

DOCUMENTOS DE TRABAJO

Medida de aversión al Riesgo Mediante Volatilidades Implícitas Realizadas

Nicolás Álvarez

Antonio Fernandois

Andrés Sagner

N° 818 Junio 2018

BANCO CENTRAL DE CHILE





BANCO CENTRAL DE CHILE

CENTRAL BANK OF CHILE

La serie Documentos de Trabajo es una publicación del Banco Central de Chile que divulga los trabajos de investigación económica realizados por profesionales de esta institución o encargados por ella a terceros. El objetivo de la serie es aportar al debate temas relevantes y presentar nuevos enfoques en el análisis de los mismos. La difusión de los Documentos de Trabajo sólo intenta facilitar el intercambio de ideas y dar a conocer investigaciones, con carácter preliminar, para su discusión y comentarios.

La publicación de los Documentos de Trabajo no está sujeta a la aprobación previa de los miembros del Consejo del Banco Central de Chile. Tanto el contenido de los Documentos de Trabajo como también los análisis y conclusiones que de ellos se deriven, son de exclusiva responsabilidad de su o sus autores y no reflejan necesariamente la opinión del Banco Central de Chile o de sus Consejeros.

The Working Papers series of the Central Bank of Chile disseminates economic research conducted by Central Bank staff or third parties under the sponsorship of the Bank. The purpose of the series is to contribute to the discussion of relevant issues and develop new analytical or empirical approaches in their analyses. The only aim of the Working Papers is to disseminate preliminary research for its discussion and comments.

Publication of Working Papers is not subject to previous approval by the members of the Board of the Central Bank. The views and conclusions presented in the papers are exclusively those of the author(s) and do not necessarily reflect the position of the Central Bank of Chile or of the Board members.

Documentos de Trabajo del Banco Central de Chile
Working Papers of the Central Bank of Chile
Agustinas 1180, Santiago, Chile
Teléfono: (56-2) 3882475; Fax: (56-2) 3882231

Medida de aversión al Riesgo Mediante Volatilidades Implícitas y Realizadas*

Nicolás Álvarez
Banco Central de Chile

Antonio Fernandois
Banco Central de Chile

Andrés Sagner
Banco Central de Chile

Abstract

In this paper, we estimate risk aversion contained in stock indices, exchange rates, and sovereign bond yields of a sample of developed and emerging countries. In particular, we use the methodology proposed by Bekaert et al. (2013) to decompose various measures of implicit variance into its realized variance and risk aversion components. Our results show a higher, generalized risk appetite during the last years, in a context of low financial volatility and high global political uncertainty. Lastly, we find that risk aversion tends to be higher during periods of financial fragility and recessions, and events of low risk aversion typically precede these episodes.

Resumen

En este trabajo estimamos el grado de aversión al riesgo contenidos en índices bursátiles, tipos de cambio y rendimiento de bono soberano de una muestra de países desarrollados y emergentes utilizando la metodología de Bekaert et al. (2013) para descomponer medidas de varianza implícita en sus componentes de varianza realizada y aversión al riesgo. Nuestros resultados dan cuenta de un mayor apetito por riesgo generalizado durante los últimos años, en un contexto donde los bajos niveles de los indicadores de volatilidad financiera divergen de un crecimiento en los indicadores de incertidumbre política global. Asimismo, la aversión al riesgo tiende a ser mayor en recesiones y períodos de fragilidad financiera y dichos períodos tienden a ser precedidos por escenarios donde la aversión al riesgo es baja.

* Agradecemos los valiosos comentarios y sugerencias de Rodrigo Alfaro y un árbitro anónimo. Las opiniones expresadas en este documento son las de los autores y no necesariamente representan la visión del Banco Central de Chile. Emails: nalvarez@bcentral.cl, afernandois@bcentral.cl, asagner@bcentral.cl.

1. Introducción

En el último año, el debate acerca del comportamiento de la incertidumbre global se ha vuelto cada vez más intenso. Lo anterior entendido por el hecho que, durante el último tiempo, indicadores de volatilidad implícita para diversas clases de activos -comúnmente utilizados como *proxy* del grado de incertidumbre del mercado- han mostrado una marcada tendencia a la baja, situándolos en niveles cercanos o en sus mínimos históricos. Esta tendencia contrasta con la evolución reciente de indicadores que capturan, por ejemplo, el grado de incertidumbre política global, los cuales se han mantenido en niveles significativamente superiores a los exhibidos por medidas de volatilidad implícita y mostrando algunos incrementos transitorios durante episodios puntuales.

Un indicador popular de incertidumbre es el VIX, el cual mide la volatilidad implícita a partir de una canasta de opciones a un mes del índice S&P500¹. Debido a su naturaleza, el VIX es considerado también como una medida que captura el grado de aversión al riesgo de los inversionistas. Para ilustrar este punto, supongamos un escenario en el cual la aversión al riesgo del mercado es baja. Así, como los inversionistas se sienten “seguros”, ellos disminuirán su demanda por opciones *put* destinadas a cubrir potenciales pérdidas futuras. Más aún, bajo este escenario algunos inversionistas que poseen este instrumento dentro de su portafolio de activos tendrán incentivos a generar rendimientos mediante la venta de este tipo de opciones. Como consecuencia, la volatilidad implícita -que es la medida bajo la cual se transan las opciones *put*- será baja dado la mayor oferta relativa.

Del ejemplo anterior se desprende que las expectativas del mercado son claves en la relación positiva entre aversión al riesgo y volatilidad implícita de un determinado activo financiero. Típicamente, las expectativas se forman sobre la base de información histórica, es decir, sobre la base de volatilidades realizadas. Así, como los inversionistas son adversos al riesgo, ellos están dispuestos a pagar para asegurarse contra potenciales eventos futuros poco favorables, lo que en muchos casos implica que la volatilidad implícita se transe con un premio por sobre la volatilidad realizada dentro de un determinado horizonte de tiempo. De este modo, medidas como el VIX capturan de una manera no trivial tanto la volatilidad realizada del mercado, como el grado de aversión al riesgo de los inversionistas.

La descomposición del VIX en sus componentes es fundamental para entender la dinámica reciente de este indicador en relación a medidas de incertidumbre política o de volatilidad realizada. Más aún, ella entrega información acerca del grado de aversión al riesgo del mercado, lo cual es útil para entender la evolución del precio de determinados activos financieros desde el punto de vista de la demanda.

En este trabajo consideramos la descomposición utilizada por [Bekaert *et al.* \(2013\)](#), la cual utiliza indicadores de volatilidad implícita y realizada en frecuencia diaria, para estimar el grado de aversión al riesgo contenido en los índices bursátiles, rendimiento de bonos soberanos y tipo de cambio para un grupo de economías desarrolladas y emergentes durante el período Enero 1990 a Octubre 2017.

La contribución de este trabajo a la literatura relacionada es doble. En primer lugar, la estimación del grado de aversión al riesgo para distintos precios de activos provee una visión local respecto de la evolución y sincronía de esta variable no observable a través de los

¹Para mayores detalles acerca de la construcción del VIX, ver [CBOE \(2014\)](#).

distintos mercados financieros de un determinada economía. En segundo lugar, la estimación de la aversión al riesgo para distintos países permite la comparación internacional de esta variable para un determinado mercado financiero, lo cual dota al análisis de una visión global.

Nuestros resultados indican que, en términos generales, la aversión al riesgo tiende a ser elevada durante períodos de fragilidad financiera y dichos períodos tienden a ser precedidos por escenarios donde la aversión al riesgo es baja. Actualmente los niveles de aversión al riesgo dan señales de un mayor apetito por parte de los inversionistas, lo que se enmarca en un contexto de menor volatilidad financiera e incertidumbre política y mejores perspectivas económicas globales, lo que ha presionado al alza los precios de los activos financieros. Los resultados son aplicables en economías desarrolladas como para economías emergentes, índices bursátiles y tipos de cambio.

Este trabajo se enmarca dentro de la literatura empírica relacionada a la estimación del parámetro de aversión al riesgo γ . [Aït-Sahalia and Lo \(2000\)](#) y [Rosenberg and Engle \(2002\)](#) consideran un modelo con un inversionista representativo que posee una función de utilidad CRRA y muestran que las diferencias en la curvatura de las distribuciones bajo la medida física (P) y de riesgo neutral (Q) es función de γ . Intuitivamente, si el inversionista es neutral al riesgo ($\gamma \rightarrow 0$), ambas distribuciones coinciden exactamente. Por el contrario, si el inversionista es adverso al riesgo ($\gamma > 0$), las distribuciones presentarán diferencias locales que son informativas acerca de la magnitud del parámetro, lo cual implica que el estimador de aversión al riesgo bajo esta metodología es potencialmente variante en el nivel de riqueza². La principales desventajas de esta aproximación se relacionan con la forma en cómo se obtienen las distribuciones bajo P y Q . En el primer caso, las simulaciones de modelos de varianza condicional -como por ejemplo un GARCH(1,1)- son altamente sensibles al valor inicial de la varianza incondicional, mientras que en el segundo caso la utilización de metodologías como la propuesta por [Malz \(2014\)](#) utiliza pocas estrategias para aproximar la distribución bajo riesgo neutral, lo cual se traduce en eventos extremos pobremente caracterizados y estimadores de γ potencialmente negativos³. Más aún, la obtención de coeficientes de aversión al riesgo variantes en el tiempo requiere de estimaciones rodantes, lo cual implica que esta metodología es bastante intensiva en términos computacionales. [Hao and Zhang, 2013](#) y [Kanniainen et al., 2014](#) utilizan un enfoque algo más estadístico y estiman modelos GARCH bajo P y Q donde la aversión al riesgo se modela como el precio sombra de la varianza condicional. Bajo esta configuración, es posible obtener una expresión de forma cerrada para la varianza implícita, la cual puede ser contrastada con el VIX en una función de verosimilitud conjunta. Las principales inconvenientes de esta metodología apuntan a una función de verosimilitud potencialmente plana en una vecindad de la solución, lo cual se traduce en una baja precisión en la estimación de $\hat{\gamma}$; y no estacionariedad de las submuestras utilizadas en estimaciones rodantes para la obtención de una medida de aversión al riesgo variante en el tiempo. Finalmente, [van Tassel and Vogt, 2016](#) estiman el premio por riesgo a distintos horizontes mediante una curva de rendimiento dinámica que descompone la varianza de tasas *swap* en un componente de varianza esperada y otro de premio por plazo. Una de las ventajas de esta metodología consiste en las ganancias en términos de transparencia y capacidad de

²Típicamente, los resultados de esta metodología se presentan en forma de una función $\hat{\gamma}(W)$, donde W es el nivel de riqueza.

