

CENTRO DE INVESTIGACIÓN Y DOCENCIA ECONÓMICAS, A.C.



UN ÍNDICE PARA EL CICLO FINANCIERO GLOBAL

TESINA

QUE PARA OBTENER EL GRADO DE

MAESTRO EN ECONOMÍA

PRESENTA

ALEJANDRO ALBERTO MILIANO

DIRECTOR DE LA TESINA: DR. DANIEL VENTOSA-SANTAUÀRIA

*Este trabajo de titulación está dedicado a todos y cada uno de los miembros de mi familia :
A mi padre, donde sea que se encuentre,
a mi madre, a mis hermanos y hermanas.*

Agradecimientos

Quiero agradecer a:

*al Dr. Daniel Ventosa-Santaulària, por el tiempo y consejos dedicados a mi formación académica,
a la Mtra. Maite Guijarro, por su invaluable apoyo constante,
al Dr. Vladimir Rodríguez Caballero, su apoyo como lector y sus valiosos comentarios para
mejorar el presente trabajo,
a todos y cada uno de mis compañeros de generación,
a todos los profesores y trabajadores del CIDE.*

Resumen

En el presente trabajo se propone un índice para el Ciclo Financiero Global. Este fenómeno se caracteriza por grandes movimientos comunes en los precios de los activos, flujos brutos y apalancamiento y está asociado con las crisis. Trabajos tales como Rey (2015), Habib, Venditti, et al. (2018) y Habib y Venditti (2019) dan evidencia de su existencia. Mediante los modelos de factores dinámicos se extrae el componente común de un conjunto de series de tiempo que incluye 44 índices bursátiles y 126 series de flujos de capitales de entrada, desagregados en inversión extranjera directa, capital accionario, deuda y otras inversiones. Los datos son globales, con una muestra que incluye a 32 países entre economías avanzadas y emergentes. La ventana de tiempo abarca el período de 1995t2 a 2019t3. Como resultado se obtiene un índice para el Ciclo Financiero Global que absorbe el 18 % de la variabilidad de flujos de capitales de entrada y los rendimientos de las bolsas de valores. El índice muestra ser consistente con eventos de mucha astringencia financiera mundial, como lo fue la crisis financiera de 2007-2009. Tiene una fuerte correlación con el VIX y se comporta similar a otras medidas ya propuestas para el Ciclo Financiero. De particular relevancia es que este índice causa Granger los flujos de capitales de entrada catalogados como “Otras inversiones” en el 42% de los países en la muestra. La extracción del Índice del Ciclo Financiero Global constituye un paso previo en el estudio de los impulsores de los flujos de capitales.

*Palabras clave: Ciclo Financiero Global, Modelo de Factores Dinámicos, Flujos de capitales.
Clasificación JEL: C32, C38, E32, F44, F32*

Contenido

1	Introducción y motivación	1
2	Revisión de literatura	5
3	Metodología	8
3.1	El Modelo	8
3.2	Técnicas de estimación	11
3.2.1	Estimación “Two-step” o estimación en dos pasos	11
3.2.2	Estimación por cuasi-máxima verosimilitud vía EM	12
3.3	Selección del número de factores	15
3.3.1	Selección del número de factores en modelos de factores estáticos	15
3.3.2	Selección del número de factores en modelos de factores dinámicos	17
4	Datos	21
4.1	Flujos de Capitales	21
4.2	Índices bursátiles	24
4.2.1	Definición de índice bursátil	25
4.2.2	Algunos de los índices bursátiles más relevantes	25
4.3	Otras variables e indicadores	26
4.4	Tratamiento a los datos	28
5	Resultados y conclusiones	30

5.1	El ICFG: su consistencia y su relación con el VIX	30
5.2	El ICFG: su comovimiento con otras medidas existentes	31
5.3	El ICFG y su causalidad predictiva	35
5.3.1	El ICFG y los flujos de capitales en los países avanzados y emergentes .	36
5.3.2	El ICFG y los flujos de capitales a México	39
5.4	Conclusiones	39
A	Detalles sobre los datos y estadísticas descriptivas	41
B	Estimación-Salidas Gretl	50
C	Bases de datos	59
	Referencias	61

Lista de figuras

4.1	Flujos de entradas de capitales y el VIX	22
4.2	Flujos de salidas de capitales y el VIX	23
5.1	El Índice del Ciclo Financiero Global (ICFG) y los periodos de recesiones en los Estados Unidos.	32
5.2	El Índice del Ciclo Financiero Global (ICFG) y los periodos de recesiones en México.	32
5.3	El Índice del Ciclo Financiero Global (ICFG) y el VIX.	33
5.4	El Índice del Ciclo Financiero Global (ICFG) y el Factor Global en los precios de los activos de riesgo de Miranda-Agrippino y Rey.	34
5.5	El Índice del Ciclo Financiero Global (ICFG) y el Factor Global del Mercado de Valores (GSMF)	35

Lista de tablas

4.1	Estadísticas descriptivas para los datos de flujos de entrada de capitales.	23
4.2	Correlaciones entre países para los diferentes tipos de flujos de entrada de capitales (en %).	24
4.3	Estadísticas descriptivas de los rendimientos de las bolsas de valores	27
4.4	Estacionariedad de las series de tiempo	29
5.1	Argumentos necesarios para la estimación	31
5.2	Elección del número de factores dinámicos, según Bai y Ng (2007).	31
5.3	Estadísticas básicas del ICFG, el VIX y otras medidas del Ciclo Financiero Global	34
5.4	Correlaciones entre distintas medidas del Ciclo Financiero Global.	35
5.5	Causalidad Granger entre el ICFG y la Inversión Extranjera Directa (Entrada). .	37
5.6	Causalidad Granger entre el ICFG y la Inversión en Cartera de Deuda (Entrada).	37
5.7	Causalidad Granger entre el ICFG y la Inversión en la Cartera de Acciones (Entrada).	38
5.8	Causalidad Granger entre el ICFG y la serie "Otras inversiones" (Entrada). . . .	38
5.9	Causalidad Granger entre el ICFG y la serie de flujos de capitales de salida "Otras inversiones", México.	39
A.1	Estadísticos principales de las 170 variables usadas en la estimación	42
A.2	Lista de países usados en la muestra para flujos de capitales brutos	47
A.3	Lista de índices bursátiles de los distintos continentes	47
A.4	Estadísticas descriptivas de flujos de entrada de capitales en economías avanzadas.	48

A.5	Estadísticas descriptivas de flujos de entrada de capitales en economías emergentes.	48
A.6	Estadísticas descriptivas de flujos de salida de capitales en la muestra completa de países.	48
A.7	Estadísticas descriptivas de flujos de salida de capitales en los países avanzados.	48
A.8	Estadísticas descriptivas de flujos de salida de capitales en los países emergentes.	49
B.1	Cargas de los factores estáticos ($\hat{\Lambda}$).	52
B.2	Errores estándar del componente idiosincrático, estimaciones del software econométrico Gretl.	56

Capítulo 1

Introducción y motivación

Todos somos testigos de cómo en las últimas décadas los mercados financieros se han ido integrando progresivamente a nivel internacional. Esta interrelación global ha estado y está motivada principalmente por el hecho de que las economías de los distintos países del mundo buscan el intercambio de riesgos. Sin embargo, a la par de este avance en la globalización financiera y la visibilidad de sus beneficios, surgió la preocupación de que bajo el nuevo escenario de integración financiera global existiera una transmisión más rápida y uniforme de los “*shocks*” en varias economías, lo que provocaría fluctuaciones cada vez más acentuadas de la actividad financiera a escala global. El auge y la caída de los flujos de capital transfronterizos en torno a la crisis financiera mundial del 2007-2009 en definitiva convenció a muchos sobre la existencia y las implicaciones de un Ciclo Financiero Global (que en ocasiones abreviaremos CFG).

El concepto de Ciclo Financiero Global es relativamente nuevo. Fue introducido por Rey (2013) y Miranda-Agrippino y Rey (2015) aunque algunos de sus aspectos ya habían sido analizados por Calvo, Leiderman, y Reinhart (1996) en su trabajo seminal “*Capital Flows to Developing Countries in the 1990s: Causes and Effects*”, así como por Forbes y Warnock (2012), Schularick y Taylor (2012), entre otros.

Aunque no hay una definición única para el Ciclo Financiero Global, si nos remitimos a Rey

(2013) o Rey (2015), pág.2 , se encuentra una delimitación del concepto: “*los ciclos financieros globales están asociados con aumentos repentinos y reducciones en los flujos de capital, auges y caídas en los precios de los activos y las crisis*” y se “*caracterizan por grandes movimientos comunes en los precios de los activos, flujos brutos y apalancamiento*”. Cerutti, Claessens, y Rose (2019) también dan su definición de CFG: “*definimos el Ciclo Financiero Global como las (altas) coincidencias comunes en las condiciones financieras, manifestada en los flujos de capital, impulsada por determinantes globales observables*”.

El presente documento parte del hecho de que el CFG existe.¹Entonces, el objetivo ahora es construir un índice para el CFG (denotamos a este índice como ICGF) mediante la extracción de los factores dinámicos comunes que subyacen en los flujos de capitales brutos (Inversión extranjera directa, Cartera de acciones, Cartera de deuda y Otras inversiones) y en los rendimientos de los activos de riesgo.² Los datos son globales, abarcando economías avanzadas y emergentes. Tal índice debe ser consistente con las épocas en que tuvieron lugar eventos de envergadura que han impactado los mercados financieros en la historia reciente. Es decir, esperamos que el índice propuesto refleje en su propia dinámica o niveles momentos de mucha astringencia financiera mundial, provocadas , por ejemplo, por las recesiones en los E.U.A, conflictos bélicos, tensiones geopolíticas, etc. Asimismo, dado que la literatura ha descubierto que los movimientos en el VIX (Índice de volatilidad implícita del Mercado de Opciones de Chicago) están muy ligados a los flujos de capital y con el incremento en los precios de los activos riesgosos, buscamos un índice que se sincronice y que se correlacione fuertemente con el VIX, que funge como variable proxy de las fluctuaciones de la aversión al riesgo del mercado y la incertidumbre global.

El índice del CFG tienen utilidad práctica y teórica. Por una parte, es una medida que condensa la información de variables financieras globales, lo que permite identificar el comportamiento general de las condiciones financieras de manera oportuna. Desde una perspectiva

¹Evidencias de la existencia del Ciclo Financiero Global en los flujos de capitales, en los precios de los activos con riesgo, el apalancamiento bancario y en el crecimiento del crédito interno pueden encontrarse de manera fehaciente en Rey (2015), Miranda-Agrippino y Rey (2015), y Habib et al. (2018), por citar algunos de los ejemplos más conocidos.

²Por el momento este trabajo deja fuera del índice del CFG los datos que corresponden al apalancamiento bancario y el crecimiento del crédito interno por país.

teórica, extraer el índice del CFG es un paso previo al estudio de los impulsores o determinantes fundamentales del propio CFG. Además, nos permitiría saber si los flujos de capital, especialmente los flujos de crédito, están guiados principalmente por un factor global. Y según Scheubel, Stracca, y Tille (2019), el ICGF visto como un factor global, puede ser usado como una medida del riesgo global y en consecuencia poder estudiar los choques responsables de las fluctuaciones en el riesgo global.

El trabajo aquí expuesto trata de aportar a la investigación sobre el CFG. Y es que hay muchos elementos para convencerse casi de inmediato de la pertinencia por estudiar el CFG, pues su existencia en sí misma cuestiona la validez del trilema de Mundell, que describe el grado de independencia de la política monetaria de las economías abiertas. Basta recordar que bajo el modelo tradicional de economía abierta los países enfrentan un “trilema”: un “trade-offs” entre los objetivos de estabilidad cambiaria, libre movilidad de capital y política monetaria independiente. Si un país elige un tipo de cambio fijo (estable) y la libre movilidad del capital, debe renunciar a la autonomía de su política monetaria. Por el contrario, una política monetaria independiente en presencia de flujos de capital libre es posible a través del régimen cambiario flotante (ver, por ejemplo, Obstfeld, Shambaugh, y Taylor (2005), Obstfeld y Taylor (2005)). Sin embargo, las reducciones y los aumentos repentinos en los flujos de capital que a menudo terminan en crisis que socavan a muchas economías, incluyendo países con regímenes cambiarios flexibles, han cuestionado el grado de autonomía que confieren los tipos de cambio flotantes. La capacidad de las economías abiertas para escapar del ciclo se ha visto debilitada, Habib et al. (2018). Todo esto viene a fortalecer la posición de que las condiciones financieras se establecen en los principales centros financieros del mundo, en países centrales como Estados Unidos, y de allí se marca la pauta para el resto de las naciones, sin importar el tipo de cambio adoptado en ellas (ver Rey (2015)). Bajo este escenario, se torna complicado para los hacedores de política económica y monetaria administrar una economía, ya que el CFG, impulsado por choques comunes que incluyen factores que emanan del centro, conduce a grandes fluctuaciones de flujos de capital, exógenas desde el punto de vista de países pequeños y / o emergentes, que ven re-

ducidos sus márgenes de actuación, al menos en lo que respecta al CFG (Cerutti et al. (2019)). Esto podría orillar a las pequeñas economías abiertas a adoptar políticas macroprudenciales, e incluso controles de capital, para restablecer la independencia de su política monetaria (Rey (2015), pág 21). Por último, cabe señalar que existen trabajos que cuestionan la relevancia del CFG, entre ellos están Choi, Kang, Kim, y Lee (2017) y Cerutti et al. (2019) quienes exponen en sendos artículos que el CFG representa una parte limitada de la varianza de las variables macroeconómicas y que para los flujos de capitales brutos internacionales los factores globales raramente explican más del 25 por ciento de la variación de los flujos de capital entre países.

