidumbre global y por los supuestos en los que se basa esta metodología, es posible que los resultados generados no sean adecuados para una gestión robusta de riesgos. En consecuencia, se propone la aplicación de la metodología Valor en Riesgo Condicional Autorregresivo por Regresiones Cuantiles o *Conditional Autoregressive Value at Risk by Regression Quantiles* (CAViaR por sus siglas en inglés) con el objetivo de mejorar la gestión de riesgo de mercado actual implementada por el Banco Central de Bolivia (BCB).

Palabras clave: *Reservas Internacionales Netas, riesgo de mercado, valor en riesgo, Valor en Riesgo Autorregresivo Condicional por Regresiones Cuantiles*

Evaluation of Conditional Autoregressive Value at Risk by Regression Quantiles (CAViaR) for international reserves of Central Bank of Bolivia

Abstract

Among the most important measures of market risk developed in foreign exchange reserves management, we find the Value at Risk (VaR) methodology, which is periodically checked. Nonetheless, given the actual global environment and the assumptions this methodology relies on, it is possible that outcomes from this methodology may not be suited enough for a robust market risk management. Under this situation, in order to enhance actual market risk management developed by Central Bank of Bolivia, Conditional Autoregressive Value at Risk by Regression Quantiles methodology is proposed.

Keywords: *Foreign exchange reserves, market risk, Value at Risk, Conditional Autoregressive Value at Risk by Regression Quantiles*

I. Introducción

En el proceso de administración de las reservas internacionales, es necesario considerar los riesgos inherentes a las inversiones que se realizan en los activos financieros internacionales.

En general, se analiza el riesgo crediticio para identificar, medir y mitigar la probabilidad de que una contraparte incumpla con sus obligaciones de forma parcial o completa, afectando a la fuente de ingresos de las Reservas Internacionales Netas (RIN); y el riesgo de mercado, para identificar, medir y mitigar la posibilidad de variaciones en las RIN como resultado de los movimientos del mercado. Claramente la primera implica una pérdida más alta, en caso de ocurrir, pero con una menor probabilidad de ocurrencia. Mientras que en el caso del riesgo de mercado, la probabilidad de ocurrencia es mayor pero con pérdidas menores.

En la actualidad, se calcula el VaR paramétrico para algunos portafolios y no así para el total de las RIN. En este sentido, el presente documento plantea la utilización del Valor en Riesgo Condicional Autorregresivo por Regresiones Cuantiles como medida alternativa de medición del riesgo de mercado aplicable a la totalidad de las RIN.

La aplicación de esta metodología permite incrementar la exactitud en las medidas de riesgo utilizadas actualmente, levantando supuestos controversiales como aquel acerca de que los rendimientos se distribuyen normalmente.

Asimismo, la utilización de este tipo de medidas de riesgo de mercado son fundamentadas en la coyuntura actual de las reservas internacionales, en la que éstas están disminuyendo como resultado de menores ingresos provenientes de una reducción del precio internacional del petróleo, afectando de forma directa a la principal fuente de ingresos de las RIN como son las exportaciones de gas natural.

De esta manera, en la segunda parte de la nota se hará una revisión teórica de la implementación de esta medida de riesgo de mercado y sus implicancias en la medición de este riesgo. En la tercera parte, se presentará un breve diagnóstico de la variable utilizada y la metodología implementada en la presente investigación. En la cuarta parte, se presentarán los resultados obtenidos y la evaluación en cuanto a la utilización de las medidas tradicionales en la gestión de riesgo de mercado. Finalmente, en el último punto se establecerán las conclusiones a las que se llegaron, las limitaciones de la nota y las recomendaciones de perfeccionamiento para futuros trabajos.

A continuación se muestra la revisión teórica del modelo a utilizarse:

II. Revisión teórica

Una de las medidas más utilizadas en la medición del riesgo de mercado en portafolios de activos financieros es el Valor en Riesgo (VaR, por sus siglas en inglés). El VaR es una medida que sintetiza la peor pérdida esperada de un portafolio en un período de tiempo a un nivel de confianza dado, como se especifica en Wipplinger (2007).

Formalmente, el VaR es el cuantil de la distribución de pérdidas proyectado en un horizonte de tiempo. Si $\tau^* \epsilon\ (0;1)$ representa el nivel de confianza en la cola de la distribución mencionada, el VaR se define como:

$$Pr[R_t \leq -V_t | F_{t-1}] = \tau^*$$

donde:

F_{t-1}: es la información disponible en el tiempo *t-1*

R_t: es la serie de retornos

V_t: es el VaR respectivo

Es necesario mencionar que la definición es planteada para la cola izquierda, pero esta especificación puede ser fácilmente manipulable para la cola derecha. Sin embargo, esta especificación no es parte del estudio del presente documento.

Ventajas:

- Es una medida de riesgo de mercado de fácil comprensión para cualquier usuario.
- Su forma de cálculo es relativamente sencilla.

Desventajas:

- Si bien es una medida que reporta la pérdida máxima a un valor de probabilidad determinado, no ofrece información de la pérdida esperada cuando existe concentración de los retornos en las colas de la distribución.
- La medida, en su versión más simple, es de carácter estático.
- El resultado solo proporciona un umbral de pérdidas máximas y no una medida de tendencia central.

Entre los modelos más utilizados del VaR se encuentran:

- **Modelos paramétricos.** Son modelos que proporcionan una parametrización específica para el comportamiento de los precios. El más común de estos es el VaR paramétrico que asume que la distribución de los retornos del portafolio es normal. El más utilizado es el desarrollado por *Riskmetrics* (en www.riskmetrics.com) bajo el esquema:

$$VaR(\alpha) = \mu + \sigma_t G^{-1}(\alpha)$$

donde:

$G^{-1}(\alpha)$: es el cuantil α de la distribución normal estándar

σ_t: es la desviación estándar condicional al retorno del portafolio

$\sigma_t^2 = (1-\alpha)\sum_{j=0}^{N-1} \lambda^j \left(\varepsilon_{t-j}\right)^2$: EWMA[1], es la expresión para modelar la desviación estándar condicional

- **Modelos no paramétricos**. Buscan estimar el VaR sin hacer supuestos fuertes sobre la distribución de los retornos del portafolio, tratan que los datos se expliquen por sí mismos utilizando la más reciente distribución empírica de los retornos para calcular el VaR. La metodología de este tipo de modelos asume que el riesgo del futuro cercano puede ser pronosticado en el pasado cercano. El más representativo de esta familia es:

    - Simulación histórica. Utiliza la distribución empírica de retornos financieros como una aproximación a la función de retornos; por lo tanto el $VaR(\alpha)$ es el cuantil α de la distribución empírica. Es posible la utilización de tamaños distintos de muestras para calcular la distribución mencionada.