³Esto ocurre porque, al no poseer una forma funcional de las distribuciones bajo P y Q , la curvatura es aproximada mediante diferencias finitas.

tratamiento al emplear un modelo que no requiere la incorporación de factores de volatilidad estocástica latentes, utilizando en cambio varianzas realizadas.

El documento se encuentra organizado de la siguiente forma. En la Sección 2 presentamos la metodología empleada para descomponer las distintas medidas de volatilidad implícita en sus componentes de volatilidad realizada y aversión al riesgo, además de describir los datos utilizados en nuestras estimaciones. En la Sección 3 presentamos los resultados obtenidos y discutimos sus implicancias. Finalmente, la Sección 4 concluye. Las aclaraciones de conceptos y metodologías específicas se encuentran detallados en el Apéndice.

2. Metodología

De acuerdo a la metodología propuesta por [Bekaert et al. \(2013\)](#), la varianza implícita de un determinado activo financiero $\omega_{i,t}^2$ se compone de un elemento ligado al grado de aversión al riesgo de los inversionistas $\gamma_{i,t}$, y otro que reflejaría la incertidumbre asociada al valor esperado de la varianza realizada futura $E_t[\sigma_{i,t+h}^2]$, $h > 0$.

Claramente, ambos elementos de la descomposición anterior no son observables por el investigador. En consecuencia, la identificación del componente de aversión al riesgo requiere un estimador de $E_t[\sigma_{i,t+h}^2]$, por lo cual se considera un conjunto de modelos de proyección basados en la siguiente expresión:

$$\sigma_{i,t}^2 = f(\sigma_{i,t'}^2, \omega_{i,t'}^2) + e_{i,t}, \quad t > t' \quad (1)$$

donde $e_{i,t}$ es un término de error tal que $E[e_{i,t}] = 0$ para todos los activos financieros i . En particular, la metodología supone que (i) la función $f(\cdot)$ es lineal en sus argumentos $\sigma_{i,t'}^2$ y $\omega_{i,t'}^2$; y (ii) el subíndice temporal t representa una frecuencia de datos diaria. Bajo el primer supuesto, consideramos 4 especificaciones alternativas de la ecuación (1), las cuales se encuentran dadas por las distintas combinaciones de los regresores $\sigma_{i,t'}^2$ y $\omega_{i,t'}^2$, más la incorporación de una *proxy* para la tasa libre de riesgo⁴. La cantidad de especificaciones es menor que las 8 consideradas en [Bekaert et al. \(2013\)](#), dado que los autores incluyen también combinaciones lineales entre la volatilidad implícita y realizada. La elección del modelo finalmente utilizado para obtener un estimador de $E_t[\sigma_{i,t+h}^2]$ se realiza evaluando cada especificación en términos de su precisión para generar proyecciones fuera de muestra empleando el test de [Diebold and Mariano \(1995\)](#). El segundo supuesto, en tanto, junto con el hecho que las medidas de volatilidad implícita son típicamente calculadas sobre la base del precio de opciones a 1 mes, implica que $t' = t - 22$ días hábiles en la ecuación (1)⁵.

La estimación de los distintos modelos de proyección bajo los supuestos anteriores requiere contar con una medida de volatilidad realizada en frecuencia diaria. Para el caso del S&P 500, [Bekaert et al. \(2013\)](#) modelan la varianza realizada mediante el promedio diario de retornos al cuadrado medidos en intervalos de 5 minutos. En este artículo, por el contrario, estimamos la varianza realizada mediante medidas de volatilidad intradía (ver, por ejemplo,

⁴El detalle de las distintas especificaciones consideradas se encuentra en el Apéndice.

⁵La excepción es la volatilidad implícita del tipo de cambio de Estados Unidos, la cual se calcula a partir del precio de opciones a 3 meses. En consecuencia, $t' = t - 66$ días hábiles en este caso.

Wilmott, 2007, págs. 203-209) debido a que ellas poseen la ventaja de ser menos intensivas computacionalmente al considerar series de tiempo bastante menores respecto de aquellas empleadas por los autores⁶. La elección de una medida en particular considera varios aspectos. En primer lugar, debido a que los datos utilizados se encuentran medidos al cierre de cada día, ellos no consideran fluctuaciones de los precios debido a transacciones *overnight* que podrían traducirse en cambios en el valor promedio de la serie (*drift*) o saltos, afectando finalmente la volatilidad. En este contexto, un estimador simple de $\sigma_{i,t}^2$ es la medida cierre-cierre. Sin embargo, una extensa literatura empírica relacionada encuentra que medidas como las propuestas por Parkinson (1980), Garman and Klass (1980), Rogers and Satchell (1991) y Yang and Zhang (2000) son 5, 7, 8 y hasta 14 veces más eficientes que el estimador cierre-cierre, aunque ellas podrían subestimar la volatilidad⁷. Debido a que el efecto neto de la compensación entre sesgo y varianza sobre el error cuadrático medio del estimador no es claro, la medida finalmente seleccionada será aquella que presente una mayor correlación con el estimador cierre-cierre.

Con todo, la medida de aversión al riesgo para un determinado activo financiero i , $\hat{\gamma}_{i,t}$, se define como

$$\hat{\gamma}_{i,t} = \ln (\omega_{i,t}^2 - \hat{\sigma}_{i,t}^2) \quad (2)$$

donde $\hat{\sigma}_{i,t}^2$ es el estimador de mínimos cuadrados ordinarios de la varianza realizada descrita por las ecuaciones (1) y la medida de volatilidad intradía seleccionada. La diferencia descrita por la expresión anterior es también conocida como el premio por varianza (Carr and Wu, 2009); concepto estrechamente relacionado con los mercados de derivados financieros OTC y que da cuenta del monto perdido por los inversionistas al ingresar a este tipo de mercados. Dado que los datos de volatilidad implícita también se encuentran medidos al cierre de cada día, el argumento de la expresión (2) es consistente en el sentido que $\omega_{i,t}^2 - \hat{\sigma}_{i,t}^2 > 0$ prácticamente en la totalidad de los casos⁸.

2.1. Datos

Para la estimación de la metodología descrita, consideremos distintos tipos de activos dependiendo de la disponibilidad y calidad de la información. Dado lo anterior, calculamos medidas de aversión al riesgo para tres tipos de activos financieros: (i) índices bursátiles, (ii) tipos de cambio, y (iii) tasas de interés de bonos soberanos de largo plazo. Los datos de precios de apertura, cierre, máximo y mínimo, así como también los datos de volatilidad implícita, se encuentran en frecuencia diaria y fueron obtenidos de Bloomberg. La cobertura

⁶Por ejemplo, en Bekaert *et al.* (2013) 1 mes de datos con frecuencia cada 5 minutos contiene cerca de 1600 observaciones.

⁷El detalle de éstas medidas de volatilidad intradía se encuentra en el Apéndice.

⁸Para el caso del VIX, por ejemplo, CBOE (2014) y Griffin and Shams (2017) indican que esta medida es calculada por el CBOE en tiempo real cada 15 segundos. Así, nuestros datos son indicativos de las transacciones ocurridas los últimos 15 segundos de cada día y no contienen, por lo tanto, fluctuaciones debido a transacciones *overnight*, al igual que las medidas de volatilidad intradía. Este hecho eliminaría sesgos que podrían generar $\omega_{i,t}^2 - \hat{\sigma}_{i,t}^2 \leq 0$ y, finalmente, una indefinición de la medida de aversión al riesgo $\hat{\gamma}_{i,t}$.

temporal de las series varía dependiendo del tipo de activo y país considerado (ver Cuadro 1).

Para el caso de los índices bursátiles, los países considerados son Estados Unidos (S&P 500), Zona Euro (Eurostoxx 50), Reino Unido (FTSE 100), Alemania (DAX), Francia (CAC 40), Japón (Nikkei 225), Australia (ASX 200) e India (Nifty). En paridades, consideramos las mismas economías salvo Alemania y Francia, dado que ellas poseen moneda común con la Zona Euro. Respecto de las tasas de bonos soberanos, consideramos sólo el rendimiento del bono a 10 años de Estados Unidos.

Utilizando éstas series de precios, construimos los estimadores de varianza realizada descritos en el Apéndice, los cuales fueron anualizados considerando 252 días hábiles en un año calendario. Finalmente, las series de volatilidad implícita correspondientes fueron expresadas en términos de varianza, es decir, cada una de las series fueron elevadas al cuadrado.

3. Resultados

En esta sección reportamos los resultados de nuestras estimaciones. En la primera parte, mostramos la medida de varianza realizada seleccionada para nuestra estimación además de las especificaciones utilizadas para generar proyecciones fuera de muestra de esta variable. Luego, presentamos y discutimos la medida de aversión al riesgo obtenida para cada tipo de activo y país considerado. Finalmente, realizamos una comparación entre nuestra medida de aversión al riesgo y aquella reportada por [BIS \(2017\)](#).

3.1. Varianza Realizada

Respecto de la medida de varianza realizada seleccionada, el Cuadro 2 muestra la correlación promedio entre los estimadores de varianza intradía de [Parkinson \(1980\)](#), [Garman and Klass \(1980\)](#), [Rogers and Satchell \(1991\)](#) y [Yang and Zhang \(2000\)](#), y la medida cierre-cierre, detallada por tipo de activo. Nuestros resultados muestran que, en general, prácticamente todos los estimadores considerados presentan correlaciones promedio en torno a 0.6 o mayor. La excepción a este hallazgo es la medida de [Rogers and Satchell \(1991\)](#), la cual presenta una correlación promedio por debajo de 0.4 para el caso de los índices bursátiles y la tasa del bono soberano, y de alrededor de 0.45 para el caso de los tipos de cambio. Por el contrario, la correlación promedio más elevada (entre 0.75 y 0.77) se da, para todos los activos financieros considerados, con el estimador propuesto por [Parkinson \(1980\)](#). En consecuencia, consideramos esta alternativa como nuestra medida de varianza realizada en todos las estimaciones subsecuentes.