Capítulo 2

Revisión de literatura

Construir una medida o índice del Ciclo Financiero Global o de algún fenómeno similar tal como la Liquidez Global (LG) es un desafío en vista de la amplia gama de indicadores de precio y cantidad, que se actualizan casi instantáneamente, disponibles en la actualidad. Y con la creciente literatura sobre el CFG, las metodologías desarrolladas también se empiezan a diversificar.

Desde el enfoque de Modelos de Factores, los trabajos más destacados y recientes son los que a continuación se mencionan.

Eickmeier, Gambacorta, y Hofmann (2014) utilizan un enfoque de componente principal, modelos de factores, para medir las condiciones de liquidez global con base en los factores comunes globales en la dinámica de los indicadores de liquidez utilizando un amplio conjunto de variables financieras y macroeconómicas de 24 economías avanzadas y de mercados emergentes. Al imponer restricciones de signos motivados teóricamente a los “pesos” de los factores, logran una identificación estructural de los factores. Sus resultados indican que las condiciones de liquidez global se deben en gran medida a tres factores comunes y, por lo tanto, no pueden resumirse en un solo indicador. Estos tres factores pueden identificarse como política monetaria global, oferta de crédito global y demanda de crédito global.

Choi et al. (2017) adoptan un enfoque similar e identifican momentos de liquidez global (LG) a partir de los datos macrofinancieros de las economías avanzadas a través de un modelo de fac-

tores con restricciones de signos y muestran que las economías emergentes responden al ciclo financiero utilizando tasas de interés y reservas. Por su parte, Scheubel et al. (2019) construyen una medida del CFG basada en un enfoque de factor estructural, que incorpora restricciones teóricamente motivadas en un conjunto de variables globales. Esta medida del GFC está estrechamente relacionada con los flujos de capital y el estrés financiero en los mercados emergentes, pero se basa en consideraciones teóricas sobre el GFC. Tiene el defecto de basarse en la fiabilidad y la solidez de los indicadores disponibles del GFC paso necesario para avanzar en la cuestión del nexo entre el GFC y los flujos de capital. Se basan en la metodología de Eickmeier et al. (2014).

Miranda-Agrippino y Rey (2012), Miranda-Agrippino y Rey (2015) miden el ciclo financiero utilizando el componente común global de los precios de los activos de riesgo. Este factor global está inversamente relacionado con el VIX y puede interpretarse como una medida del grado variable de aversión al riesgo de los bancos globales, que se financian en gran medida en los mercados del dólar. Haciendo uso de un Modelo de Factores Dinámicos (MFD) sobre los precios mundiales de los activos muestran que un sólo factor global explica una gran parte de la variación común de los rendimientos (25% de la variación en los retornos de los activos riesgosos).¹ Exhiben la existencia de un CFG manifestado como el componente común en los precios de los activos. Incluso, basándose en los análisis de Adrian y Shin (2010) proponen una interpretación estructural del factor común. Este puede entenderse como: *“el reflejo de la evolución conjunta del apetito de riesgo efectivo del mercado como también la volatilidad realizada del mercado. A su vez, el apetito de riesgo efectivo del mercado puede relacionarse de forma empírica con el apalacamiento de un subconjunto de intermediarios del mercado financiero...”*, Rey (2015), pág 8.

Por último, Habib y Venditti (2019), proponen una medida de riesgo global extraída como el factor latente común que impulsa un gran panel de rendimientos de activos. Denominan a

¹El Factor Global de los precios de activos con riesgo fue extraído de una gran sección transversal de 1002 (en su última actualización de 2019) series de precios de activos de riesgo, que incluyen precios de acciones, precios de commodities, excluyendo metales preciosos; e índices de bonos corporativos). Ver <http://silviamirandaagrippino.com/research>

esta medida del ciclo financiero como el Factor Global del Mercado de Valores Global (GSMF, por siglas en inglés), que representa el componente común global de los rendimientos esperados de las acciones. El GSMF presenta un co-movimiento muy cercano con la medida del ciclo financiero global propuesto por Miranda-Agrippino y Rey (2012, 2015) y está fuertemente relacionado con el componente común global de los flujos brutos de capital a nivel global. Una característica atractiva del enfoque de Habib y Venditti (2019) es que el GSMF se puede calcular con una fracción de los datos, alrededor de 60 series de tiempo, a diferencia de las más de ochocientas series utilizadas por Miranda-Agrippino y Rey (2015), y con un procedimiento estadístico más simple: un análisis de componentes principales en oposición al potente, aunque complejo modelo de factores dinámicos.

Este trabajo de tesina tiene como referencia los artículos seminales de Miranda-Agrippino y Rey (2015) y Rey (2013). Lo complementamos con las aportaciones de Habib y Venditti (2019). Se propone entonces hacer uso de los MFD y lograr una medida del CFG que abarque los flujos brutos de capitales y los precios de los activos de riesgo de manera conjunta, estos últimos datos representados por los índices de bolsas de valores. Todos los datos provienen de fuentes de acceso público y abarcan una ventana de tiempo de 1995t1-2019t3.

Capítulo 3

Metodología

3.1 El Modelo

Se hace uso de la metodología de los Modelos de Factores Dinámicos (MFD).¹ La esencia de un modelo de factores dinámicos es que unos pocos factores dinámicos latentes, F_t , conducen el comovimiento o movimiento conjunto sincronizado de un vector de alta dimensión de variables de series temporales, X_t , que también se ve afectado por un vector de perturbaciones idiosincráticas de media cero, ξ_t . Estas perturbaciones idiosincráticas surgen del error de medición y de características especiales que son específicas de una serie individual. Los factores latentes siguen un proceso de series de tiempo, que comúnmente es un vector autorregresivo (VAR).

Más formalmente, en este tipo de modelo, las N variables (x_{it}) , para $i = 1, 2, 3, \dots, N$ y $t = 1, 2, 3, \dots, T$, donde t es un índice para el tiempo, son asumidas ser una suma de dos componentes ortogonales no observables: un componente resultante de los factores que son comunes al conjunto de variables, (χ_{it}) , y un componente idiosincrático (ξ_{it}) . El componente (χ_{it}) se obtiene extrayendo un pequeño número $r \geq 1$ de factores comunes (F_{jt}) , $j = 1, 2, 3, \dots, r$ de todas las variables presentes en el conjunto de datos. Con frecuencia, al componente (χ_{it}) se le identifica por el término “*componente común*”. El componente idiosincrático (ξ_{it}) cubre

¹Gran parte de la presente sección está ordenada y abarca las técnicas de estimación que se encuentran programadas en el paquete DFM de Gretl, véase Lucchetti, Venetis, et al. (2019).

los choques específicos para cada una de las variables. Por lo tanto, en un modelo factorial de dimensión $(N \times 1)$, cada elemento del vector $X_t = (x_{1t}, \dots, x_{Nt})'$, que se supone tiene media cero, se puede escribir de la siguiente manera:

$$x_{it} = \chi_{it} + \xi_{it} \quad (3.1)$$

o equivalentemente, en términos de los factores comunes como:

$$x_{it} = \lambda_{i1}F_{1t} + \dots + \lambda_{ir}F_{rt} + \xi_{it} \quad (3.2)$$

con $i \in \{1, 2, 3, \dots, N\}$ y $t \in \{1, 2, 3, \dots, T\}$. Las ponderaciones (λ_{ij}) con $i \in \{1, 2, 3, \dots, N\}$ y $j \in \{1, 2, 3, \dots, r\}$ representan la contribución de la variable i al factor común (F_t) que es un vector de dimensión $r \times 1$ tal que $F_t = (F_{1t}, \dots, F_{rt})'$. La **forma vectorial** del modelo es:

$$\mathbf{X}_t = \mathbf{\Lambda}\mathbf{F}_t + \boldsymbol{\xi}_t \quad (3.3)$$

$\forall t \in \{1, 2, 3, \dots, T\}$. Donde la matriz $\mathbf{\Lambda}$ de dimensiones $N \times r$ es la matriz de ponderaciones.

Es fácil ver que la **representación matricial** del modelo es:

$$\mathbf{X} = \mathbf{F}\mathbf{\Lambda}^T + \boldsymbol{\xi} \quad (3.4)$$

donde la matriz \mathbf{X} tiene dimensiones $T \times N$, la matriz \mathbf{F} es de dimensión $T \times r$, la matriz $\mathbf{\Lambda}$ tiene dimensiones de $N \times r$ y la matriz $\boldsymbol{\xi}$ es de $T \times N$. $\mathbf{\Lambda}^T$ denota la matriz transpuesta de $\mathbf{\Lambda}$.²

El modelo que usamos para estimar un índice para el Ciclo Financiero Global es un modelo de factores dinámicos y puede ser escrito en la representación en el espacio de los estados bajo la siguiente forma:

²Hasta esta parte de la exposición del modelo se ha presentado la versión de factores estáticos, esto con la finalidad de dejar lo más claro posible la idea, estructura y ecuaciones básicas detrás de este tipo de modelos. Lo que enseguida se expone representa ya la versión de factores dinámicos.

$$\mathbf{X}_t = \Lambda(L)\mathbf{f}_t + \boldsymbol{\xi}_t = \Lambda_0\mathbf{f}_t + \Lambda_1\mathbf{f}_{t-1} + \cdots + \Lambda_s\mathbf{f}_{t-s} + \boldsymbol{\xi}_t \quad (3.5)$$

$$\mathbf{f}_t = \Phi(L)\mathbf{f}_{t-1} + \boldsymbol{\eta}_t = \Phi_1\mathbf{f}_{t-1} + \Phi_2\mathbf{f}_{t-2} + \cdots + \Phi_p\mathbf{f}_{t-p} + \boldsymbol{\eta}_t \quad (3.6)$$

donde L es el operador de rezago, \mathbf{X}_t es un vector de $N \times 1$ variables estandarizadas y \mathbf{f}_t es un vector $q \times 1$ de factores dinámicos comunes. Los “shocks” $\boldsymbol{\xi}_t$ son conocidos como el componente idiosincrático y se asumen que no están correlacionados con \mathbf{f}_t y todos sus adelantos y rezagos. Los procesos $\boldsymbol{\xi}_t$ y \mathbf{f}_t son estacionarios en covarianzas o equivalentemente, estacionarios de segundo orden. Además, se permite que los elementos de $\boldsymbol{\xi}_t$ estén correlacionados débilmente, ya sea de forma transversal o en correlación serial. $\boldsymbol{\eta}_t$ es un choque sobre el vector de los factores dinámicos comunes. Se hace el supuesto de la independencia entre los errores $\boldsymbol{\xi}_t$ y $\boldsymbol{\eta}_t$. Φ representa la matriz de coeficientes del modelo VAR(p) y captura la dinámica de los factores.³

$$\boldsymbol{\chi}_t = \Lambda_0\mathbf{f}_t + \Lambda_1\mathbf{f}_{t-1} + \cdots + \Lambda_s\mathbf{f}_{t-s} \quad (3.7)$$

La expresión de la ecuación 3.7 se conoce como el componente común subyacente a las series de tiempo de las N variables usadas. Las matrices $\Lambda_0, \Lambda_1, \dots, \Lambda_s$, contienen los pesos de los factores dinámicos.

En el presente trabajo, \mathbf{R} , de orden $N \times N$ representa la matriz de varianzas-covarianzas del vector $\boldsymbol{\xi}_t$. Por su parte, \mathbf{Q} , de orden $q \times q$ representa la matriz de varianzas-covarianzas del vector de “shocks” $\boldsymbol{\xi}_t$.

³Al igual que Miranda-Agrippino y Rey (2015), en este trabajo empírico el VAR(p) que representa la dinámica de los factores es de orden 1.

3.2 Técnicas de estimación

Para facilitar la estimación empírica de un Modelo de Factores Dinámicos, se recurre con frecuencia en llevar la representación "state-space" del modelo de factores dinámicos a una representación "state-space" estática.⁴ Esto se logra redefiniendo el vector de estados. Sea $k = \max\{s + 1, p\}$ y defina el vector de estados como $\mathbf{F}_t = (f_t', \dots, f_{t-k+1}')^\top$.

Cuando $k > p$, hágase $\Phi_{p+1} = \dots = \Phi_k = 0$ en la matriz acompañante

$$\Phi = \begin{pmatrix} \Phi_1 & \dots & \Phi_p & \dots & \Phi_k \\ I_q & 0_q & \dots & \dots & 0_q \\ 0_q & \cdot & \dots & \dots & \cdot \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & 0_q \\ 0_q & \cdot & 0_q & I_q & 0_q \end{pmatrix} \quad (3.8)$$

Cuando $s + 1 < k$, fije $\Lambda_{s+1}, \dots, \Lambda_k = 0$ en la matriz de pesos $\Lambda = (\Lambda_0, \Lambda_1, \dots, \Lambda_k)$. Se llega a una nueva formulación en la representación de espacio de estados pero bajo factores estáticos:

$$\mathbf{X}_t = \Lambda \mathbf{F}_t + \xi_t \quad (3.9)$$

$$\mathbf{F}_t = \Phi \mathbf{F}_{t-1} + \eta_t^* \quad (3.10)$$

donde $\eta_t^* = (\eta_t', 0_{q \times 1}', \dots, 0_{q \times 1}')^\top$.