- **Modelos semi-paramétricos**. Representan una mezcla de los dos anteriores, entre los cuales se tiene el CAViaR que se desarrolla en detalle posteriormente.

Con el objetivo de eliminar las desventajas del VaR, distintos autores generaron mecanismos alternativos como el de la 'pérdida esperada' (*expected shortfall*) que se enfoca en capturar una pérdida media una vez que se incurre en el umbral de la pérdida máxima cuando se calcula el VaR.

[1] *Exponential Weight Moving Average model* (EWMA, por sus siglas en inglés) propio de la metodología de *Riskmetrics*.

Asimismo, se desarrollaron metodologías que levantan el supuesto de normalidad en la distribución de los retornos, como la simulación histórica o la ponderación temporal, que se consideran modelos no paramétricos, además de mecanismos de simulación, como el de Monte Carlo.

En este sentido, la metodología que se implementará en el presente documento es la del Valor en Riesgo Condicional Autorregresivo con Regresiones Cuantiles (CAViaR, por sus siglas en inglés) considerado un modelo semi-paramétrico.

Este modelo especifica la evolución del cuantil de referencia en el tiempo, utilizando un proceso autorregresivo para estimar los parámetros con regresiones de cuantiles, bajo el criterio de que en cada período la probabilidad de exceder el VaR debe ser independiente de toda la información pasada.

La metodología implica la modelización directa del cuantil en vez de la modelización de la distribución entera. Se asume que la distribución de las volatilidades de los retornos se encuentra autocorrelacionada al VaR tradicional porque el uso directo de la desviación estándar muestra un comportamiento similar.

La manera natural de formalizar este concepto es utilizar algún tipo de especificación autorregresiva dando paso al CAViaR.

Se asume un vector de retornos denotado por $\{y_t\}_{t=1}^{T}$, con θ como la probabilidad asociada al VaR, x_t el vector de variables observables en el tiempo *t*, y β_θ un vector conocido de parámetros de dimensión *p*. Finalmente, se asume que $f_t(\beta) \equiv f_t(x_{t-1}, \beta_\theta)$ denota el cuantil en el tiempo t θ de la distribución de retornos de portafolios formados en el tiempo $t-1$, y que, por conveniencia notacional, se suprime el subíndice θ de β_θ permitiendo establecer una especificación genérica del CAViaR de la siguiente manera:

$$f_t(\beta) = \beta_0 + \sum_{i=1}^{q} \beta_i f_{t-i}(\beta) + \sum_{j=1}^{r} \beta_j l\left(x_{t-j}\right) \qquad (1)$$

donde:

La dimensión de β se define por $p = q + r + 1$

La función de números finitos de rezagos observados es l.

Los términos autorregresivos $\beta_i f_{t-i}(\beta)$, $i = 1, \dots, q$ garantizan que los cambios entre cuantiles sean menos volátiles.

El rol de $l(x_{t-j})$es vincular $f_t(\beta)$ a variables observables pertenecientes al *set* de información.

Por lo general, la elección natural de retornos rezagados es x_{t-1}, consecuentemente se espera que el VaR se incremente en la medida que y_{t-1} se torne más negativa, porque la ocurrencia de un mal día incrementa la probabilidad de un suceso similar al día siguiente; en el mismo esquema también el suceso de un buen día decrementará la probabilidad de ocurrencia de un evento negativo haciendo que el VaR dependa simétricamente de $|y_{t-1}|$.

Como resultado el trabajo de Engle y Manganelli (2004) propone cuatro alternativas de especificaciones para el CAViaR:

- **Especificación adaptativa:** con la siguiente fórmula:

$$f_t(\beta) = f_{t-1}(\beta_1) + \beta_1\{[1 + exp(G[y_{t-1} - f_{t-1}(\beta_1)])]^{-1} - \theta\} \qquad (2)$$

donde:

G es algún número positivo finito, y en la medida que se acerca a infinito, el último término de la ecuación (1) converge a $\beta_1\left[I\left(y_{t-1} \leq f_{t-1}(\beta_1)\right) - \theta\right]$.

I es el indicador de función.

La intuición detrás de esta especificación es que en los casos en los que el VaR sea excedido, entonces se debería incrementar su valor, mientras que en los casos en los que no se lo exceda, se debería reducir el mismo pero en una magnitud baja. De esta manera, se reducirá la probabilidad de una consecución de “*hits”* y al mismo tiempo es muy poco probable que se tengan 0 hits. Esta especificación tiene un coeficiente unitario en el VaR rezagado.

- **Especificación simétrica en valor absoluto:** con la siguiente formulación:

$$f_t(\beta) = \beta_1 + \beta_2 f_{t-1}(\beta) + \beta_3|y_{t-1}| \qquad (3)$$

El modelo responde simétricamente a los retornos pasados del portafolio; este se revierte hacia la media ya que el coeficiente rezagado del VaR no está restringido a la unidad. Asimismo, se puede especificar el cuantil usando un modelo GARCH con la desviación estándar en vez de la varianza con lo que se considera que sigue una distribución simétrica con errores i.i.d.

- **Especificación de pendiente asimétrica:** con la siguiente formulación:

$$f_t(\beta) = \beta_1 + \beta_2 f_{t-1}(\beta) + \beta_3 (y_{t-1})^+ + \beta_4 (y_{t-1})^- \qquad (4)$$

El modelo permite generar una respuesta asimétrica a retornos positivos y negativos del portafolio, nuevamente revirtiéndose a la media. Su especificación es posible con un proceso GARCH, con la desviación estándar siguiendo una distribución asimétrica con errores i.i.d.