El Cuadro 3 muestra las especificaciones escogidas para obtener proyecciones fuera de muestra de la varianza realizada por tipo de activo financiero de acuerdo a la expresión (1). Como se mencionó en la sección anterior, la elección de la especificación favorita se implementó por medio de la comparación de los Errores Cuadráticos Medio (ECM) de proyección de cada modelo utilizando el test de [Diebold and Mariano \(1995\)](#). En el caso que dos o más especificaciones posean un ECM mínimo y sin diferencias estadísticamente significativas al 5%, consideramos el promedio de dichas proyecciones. Por último, dado que el test de [Diebold and Mariano \(1995\)](#) compara dos modelos candidatos a la vez, en nuestro caso debemos

evaluar 6 estadísticos por cada tipo de activo y país considerado, lo que implica un total de 90 estadísticos a evaluar. Así, para preservar espacio, el Cuadro 3 omite los valores de cada test y reporta en cambio las especificaciones que resultaron finalmente favoritas para cada caso. Los resultados obtenidos muestran que, en general, las especificaciones $M1$, $M3$ y $M4$ son seleccionadas de forma conjunta, lo que sugiere que en nuestros datos los valores futuros de la varianza realizada son mejor caracterizados por estructuras autorregresivas con o sin variables “exógenas” como varianza implícita y/o tasa libre de riesgo, más que por un modelo con variables exógenas solamente. Para el caso de la varianza realizada de los índices S&P 500 y DAX, y de las paridades libra esterlina y yen respecto del dólar, todas las especificaciones presentaron ECM mínimos con diferencias estadísticamente no significativas. Notamos de este modo que nuestras estimaciones utilizan, en la totalidad de los casos, un promedio de proyecciones fuera de muestra individuales. Debido a que la especificación $M1$, además de su simpleza, es también elegida en todos los casos, computamos alternativamente la medida de aversión al riesgo bajo sólo este modelo. Éstos resultados (no reportados) se encuentran disponibles a petición.

3.2. Medida de Aversión al Riesgo

Las Figuras 1 a 8 muestran la medida de aversión al riesgo estimadas para 3 precios de activos de 7 economías, dependiendo de la disponibilidad de datos en cada caso, según la ecuación (2).

Nuestras estimaciones reflejan un aumento generalizado del apetito por riesgo en las distintas economías analizadas durante los últimos años. En particular, la Figura 1 muestra las estimaciones para el índice bursátil, tipo de cambio y tasa de interés soberana de largo plazo de Estados Unidos. Para los tres tipos de activos, se puede apreciar una caída en los niveles de aversión al riesgo de los inversionistas en lo más reciente, llegando incluso a niveles cercanos a mínimos históricos para el caso de la aversión al riesgo relacionada al índice S&P 500. Notamos también que períodos de recesión económica, definidos de acuerdo a la metodología del NBER, son generalmente anteceditos por períodos de mayor apetito por riesgo y particularmente cuando dichos episodios son de carácter más bien financiero como en el caso de la gran recesión de 2007-2009.

La Figura 2 muestra los resultados de la medida de aversión al riesgo para la Zona Euro, donde consideramos el índice Eurostoxx 50 y el euro. Para ambos activos, se ve una caída en la magnitud de la aversión al riesgo a niveles levemente por sobre los vistos antes de la crisis subprime. Para el caso de Alemania (Figura 3), el nivel de aversión al riesgo de los inversionistas calculado para el DAX también ha disminuido y tiende a los niveles vistos antes de la última crisis europea, y levemente superiores a los vistos antes de la gran recesión. Sin embargo, aún se mantiene por sobre su registro mínimo histórico, alcanzado a principios de la década de los 90. El caso francés es similar. La Figura 4 muestra que los niveles de aversión al riesgo reciente son bajos. A pesar de ello, destaca un incremento visto en los últimos meses. En general, los resultados observados en la región europea son consistentes con lo visto para el caso estadounidense.

En Reino Unido, construimos la medida de aversión al riesgo para el FTSE 100 y para su moneda, la libra (ver Figura 5). En ambos activos, notamos una tendencia a la baja en los niveles de esta medida. Para el caso del índice bursátil, observamos que previo a los períodos

de recesión, la aversión al riesgo se encuentra en niveles bajos, principalmente en recesiones más ligadas al sector financiero. En el caso de la aversión al riesgo ligada a la libra, a pesar de tener una serie de tiempo más corta⁹, destaca la caída de esta medida desde comienzos de 2017.

La Figura 6 muestra los resultados para el caso de Japón. Tanto para el Nikkei 225 como para el yen, vemos una disminución pronunciada de la aversión al riesgo desde comienzos de 2017, con una leve recuperación en los meses más recientes. En el caso del yen, el mayor apetito por riesgo reciente es comparable al nivel visto luego de la recesión de 2011-2013 o a mediados de la última recesión de 2014-2016, de acuerdo a la definición de la OECD. En el caso del Nikkei 225, los niveles recientes de aversión al riesgo, aunque bajos, se mantienen aún lejos de los registrados en la época previa a la crisis subprime.

Otra economía considerada en nuestro análisis es Australia (ver Figura 7). A diferencia de los otros países, vemos un incremento en los registros de aversión al riesgo desde finales de 2016, tanto para el índice bursátil como para su tipo de cambio. Sin embargo, hacia finales de 2017 hay una reversión de esta tendencia alcista y ambas medidas alcanzan niveles similares a los observados a mediados de 2014, los cuales a su vez corresponden a mínimos desde que se poseen registros. Interesantemente, y a diferencia de otras economías, la aversión al riesgo tiende a disminuir durante recesiones, aunque se mantiene el patrón de mayor apetito por riesgo en períodos previos a éstos episodios.

El último país considerado en nuestro ejercicio es India (Figura 8). Esta economía emergente registra también bajos niveles de aversión al riesgo, en términos históricos, tanto para el índice bursátil como para su tipo de cambio. Al igual que las economías desarrolladas, se ve un comportamiento de mayor apetito por riesgo en situaciones previas a recesiones. Actualmente, los niveles de aversión al riesgo se ubican cerca del mínimo para el índice bursátil, y en torno a su promedio histórico para el tipo de cambio.

La Figura 9 realiza una comparación internacional de las medidas de aversión al riesgo estimadas para índices bursátiles y tipos de cambio. La inspección visual de esta figura señala varios aspectos a destacar. En primer lugar, la aversión al riesgo de índices bursátiles presentan una elevada sincronía. Así, la correlación entre medidas es superior a 0.7 para todos los países considerados, salvo Japón e India, los cuales presentan una correlación con el resto de las series en torno a 0.4 (ver Panel A del Cuadro 4). Esta evidencia daría cuenta de la existencia de un factor global que impulsaría la aversión al riesgo internacional. En segundo lugar, la dinámica conjunta de la aversión al riesgo de índices bursátiles coincide con varios episodios de estrés en los mercados financieros internacionales. La aversión al riesgo aumentó pronunciadamente durante la Guerra del Golfo entre Agosto de 1990 y Febrero de 1991, la crisis financiera rusa de 1998, los ataques al World Trade Center de Septiembre de 2001, la quiebra de Lehman Brothers en Septiembre de 2008, y la crisis europea hacia finales de 2011. Por el contrario, la aversión al riesgo disminuyó generalizadamente previo a la crisis financiera global de 2007-2009, y en lo más reciente. Por último, el comportamiento de los estimadores de aversión al riesgo relacionados a tipo de cambio es más bien disímil. De acuerdo al Panel B del Cuadro 4, la correlación entre las distintas medidas es generalmente bajo e incluso negativo. Esta evidencia reflejaría la idea que la percepción de riesgo de los inversionistas

⁹Los datos de volatilidad implícita de la libra se encuentran disponibles desde Febrero de 2009 (ver Tabla 1).

que participan en el mercado de divisas posee un componente idiosincrático no despreciable.

3.3. Ejercicios de Robustez

En esta sección realizamos dos ejercicios de robustez para chequear la validez de nuestras estimaciones.

El primer ejercicio consistió en computar las medidas de aversión al riesgo utilizando sólo la especificación autorregresiva ($M1$) para el cálculo de la varianza realizada. Esto, debido a que dicho modelo es escogido en la totalidad de los casos como uno que posee un menor ECM de proyección (ver Cuadro 3). Como una forma de conservar espacio, reportamos sólo los resultados relacionados al S&P 500¹⁰. La Figura 10 reporta la medida de aversión al riesgo de éste índice bursátil considerando un estimador de la varianza realizada obtenido mediante el promedio simple de las especificaciones $M1$, $M2$, $M3$ y $M4$ de acuerdo a los resultados del test [Diebold and Mariano \(1995\)](#) reportados en el Cuadro 3, y un estimador alternativo obtenido mediante la especificación $M1$ solamente. Los resultados muestran que ambas medidas poseen una correlación elevada (0.986), lo cual indica que sus dinámicas son bastante similares, al igual que su nivel promedio (99.5 y 99.7, respectivamente). La única diferencia notable entre ambas medidas de aversión al riesgo se relaciona con los niveles mínimos alcanzados por ambas series. El estimador que considera la varianza realizada mediante el promedio de especificaciones tiende a generar niveles de aversión al riesgo menores, respecto del estimador alternativo, cuando la aversión al riesgo se encuentra por debajo de su promedio histórico. De este modo, en general, el promedio de modelos para aproximar la varianza realizada tiende a generar medidas de aversión al riesgo que son algo más liberales que aquellas obtenidas a partir de estimadores de $\sigma_{i,t}^2$ provenientes de una única especificación.