3.2.1 Estimación "Two-step" o estimación en dos pasos

El enfoque de dos pasos fue introducido por Doz et al. (2011).

⁴Escribir el modelo en una forma de espacio de estado posibilita calcular proyecciones bajo estructuras dinámicas más generales utilizando técnicas de suavizado de Kalman. Los estimadores bajo componentes principales no aprovechan la dinámica de los factores y el componente idiosincrático, se extraen proyectando solo en observaciones contemporáneas, Doz, Giannone, y Reichlin (2011), pág 9.

- **Paso 1** Los estimadores preliminares, $\hat{\Lambda}_{PC}$ y $\hat{F}_{PC,t}$ de Λ y F son computados mediante la técnica de componentes principales. Cuando $s > 0$, $\hat{F}_{PC,t}$ está compuesto por transformaciones lineales estimadas de f_t . Por lo tanto, procedemos con una estimación de componentes principales adicional para obtener una estimación inicial de los factores q linealmente independientes f_t .

Sea \hat{V} la matriz de los vectores propios que corresponden a los q valores propios más grandes obtenidos de la matriz de varianzas y covarianzas de los residuales que se obtiene de la regresión de $\hat{F}_{PC,t}$ sobre sus rezagos. Por lo que la estimación inicial para los factores dinámicos comunes está dada por $\hat{V}'\hat{F}_{PC,t}$. Las matrices de covarianzas R y Q así como la matriz Φ se estiman mediante mínimos cuadrados multivariados.

- **Paso 2** Los factores estimados $\hat{F}_{PC,t}$ son actualizados vía el filtro de Kalman con suavizamiento. Básicamente se estima $\hat{F}_{Two-step,t}$ partiendo de $\hat{\theta}$

Una de las ventajas del método de dos pasos, respecto a la estimación por componentes principales (Bai (2003), Bai y Ng (2002), Stock y Watson (2002), Forni, Hallin, Lippi, y Reichlin (2000)) es que el estimador en dos etapas proporciona estimaciones más cercanas al verdadero factor Poncela, Ruiz, et al. (2016), sobre todo en muestras pequeñas. De acuerdo con Doz et al. (2011), esta técnica permite considerar la dinámica en los factores y en el componente idiosincrático, además de la heterocedasticidad en la varianza idiosincrática.

3.2.2 Estimación por cuasi-máxima verosimilitud vía EM

Este enfoque alternativo de estimación también fue desarrollado por Doz, Giannone, y Reichlin (2012). En la literatura es habitual llamar a este estimador como el estimador QLM-EM, que significa Cuasi-Máxima Verosimilitud vía el algoritmo Esperanza-Maximización. La idea que propone este método consiste en analizar las estimaciones de los factores dinámicos aproximados bajo diferentes errores de especificación: correlación serial omitida de los observaciones y correlación transversal de los componentes idiosincráticos. Esta técnica de estimación ha

mostrado que los efectos de los errores de especificación son minúsculos cuando el tamaño de la muestra en el tiempo T y la sección cruzada N son grandes. El estimador QLM-EM se desempeña mejor que los componentes principales considerados por Bai (2003) y Stock y Watson (2002a,b) pues logra mayor eficiencia ya que explota la dinámica de los factores y la no esfericidad de los componentes idiosincráticos. De acuerdo con Doz et al. (2012) hay tres características atractivas de este nuevo enfoque: la primera, puede lograr mayor eficiencia; segunda, es un marco natural con el cual puede ejecutarse un análisis estructural pues existe la posibilidad de imponer restricciones sobre las cargas de los factores; y tercera, con esta forma de estimación es posible manejar los datos faltantes y ampliar el rango de aplicaciones empíricas interesantes.

El algoritmo puede ser descrito como sigue:

Se parte de un modelo "extendido" en su representación "state-space"

$$\mathbf{X}_t = \Lambda_0 \mathbf{f}_t + \Lambda_1 \mathbf{f}_{t-1} + \cdots + \Lambda_s \mathbf{f}_{t-s} + [\mathbf{0}] \mathbf{f}_{t-s-1} + \boldsymbol{\xi}_t \quad (3.11)$$

siendo $[0]$ una matriz nula. Se llega a un nuevo modelo estático bajo la representación de espacio de estado

$$\mathbf{X}_t = \tilde{\Lambda} \mathbf{G}_t + \boldsymbol{\xi}_t \quad (3.12)$$

$$\mathbf{G}_t = \tilde{\Phi} \mathbf{G}_{t-1} + \tilde{\boldsymbol{\eta}}_t^* \quad (3.13)$$

donde $\mathbf{G}_t = (F'_t, f'_{t-k})^\top = (f'_t, \dots, f'_{t-k+1}, f'_{t-k})^\top$ Esta modificación de la representación del espacio de estado se hace para computar de manera más eficientemente todas las cantidades que se requieren en el paso M.

Por lo tanto, dada una estimación inicial o preliminar de $\hat{\theta}$, se calculan las matrices del sistema "extendido" y se ejecuta el suavizador de Kalman, para obtener un predictor insesgado de los factores \hat{G}_t con las respectivas matrices de covarianza asociadas. Este es el paso E. Acto seguido, los factores estimados se utilizan para calcular las estadísticas suficientes

$$\hat{F}_t = \mathbb{E}(F_t | \mathbf{X}) \quad (3.14)$$

$$\hat{P}_{0t} = \mathbb{E}(F_t F_t' | \mathbf{X}) \quad (3.15)$$

$$\hat{P}_{1t} = \mathbb{E}(F_t F_{t-1}' | \mathbf{X}) \quad (3.16)$$

donde $\mathbf{X} = (x_1, \dots, x_T)$, que se utilizan en el paso-M para calcular las estimaciones de ML (condicional) de θ . Observe que, dada la matriz de covarianza \mathbf{G}_t , el cálculo de \hat{P}_{0t} y \hat{P}_{1t} simplemente equivale a seleccionar submatrices apropiadas. Con la nueva estimación de θ , el proceso se repite hasta la convergencia.

La convergencia del algoritmo EM se controla mediante el uso de una regla de parada ("stopping rule") basada algún de los siguientes criterios:

1. un criterio de distancia verosímil c^L que se basa en qué tan pequeño es el aumento de la logverosimilitud entre dos pasos consecutivos, ver Doz et al. (2012), pág.1018.

$$c_j^L = \frac{|L(X; \hat{\theta}^{(j)}) - L(X; \hat{\theta}^{(j-1)})|}{\frac{|L(X; \hat{\theta}^{(j)})| + |L(X; \hat{\theta}^{(j-1)})| + \epsilon}{2}} \quad (3.17)$$

con $\epsilon = 2.22044 \times 10^{-16}$.

2. un criterio de distancia de parámetro, c^P . Este criterio de distancia del parámetro suma la desviación absoluta en todos los parámetros estimados $\hat{\theta}$ entre el paso j y el paso $j - 1$:

$$c_j^P = \frac{\sum_{i=1}^h |\hat{\theta}_i^{(j)} - \hat{\theta}_i^{(j-1)}|}{h} \quad (3.18)$$

con $h =$ número de elementos en $\hat{\theta}$

Las iteraciones EM $j = 1, \dots, M$ continúan hasta que el criterio elegido sea menor que una

tolerancia que se establece a priori.

3.3 Selección del número de factores

Antes de llevar a cabo la estimación de los factores dinámicos, se requiere conocer el número de tales factores subyacentes. Es por ello que un paso importante en el análisis estadístico de los modelos de factores estáticos y dinámicos es la identificación preliminar del número de factores. En la literatura existen decenas de trabajos que abordan el problema de determinar la cantidad de factores. Enseguida damos una revisión concisa siguiendo a Barhoumi, Darné, y Ferrara (2013).

En su trabajo Forni y Reichlin (1998) sugieren un enfoque gráfico para identificar la cantidad de factores cuando $N \rightarrow \infty$ y T es fijo pero no se propone ninguna teoría. Stock y Watson (1998) sugieren modificar el criterio de información BIC para seleccionar el número óptimo de factores cuando $N, T \rightarrow \infty$ con $\frac{\sqrt{N}}{T} \rightarrow \infty$. Sin embargo, su criterio es restrictivo ya que requiere N más grande que T , y es apropiado solo en un contexto de pronóstico. Por su parte, Forni et al. (2000) consideran una versión multivariada del criterio AIC pero no profundizan sobre las propiedades teóricas de su criterio.

Los criterios más utilizados en la literatura empírica son: los criterios de Bai y Ng (2002) y Alessi, Barigozzi, y Capasso (2010) para modelos de factor estático y los de Stock y Watson (2005), Amengual y Watson (2007), Bai y Ng (2007), Hallin y Liška (2007) y Breitung y Pigorsch (2013) para modelos de factor dinámico.

3.3.1 Selección del número de factores en modelos de factores estáticos

Para lograr conocer el número de factores, Bai y Ng (2002) sugieren utilizar criterios de información para seleccionar el número óptimo de factores estáticos r , cuando N y T tienden al infinito, estos criterios de información están basados en la calidad o bondad de ajuste del modelo a los datos medidos por la varianza $V(j, F)$ de manera que:

$$V(j, F) = \frac{1}{NT} \sum_{t=1}^T (X_t - \hat{\Lambda} \hat{F}_t)^2 \quad (3.19)$$

donde j es el número de factores tales que $\hat{F}_t = (\hat{F}_{it}, \dots, \hat{F}_{jt})^T$. Si el número de factores crece, la varianza de los factores se incrementa mecánicamente y la suma de los cuadrados de los residuales decrece. Para resolver este inconveniente Bai y Ng (2002) sugieren introducir una función de penalización en el criterio a optimizar y proponen los siguientes tres criterios, que surgen de la elección de diferentes funciones de penalización:

$$IC_1(j) = \ln(V(j, F)) + j \left(\frac{N+T}{NT} \right) \ln \left(\frac{NT}{N+T} \right) \quad (3.20)$$

$$IC_2(j) = \ln(V(j, F)) + j \left(\frac{N+T}{NT} \right) \quad (3.21)$$

$$IC_3(j) = \ln(V(j, F)) + j \left(\frac{\ln(C_{NT}^2)}{C_{NT}^2} \right) \quad (3.22)$$

donde $C_{NT} = \min\{\sqrt{N}, \sqrt{T}\}$. La estimación del número de factores r se obtiene minimizando los criterios de información para $j = 0, j = r_{max}$, donde r_{max} es el máximo número de factores estáticos. Estos criterios reflejan la compensación entre la calidad del ajuste y el riesgo de sobreajuste. Bai y Ng (2002) muestran que sus criterios son robustos a la presencia de un componente heteroscedástico en el tiempo y las dimensiones de la sección transversal entre las variables, pero también en presencia de una débil dependencia de la serie y la sección transversal. Son de los criterios más usados en la actualidad.

En un trabajo posterior, Alessi et al. (2010) amplía los criterios de Bai y Ng (2002) proponiendo modificar la fuerza de la función de penalización que aparece en los tres criterios anteriores dados por las ecuaciones 3.20 -3.21 - 3.22. Los criterios alternativos que proponen Alessi et al. (2010) consisten en multiplicar la función de penalización por una constante positiva c sugerida originalmente por Hallin y Liška (2007), que representa la fuerza de la función

de penalización.

Las siguientes expresiones corresponden a los dos criterios de Alessi et al. (2010):

$$IC_1^*(j) = \ln(V(j, F)) + cj \left(\frac{N+T}{NT} \right) \ln \left(\frac{NT}{N+T} \right) \quad (3.23)$$

$$IC_2^*(j) = \ln(V(j, F)) + cj \left(\frac{N+T}{NT} \right) \quad (3.24)$$

donde $V(j, F)$ está dada por la ecuación 3.19. La estimación del número de factores r se obtiene minimizando los criterios de información IC_1 e IC_2 para $j = 0, j = r_{max}$, donde r_{max} es el número máximo de factores estáticos. Bajo este procedimiento la selección del número de factores estáticos ahora depende tanto de la varianza del número de factores estimados $V_c(r)$ (para N y T que tienden al infinito) como del valor de la constante $c \in [0, c_{max}]$. Alessi et al. (2010) sugieren estimar esta varianza $V_c(r)$ reiterando el procedimiento para estimar r para un número finito de subconjuntos de las N variables iniciales, lo que también hace que el número de observaciones T varíe.

Otro método de interés y que combina los criterios de información para estimar el número de factores estáticos es propuesto por Kapetanios (2010), el procedimiento está basado en la teoría de matrices aleatorias. Su enfoque se basa en una serie de pruebas sobre los valores propios más grandes de la matriz de varianza-covarianza de los datos iniciales, que hemos denominado Σ_X . Sin embargo, aunque interesante y útil, en la presente tesina el método de Kapetanios (2010) no es usado. Para estimar el número de factores estáticos en el presente trabajo se hace uso del paquete `staticfactor.gfn` de Gretl y se opta por minimizar el criterio $ICp2$ propuesto por Bai y Ng (2002).