Existen mayores especificaciones a los modelos CAViaR como el GARCH indirecto (1,1) desarrollado por Engle y Manganelli (2004) o el CAViaR mejorado desarrollado por Huang y Tseng (2009).

- **Especificación GARCH (1,1) indirecto:**

$$f_t(\beta) = (\beta_1 + \beta_2 f_{t-1}^2(\beta) + \beta_3 y_{t-1}^2)^{1/2} \qquad (5)$$

De la misma manera representa un proceso de reversión a la media, respondiendo de forma simétrica a los retornos pasados al igual que la especificación simétrica en valor absoluto pero con una modelación temporal de la varianza. Esta especificación asume que el verdadero proceso generador de datos sigue una representación GARCH (1,1) con una distribución de errores i.i.d.

Por otro lado, Engle y Manganelli (2004) también propusieron un nuevo test para la evaluación de especificaciones alternativas y lograr capturar el mejor modelo para cada *set* de datos. El mismo presenta mejores propiedades que los anteriores existentes, ya que el mismo permite la inclusión de una variedad de especificaciones alternativas y se define como:

$$Hit_t(\beta^0) \equiv f\left(y_t < f_t(\beta^0)\right) - \theta \qquad (6)$$

donde:

la función $Hit_t(\beta^0)$ se asume que tomará un valor $(1-\theta)$ cada vez que y_t tiene un valor menor al cuantil y toma el valor de $-\theta$ en todos los otros casos. La ecuación (8) implica que $E\left(Hit_t(\beta^0)\right) = 0$.

En adición y basado en la definición del cuantil dado en la ecuación (1), también se asume que la expectativa condicional $E(Hit_t(\beta^0)|G_{t-1}) = 0$, lo que implica que $Hit_t(\beta^0)$ no estará correlacionado con sus propios rezagos ni tampoco con $f_t(\beta^0)$ y su valor esperado también debería ser 0.

Si estos supuestos se mantienen para $Hit_t(\beta^0)$, entonces no se introdujo errores de mala especificación y no existe autocorrelación entro los *hits* y se obtendrá una correcta fracción de excepciones.

De la misma manera, de acuerdo a la ecuación (8) se derivan dos tests estadísticos:

- Test cuantil dinámico dentro de la muestra: que es una prueba utilizada para elegir entre especificaciones alternativas de un proceso CAViaR en particular.

- Test cuantil dinámico fuera de la muestra: útil para reguladores de mercado y gestores de riesgos ya que examinan si las estimaciones del VaR para una entidad en particular satisfacen ciertas propiedades como insesgamiento de los parámetros, que a su vez sean independientes; esto último es útil porque es simple de calcular y no depende del procedimiento de la estimación de los parámetros.

III. Diagnóstico y metodología

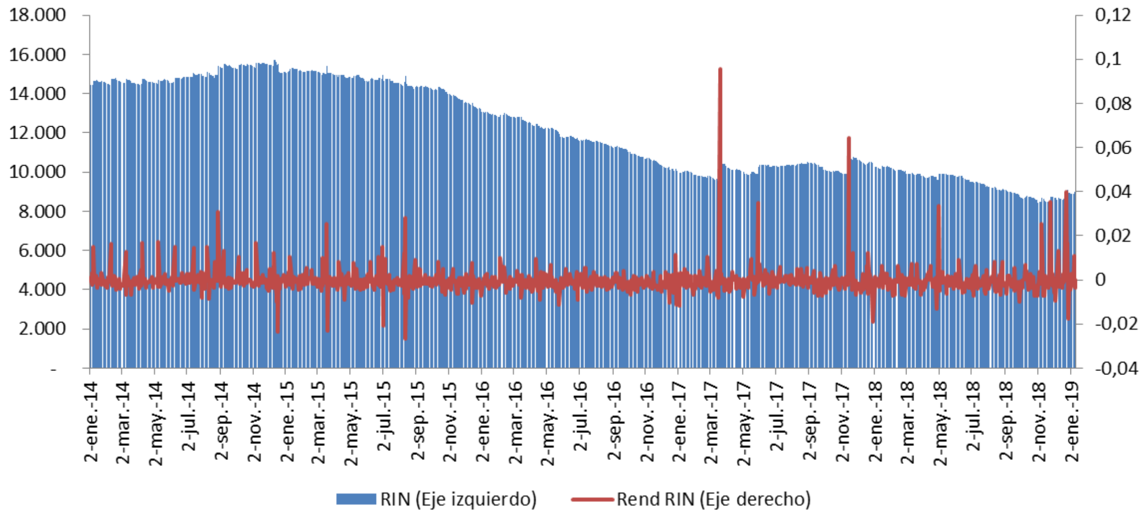
Se utilizaron los rendimientos de las reservas internacionales del BCB desde 2009, debido a que a partir de este año se realizaron las primeras inclusiones de las inversiones en monedas distintas al dólar estadounidense dentro de las reservas internacionales, emulando el impacto de una política de diversificación en el proceso de inversión.

La frecuencia de los rendimientos es diaria al igual que la volatilidad, imitando los mecanismos de monitoreo de riesgos más utilizados en el mercado.

La evolución de los rendimientos de las RIN se comporta establemente en relación con el desempeño del mercado financiero internacional. No obstante, desde 2017 se observa un incremento significativo en la volatilidad de estos movimientos con una mayor frecuencia de valores extremos relacionados directamente con las medidas implementadas por el Banco Central de Bolivia para fortalecer el *stock* de reservas internacionales. Asimismo, este proceso de alta variación también es atribuible a los movimientos cambiarios característicos de la crisis internacional, y a los procesos de normalización económica desarrollados posteriormente, que desencadenaron en el ciclo actual de subida de tasas de interés en EE.UU. y la expectativa de inicio de la normalización de la política monetaria en la Zona Euro para 2019.

En este contexto, también se reconoce la tendencia negativa de las reservas internacionales como resultado de mayores requerimientos de liquidez por parte del sector privado y una menor incidencia positiva de los ingresos provenientes de la exportación de gas que se desaceleró por precios internacionales de materias primas más bajos y un menor volumen de exportación al principal consumidor de gas boliviano como es Brasil.