El segundo ejercicio de robustez realizado consistió en comparar la medida de aversión al riesgo bajo la metodología propuesta con otras alternativas disponibles en la literatura. En este sentido, la Figura 11 compara desde Enero de 2000 a la fecha la aversión al riesgo del S&P 500 aproximada mediante nuestra metodología y la medida reportada en [BIS \(2017\)](#). Esta última fue construida empleando la metodología original de [Bekaert et al. \(2013\)](#), es decir, la varianza realizada fue aproximada mediante el promedio de retornos cuadráticos medidos cada 5 minutos, además de considerar 8 especificaciones totales para la ecuación (1). La comparación visual de ambas series indica que, en términos generales, ellas presentan una dinámica bastante similar. En efecto, la correlación entre ambas series es bastante elevada (en torno a 0.80). Así, ambas medidas tienden a aumentar en recesiones y períodos de estrés financiero, mientras que tienden a disminuir en períodos menos turbulentos. En lo más reciente, ambas métricas han presentado, salvo excepciones puntuales, una marcada tendencia a la baja, alcanzando magnitudes cercanas a sus registros mínimos.

4. Conclusiones

Este artículo surge en un contexto donde se torna cada vez más necesario contar con métricas que permitan entender de mejor manera la dinámica histórica y reciente de la

¹⁰Los resultados relacionados con las medidas de aversión al riesgo restantes se encuentran disponibles bajo petición a los autores.

incertidumbre en los mercados financieros y el grado de aversión al riesgo de los inversionistas, tanto a nivel local como a nivel global.

Utilizando la metodología planteada por [Bekaert *et al.* \(2013\)](#) para descomponer la varianza implícita en un componente relacionado con la aversión al riesgo y otro relacionado con la varianza realizada, estimamos el grado de aversión al riesgo implícito en índices bursátiles, tipo de cambio y en el rendimiento de los bonos soberanos a 10 años, tanto para economías desarrolladas como emergentes.

En términos generales, nuestros resultados muestran una caída generalizada en los niveles de aversión al riesgo de los inversionistas para economías desarrolladas y emergentes, desde la última crisis financiera global. Este mayor apetito por riesgo se ve tanto para índices bursátiles, como en tipo de cambio y rendimiento de bono soberano. Los resultados indican también que la aversión al riesgo tiende a ser elevada durante períodos de fragilidad financiera y dichos períodos tienden a ser precedidos por escenarios donde la aversión al riesgo es baja. Actualmente los niveles de aversión al riesgo dan señales de un mayor apetito por parte de los inversionistas, lo que se enmarca en un contexto de menor volatilidad financiera, mayor incertidumbre política y mejores expectativas económicas, lo que ha presionado al alza los precios de los activos financieros. Así, una hipótesis que podría explicar esta tendencia global de menor volatilidad financiera a nivel global es el bajo nivel de aversión al riesgo de los inversionistas. Nuestros resultados sugieren que, en lo más reciente, la aversión al riesgo de los inversionistas se encuentra en niveles mínimos, comparables con aquellos vistos previo a la crisis financiera global del 2007-2008. Los bajos niveles de volatilidad y aversión al riesgo registrados, podrían seguir incentivando la toma de riesgos por parte de los inversionistas. Medidas de riesgo tales como Value-at-Risk (VaR), o Sharpe ratios, sugieren que el mecanismo se da a través del incremento en los niveles de activos riesgosos y/o leverage de los portafolios, con el objetivo de mantener los retornos objetivos. Desde el punto de vista de estabilidad financiera, si este ambiente perdura a través del tiempo, podría continuar la acumulación de riesgos en los mercados financieros, y con ello la sensibilidad del sistema al riesgo de mercado.

Referencias

- Aït-Sahalia, Y. and A. W. Lo (2000), “Nonparametric Risk Management and Implied Risk Aversion”, *Journal of Econometrics* 94(1-2): 9–51.
- Bekaert, G., M. Hoerova, and M. L. Duca (2013), “Risk, Uncertainty and Monetary Policy”, *Journal of Monetary Economics* 60(7): 771–788.
- BIS (2017), “International Banking and Financial Market Developments”, Quarterly review third quarter.
- Carr, P. and L. Wu (2009), “Variance Risk Premiums”, *The Review of Financial Studies* 22(3): 1311–1341.
- CBOE (2014), “The CBOE Volatility Index - VIX”, White paper, Chicago Board Options Exchange.
- Diebold, F. X. and R. S. Mariano (1995), “Comparing Predictive Accuracy”, *Journal of Business & Economic Statistics* 13(3): 134–144.
- Garman, M. B. and M. J. Klass (1980), “On the Estimation of Security Price Volatilities from Historical Data”, *The Journal of Business* 53(1): 67–78.
- Griffin, J. M. and A. Shams (2017), “Manipulation in the VIX?”, *The Review of Financial Studies* 31(4): 1377–1417.
- Gupta, S. and P. C. Wilton (1987), “Combination of Forecasts: An Extension”, *Management Science* 33(3): 356–372.
- Hao, J. and J. E. Zhang (2013), “GARCH Option Pricing Models, the CBOE VIX and Variance Risk Premium”, *Journal of Financial Econometrics* 11(3): 556–580.
- Kanniainen, J., B. Lin, and H. Yang (2014), “Estimating and Using GARCH Models with VIX Data for Option Valuation”, *Journal of Banking & Finance* 43: 200–211.
- Malz, A. M. (2014), “A Simple and Reliable Way to Compute Option-Based Risk-Neutral Distributions”, Staff Report 677, Federal Reserve Bank of New York.
- Parkinson, M. (1980), “The Extreme Value Method for Estimating the Variance of the Rate of Return”, *The Journal of Business* 53(1): 61–65.
- Rogers, L. C. G. and S. E. Satchell (1991), “Estimating Variance from High, Low, and Closing Prices”, *The Annals of Applied Probability* 1(4): 504–512.
- Rosenberg, J. V. and R. F. Engle (2002), “Empirical Pricing Kernels”, *Journal of Financial Economics* 64(3): 341–372.
- van Tassel, P. and E. Vogt (2016), “Global Variance Term Premia and Intermediary Risk Appetite”, Staff Report 789, Federal Reserve Bank of New York.

Wilmott, P. (2007), *Paul Wilmott Introduces Quantitative Finance*, John Wiley & Sons Ltd., second edition.

Yang, D. and Q. Zhang (2000), “Drift-Independent Volatility Estimation Based on High, Low, Open and Close Prices”, *The Journal of Business* 73(3): 477–491.

A. Apéndice

A.1. Modelos de Proyección de Volatilidad Realizada

Las 4 especificaciones del modelo (1) consideradas son las siguientes:

$$\begin{aligned} M1 & : \sigma_{i,t}^2 = \alpha_1^1 + \alpha_2^1 \sigma_{i,t-22}^2 + e_{i,t}^1 \\ M2 & : \sigma_{i,t}^2 = \alpha_1^2 + \alpha_3^2 \omega_{i,t-22}^2 + e_{i,t}^2 \\ M3 & : \sigma_{i,t}^2 = \alpha_1^3 + \alpha_2^3 \sigma_{i,t-22}^2 + \alpha_3^3 \omega_{i,t-22}^2 + e_{i,t}^3 \\ M4 & : \sigma_{i,t}^2 = \alpha_1^4 + \alpha_2^4 \sigma_{i,t-22}^2 + \alpha_3^4 \omega_{i,t-22}^2 + \alpha_4^4 r_{i,t-22}^2 + e_{i,t}^4 \end{aligned}$$

donde $e_{i,t}^j$, $j = \{1, 2, 3, 4\}$, es un término de error. La especificación $M1$ es, básicamente, un modelo autorregresivo, donde el orden del rezago se determinó en base al plazo de las opciones utilizadas en la construcción de los índices de volatilidad implícita (22 días hábiles y 66 días hábiles para el caso de la volatilidad implícita del tipo de cambio de Estados Unidos), tal como se menciona en el texto. La especificación $M2$ captura la correlación entre la varianza realizada y la varianza implícita en opciones que maduran en la actualidad. La especificación $M3$ conjuga ambos elementos descritos en $M1$ y en $M2$. Finalmente la especificación $M4$ incorpora el rendimiento del bono de gobierno a 3 meses a los elementos anteriormente descritos¹¹.

Respecto de la elección de la especificación favorita, ella fue implementada para cada activo financiero i de acuerdo al siguiente procedimiento de 5 pasos:

1. Las especificaciones $M1$ a $M4$ se estiman mediante MCO utilizando la mitad de la muestra total ($t = 1, \dots, T/2$).
2. Para cada una de las especificaciones, se computa una proyección a 22 días de la varianza realizada $\hat{E}_t^j[\sigma_{i,t+22}^2]$, $j = \{1, 2, 3, 4\}$.
3. Se repiten los pasos 1 y 2 anteriores agregando una observación a la vez hasta completar la muestra total.
4. Las proyecciones de cada especificación son contrastadas con los datos efectivos utilizando el test de [Diebold and Mariano \(1995\)](#), utilizando como función de pérdida el Error Cuadrático Medio de cada modelo ECM^j , $j = \{1, 2, 3, 4\}$.
5. La especificación favorita es aquella que minimiza, de forma estadísticamente significativa, el ECM. En caso que varias especificaciones presenten ECM mínimos y sin diferencias significativas, se utiliza el promedio simple de dichas proyecciones¹².

¹¹[Bekaert et al. \(2013\)](#) evalúan un total de 8 especificaciones alternativas para el caso del S&P500 al considerar la rentabilidad por dividendos y el rendimiento del bono del Tesoro a 3 meses como regresores adicionales, además de combinaciones lineales entre la volatilidad implícita y realizada, ambas rezagadas a 22 días.

¹²La estrategia de combinar proyecciones cuando ellas no son estadísticamente distintas desde el punto de vista del ECM se basa en los resultados de [Gupta and Wilton \(1987\)](#). Los autores encuentran que el promedio simple de pronósticos tiende a generar proyecciones con menor ECM cuando la varianza de los errores individuales son similares, lo cual se cumple en nuestro caso debido a que la escala de las series de volatilidad implícita y realizada son comparables.

A.2. Medidas de Volatilidad Intradía

Para un determinado activo financiero, definimos O_t , C_t , H_t y L_t como el precio de apertura, cierre, máximo y mínimo, respectivamente, durante el día t .