3.3.2 Selección del número de factores en modelos de factores dinámicos

En la presente tesina aplicamos el criterio de Bai y Ng (2007) para conocer el número de factores dinámicos. A continuación se describe de manera resumida.

El criterio de Bai and Ng (2007)

En el contexto de los modelos de factores dinámicos, el número de choques dinámicos q , para la estimación de factores en componentes principales dinámicos en su forma de espacio de los estados, puede determinarse utilizando el criterio de información de Bai y Ng (2007). Este criterio se obtiene al considerar los factores estáticos estimados r según Bai y Ng (2002), luego, se estima un modelo VAR de orden p sobre estos factores, donde el orden p se selecciona eligiendo el valor más pequeño del criterio de información BIC. A continuación, se calcula una descomposición espectral de la matriz de varianza-covarianza de los residuos estimados del modelo VAR, denotado Σ_ε de dimensión $r \times r$. Enseguida se obtiene el valor propio ordenado j -ésimo \hat{c}_j , donde $\hat{c}_1 \geq \hat{c}_2 \geq \dots \geq \hat{c}_r \geq 0$. Finalmente, para $l = 1, \dots, r - 1$, Bai y Ng (2007) proponen las siguientes dos cantidades:

$$\hat{D}_{1l} = \left(\frac{\hat{c}_{l+1}}{\sum_{j=1}^r \hat{c}_j} \right)^{\frac{1}{2}} \quad (3.25)$$

$$\hat{D}_{2l} = \left(\frac{\sum_{j=l+1}^r \hat{c}_j}{\sum_{j=1}^r \hat{c}_j} \right)^{\frac{1}{2}} \quad (3.26)$$

donde \hat{D}_{1l} representa una medida de la contribución marginal del valor propio $l + 1$ y \hat{D}_{2l} representa una medida de la contribución acumulativa de los valores propios, bajo la hipótesis de que Σ_ε es la matriz unitaria de dimensión $r \times r$ y que $c_l = 0$ para $l > q$. Por lo tanto, de acuerdo con la medida de contribución marginal seleccionada, el número de factores dinámicos q se obtiene minimizando:

$$\left\{ l \ni \hat{D}_{1l} \leq \frac{c}{\min \left[\frac{2}{n^{\frac{5}{2}}}, \frac{2}{T^{\frac{5}{2}}} \right]} \right\} \quad (3.27)$$

o

$$\left\{ l \ni \hat{D}_{2l} \leq \frac{c}{\min \left[\frac{2}{n^{\frac{2}{5}}}, \frac{2}{T^{\frac{2}{5}}} \right]} \right\} \quad (3.28)$$

Mediante un ejercicio de simulación Monte Carlo, Bai y Ng (2007) sugieren usar $c = 1$ en las expresiones 3.27 y 3.28.

En la práctica, el algoritmo que se sigue para determinar el número óptimo de factores dinámicos puede resumirse en tres etapas:

- **Etapa 1**

Primero, uno de los criterios de Bai y Ng (2002)) se utiliza para determinar el número óptimo de factores $r \in \{1, 2, 3, \dots, r_{max}\}$ en un contexto estático;

- **Etapa 2**

Luego, se estima un $VAR(p)$ sobre estos r factores estimados y se selecciona el orden p del VAR para minimizar el criterio BIC ;

- **Etapa 3**

Finalmente, los criterios de Bai y Ng (2007) se aplican a la matriz de varianza-covarianza o matriz de correlación de los residuos ε_t del $VAR(p)$ para obtener el número óptimo de factores dinámicos q .

Para determinar el número de factores dinámicos, en el presente trabajo se hace uso de la función `DFM_BNCrit` del paquete `DFM` de `Gretl`. La función `DFM_BNCrit` computa el valor de las expresiones 3.25 y 3.26. Finalmente, podría ser útil al lector saber que una revisión de literatura más extensa, completa y estructurada sobre los modelos de factores dinámicos puede encontrarse en Barhoumi et al. (2013).⁵

⁵Para el lector interesado en profundizar más sobre los DFM , una opción es remitirse al libro “Handbook on Rapid Estimates” edición 2017 que publica el Banco de Pagos Internacionales (BIS, por sus siglas en inglés), en cuyo capítulo 10, hallará el tema “Dynamic Factor Models: A Review of the Literature”, el trabajo de Karim Barhoumi, Olivier Darné y Laurent Ferrara.

Capítulo 4

Datos

4.1 Flujos de Capitales

Un primer bloque de los datos lo conforman, en principio, los datos de flujos de capitales brutos tanto de entrada como de salida ("inflows" y "outflows"). Estos flujos de capitales están representados por 256 series de tiempo extraídas de las estadísticas de la Balanza de Pagos del Fondo Monetario Internacional (BPM6).¹

Los flujos de capitales, tanto los de entrada como los de salida, están desglosados en los siguientes tipos de activos:

- Inversión Extranjera Directa (IED)
- Capital Accionario
- Deuda
- Otras inversiones

El tipo de flujos "Otras inversiones" incluye, por ejemplo, préstamos bancarios, depósitos y créditos comerciales. Todas las series están expresadas como porcentajes del PIB del país

¹La estimación final del ICFG se llevó a cabo con 170 series de tiempo: 126 series de flujos de capitales brutos de entrada ("inflows") y 44 índices de Bolsas de Valores ubicadas en cuatro continentes.

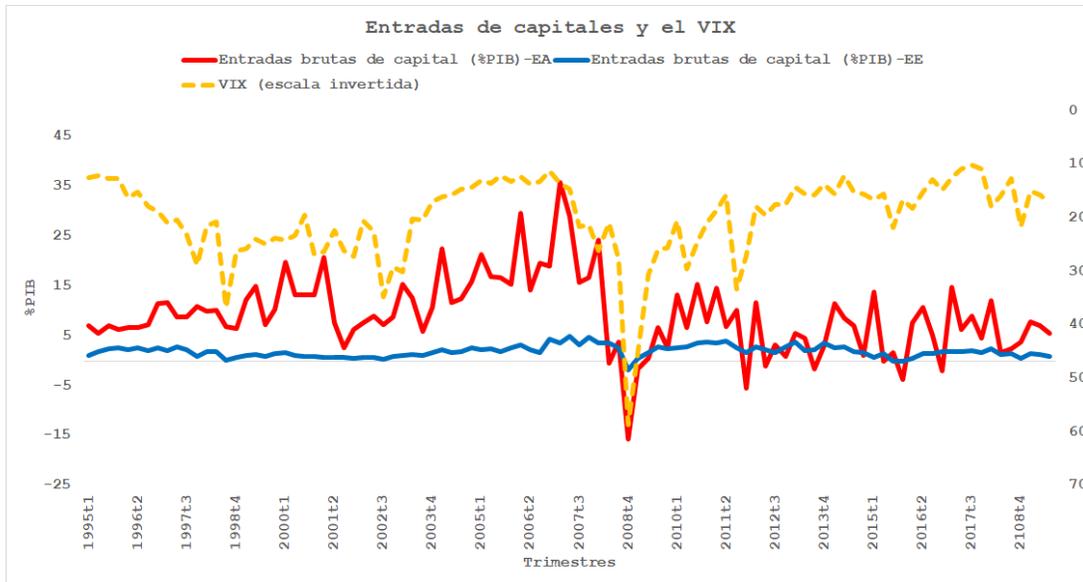


Figura 4.1: Flujos de entradas de capitales y el VIX

Fuente: Elaboración propia con datos de la Balanza de Pagos del FMI, Yahoo finance.

Nota: EA = Economías avanzadas, EE = Economías emergentes. Datos trimestrales. Los flujos de capitales aquí reportados son como proporción del PIB del grupo correspondiente. Es decir, flujos de capitales para economías avanzadas entre PIB de naciones avanzadas y similarmente para los países emergentes.

correspondiente. La ventana de tiempo que abarcan los datos inicia desde el primer trimestre de 1995 hasta el tercer trimestre de 2019. Los datos abarcan 32 países; las naciones incluidas en la muestra se agrupan en economías avanzadas y emergentes, éstas aparecen listadas en el cuadro A.2 del apéndice. Importante destacar al lector que aunque los datos de flujos de capitales empiecen en el primer trimestre de 1995, el índice estimado para el CFG cubre un periodo temporal que va de 199t2-2019t3, pues algunas de las series usadas en la estimación requirieron primeras diferencias para pasar el test de estacionariedad. La tabla 4.1 da un resumen de las estadísticas descriptivas de los datos que integran las series de flujos de capitales de entrada, cada una de estas series de ha reescalado como porcentaje del PIB de la nación correspondiente. Las figuras 4.1 y 4.2 muestran la evolución en el tiempo que han seguido los flujos de capitales para economías avanzadas y emergentes. De igual forman se muestra su relación negativa con el comportamiento del VIX, el índice de volatilidad implícita, que como ha mencionado, representa una variable proxy para el riesgo y la incertidumbre global.

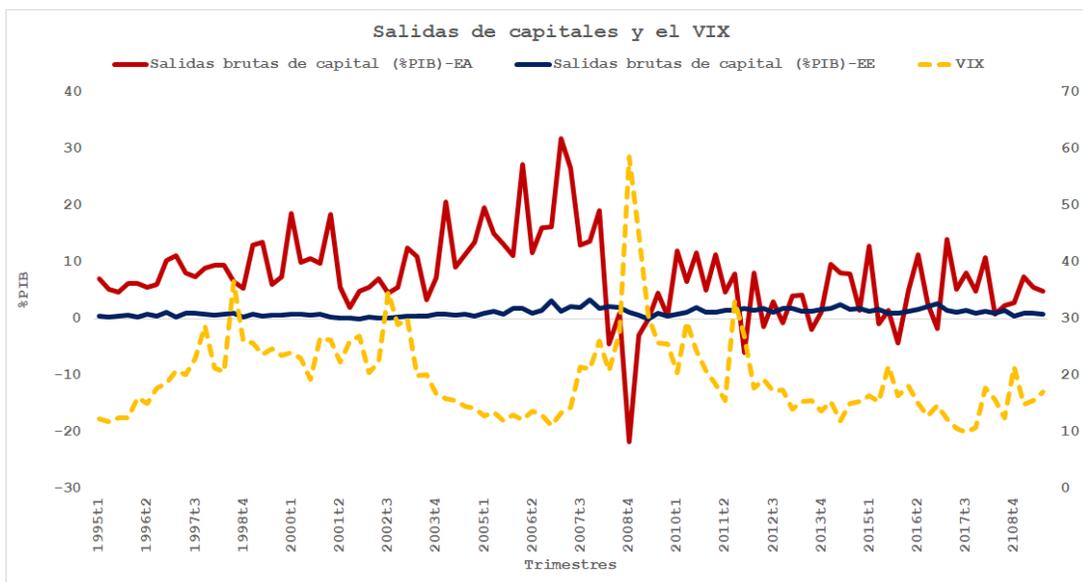


Figura 4.2: Flujos de salidas de capitales y el VIX

Fuente: Elaboración propia con datos de la Balanza de Pagos del FMI, Yahoo finance.

Nota: EA= Economías avanzadas, EE= Economías emergentes. Datos trimestrales. Los flujos de capitales aquí reportados son como proporción del PIB del grupo correspondiente. Es decir, flujos de capitales para economías avanzadas entre PIB de naciones avanzadas y similarmente para los países emergentes.

Tabla 4.1: Estadísticas descriptivas para los datos de flujos de entrada de capitales.

	Media	Desviación estándar	Min	Máx
IED (%PIB)	1.97	5.15	-97.85	109.17
Capital accionario (%PIB)	0.47	1.96	-16.18	31.11
Deuda (%PIB)	1.82	5.22	-32.40	36.09
Otras inversiones (%PIB)	1.85	10.86	-152.57	130.86

Fuente: Elaboración propia con datos de la Balanza de Pagos del FMI.

Nota: La muestra completa incluye a los 32 países.

Tabla 4.2: Correlaciones entre países para los diferentes tipos de flujos de entrada de capitales (en %).

	IED	Capital accionario	Deuda	Otras inversiones
Todas las economías	8.0	7.80	9.0	11.50
Economías avanzadas	8.0	5.60	15.60	18.0
Economías emergentes	9.80	10.80	10.80	13.30

Fuente: Elaboración propia con datos de la Balanza de Pagos del FMI.

Nota: Datos trimestrales. La muestra completa incluye a los 32 países.

En la tabla 4.2 se muestran las correlaciones promedio entre los tipos de flujos de capitales de entrada, observamos que existe una sincronización entre estos flujos en el mundo aunque no es muy elevada. De hecho este comovimiento es más fuerte entre los rendimientos que presentan las bolsas de valores, como puede apreciarse en la tabla 4.2. Observe que el tipo de flujo "Otras inversiones" muestra la correlación más alta, 11.50% para toda la muestra, y se eleva hasta un 18% para economías avanzadas.