Gráfico 1: EVOLUCIÓN Y RETORNOS DIARIOS DE LAS RIN 2009-2019*
(En millones de USD y porcentaje)



Fuente: Elaboración propia con datos del Banco Central de Bolivia

*Al 11 de enero de 2019.

En este contexto, se explica el desempeño de las reservas en tres períodos distintos de ventanas móviles (Cuadro 1):

El primero, entre enero de 2014 y enero de 2019, abarcando la totalidad de la muestra, destacándose que se alcanzó un máximo de RIN de USD15.724 millones como resultado de mayores ingresos por exportaciones, principalmente en años anteriores debido principalmente a mayores precios internacionales de materias primas.

En contrapartida, el menor nivel alcanzado fue de USD8.442 millones, reflejando la tendencia a la baja de los últimos años como resultado de la generación de menores ingresos provenientes de las exportaciones por menores cotizaciones de los precios internacionales.

Cuadro1: ESTADÍSTICAS DESCRIPTIVAS DE LAS RIN

	Período	Media	Mediana	Max	Min
Reservas Internacionales Netas (En millones de USD)	Ene-2014 a Ene-2019	12.128	11.615	15.724	8.442
	Ene-2017 a Ene-2019	9.769	9.907	10.765	8.442
	Ene-2018 a Ene-2019	9.385	9.455	10.311	8.442

Fuente: Elaboración propia con datos del Banco Central de Bolivia

En este contexto, considerando tres escenarios de ventanas móviles de los datos, se observa la existencia de quiebres claros en la evolución de los rendimientos de las RIN característicos de la salida de la crisis internacional y el proceso de normalización de las tasas de interés.

Considerando la muestra total desde enero de 2009 hasta junio de 2018 en frecuencia mensual, se observa que la mediana de retornos es 0,84%[2], a diferencia de la registrada entre inicios de 2015 y mediados de junio de 1,08%. Mientras que desde inicios de 2017 a junio de 2018, la mediana de retornos alcanzó a 1,32%. Entre las tres ventanas de tiempo se tiene una diferencia de 24pb que capturan la alta volatilidad en el registro de los datos y justifican la implementación de una medida adecuada de medición de riesgo de mercado como el VaR y el CAViaR (Cuadro 2).

Con relación a la volatilidad, se observa que esta es relativamente elevada en los dos primeros conjuntos de datos, disminuyendo significativamente en la dispersión desde 2017. Contrariamente a lo que se consideraría en condiciones normales, a pesar de que en el segundo grupo se tiene una mediana de retornos menor a la del tercer grupo, se observa que el valor máximo se encuentra en este grupo.

Cuadro 2: ESTADÍSTICAS DESCRIPTIVAS DE LOS RETORNOS DE LAS RIN

	Período	Media	Mediana	Desv. Est.	Max	Min
Rendimientos RIN (En%)	2009 a jun-2018	0,87%	0,84%	0,47%	2,04%	-0,84%
	2015 a jun-2018	1,10%	1,08%	0,45%	2,04%	0,24%
	2017 a jun-2018	1,29%	1,32%	0,28%	1,80%	0,72%

Fuente: Elaboración propia con datos del Banco Central de Bolivia

Como se puede observar, existe gran dispersión en los datos por lo que se justifica el uso de distintas medidas de riesgo de mercado para elegir la más adecuada para las RIN. En

[2] Se considera como medida de tendencia central, en general para los retornos, la mediana debido a la alta volatilidad de los datos que por sus valores extremos distorsiona la media.

consecuencia, se calcularon el VaR paramétrico, el VaR de simulación histórica y el CAViaR[3] que reflejen la utilización de una aproximación paramétrica, no paramétrica y semi-paramétrica.

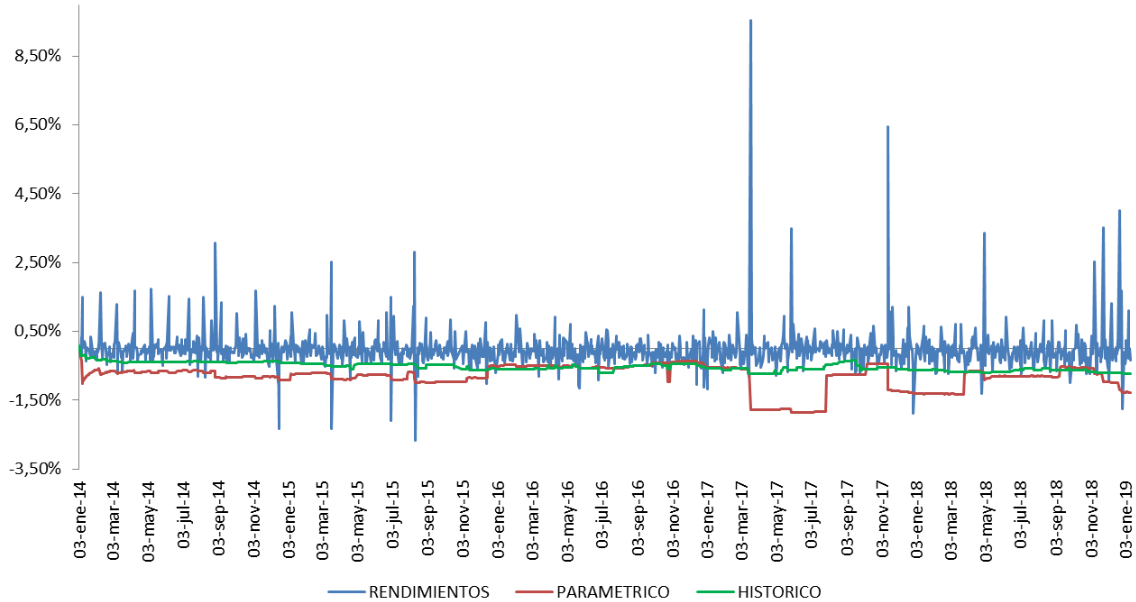
IV. Resultados

Los resultados pueden analizarse en dos entornos: el primero considerando la modelación clásica, es decir, con los modelos paramétrico y el de simulación histórica que en media de los umbrales VaR alcanzan a -0,81% y -0,52% respectivamente, utilizando la totalidad de la muestra. Para la muestra de enero de 2017 a enero de 2019, los mismos se incrementan significativamente a -1,01% y -0,61% respectivamente, y para la muestra de enero de 2018 a enero de 2019 alcanzaron a -0,90% y -0,65%.