Cierre-Cierre

$$\sigma_{CC,t}^2 = \left(\ln \left(\frac{C_t}{C_{t-1}} \right) \right)^2$$

Parkinson (1980)

$$\sigma_{P,t}^2 = \frac{1}{4 \ln 2} \left(\ln \left(\frac{H_t}{L_t} \right) \right)^2$$

Garman y Klass (1980)

$$\sigma_{GK,t}^2 = 0,511 \left(\ln \left(\frac{H_t}{L_t} \right) \right)^2 - 0,019 \cdot \ln \left(\frac{C_t}{O_t} \right) \cdot \ln \left(\frac{H_t L_t}{O_t^2} \right) - 2 \cdot \ln \left(\frac{H_t}{O_t} \right) \cdot \ln \left(\frac{L_t}{O_t} \right)$$

Rogers y Satchell (1991)

$$\sigma_{RS,t}^2 = \ln \left(\frac{H_t}{C_t} \right) \cdot \ln \left(\frac{H_t}{O_t} \right) + \ln \left(\frac{L_t}{C_t} \right) \cdot \ln \left(\frac{L_t}{O_t} \right)$$

Yang y Zhang (2000)

$$\sigma_{YZ,t}^2 = \ln \left(\frac{O_t}{C_{t-1}} \right) + k \cdot \ln \left(\frac{C_t}{O_t} \right) + (1 - k) \sigma_{RS,t}^2$$

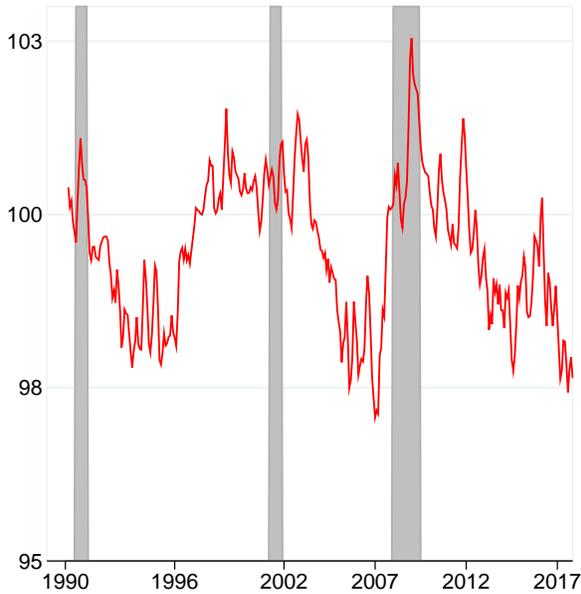
donde

$$k = \frac{0,34}{1,34 + \frac{T+1}{T-1}}$$

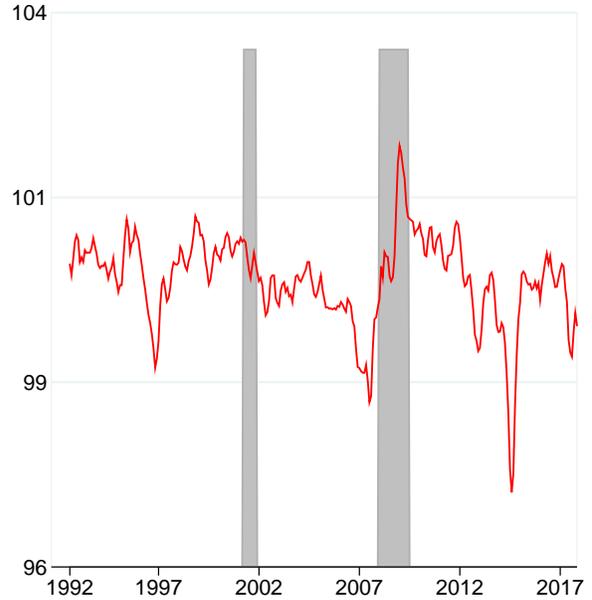
con T el número total de períodos de la muestra.

Figura 1: Medida de Aversión al Riesgo - Estados Unidos

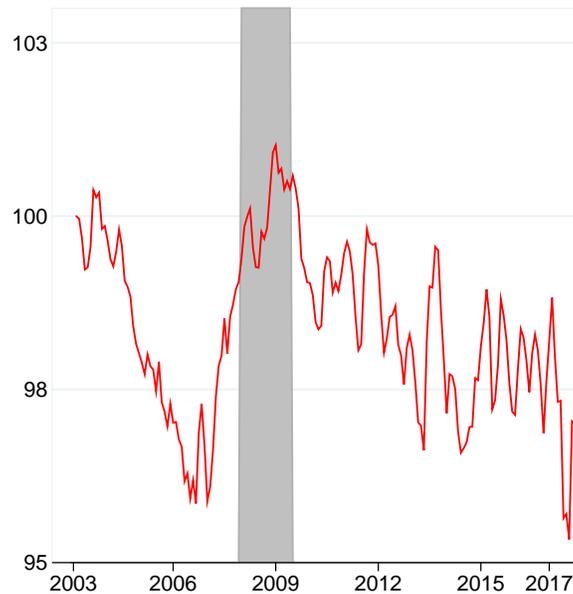
(a) Índice S&P 500
(Dic. 2011 = 100)



(b) Tipo de Cambio Dólar
(Feb. 2013 = 100)



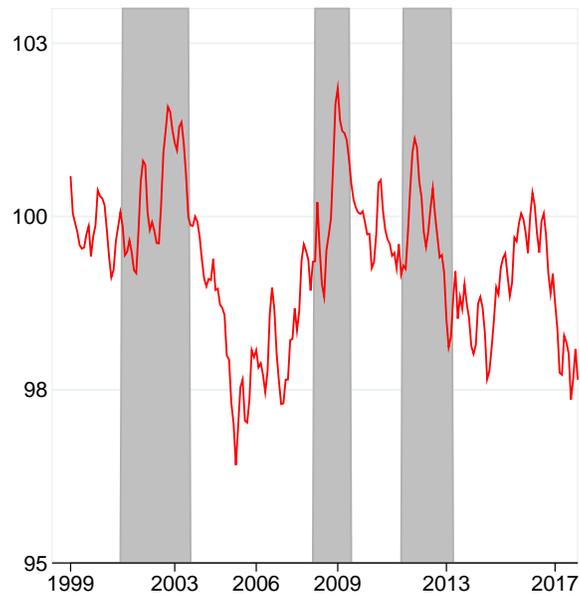
(c) Tasa Bono Soberano 10 Años
(Feb. 2003 = 100)



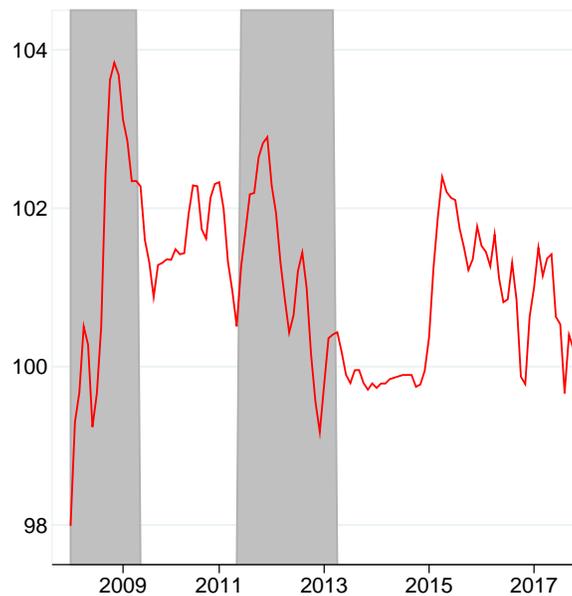
Esta figura presenta la medida de aversión al riesgo (línea roja) para el índice bursátil, el tipo de cambio y la tasa del bono soberano a 10 años de Estados Unidos. Todas las series corresponden a promedios mensuales. Áreas grises representan períodos de recesión de acuerdo a la definición del NBER.

Figura 2: Medida de Aversión al Riesgo - Zona Euro

(a) Índice Eurostoxx
(Dic. 2011 = 100)



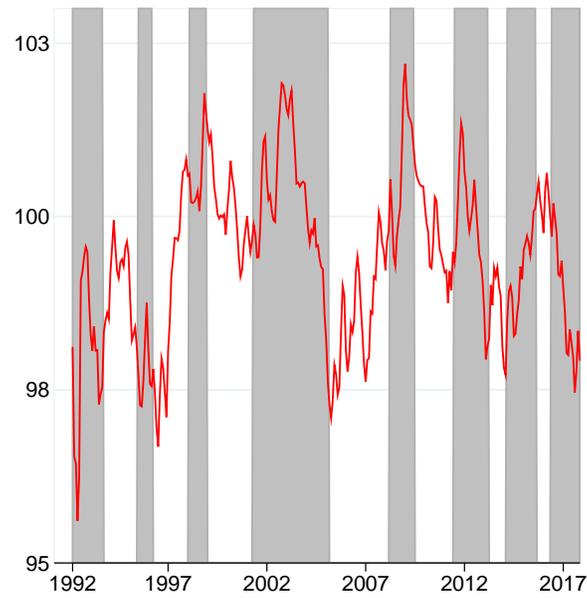
(b) Tipo de Cambio Euro
(Feb. 2013 = 100)



Esta figura presenta la medida de aversión al riesgo (línea roja) para el índice bursátil y el tipo de cambio de la Zona Euro. Todas las series corresponden a promedios mensuales. Áreas grises representan períodos de recesión de acuerdo a la definición de la OECD.