4.2 Índices bursátiles

Un segundo bloque de datos incorporados en la extracción del componente común global que fungirá como una propuesta de índice del Ciclo Financiero Global lo constituyen 44 índices bursátiles ubicados en diferentes partes de la geografía mundial. El continente asiático está representado por once índices de las bolsas de valores más de importantes, América tiene doce, Europa 19 y Oceanía con un sólo índice. Además se decidió incorporar el Thomson Reuters / CoreCommodity CRB que es un índice de precios de futuros de materias primas. Todas las series se expresan en términos de rendimientos y fueron tomadas de los datos históricos de la página financiera *Stooq*.

El uso de los índices bursátiles se introduce para incorporar en la construcción del índice del CFG el comovimiento de los rendimientos del mercado de valores en el mayor número de

economías según los datos disponibles. Es decir, se busca que el índice capture el factor global de los Mercados de Valores que como han probado Habib y Venditti (2019), está estrechamente relacionado a un ciclo en los flujos globales de capital y en consecuencia al Ciclo Financiero Global. Entonces el uso de los índices bursátiles viene a sustituir la masa de datos que corresponde a los precios de activos riesgosos.

4.2.1 Definición de índice bursátil

Un índice bursátil es un índice de referencia que se forma con un conjunto de valores cotizados en una bolsa de valores. Mide la evolución de los valores cotizados en una bolsa, de manera más precisa, es un indicador que cuantifica las variaciones en el valor de una muestra representativa (valores constituyentes del índice) de las acciones que cotizan en una bolsa de valores, González (2007). Cuando se dice que un índice bursátil, por ejemplo, el Índice de Precios y Cotizaciones de la Bolsa Mexicana de Valores, ha subido un 3%, se está indicando que el conjunto de las acciones de dicha bolsa se han revalorizado, en promedio, un 3% en su cotización. La rentabilidad de un índice es la variación de su valor de un periodo a otro.

4.2.2 Algunos de los índices bursátiles más relevantes

En México, el indicador bursátil representativo es el Índice de Precios y Cotizaciones (IPC) de la Bolsa Mexicana de Valores (BMV). Fuera de nuestro país destacan los siguientes:

- El índice Standard and Poors 500 (S&P 500), conformado por 500 valores de la bolsa de Nueva York. Es el índice más negociado del mundo.
- El índice NASDAQ (*National Association of Securities Dealers Automated Quotation System*), el indicador de mayor utilización para las transacciones que se operan fuera de las bolsas de valores establecidas oficialmente.
- El índice Dow Jones Industrial, conformado por las treinta mayores empresas industriales de los Estados Unidos.

- El índice NYSE Composite, es el indicador bursátil de la bolsa de Nueva York.
- FT-SE100, es el índice constituido por los 100 valores de mayor capitalización de la Bolsa de Londres.
- CAC-40, es el índice representativo de la Bolsa de París.
- El índice DAX de la Bolsa de Francfort.
- El índice Nikkei, que engloba a 225 de los valores más importantes de la Bolsa de Tokio.

La tabla 4.3 resumen las estadísticas descriptivas más relevantes que se obtienen de las series de rendimientos de las 44 bolsas de valores que se incorporan en el ICFG. En la tabla A.3 se presentan con lujo de detalle cada uno de los índices bursátiles que se usaron en la construcción del índice.

4.3 Otras variables e indicadores

Para fines de comparación y contraste, en algunas tablas y figuras se hace uso de las siguientes series de datos:

- VIX: es el índice de volatilidad del mercado de opciones de Chicago.² En tiempos de alta volatilidad, el VIX toma valores muy elevados y se correlacionan con caídas del S&P 500, indicando que en el mercado hay miedo y pesimismo y suele coincidir con mínimos en el índice de referencia, es en estos momentos de eleva percepción de riesgo e incertidumbre que se producen fuertes movimientos en los mercados bursátiles; mientras que cuando el VIX está en mínimos, indica que hay confianza en los inversores. La lectura que se da a este indicador es que si los inversores creen que el mercado va a caer, cubrirán sus carteras de inversión comprando más *puts* (opciones de venta) y por el contrario si el mercado es alcista no comprarán *puts*, pues no verán la necesidad de tener cobertura del riesgo de

²La abreviación procede de su nombre en inglés, Chicago Board Options Exchange Market Volatility Index.

Tabla 4.3: Estadísticas descriptivas de los rendimientos de las bolsas de valores

Estadístico	N	Media	Desviación estándar	Mín	Pctl(25)	Pctl(75)	Máx
AEX	99	0.01	0.09	-0.42	-0.02	0.06	0.16
AOR	99	0.01	0.06	-0.27	-0.02	0.05	0.13
ATH	99	0.0002	0.15	-0.47	-0.08	0.09	0.46
BEL20	99	0.01	0.08	-0.39	-0.02	0.06	0.17
BUX	99	0.03	0.12	-0.43	-0.02	0.09	0.36
BVP	99	0.03	0.12	-0.39	-0.05	0.11	0.29
CAC	99	0.01	0.08	-0.26	-0.03	0.07	0.19
CRY	99	0.003	0.08	-0.45	-0.04	0.05	0.13
DAX	99	0.02	0.09	-0.29	-0.02	0.07	0.24
DJC	99	0.02	0.06	-0.28	-0.01	0.06	0.11
DJI	99	0.02	0.06	-0.25	-0.01	0.06	0.12
DJT	99	0.02	0.08	-0.33	-0.03	0.07	0.15
DJU	99	0.02	0.06	-0.26	-0.01	0.06	0.12
FTM	99	0.02	0.07	-0.33	-0.02	0.06	0.17
HEX	99	0.02	0.12	-0.34	-0.04	0.09	0.43
HSI	99	0.01	0.10	-0.38	-0.04	0.08	0.24
IBEX	99	0.01	0.09	-0.23	-0.03	0.07	0.23
ICEX	99	0.01	0.18	-1.24	-0.02	0.09	0.23
IPC	99	0.03	0.10	-0.31	-0.02	0.08	0.28
IPSA	99	0.01	0.07	-0.21	-0.03	0.06	0.15
JCI	99	0.03	0.12	-0.48	-0.02	0.09	0.35
KLCI	99	0.005	0.10	-0.39	-0.03	0.06	0.25
KOSPI	99	0.01	0.12	-0.38	-0.05	0.06	0.31
MDAX	99	0.03	0.09	-0.41	-0.01	0.07	0.17
MRV	99	0.04	0.16	-0.50	-0.05	0.12	0.55
NDQ	99	0.02	0.10	-0.36	-0.01	0.07	0.30
NDX	99	0.03	0.11	-0.38	-0.005	0.08	0.33
NKX	99	0.001	0.09	-0.38	-0.04	0.06	0.22
OMXS	99	0.02	0.09	-0.28	-0.02	0.07	0.31
OSEAX	99	0.02	0.10	-0.51	-0.01	0.08	0.20
PSEI	99	0.01	0.11	-0.35	-0.05	0.08	0.24
PSI20	99	0.002	0.10	-0.27	-0.05	0.06	0.26
PX	99	0.01	0.10	-0.46	-0.04	0.07	0.23
RTS	99	0.03	0.22	-0.91	-0.03	0.12	0.55
SET	99	0.002	0.12	-0.41	-0.05	0.07	0.31
SHC	99	0.01	0.13	-0.30	-0.07	0.10	0.35
SMI	99	0.01	0.07	-0.21	-0.02	0.06	0.17
SNX	99	0.02	0.11	-0.36	-0.04	0.08	0.35
SPX	99	0.02	0.06	-0.32	-0.001	0.06	0.12
STI	99	0.003	0.10	-0.41	-0.05	0.05	0.28
TSX	99	0.01	0.07	-0.37	-0.01	0.05	0.19
TWSE	99	0.005	0.10	-0.37	-0.04	0.05	0.29
UKX	99	0.01	0.06	-0.23	-0.02	0.04	0.11
XU100	99	0.06	0.17	-0.39	-0.06	0.13	0.66

Fuente: Elaboración propia con datos de la página financiera Stooq.

mercado. En definitiva descuenta expectativas en un futuro cercano y en general funciona en sentido inverso al índice. El VIX se calcula utilizando una serie de opciones del S&P 500.

- El Factor Global en los precios de activos de riesgo: es un factor dinámico común extraído de una gran conjunto de 1002 series de tiempo de precios de activos de riesgo. Las series son transformadas en términos de rendimientos. Los activos incluidos corresponden a acciones, commodities y bonos corporativos. Este factor global fue extraído por Miranda-Agrippino y Rey (2012) y cuenta con una actualización al 2019. La serie de datos puede ser obtenida en la siguiente página web: <http://silviamirandaagrippino.com/code-data>.
- El Factor Global de los rendimientos en los mercados de valores: es la serie de tiempo que representa al componente principal que Habib y Venditti (2019) estimaron de los rendimientos promedios de las bolsas de valores de 63 países. La serie de datos puede ser obtenida en la siguiente dirección web: <https://drive.google.com/file/d/1VlrAKDDiH-SoFTbCtnXgqnvGoVWoTYFT/view>.³

4.4 Tratamiento a los datos

El tratamiento de los datos se efectuó en dos programas: Gretl y R. A todas y cada una de las series se les hizo una corrección estacional con el programa Arima-X-12.⁴ De igual forma, se aseguró que todas las series fueran estacionarias de segundo orden, en algunos casos fue necesario tomar primeras diferencias, véase en la tabla 4.4 los tipos de procesos.⁵ La estandarización de los datos corre a cargo del programa DFM de Gretl.

³En el apéndice C el lector puede encontrar más detalles sobre las direcciones web para acceder a las distintas bases de datos.

⁴X-12-ARIMA es el programa que usa actualmente el U.S. Census Bureau para corrección estacional. El sitio web de este programa está en www.census.gov.

⁵Recuerde que las series de tiempo de flujos de entrada de capitales están expresadas como porcentaje del PIB del país respectivo, y las series de las bolsas de valores se expresan en rendimientos.

Tabla 4.4: Estacionariedad de las series de tiempo

Tipo de proceso	Integradas de orden 0	Integradas de orden 1	Total
Número de series	165	5	170

Fuente: Elaboración propia.

Nota: A cada serie de datos se le aplicó la Prueba Phillips-Perron. En el lenguaje R esta prueba se encuentra en el paquete `aTSA`, con el nombre `pp.test()`.

Las cinco series de tiempo que resultaron ser integradas de orden 1 y que por tanto requirieron ser expresadas en primeras diferencias corresponden a : la inversión extranjera directa de entrada de Brasil, Corea del Sur, Paquistán, India y China. Estas cinco series representan el 2.9% de la muestra total de series.

Respecto al tratamiento de desestacionalización de las series de datos, este procedimiento se consideró necesario pues se requiere que las series financieras usadas no estén bajo la influencia de fenómenos estacionales que se comportan con cierta regularidad, generando movimientos de naturaleza no económica o financiera que influyen sobre el comportamiento de la serie.

Capítulo 5

Resultados y conclusiones

5.1 El ICFG: su consistencia y su relación con el VIX

Como resultado de tomar el primer factor dinámico común, que absorbe alrededor del 18% de la variabilidad en las series de datos usados para la estimación, resulta el índice del Ciclo Financiero Global mostrado en las figuras 5.1 y 5.2.¹ Importante señalar que son tres los parámetros cruciales que se necesitan conocer con antelación para llevar adelante la estimación de los factores dinámicos comunes, a saber: el número de factores dinámicos, el número p de rezagos del modelo VAR que describe la dinámica de los factores, véase ecuación 3.5; y el número de rezagos s de los factores dinámicos en la ecuación de observación 3.6. El valor adoptado para cada uno de estos parámetros se muestran en la tabla 5.1. Como se mencionó en la sección metodológica, siguiendo a Miranda-Agrippino y Rey (2012) y el trabajo empírico de Cerutti, Claessens, y Rose (2017), quien trabaja con flujos de capitales, es que establecemos el VAR de orden 1. El número de factores dinámicos se obtuvo aplicando el criterio de Bai y Ng (2007) tal como se muestra en la tabla 5.2.² El ICFG es consistente con los períodos en que tuvieron lugar eventos de envergadura que han impactado los mercados financieros en la historia reciente, observe figura 5.1. El índice estimado refleja en su propia dinámica momentos de mucha as-

¹Los detalles de la estimación son mostrados en el Apéndice C. Se usó el paquete DFM.gfn del programa econométrico Gretl.

²Se selecciona el mayor número resultante de factores dinámicos, de acuerdo con la tabla 5.2 serían dos.

Tabla 5.1: Argumentos necesarios para la estimación

Parámetro	Notación	Valor
Número de factores dinámicos	q	2
Número de rezagos de los factores dinámicos en la ecuación de observación	s	1
Número de rezagos del modelo VAR	p	1

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 5.2: Elección del número de factores dinámicos, según Bai y Ng (2007).

Número de factores estáticos: 2. Número de factores dinámicos: q				
	$D(1, k)$	$D(2, k)$	$Dc(1, k)$	$Dc(2, k)$
$k = 0 :$	0.9958	1	0.7177	1
$k = 1 :$	0.09103	0.09103	0.6963	0.6963
Valor sugerido de q :				
	$D(1, k)$	$D(2, k)$	$Dc(1, k)$	$Dc(2, k)$
	1	1	2	2

Fuente: Elaboración propia.