En todos los casos, los resultados superan en valor absoluto a los del rendimiento negativo. Sin embargo, esta medida del riesgo de mercado en un contexto global relativamente estable, involucra un proceso de tendencia de reducción de reservas internacionales y debe generar valores más próximos a los niveles reales que se podrían registrar en caso de producirse un evento negativo de alta significancia; es así que se detectó que el modelo paramétrico genera valores demasiado separados de la realidad y si se quiere evitar la generación de previsiones por pérdidas esperadas, se debe contar con una medida más adecuada. Además, esta especificación carece de un componente dinámico ajustable en el tiempo. En este sentido, el histórico puede adaptarse mejor a este comportamiento. Sin embargo, entre sus fallas se encuentra que no se puede adaptar a un criterio *forward-looking* o sus especificaciones no se ajustan a las expectativas que sucederían en un futuro de corto plazo. Es así, que se permite el ingreso de las especificaciones adicionales propuestas en Engle y Manganelli (2004).

[3] Los cálculos se realizaron en la plataforma R.

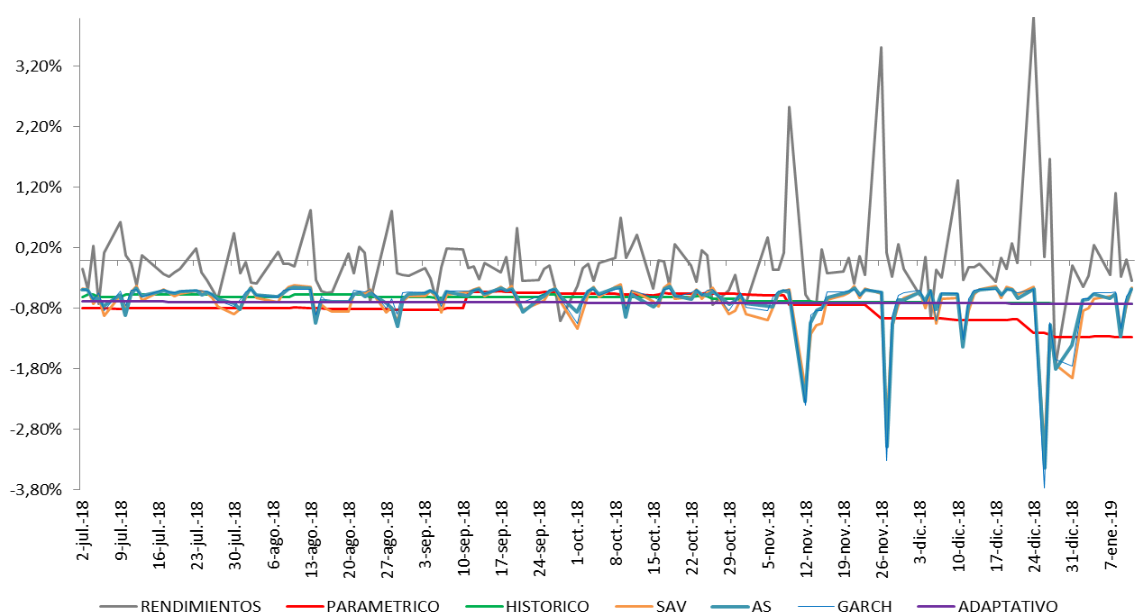
Gráfico 2: RETORNO DE LAS RIN Y VaR PARAMÉTRICO Y DE SIMULACIÓN HISTÓRICA



Fuente: Elaboración propia con datos del Banco Central de Bolivia

En este sentido, y considerando que existe una cantidad elevada de datos y alta volatilidad entre los mismos, se analiza una muestra más pequeña de datos para comprender la evolución de las medidas adicionales de riesgo de mercado.

Gráfico 2: RETORNO DE LAS RIN; VaR PARAMÉTRICO Y DE SIMULACIÓN HISTÓRICA; CAViaR ADAPTATIVO, SIMÉTRICO EN VALOR ABSOLUTO (SAV), CON PENDIENTE ASIMÉTRICA (AS) y GARCH 1,1 INDIRECTO



Fuente: Elaboración propia con datos del Banco Central de Bolivia

En términos generales, se observa un comportamiento más dinámico por parte de las medidas propuestas en el CAViaR, haciendo que las mismas tengan propiedades deseables para la previsión de riesgo por pérdidas en un futuro. Sin embargo, no se puede descartar que la simulación histórica muestra resultados similares aunque su desventaja es que no revela una caracterización del proceso generador de datos.

Por otro lado, las medidas del CAViaR son capaces de modelar distintos contextos a los cuales se adaptarían los procesos, haciendo que su uso sea más amplio en el contexto actual de reducción de las reservas internacionales.

En particular, solo las medidas del CAViaR pueden adaptarse a distintas condiciones del ciclo económico. Las medidas se produjeron entre -0,69% y -0,52% en valores medios, en distintas ventanas de tiempo (Cuadro 3).

Como una primera conclusión, se destaca la asignación de riesgo mucho mayor en el caso paramétrico, especialmente si se considera el segundo período de análisis, mientras que las especificaciones del CAViaR son relativamente similares a los de la simulación histórica[4], lo que resalta la relevancia de los modelos no paramétricos y semi-paramétricos en contra de la alternativa paramétrica.