Figura 3: Medida de Aversión al Riesgo - Alemania

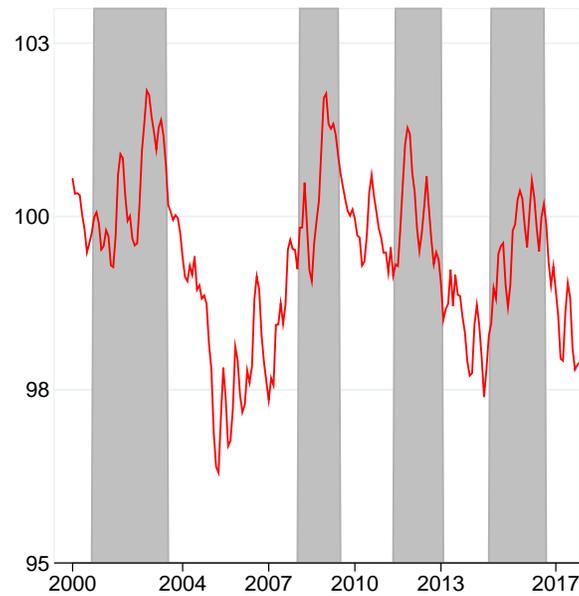
(a) Índice DAX
(Dic. 2011 = 100)



Esta figura presenta la medida de aversión al riesgo (línea roja) para el índice bursátil de Alemania. La serie corresponde a promedios mensuales. Áreas grises representan períodos de recesión de acuerdo a la definición de la OECD.

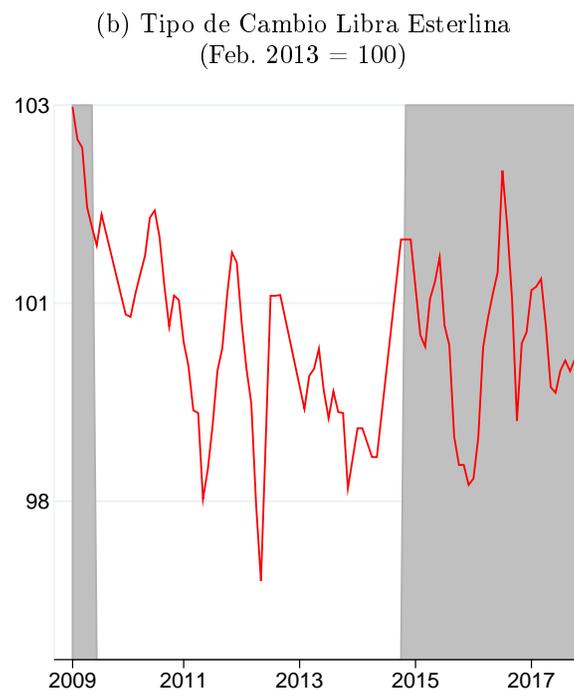
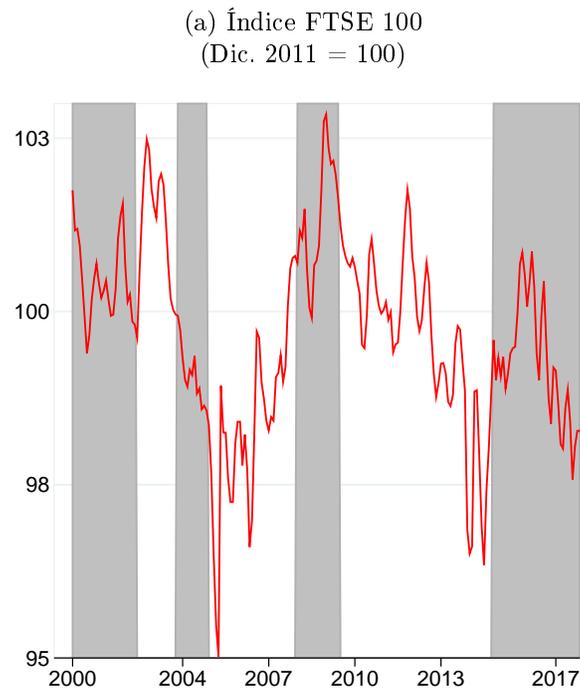
Figura 4: Medida de Aversión al Riesgo - Francia

(a) Índice CAC 40
(Dic. 2011 = 100)



Esta figura presenta la medida de aversión al riesgo (línea roja) para el índice bursátil de Francia. La serie corresponde a promedios mensuales. Áreas grises representan períodos de recesión de acuerdo a la definición de la OECD.

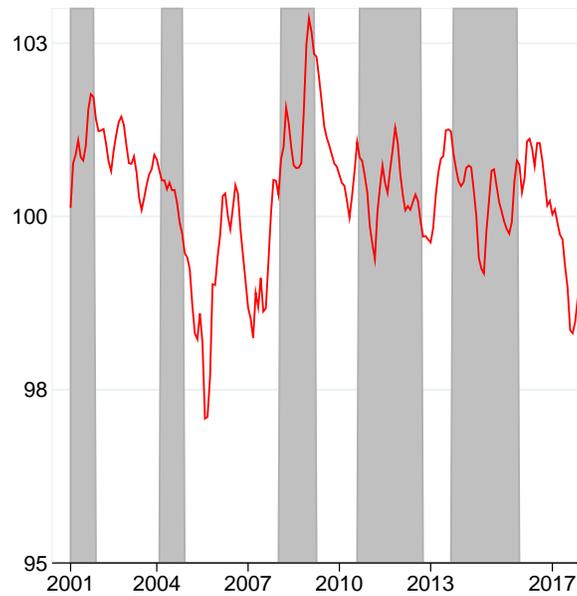
Figura 5: Medida de Aversión al Riesgo - Reino Unido



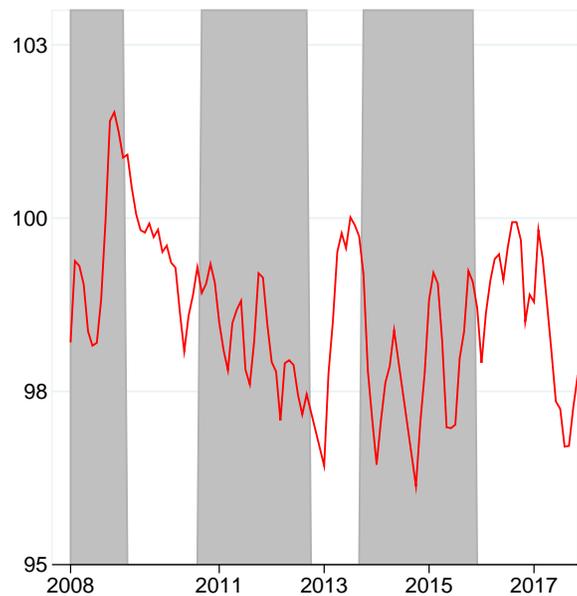
Esta figura presenta la medida de aversión al riesgo (línea roja) para el índice bursátil y el tipo de cambio del Reino Unido. Todas las series corresponden a promedios mensuales. Áreas grises representan períodos de recesión de acuerdo a la definición de la OECD.

Figura 6: Medida de Aversión al Riesgo - Japón

(a) Índice Nikkei 225
(Dic. 2011 = 100)



(b) Tipo de Cambio Yen
(Feb. 2013 = 100)



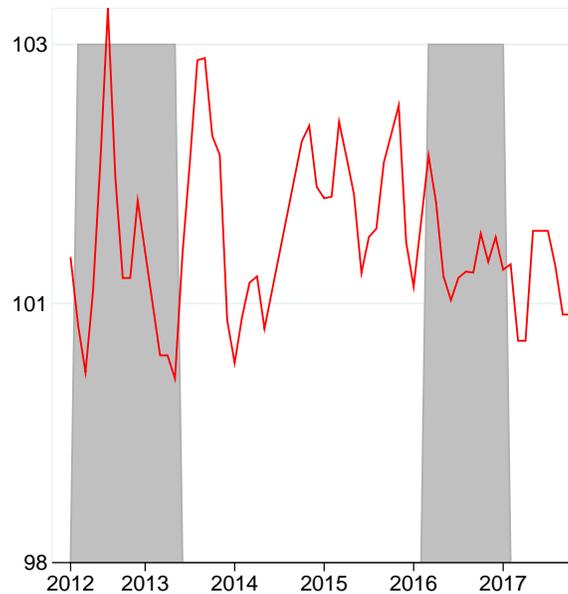
Esta figura presenta la medida de aversión al riesgo (línea roja) para el índice bursátil y el tipo de cambio de Japón. Todas las series corresponden a promedios mensuales. Áreas grises representan períodos de recesión de acuerdo a la definición de la OECD.

Figura 7: Medida de Aversión al Riesgo - Australia

(a) Índice ASX 200
(Dic. 2011 = 100)

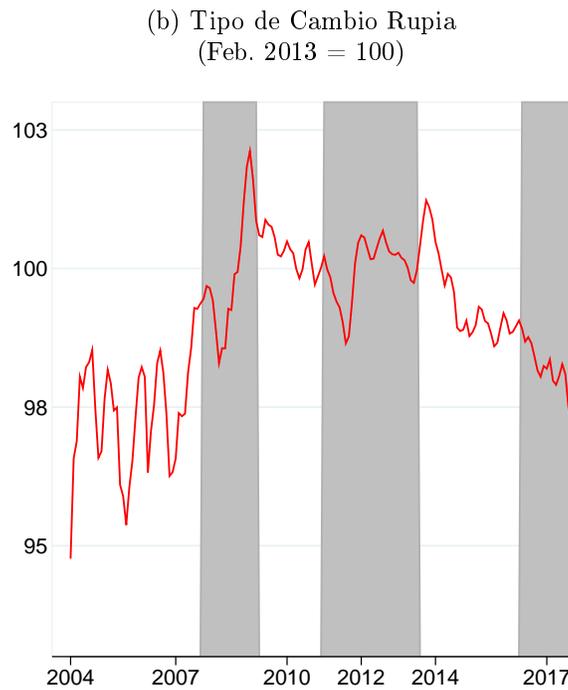
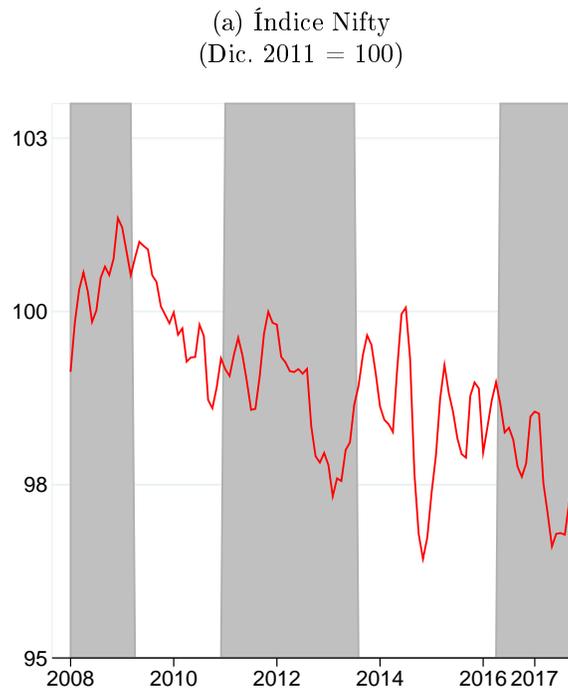


(b) Tipo de Cambio Dólar Australiano
(Feb. 2013 = 100)



Esta figura presenta la medida de aversión al riesgo (línea roja) para el índice bursátil y el tipo de cambio de Australia. Todas las series corresponden a promedios mensuales. Áreas grises representan períodos de recesión de acuerdo a la definición de la OECD.