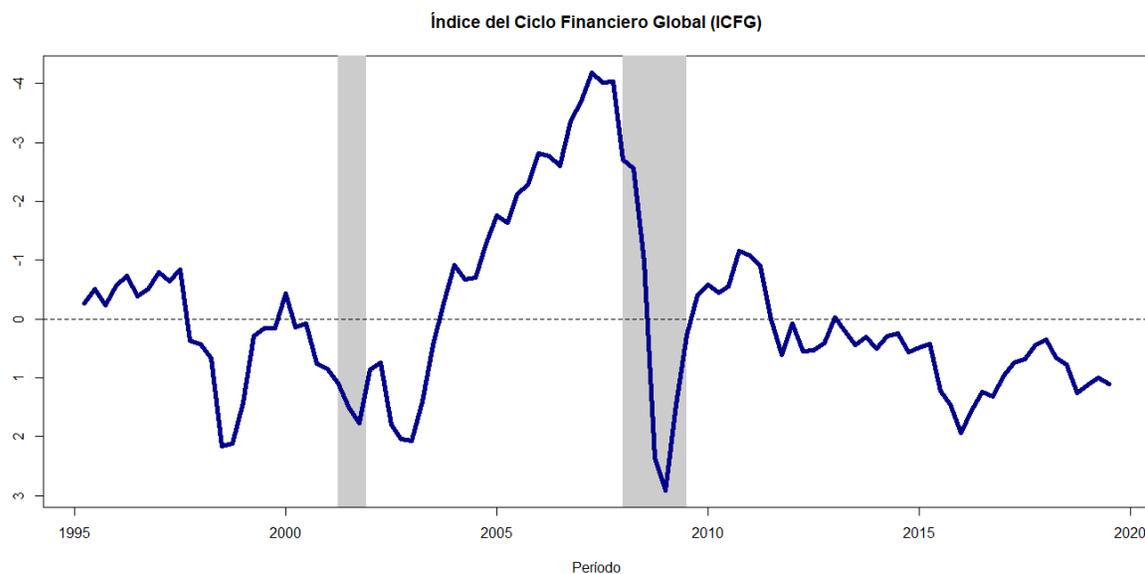
Nota: La estimación previa del número de factores estáticos se efectuó con el paquete `staticfactor.gfn` del programa Gretl. El criterio usado fue BaiNg (2002, ICp2) y seleccionó 2 factores estáticos. Para la obtención del número de factores dinámicos se usó la función `DFM_BNCRit()` del paquete DFM de Gretl.

tringencia financiera mundial, como las provocadas por las recesiones en los E.U.A. De igual manera, observando la figura 5.3 observamos que los movimientos en el VIX están muy ligados a los flujos de capital y el incremento en los precios de los activos riesgosos condensados en el índice, véase tabla 5.4 donde correlación del ICFG y VIX alcanza 31.9%. Al graficar el índice en escala invertida, se hace explícita la relación negativa con el VIX, que funge como variable proxy de las fluctuaciones de la aversión al riesgo del mercado y la incertidumbre global.

5.2 El ICFG: su comovimiento con otras medidas existentes

Por otro lado, resulta útil la comparación del ICFG extraído con otras medidas del ciclo financiero global. Como se mencionó en la introducción del trabajo, dos factores globales esti-

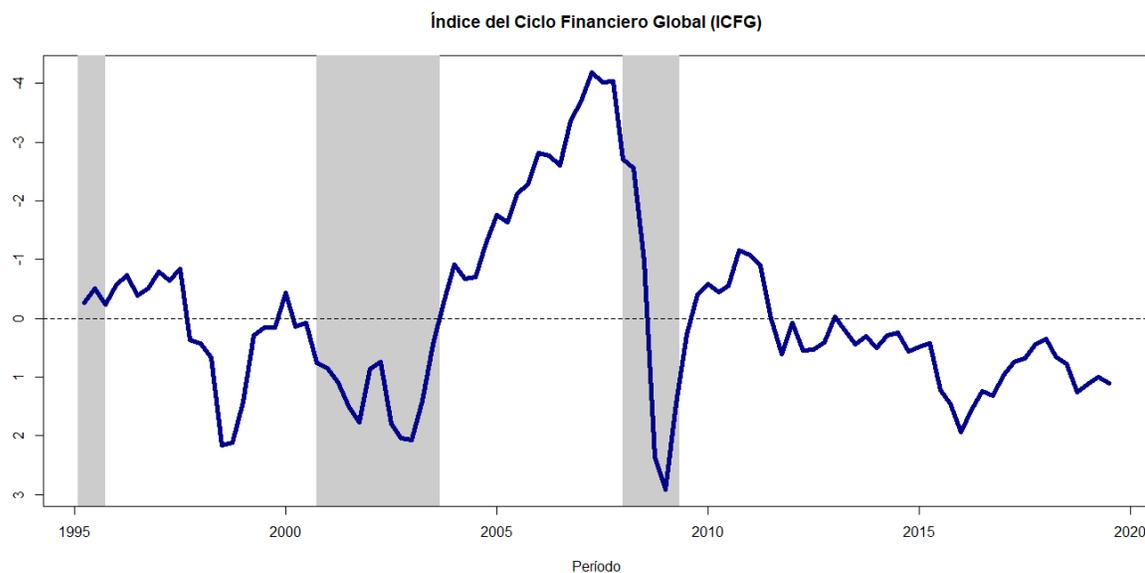
Figura 5.1: El Índice del Ciclo Financiero Global (ICFG) y los periodos de recesiones en los Estados Unidos.



Fuente: Elaboración propia.

Nota: Las áreas sombreadas representan los períodos de recesión de la economía norteamericana según lo publicado por el Buró Nacional de Investigación Económica (NBER, por sus siglas en inglés).

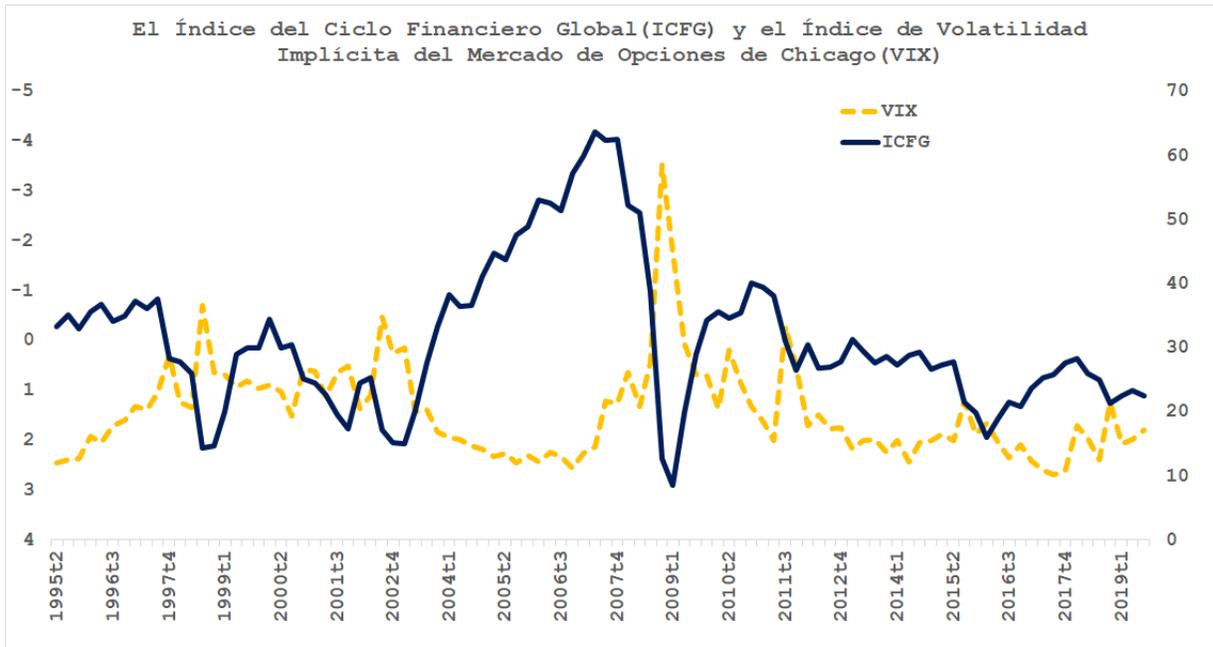
Figura 5.2: El Índice del Ciclo Financiero Global (ICFG) y los periodos de recesiones en México.



Fuente: Elaboración propia.

Nota: Las áreas sombreadas representan los períodos de recesión de la economía mexicana según fechas del INEGI.

Figura 5.3: El Índice del Ciclo Financiero Global (ICFG) y el VIX.



Fuente: Elaboración propia.

mados por Miranda-Agrippino y Rey (2012) y Habib y Venditti (2019) pueden servir para este propósito. Si observamos las figuras 5.4 y 5.5 vemos el comovimiento muy cercano que muestra el ICFG aquí estimado con otras medidas muy conocidas como lo son el Factor Global de los activos de riesgo y el Factor Global del Mercado de Valores. De la tabla 5.4 nótese una correlación de 0.909 entre el ICFG y el Factor Global de Miranda-Agrippino y Rey. Con la medida propuesta por Habib y Venditti, el ICFG arroja una correlación del 0.738.

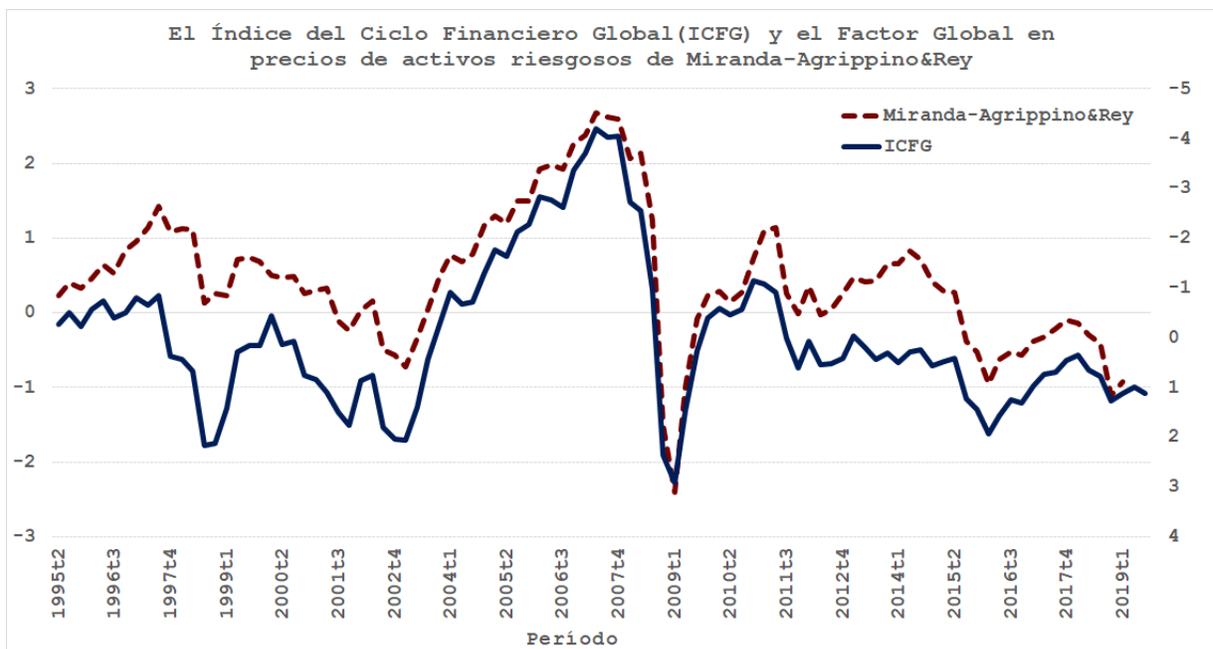
La medida del CFG aquí construida es intuitiva y su estimación no requiere imponer restricciones teóricas alguna sobre un conjunto de variables globales como lo hacen otros trabajos, véase por ejemplo, Scheubel et al. (2019). El presente trabajo contribuye con la estimación del ICFG con un indicador fiable, sencillo en términos de los datos que incorpora y robusto del Ciclo Financiero Global, siendo este el primer paso necesario para avanzar en el estudio del nexo entre el CFG y los flujos de capital.

Tabla 5.3: Estadísticas básicas del ICFG, el VIX y otras medidas del Ciclo Financiero Global

Estadística	N	Media	D. E.	Mín	Pctl(25)	Pctl(75)	Máx
VIX	98	20.137	7.690	10.120	14.810	24.143	58.596
GSMF_HabibVenditti	93	-0.196	0.970	-2.473	-0.935	0.571	1.603
Miranda-Agrippino&Rey	96	0.496	0.892	-2.405	-0.015	0.957	2.681
ICFG	98	-0.085	1.504	-4.186	-0.708	0.751	2.912

Fuente: Elaboración propia.