Cuadro 3: MEDIDAS DE TENDENCIA CENTRAL DEL VaR Y CAViaR EN SUS DISTINTAS ESPECIFICACIONES[5]

VaR /CAViaR (al 95%)	Rendimiento	Paramétrico	Histórico	SAV	AS	GARCH	Adaptativo
Valor medio (ene-14 a ene19)	-0,04%	-0,81%	-0,52%	-0,62%	-0,62%	-0,61%	-0,56%
Valor medio (ene-17 a ene19)	-0,02%	-1,01%	-0,61%	-0,66%	-0,65%	-0,64%	-0,66%
Valor medio (ene-18 a ene19)	-0,05%	-0,90%	-0,65%	-0,67%	-0,65%	-0,64%	-0,69%

Fuente: Elaboración propia con datos del Banco Central de Bolivia

Analizando de forma más directa los resultados del CAViaR, es necesario recordar que cada una de las especificaciones obedece a distintos comportamientos en el proceso de reversión a la media del proceso generador de datos.

[4] Sin embargo, la simulación histórica no se calculó con ponderaciones temporales (ej. modelo EWMA o especificaciones tipo GARCH) que pueden mejorar la medición de riesgo.

[5] Los resultados, la generación del modelo y el código del mismo, se especifican en los Apéndices del presente documento.

Cuadro 4: MEDIDAS DE TENDENCIA CENTRAL DEL VaR Y CAViaR EN SUS DISTINTAS ESPECIFICACIONES

Especificaciones CAViaR	Descripción
Simétrica en Valor Absoluto (SAV)	Responde simétricamente a los retornos pasados del portafolio; se revierte a la media ya que el coeficiente rezagado del VaR no está restringido a la unidad
Pendiente Asimétrica (AS)	Genera una respuesta asimétrica a retornos del portafolio positivos y negativos, revirtiéndose a la media
GARCH (1,1) Indirecto	Representa un proceso de reversión a la media, respondiendo de forma simétrica a los retornos pasados al igual que con una modelación temporal de la varianza
Adaptativo	En casos en los que el VaR sea excedido, entonces se debería incrementar su valor, mientras que en los casos en los que no se lo exceda se debería reducir el mismo pero en una magnitud baja

Dadas las anteriores características, se observa en la evolución temporal que la especificación adaptativa tiene un comportamiento casi constante, inclusive en períodos de alta volatilidad de los retornos, y su relevancia radicaría en una medida estable para la toma de decisiones de largo plazo.

Por su parte, la especificación SAV tiene reacciones que se ajustan más a los períodos de alta volatilidad, especialmente en los tramos en los que se observa que la pérdida supera al umbral del CAViaR.

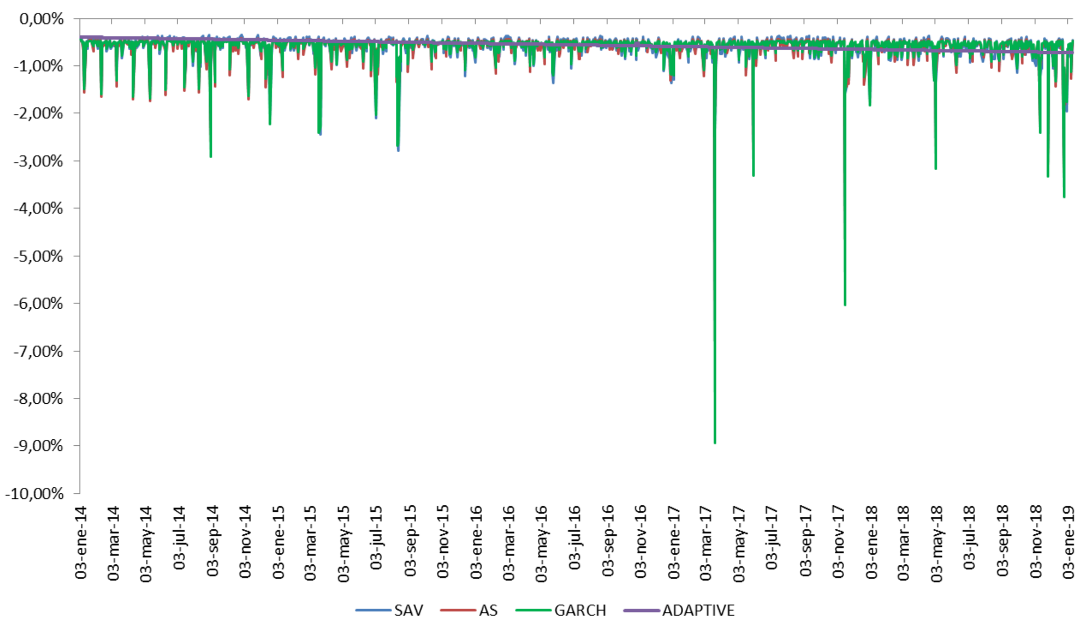
En el caso de la pendiente asimétrica, ésta responde intuitivamente a la volatilidad, generando propuestas de decisiones contra-cíclicas que pueden considerarse en un entorno de incremento de las reservas internacionales.

Finalmente el GARCH (1,1) indirecto se comporta de forma similar al AS ponderando más los períodos de alta volatilidad.

En la coyuntura de reducción de reservas internacionales es mejor tener en cuenta la volatilidad, por lo que la recomendación para este ciclo económico es considerar la aproximación AS o GARCH (1,1) indirecto.

Sin embargo, considerando toda la muestra. se ve que la especificación GARCH (1,1) indirecto genera más valores extremos, distorsionando los resultados a obtenerse.

Gráfico 3: ESPECIFICACIONES CAViaR



Fuente: Elaboración propia con datos del Banco Central de Bolivia

V. Conclusiones y recomendaciones

Tras la evaluación de las distintas metodologías del CAViaR y las medidas tradicionales VaR se concluye que:

- La aproximación paramétrica genera una sobreestimación de la previsión dedicada a cubrir la pérdida esperada.
- Si bien la simulación histórica genera mejores resultados, aproximados a los de las especificaciones CAViaR, al no estar sustentada en una distribución, su explicación analítica es más complicada.
- Las especificaciones CAViaR muestran aproximaciones más cercanas a la realidad con un sustento teórico estable.