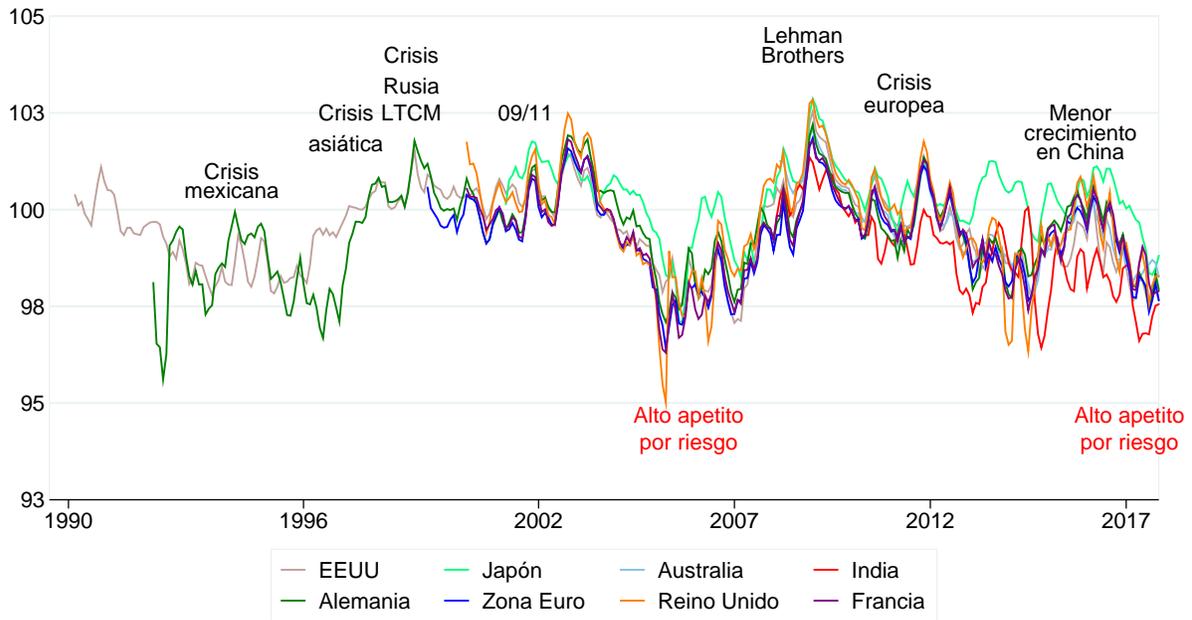
Figura 8: Medida de Aversión al Riesgo - India



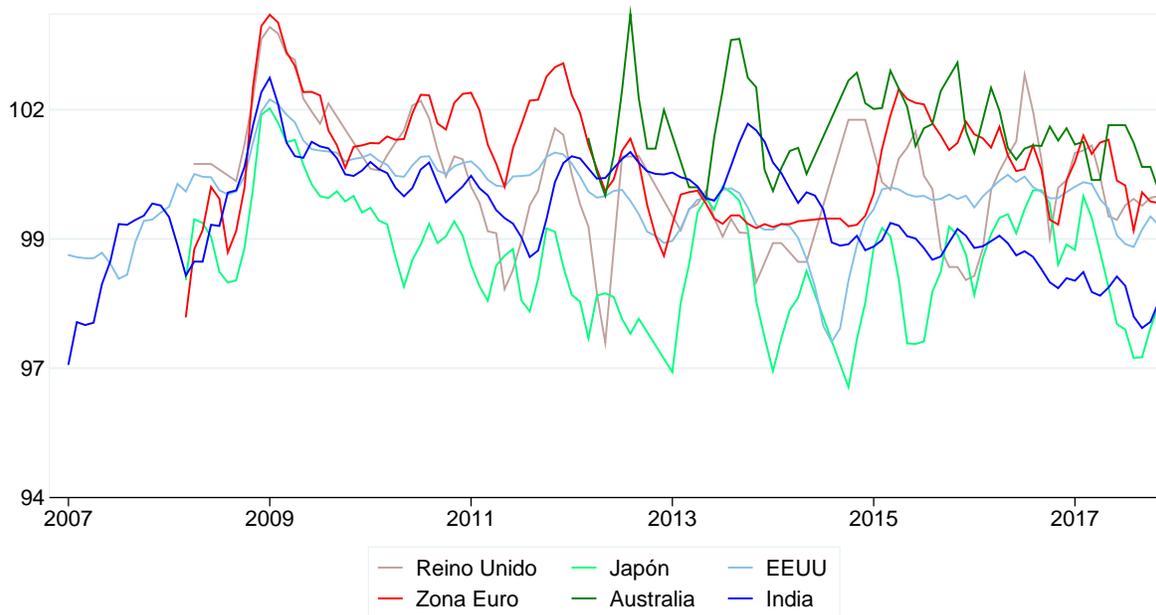
Esta figura presenta la medida de aversión al riesgo (línea roja) para el índice bursátil y el tipo de cambio de India. Todas las series corresponden a promedios mensuales. Áreas grises representan períodos de recesión de acuerdo a la definición de la OECD.

Figura 9: Comparación Internacional Medidas de Aversión al Riesgo

(a) Índices Bursátiles
(Dic. 2011 = 100)

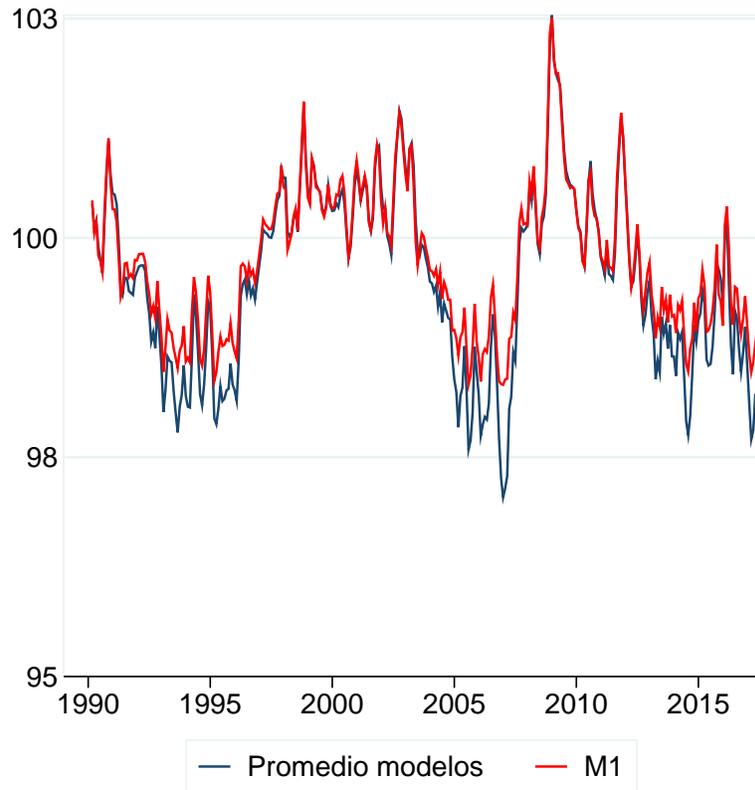


(b) Tipos de Cambio
(Feb. 2013 = 100)



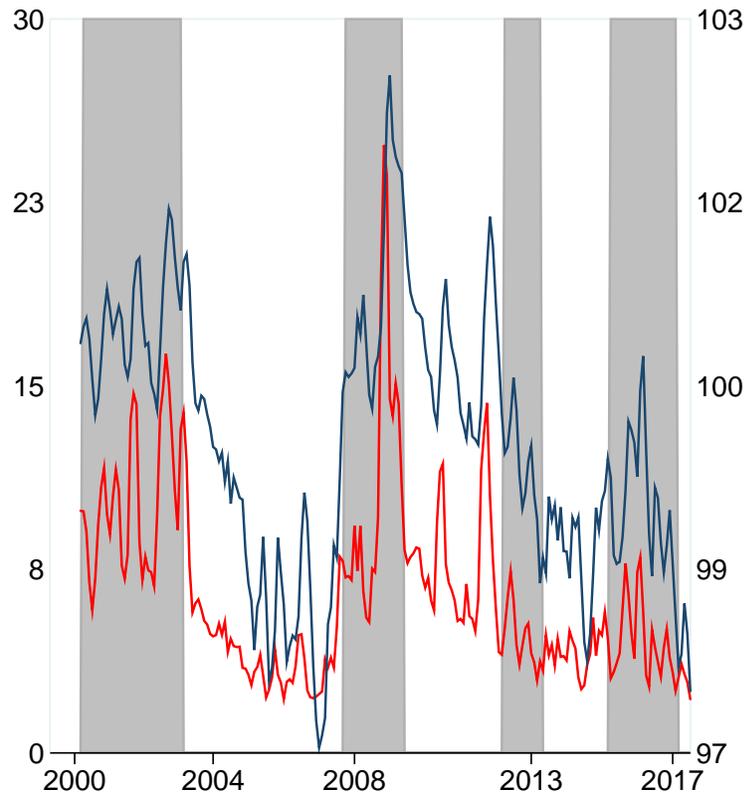
Esta figura presenta las medidas de aversión al riesgo computadas para 8 índices bursátiles y 6 tipos de cambio de acuerdo a la metodología descrita en la Sección 2 del documento. Todas las series corresponden a promedios mensuales. Para el caso de la medida de aversión al riesgo relacionada a índices bursátiles, los períodos de recesión y de estrés financiero se destacan directamente en el gráfico.