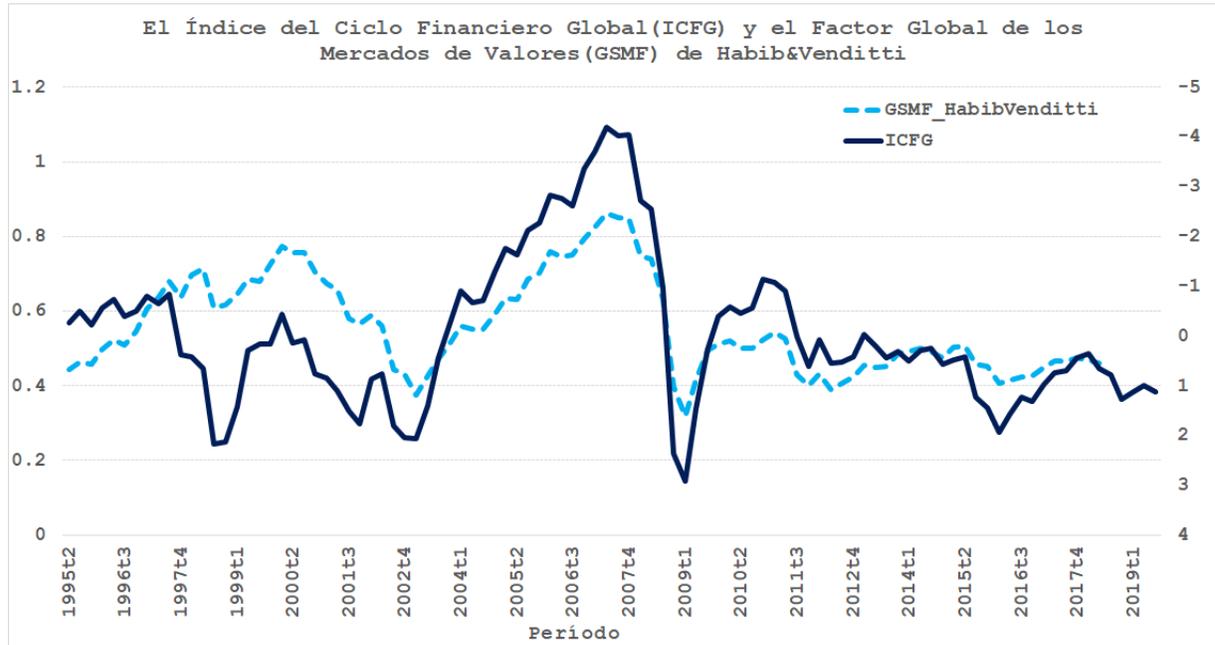
Figura 5.4: El Índice del Ciclo Financiero Global (ICFG) y el Factor Global en los precios de los activos de riesgo de Miranda-Agrippino y Rey.



Fuente: Elaboración propia.

Nota: El Factor Global en los precios de los activos de riesgo fue extraído por Miranda-Agrippino y Rey en el 2012, y cuenta con una actualización al 2019.

Figura 5.5: El Índice del Ciclo Financiero Global (ICFG) y el Factor Global del Mercado de Valores (GSMF)



Fuente: Elaboración propia.

Nota: El Factor Global del Mercado de Valores (GSMF) fue estimado por Habib y Venditti (2019). La serie de datos de este Factor Global del Mercado de Valores fueron tomados de la sitio web:

Tabla 5.4: Correlaciones entre distintas medidas del Ciclo Financiero Global.

	VIX	GSMF_HabibVenditti	Miranda-Agrippino&Rey	ICFG_MA&R	ICFG
VIX	1	0.090	-0.394	0.402	0.319
GSMF_HabibVenditti	0.090	1	-0.808	0.668	0.737
Miranda-Agrippino&Rey	-0.394	-0.808	1	-0.921	-0.893
ICFG_MA&R	0.402	0.668	-0.921	1	0.951
ICFG	0.319	0.737	-0.893	0.951	1

Fuente: Elaboración propia.

Nota: ICFG_MA&R es el ICFG obtenido de incorporar a los datos el Factor Global en los rendimientos de activos riesgosos.

5.3 El ICFG y su causalidad predictiva

En aras de aportar elementos que apoyen la utilidad del índice del Ciclo Financiero Global, se hace uso de la prueba de causalidad de Granger para comprobar si el ICFG contiene información

útil para predecir las series de los diferentes tipos de flujos de capitales³ en los diferentes países de la muestra.⁴ Si se establece la causalidad a la Granger, ésta sugeriría que puede utilizarse el ICFG, aquí propuesto, para predecir alguna de las series de flujos de capitales mejor de lo que se haría si se usara simplemente el pasado histórico de esta última variable.

Si bien el ICFG es un variable latente, no directamente observable, una vez que se estima se conocen todos y cada uno de sus valores en el tiempo y entonces puede ser objeto de la prueba de Granger. En los trabajos prácticos de la actualidad, los factores subyacentes estimados se usan para fines de mejorar el pronóstico de variables económicas de coyuntura y variables macrofinancieras, así como para realizar análisis de política económica. De igual forma son usados para construir indicadores compuestos.

5.3.1 El ICFG y los flujos de capitales en los países avanzados y emergentes

Se llevaron a cabo pruebas de causalidad de Granger entre el ICFG y todas y cada una de las series de tiempo que representan los diferentes tipos de flujos de capitales de entrada (inversión extranjera directa, capital accionario, deuda y otras inversiones), con la idea de encontrar evidencia estadística que señalara la Granger causalidad del ICFG sobre los flujos de capitales. Las tablas 5.5, 5.6, 5.7 y 5.8 resumen la información obtenida.

Llama inmediatamente la atención que la causalidad predictiva del ICFG destaca para los flujos de capitales de entrada que se categorizan como “Otras Inversiones”. La tabla 5.8 señala que para el 42 % de los países en la muestra, el ICFG causa Granger los flujos de capitales de entrada del tipo “Otras inversiones”, lo cual es consistente con el hecho de que este tipo de flujos de capital, que engloba a los préstamos bancarios, depósitos y créditos comerciales, entre otros, presente las correlaciones más altas entre países, alcanzando un 11.50% para toda la muestra, y

³Las series de flujos de capitales sometidas a la prueba de Granger están como porcentaje del PIB de la nación respectiva.

⁴La prueba de causalidad de Granger se ejecutó en el lenguaje R. Se usaron las funciones `causality.test()` del paquete `NlInTS` y `grangertest()` del paquete `lmtest`.

Tabla 5.5: Causalidad Granger entre el ICFG y la Inversión Extranjera Directa (Entrada).

	Nombre	% de la muestra completa
Países avanzados	Italia Finlandia Corea del Sur	12.5%
Países emergentes	Paquistán	

Fuente: Elaboración propia.

Nota: Los países listados pasaron la prueba de Granger con $\alpha = 10\%$. El ICFG causa Granger la IED de entrada. Los datos se aseguran estacionarios antes de hacer la prueba.

Tabla 5.6: Causalidad Granger entre el ICFG y la Inversión en Cartera de Deuda (Entrada).

	Nombre	% de la muestra completa
Países avanzados	Canadá	16.12%
Países emergentes	Filipinas Hungría Croacia Eslovenia	

Fuente: Elaboración propia.

Nota: Los países listados pasaron la prueba de Granger con $\alpha = 10\%$. El ICFG causa Granger la Cartera de Deuda de entrada. Los datos se aseguran estacionarios antes de hacer la prueba.

elevándose hasta un 18% para economías avanzadas (ver tabla 4.2). Podría decirse que el Ciclo Financiero Global se manifiesta sobre todo en este tipo de flujos de entrada: “Otras inversiones”.

Por otro lado, el ICFG pareciera aportar información para la predicción de la inversión en la cartera de acciones de entrada para las economías avanzadas (ver tabla 5.7). Para este tipo de flujos de entrada en ninguna economía emergente se encontró evidencia de Granger causalidad del ICFG hacia esta clase de flujo de capital.

Tabla 5.7: Causalidad Granger entre el ICFG y la Inversión en la Cartera de Acciones (Entrada).

	Nombre	% de la muestra completa
Países avanzados	Estados Unidos	16.12%
	Alemania	
	Portugal	
	Noruega	
	Corea del Sur	

Fuente: Elaboración propia.

Nota: Los países listados pasaron la prueba de Granger con $\alpha = 10\%$. El ICFG causa Granger la Cartera de Acciones de entrada. Ningún país emergente pasó la prueba.

Tabla 5.8: Causalidad Granger entre el ICFG y la serie "Otras inversiones" (Entrada).

	Nombre	% de la muestra completa
Países avanzados	Estados Unidos	42%
	Gran Bretaña	
	Francia	
	Canadá	
	Noruega	
Países emergentes	Corea del Sur	
	Turquía	
	Brasil	
	Israel	
	India	
Rumanía		
Eslovenia		

Fuente: Elaboración propia.

Nota: Los países listados pasaron la prueba de Granger con $\alpha = 10\%$. El ICFG causa Granger la serie de flujos de capitales agrupados en "Otras inversiones".

5.3.2 El ICFG y los flujos de capitales a México

En el caso de México, resulta que con un nivel de significancia del 10%, el índice del Ciclo Financiero Global causa en un sentido de Granger a los flujos de capitales de salida que pertenecen a la categoría “Otras inversiones”.⁵

Tabla 5.9: Causalidad Granger entre el ICFG y la serie de flujos de capitales de salida “Otras inversiones”, México.

Prueba de causalidad de Granger	
Parámetro de rezago	$p = 1$
Índice causalidad de Granger	GCI = 0.029540
Valor del estadístico F	2.8182
P-valor del estadístico F	0.096522

Fuente: Elaboración propia.

Nota: $\alpha = 0.10$. Se tomó la primera diferencia de la serie del ICFG para hacerla estacionaria.

La serie “Otras inversiones”, tanto en el caso de flujos de capitales de salida como de entrada, engloba a préstamos bancarios, depósitos y créditos comerciales. La tabla 5.9 muestra la información para señalar que el ICFG puede ser útil para predecir el comportamiento de esta serie de datos, no obstante para el resto de las series de los diferentes tipos de flujos de capitales de entrada no puede concluirse lo mismo. El impacto del Ciclo Financiero Global en los flujos de capitales hacia y fuera de México es modesto en lo que respecta a la ayuda que podría significar en la predicción del comportamiento y evolución de estas series de tiempo.

5.4 Conclusiones

En este trabajo de tesina se propone un índice para el Ciclo Financiero Global. El concepto de Ciclo Financiero Global usado en todo el texto corresponde al establecido por Rey (2013), y Miranda-Agrippino y Rey (2015), aunque por el momento el trabajo se limita a usar datos de flujos de capitales de entrada e índices bursátiles. El índice construido es una medida que resume

⁵Los flujos de salida de la categoría "Otras inversiones", se ubican en la sección "Other investment assets" en la Balanza de Pagos del FMI.

el comovimiento de los flujos brutos de capitales de entrada entre los diversos países del mundo, ya sean economías avanzadas o emergentes, y de igual forma captura el componente común global en los precios de los activos de riesgo que se cotizan en muchas de las bolsas de valores que operan en diferentes continentes. Una ventaja del ICFG es que es fácilmente reproducible, y actualizable, pues usa las series de flujos de entrada de capitales brutos de una pequeña muestra de 32 países y 44 índices bursátiles de cuatro continentes. Además, el ICFG muestra causalidad predictiva en una fracción importante de países en la muestra (42%) hacia el tipo de flujo de capital catalogado como “Otras inversiones”. Como resultado se llega a un indicador consistente con eventos de envergadura que impactaron en las condiciones financieras mundiales en diversos periodos de tiempo, a saber: la crisis del 2001 y la crisis financiera mundial. Como se esperaba, el ICFG muestra una fuerte correlación con el VIX, una variable proxy del riesgo y la incertidumbre global, lo que podría motivar su uso como una medida de riesgo global. Queda para un trabajo futuro incorporar a la estimación del índice datos del apalancamiento bancario y el crédito interno por países. La incorporación de estas series de tiempo podría elevar aún más la variabilidad explicada por el factor dinámico común más importante.

Apéndice A

Detalles sobre los datos y estadísticas descriptivas

A continuación se muestran los estadísticos principales de las 170 variables usadas en la estimación, usando las observaciones 1995t2 - 2019t3.