- La especificación más adecuada para la coyuntura de reducción de reservas internacionales es la de pendiente asimétrica y la GARCH (1,1) indirecto; la primera con mayor impacto porque no genera tantos valores extremos.
- La metodología sigue siendo útil como medida rápida de análisis general.
- En un contexto de disminución de reservas en la que cada vez se cuenta con menos recursos, es necesario especificar de la forma más exacta posible la previsión para pérdidas esperadas, lo que implica que las sobreestimaciones del valor no son adecuadas.
- El cálculo actual de la medida de riesgo de mercado de forma paramétrica, no representa un cálculo confiable como medida de riesgo del portafolio 0-3 años.

Entre las limitaciones del documento se encuentran:

- El documento no analiza directamente el desempeño de las medidas en tiempos de alto estrés en el mercado financiero.
- En futuros trabajos se propone la evaluación de las medidas en términos de *backtesting* y evaluación de pronósticos.
- El presente documento mostró las alternativas factibles del uso de estas medidas de riesgo de mercado, relativamente nuevas, para mejorar el monitoreo las reservas internacionales.

Referencias bibliográficas

ABAD, P., S. BENITO, C. LÓPEZ (2013). "A comprehensive review of Value at Risk methodologies" The Spanish Review of Financial Economics, 12 (1), pp. 15 - 32

CHEN, C. W. S., R. GERLACH, B. B. K. HWANG, M. McALEER (2011). "Forecasting Value-at-Risk Using Nonlinear Regression Quantiles and the Intra-day Range" Kyoto Institute of Economic Research, Discussion Paper No. 775, May

DRAKOS, A. A., G. P. KOURETAS, L. ZARANGAS (2015). "Predicting Conditional Autoregressive Value-at-Risk for Stock Markets during Tranquil and Turbulent Periods" *Journal of Financial Risk Management*, 4, pp. 168 - 186

ENGLE, R. F. and S. MANGANELLI (2004). "CAViaR: Conditional Autoregressive Value at Risk by Regression Quantiles" Journal of Business & Economic Statistics, 22 (4), pp. 367 - 381

HUANG, A. and T. - W. TSENG (2009). "Forecast of value at risk for equity indices: An analysis from developed and emerging markets" *Journal of Risk Finance*, 10 (4), pp. 393 - 409

WIPPLINGER, E. (2007) "Philippe Jorion: Value at Risk – The New Benchmark for Managing Financial Risk" book review, *Financial Markets and Portfolio Management*, 21 (3), pp. 397 – 398

APÉNDICES

Apéndice A. Valores de los VaR:

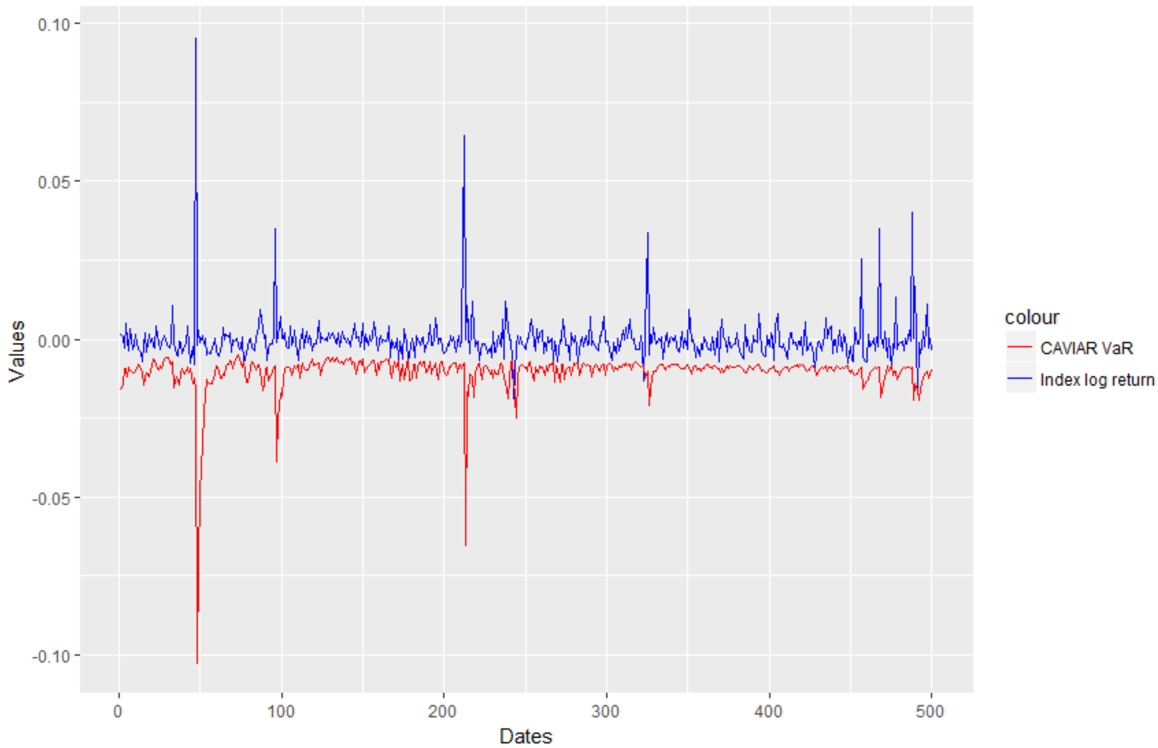
```
> tail(CaviarSAV$VaR)
[1] 0.006470372 0.006034810 0.005859357 0.011777061 0.007579425 0.004611622
> tail(CaviarAS$VaR)
[1] 0.005691195 0.006391716 0.005616039 0.012723472 0.007021158 0.004815757
> tail(CaviarGARCH$VaR)
[1] 0.005447296 0.005357688 0.005318376 0.011336601 0.005943605 0.004843104
> tail(CaviarADAPTIVE$VaR)
[1] 0.007203969 0.007206568 0.007209166 0.007211764 0.007214362 0.007216961
```

Parámetros de cada especificación:

```
> CaviarAS$bestPar
[1] 0.003320756 0.206158872 0.749582513 0.399303468
> CaviarSAV$bestPar
[1] 0.002527066 0.269192871 0.697559195
> CaviarGARCH$bestPar
[1] 2.135685e-05 5.931253e-02 8.718719e-01
```

Apéndice B.