Figura 10: Aversión al Riesgo - Modelos Alternativos de Varianza Realizada



Esta figura muestra la medida de aversión al riesgo del S&P 500 considerando la varianza realizada computada mediante el promedio de las especificaciones M1, M2, M3 y M4 (línea azul) de acuerdo a los resultados del Cuadro 3, y bajo la especificación M1 (línea roja). Todas las series corresponden a promedios mensuales.

Figura 11: Aversión al Riesgo - Distintas Medidas



Esta figura muestra la medida de aversión al riesgo del S&P 500 estimada a partir de la metodología descrita en el texto (línea azul) y la medida considerada en [BIS \(2017\)](#) (línea roja). Todas las series corresponden a promedios mensuales.

Cuadro 1: Fuentes de Datos

Variable	Cobertura	Observaciones
Panel A: Índice Bursátil		
S&P 500	1990m1 - 2017m11	
Eurostoxx 50	1999m3 - 2017m11	
FTSE 100	2000m3 - 2017m11	
DAX	1992m3 - 2017m11	
CAC 40	2000m3 - 2017m11	
Nikkei 225	2001m3 - 2017m11	
ASX 200	2012m1 - 2017m11	
Nifty	2008m1 - 2017m11	
Panel B: Tipo de Cambio		
Dólar	1992m8 - 2017m11	
Euro	2008m3 - 2017m11	
Libra	2009m2 - 2017m11	
Yen	2008m3 - 2017m11	
Dólar australiano	2012m3 - 2017m11	
Rupia	2004m3 - 2017m11	
Panel C: Tasa Bono Soberano		
TNote 10	2003m2 - 2017m11	Bono EEUU a 10 años
Panel D: Volatilidad Implícita		
VIX	1990m1 - 2017m11	S&P 500
V2X	1999m3 - 2017m11	Eurostoxx 50
VFTSE	2000m3 - 2017m11	FTSE
V1X	1992m3 - 2017m11	DAX
VCAC	2000m3 - 2017m11	CAC 40
VNKY	2001m3 - 2017m11	Nikkei 225
AS51VIX	2012m1 - 2017m11	ASX 200
INVIXN	2008m1 - 2017m11	Nifty
VXY	1992m8 - 2017m11	Dólar
EUVIX	2008m3 - 2017m11	Euro
BPVIX	2009m2 - 2017m11	Libra
JYVIX	2008m3 - 2017m11	Yen
AUDUSDV1M	2012m3 - 2017m11	Dólar australiano
USDINRV1M	2004m3 - 2017m11	Rupia
TYVIX	2003m2 - 2017m11	TNote 10

Todos los datos fueron obtenidos de Bloomberg. Las series de índices bursátiles, tipos de cambio y tasa de bono soberano consideran precios diarios de apertura, cierre, máximo y mínimo.

Cuadro 2: Correlación Estimadores de Varianza Intradía y Medida Cierre-Cierre

Estimador	Índices Bursátiles	Tipos de Cambio	Tasa Bono Soberano
Parkinson (1980)	0.771	0.763	0.754
Garman y Klass (1980)	0.651	0.678	0.587
Rogers y Satchell (1991)	0.298	0.448	0.376
Yang y Zhang (2000)	0.664	0.714	0.673

Esta tabla reporta la correlación promedio entre los distintos estimadores de varianza intradía y la medida cierre-cierre por tipo de activo financiero. Para el caso de los índices bursátiles, el promedio considera la varianza intradía de los índices S&P 500, Eurostoxx 50, FTSE 100, DAX, CAC 40, Nikkei 225, ASX 200 y Nifty. Para el caso de los tipos de cambio, el promedio considera la varianza intradía del dólar, euro, libra esterlina, yen, dólar australiano y rupia. Para el caso de la tasa de bonos soberanos, las correlaciones corresponden a la varianza intradía del T-Note a 10 años.

Cuadro 3: Modelos de Proyección Favoritos para Varianza Realizada

País	Índice Bursátil	Tipo de Cambio	Tasa Bono Soberano
EEUU	M1, M2, M3, M4	M1, M3, M4	M1, M3, M4
Zona Euro	M1, M3, M4	M1, M3, M4	-
Reino Unido	M1, M3, M4	M1, M2, M3, M4	-
Alemania	M1, M2, M3, M4	-	-
Francia	M1, M3, M4	-	-
Japón	M1, M3, M4	M1, M2, M3, M4	-
Australia	M1, M3, M4	M1, M3, M4	-
India	M1, M3, M4	M1, M3, M4	-

Esta tabla reporta las especificaciones, previamente descritas en el Apéndice del documento, que poseen el menor Error Cuadrático Medio (ECM) de proyección de acuerdo al test de [Diebold and Mariano \(1995\)](#) y utilizando un nivel de significancia del 5%. En el caso que dos o más especificaciones posean un ECM mínimo y sin diferencias estadísticamente significativas, se considera el promedio de dichas proyecciones.

Cuadro 4: Correlación entre Medidas de Aversión al Riesgo

	Estados Unidos	Zona Euro	Reino Unido	Alemania	Francia	Japón	Australia
Panel A: Índices Bursátiles							
Zona Euro	0.759						
Reino Unido	0.779	0.771					
Alemania	0.738	0.944	0.753				
Francia	0.736	0.962	0.772	0.921			
Japón	0.422	0.432	0.491	0.399	0.355		
Australia	0.729	0.786	0.767	0.796	0.764	0.468	
India	0.404	0.296	0.230	0.361	0.227	0.426	0.388
Panel B: Tipos de Cambio							
Zona Euro	0.279						
Reino Unido	0.406	0.233					
Alemania	0.279	1.000	0.233				
Francia	0.279	1.000	0.233	1.000			
Japón	0.528	-0.058	-0.076	-0.076	-0.076		
Australia	0.082	-0.121	-0.348	-0.121	-0.121	0.127	
India	-0.048	-0.317	-0.263	-0.317	-0.317	0.176	0.453

Esta tabla reporta las correlaciones entre las medidas de aversión al riesgo estimadas por tipo de activo y país. Dada que la cobertura temporal es distinta para cada una de las series, la correlación es computada utilizando la serie con la menor cobertura temporal. Para el caso de Alemania y Francia, dado que ambas economías poseen como moneda común al euro, la medida de aversión al riesgo relacionada con el tipo de cambio posee las mismas correlaciones con otras medidas que aquellas de la Zona Euro.

<p align="center">Documentos de Trabajo Banco Central de Chile</p>	<p align="center">Working Papers Central Bank of Chile</p>
<p align="center">NÚMEROS ANTERIORES</p>	<p align="center">PAST ISSUES</p>
<p>La serie de Documentos de Trabajo en versión PDF puede obtenerse gratis en la dirección electrónica: www.bcentral.cl/esp/estpub/estudios/dtbc.</p>	<p>Working Papers in PDF format can be downloaded free of charge from: www.bcentral.cl/eng/stdpub/studies/workingpaper.</p>
<p>Existe la posibilidad de solicitar una copia impresa con un costo de Ch\$500 si es dentro de Chile y US\$12 si es fuera de Chile. Las solicitudes se pueden hacer por fax: +56 2 26702231 o a través del correo electrónico: bcch@bcentral.cl.</p>	<p>Printed versions can be ordered individually for US\$12 per copy (for order inside Chile the charge is Ch\$500.) Orders can be placed by fax: +56 2 26702231 or by email: bcch@bcentral.cl.</p>

DTBC – 817

Monetary Policy Effects on the Chilean Stock Market: An Automated Content Approach

Mario González y Raúl Tadde

DTBC – 816

Institutional Quality and Sovereign Flows

David Moreno

DTBC – 815

Desarrollo del Crowdfunding en Chile

Iván Abarca

DTBC – 814

Expectativas Financieras y Tasas Forward en Chile

Rodrigo Alfaro, Antonio Fernandois y Andrés Sagner

DTBC – 813

Identifying Complex Core-Periphery Structures in the Interbank Market

José Gabriel Carreño y Rodrigo Cifuentes

DTBC – 812

Labor Market Flows: Evidence for Chile Using Micro Data from Administrative Tax Records

Elías Albagli, Alejandra Chovar, Emiliano Luttini, Carlos Madeira, Alberto Naudon, Matías Tapia

DTBC – 811

An Overview of Inflation-Targeting Frameworks: Institutional Arrangements, Decision-making, & the Communication of Monetary Policy

Alberto Naudon y Andrés Pérez

DTBC – 810

How do manufacturing exports react to RER and foreign demand? The Chilean case

Jorge Fornero, Miguel Fuentes y Andrés Gatty

DTBC – 809

A Model of Labor Supply, Fixed Costs and Work Schedules

Gonzalo Castex y Evgenia Detcher

DTBC – 808

Dispersed Information and Sovereign Risk Premia

Paula Margaretic y Sebastián Becerra

DTBC – 807

The Implications of Exhaustible Resources and Sectoral Composition for Growth Accounting: An Application to Chile

Claudia De La Huerta y Emiliano Luttini

DTBC – 806

Distribución de Riqueza No Previsional de los Hogares Chilenos

Felipe Martínez y Francisca Uribe

DTBC – 805

Geopolitical Tensions, OPEC News, and Oil Price: A Granger Causality Analysis

Carlos Medel

DTBC – 804

Spillovers and Relationships in Cross-Border Banking: The Case of Chile

Andrés Alegría, Kevin Cowan y Pablo García

DTBC – 803

Determinantes de la Inflación de Servicios en Chile

Mario Marcel, Carlos Medel y Jessica Mena

DTBC – 802

Banks' Lending Growth in Chile: The Role of the Senior Loan Officers Survey

Alejandro Jara, Juan-Francisco Martínez y Daniel Oda



BANCO CENTRAL
DE CHILE

DOCUMENTOS DE TRABAJO • Junio 2018