Gráfico B.1: ÍNDICE LOGARÍTMICO DE RENDIMIENTOS Y CAViaR (AS)



Apéndice C. Código de generación de la función

```
require(Rcpp)

require(magrittr)

fSourceLocal <- function(){

for (i in -(1:sys.nframe())) {

  if (identical(sys.function(i), base::source)){

    path <- normalizePath(sys.frame(i)$ofile)

  }

 }

caviarOptim.currDirr <- fSourceLocal()

caviarOptim <- function(data,

                        model = 1,

                        pval = 0.01,

                        k = 5,

                        REP = 5,

                        MAXITER = 500,

                        predict = F){

if (length(data) < 2) {

  stop("data should be series of at least 300 length")

 } else if (length(data) < 300) {

  warning(paste0("for the best empirical quantile estimation, it is suggested to provide
data of at least 300 length. Only ",

                 length(data), " samples provided"))

 }

  tryCatch(data <- as.numeric(data),

       error = function(e){
```

```
        print("Can't convert to numeric! Provide data convertible to numerical!")
        stop()
})
  models <- c('SAV','AS','GARCH','ADAPTIVE')
if (!model %in% c(1,2,3,4)) {
  stop('Wrong MODEL selected')
} else if (model == 1 || model == 3) {
  initialTargetVectors <- matrix(runif(10000*3),ncol=3)
  nInitialCond = 10
} else if (model == 2) {
  initialTargetVectors <- matrix(runif(10000*4),ncol=4)
  nInitialCond = 15
} else {
  initialTargetVectors <- matrix(runif(10000),ncol=1)
  nInitialCond = 5
}
sourceCpp(paste0(caviarOptim.currDirr, "/", models[model], '.cpp'))
obs <- length(data)
VaR <- rep(0, obs)
Hit <- VaR
  emp_qnt <- if (obs < 300){
  quantile(data[1:obs], pval)
} else {
  quantile(data[1:300], pval)
}
```

```
  RQfval <- apply(initialTargetVectors, 1, RQObjectiveFunction, 1, model, data, obs, pval,
emp_qnt, k)
    BestInitialCond <- if (model == 4) {
    matrix(initialTargetVectors[order(RQfval), ][1:nInitialCond], ncol=1)
  } else {
    initialTargetVectors[order(RQfval), ][1:nInitialCond, ]
  }
    RQoptim <- cbind(NA, BestInitialCond, NA)
    met <- 'Nelder-Mead'
  low <- -Inf
  up <- Inf
  met_hes <- 'BFGS'
  con <- list(maxit = MAXITER)
if (model == 4) {
    met <- "Brent"
    low <- -10
    up <- 10
  }
  if (model == 3) {
    met_hes <- 'SANN'
  }
    for (i in 1:nrow(BestInitialCond)) {
vOptim <- optim(BestInitialCond[i,],
                RQObjectiveFunction,
                out = 1,
                model = model,
```

```
                 data = data,
                 obs = obs,
                 pval = pval,
                 emp_qnt = emp_qnt,
                 k = k,
                 method = met,
                 lower = low,
                 upper = up,
                 control = con)
   RQoptim[i, 1] <- vOptim$value
  RQoptim[i, 2:(ncol(initialTargetVectors)+1)] <- vOptim$par
for(j in 1:REP){
vOptim <- optim(RQoptim[i, 2:(ncol(initialTargetVectors)+1)],
                  RQObjectiveFunction,
                  out = 1,
                  model = model,
                  data = data,
                  obs = obs,
                  pval = pval,
                  emp_qnt = emp_qnt,
                  k = k,
                  method = met_hes,
                  control = con)
vOptim <- optim(vOptim$par,
                  RQObjectiveFunction,
                  out = 1,
```

```
                    model = model,
                    data = data,
                    obs = obs,
                    pval = pval,
                    emp_qnt = emp_qnt,
                    k = k,
                    method = met,
                    lower = low,
                    upper = up,
                    control = con)
if(abs(RQoptim[i, 1] - vOptim$value)>10000000000){
      RQoptim[i, 1] <- vOptim$value
      RQoptim[i, (ncol(initialTargetVectors)+1)] <- vOptim$par
    } else {
      RQoptim[i,ncol(RQoptim)] <- j
      break
    }
  }
 }
 bestPar <- RQoptim[order(RQoptim[,1]), ][1, 2:(ncol(initialTargetVectors)+1)]
 VaR <- RQObjectiveFunction(bestPar, 2, model, data, obs, pval, emp_qnt, k, T)
 VarPredict <- VaR %>% tail(1)
 VaR <- VaR[-length(VaR)]
 if (predict)
   return(VarPredict)
 else {
```

```
  outL <- list(bestVals   = RQoptim,
              bestPar    = bestPar,
              VaR        = VaR,
              bestRQ     = RQoptim[order(RQoptim[,1]), ][1, 1],
              VarPredict = VarPredict
              )
  return(outL)
 }
 }
RQObjectiveFunction <- function(beta,
                        out,
                        model,
                        data,
                        obs,
                        pval,
                        emp_qnt,
                        k = 5,
                        varPredict = F){
if (varPredict) {
  VaR = rep(0, obs + 1)
 } else {
  VaR = rep(0, obs)
  Hit = VaR
 }
 VaR[1] <- -1*emp_qnt
 VaR <- if (model == 1) {
```

```
  caviar_SAV(beta, data, VaR[1], VaR, obs, varPredict)
} else if (model == 2) {
  caviar_AS(beta, data, VaR[1], VaR, obs, varPredict)
} else if (model == 3) {
  caviar_GARCH(beta, data, VaR[1], VaR, obs, varPredict)
} else if (model == 4) {
  caviar_ADAPTIVE(pval, k, beta, data, VaR[1], VaR, obs, varPredict)
}
  if (!varPredict){
  Hit <- (data < -VaR) - pval
  if (out == 1) {
    RQ = -1*t(Hit) %*% (data + VaR)
    if (is.infinite(RQ))
      RQ = 1e+100
    return(RQ)
  } else if (out == 2) {
    return(cbind(VaR, Hit))
  }
} else if (varPredict) {
  return(VaR)
}
}
```