Tabla A.1: Estadísticos principales de las 170 variables usadas en la estimación

Variable	Media	Mediana	D. T.	Mín	Máx
iFDI_GDP_d1	1.82	1.62	1.09	-1.44	6.12
iFDI_GDP_d2	5.09	4.40	5.69	-10.7	28.3
iFDI_GDP_d3	2.29	1.68	8.48	-23.8	59.6
iFDI_GDP_d4	2.08	1.92	1.48	-1.05	5.90
iFDI_GDP_d5	2.11	1.79	3.08	-4.89	26.2
iFDI_GDP_d6	0.942	0.812	1.35	-4.21	7.48
iFDI_GDP_d7	5.36	3.93	9.24	-9.30	75.2
iFDI_GDP_d8	3.14	2.80	2.63	-2.06	16.5
iFDI_GDP_d9	3.84	3.06	6.84	-24.6	29.8
iFDI_GDP_d10	2.71	2.35	2.73	-4.60	14.0
iFDI_GDP_d11	2.31	2.17	2.01	-2.05	12.2
iFDI_GDP_d12	3.30	2.97	3.77	-20.6	20.4
iFDI_GDP_d13	2.56	2.33	6.75	-30.8	24.7
iFDI_GDP_d14	0.683	0.525	0.641	-0.207	3.34
iFDI_GDP_d15	0.691	0.450	1.02	-1.09	7.16
iFDI_GDP_d16	1.35	1.27	1.52	-0.805	13.8
iFDI_GDP_d17	0.0230	0.0577	0.695	-2.65	2.35
iFDI_GDP_d18	1.45	1.33	0.664	-0.218	5.29
iFDI_GDP_d19	3.47	3.08	2.66	-0.928	15.0
iFDI_GDP_d20	0.00185	-0.000599	0.173	-0.606	0.643
iFDI_GDP_d21	0.401	0.495	0.461	-1.16	1.16
iFDI_GDP_d22	0.000370	0.00813	0.359	-1.09	1.14
iFDI_GDP_d23	-0.000198	-0.00653	0.158	-0.707	0.748
iFDI_GDP_d24	0.607	0.539	0.399	-0.0450	1.91
iFDI_GDP_d25	0.938	0.938	0.695	-3.05	2.36
iFDI_GDP_d26	-0.0115	-0.0112	0.318	-1.33	1.48
iFDIGDP_d27	4.69	2.88	20.0	-101.	105.
iFDIGDP_d28	1.36	0.917	1.18	-0.0246	7.04
iFDIGDP_d29	0.782	0.543	0.794	-0.679	4.17
iFDIGDP_d30	1.52	1.42	1.52	-2.78	7.66
iFDIGDP_d31	2.03	1.43	2.29	-1.22	12.7
iFDIGDP_d32	1.40	1.21	1.52	-1.80	7.97
iPortde_d33	3.29	3.10	2.21	-3.02	9.09
iPortde_d34	6.53	4.76	8.01	-12.8	34.7
iPortde_d35	4.33	4.66	9.46	-22.7	27.6
iPortde_d36	4.31	3.85	4.72	-5.42	17.2
iPortde_d37	2.57	2.70	3.94	-4.90	17.8
iPortde_d38	2.47	3.21	5.21	-20.2	13.4
iPortde_d39	3.89	3.11	9.88	-29.1	36.7
iPortde_d40	2.69	2.08	2.99	-2.89	9.16

Variable	Media	Mediana	D. T.	Mín	Máy
iPortde_d41	4.47	4.18	8.11	-15.8	30.9
iPortde_d42	1.78	2.72	8.00	-25.5	20.2
iPortde_d43	3.16	2.79	7.09	-15.6	21.9
iPortde_d44	4.89	4.58	5.25	-12.4	21.2
iPortde_d45	4.39	3.78	6.39	-10.1	25.1
iPortde_d46	0.468	0.501	1.07	-3.62	3.23
iPortde_d47	0.743	0.517	1.30	-2.71	4.27
iPortde_d48	0.585	0.215	1.98	-2.82	6.71
iPortde_d49	0.321	0.338	0.822	-2.10	2.09
iPortde_d50	0.798	0.536	1.22	-2.04	4.20
iPortde_d51	0.739	0.658	2.09	-6.02	8.80
iPortde_d53	0.353	0.262	0.395	-0.522	1.32
iPort_de_d54	0.884	0.904	1.44	-2.51	7.50
iPort_de_d56	0.371	0.216	0.867	-1.14	4.01
iPort_de_d57	0.153	0.0772	0.481	-0.861	1.63
iPort_de_d58	0.0832	0.0181	0.176	-0.364	0.811
iPort_de_d59	0.593	0.260	2.68	-5.59	6.93
iPort_de_d60	0.377	0.124	1.02	-1.84	4.50
iPort_de_d61	0.189	0.0805	0.993	-2.77	8.59
iPort_de_d62	0.931	0.571	2.57	-3.56	12.9
iPort_de_d63	0.680	0.470	2.37	-6.89	8.56
iPort_de_d64	1.59	0.350	6.93	-11.7	33.5
iPort_Eq_d65	0.652	0.602	1.21	-5.00	3.40
iPort_Eq_d66	1.27	0.709	5.10	-9.87	31.6
iPort_Eq_d67	0.732	0.419	2.80	-8.98	7.58
iPort_Eq_d68	1.09	0.933	1.96	-4.36	5.62
iPort_Eq_d69	0.472	0.315	2.21	-13.4	9.04
iPort_Eq_d70	0.453	0.602	1.20	-2.94	4.80
iPort_Eq_d71	0.553	0.279	2.44	-9.03	13.3
iPort_Eq_d72	0.907	1.04	1.89	-9.72	6.76
iPort_Eq_d73	2.35	1.83	4.39	-7.01	21.4
iPort_Eq_d74	0.591	0.474	2.56	-9.28	9.98
iPort_Eq_d75	0.522	0.408	1.65	-3.51	5.98
iPort_Eq_d76	1.14	1.11	2.49	-16.9	7.75
iPort_Eq_d77	0.691	0.687	2.18	-9.36	6.06
iPort_Eq_d78	0.113	0.0519	0.279	-0.451	1.19
iPort_Eq_d79	1.01	0.985	1.27	-4.32	4.68
iPort_Eq_d80	-0.0620	0.0239	1.06	-9.71	1.94

Variable	Media	Mediana	D. T.	Mín	Máx
iPort_Eq_d81	0.325	0.242	0.669	-2.32	3.33
iPort_Eq_d82	0.0958	0.136	0.338	-1.31	1.08
iPort_Eq_d83	0.847	0.865	2.54	-8.65	13.1
iPort_Eq_d84	0.188	0.140	0.286	-0.511	1.22
iPort_Eq_d85	-0.00122	0.0673	0.338	-2.26	0.561
iPort_Eq_d86	0.418	0.616	1.42	-4.46	3.59
iPort_Eq_d87	0.0325	0.0164	0.112	-0.125	0.678
iPort_Eq_d88	0.124	0.107	0.317	-0.711	1.13
iPort_Eq_d89	0.140	0.102	0.677	-1.78	2.57
iPort_Eq_d90	0.158	0.152	0.176	-0.187	1.14
iPort_Eq_d91	0.0769	0.0615	0.905	-5.05	2.20
iPort_Eq_d92	0.0441	0.0167	0.188	-0.438	0.973
iPort_Eq_d93	-0.0199	-0.00900	0.344	-1.02	1.40
iPort_Eq_d94	0.0332	0.0383	0.267	-1.57	1.47
iPort_Eq_d95	0.0594	0.0251	0.332	-0.642	2.36
iPort_Eq_d96	0.143	0.0895	0.487	-1.54	3.87
iOtherIn_d97	1.51	1.86	2.92	-7.35	9.83
iOtherIn_d98	8.90	10.1	32.3	-138.	109.
iOtherIn_d99	2.99	3.98	17.4	-47.6	63.9
iOtherIn_d100	4.61	4.19	10.7	-30.8	34.1
iOtherIn_d101	2.99	3.73	6.19	-12.0	18.0
iOtherIn_d102	1.83	1.51	5.50	-15.0	17.5
iOtherIn_d103	3.30	3.15	10.5	-24.1	29.7
iOtherIn_d104	1.61	1.18	3.08	-6.26	11.2
iOtherIn_d105	6.07	5.59	27.0	-70.3	151.
iOtherIn_d106	4.24	4.54	8.01	-14.1	38.6
iOtherIn_d107	3.47	3.34	7.00	-17.2	25.8
iOtherIn_d108	1.24	1.57	3.54	-14.3	16.9
iOtherIn_d109	4.82	5.60	15.7	-52.3	37.3
iOtherIn_d110	1.13	1.09	1.44	-3.11	5.16
iOtherIn_d111	0.632	0.524	1.09	-2.11	3.78
iOtherIn_d112	0.329	0.272	1.44	-3.04	4.92
iOtherIn_d113	0.238	0.238	1.17	-3.29	2.94
iOtherIn_d114	0.0737	0.0919	0.704	-3.22	3.16
iOtherIn_d115	0.810	0.944	2.47	-6.04	8.30
iOtherIn_d116	0.584	0.594	0.479	-0.907	1.81
iOtherIn_d117	-0.0379	0.00652	0.388	-1.03	0.927
iOtherIn_d118	0.336	0.0418	2.19	-10.6	5.78
iOtherIn_d119	0.185	0.246	0.589	-1.55	2.04
iOtherIn_d120	0.221	0.0883	1.10	-1.85	3.46

Variable	Media	Mediana	D. T.	Mín	Máx
iOtherIn_d121	-0.225	0.150	2.36	-7.42	5.77
iOtherIn_d122	0.422	0.405	0.994	-2.91	2.62
iOtherIn_d123	0.920	1.07	2.28	-9.33	8.36
iOtherIn_d124	0.737	0.336	2.04	-3.95	9.26
iOtherIn_d125	0.498	0.303	1.80	-6.25	5.74
iOtherIn_d126	1.41	1.31	4.91	-13.0	20.0
iOtherIn_d127	1.72	1.91	3.77	-9.95	10.5
iOtherIn_d128	1.58	1.49	8.21	-23.4	38.7
AEX	0.0114	0.0223	0.0883	-0.422	0.163
AOR	0.0130	0.0192	0.0566	-0.269	0.125
ATH	0.000453	-0.0116	0.147	-0.472	0.461
BEL20	0.0101	0.0189	0.0809	-0.395	0.170
BUX	0.0355	0.0313	0.118	-0.430	0.363
BVP	0.0348	0.0626	0.120	-0.394	0.288
CAC	0.0113	0.0236	0.0801	-0.259	0.193
CRY	0.00267	0.0171	0.0804	-0.451	0.130
DAX	0.0182	0.0290	0.0894	-0.287	0.244
DJC	0.0193	0.0294	0.0581	-0.275	0.110
DJI	0.0194	0.0235	0.0571	-0.251	0.116
DJT	0.0194	0.0378	0.0813	-0.325	0.154
DJU	0.0151	0.0282	0.0648	-0.255	0.118
FTM	0.0178	0.0240	0.0741	-0.331	0.165
HEX	0.0169	0.0300	0.120	-0.343	0.426
HSI	0.0125	0.0228	0.104	-0.377	0.244
IBEX	0.0112	0.00832	0.0867	-0.227	0.226
ICEX	0.0125	0.0402	0.178	-1.24	0.232
IPC	0.0318	0.0307	0.0908	-0.260	0.282
IPSA	0.0152	0.0152	0.0713	-0.206	0.148
JCI	0.0270	0.0343	0.116	-0.476	0.347
KLCI	0.00553	0.00724	0.0964	-0.387	0.246
KOSPI	0.00777	0.0175	0.116	-0.382	0.313
MDAX	0.0251	0.0401	0.0871	-0.408	0.175
MRV	0.0458	0.0599	0.154	-0.502	0.546
NDQ	0.0238	0.0353	0.0978	-0.356	0.303
NDX	0.0296	0.0401	0.108	-0.379	0.328
NKX	0.00184	0.00556	0.0893	-0.382	0.219

Variable	Media	Mediana	D. T.	Mín	Máx
OMXS	0.0175	0.0279	0.0908	-0.277	0.307
OSEAX	0.0242	0.0372	0.0996	-0.506	0.198
PSEI	0.0119	0.0277	0.105	-0.351	0.236
PSI20	0.00219	0.0106	0.0977	-0.267	0.263
PX	0.00776	0.0156	0.0983	-0.463	0.226
RTS	0.0269	0.0361	0.219	-0.906	0.553
SET	0.00294	0.0106	0.122	-0.413	0.310
SHC	0.0164	0.000279	0.129	-0.301	0.350
SMI	0.0138	0.0227	0.0688	-0.213	0.171
SNX	0.0242	0.0278	0.104	-0.359	0.354
SPX	0.0185	0.0263	0.0632	-0.317	0.122
STI	0.00439	0.0107	0.0975	-0.412	0.280
TSX	0.0141	0.0217	0.0718	-0.367	0.188
TWSE	0.00504	0.0190	0.105	-0.373	0.293
UKX	0.00898	0.0152	0.0567	-0.229	0.108
XU100	0.0595	0.0610	0.175	-0.385	0.663

Fuente: Elaboración propia con datos de la Balanza de Pagos del FMI y de la página financiera *Stooq*.
Nota: D.T= Desviación estándar.

Tabla A.2: Lista de países usados en la muestra para flujos de capitales brutos

Lista de países	
Avanzados	Emergentes
Estados Unidos	Turquía
Reino Unido	Sudáfrica
Dinamarca	Argentina
Francia	Brasil
Alemania	México
Italia	Israel
Suecia	India
Canadá	Indonesia
Finlandia	
Portugal	Paquistán
España	Filipinas
Australia	Tailandia
Noruega	China
Corea del Sur	Hungría
	Rumanía
	Rusia
	Lituania
	Croacia
	Eslovenia

Fuente: Elaboración propia.

Tabla A.3: Lista de índices bursátiles de los distintos continentes

Índices bursátiles por continente				
Asia	Europa	Europa	América	Oceanía y otros
ÍNDICE HANG SENG - HONG KONG (HSI)	ÍNDICE PX - CZECH (PX)	ÍNDICE SWISS MARKET - SWISS (SMI)	ÍNDICE BOVESPA - BRASIL(BVP)	+ÍNDICE ALL ORDINARIES-AUSTRALIA(AOR)
ÍNDICE COMPUESTO JAKARTA - INDONESIA(JCI)	ÍNDICE AEX - HOLANDA(AEX)	MDAX - GERMANY(MDAX)	ÍNDICE COMPUESTO DOW JONES - E.U.A (DJC)	ÍNDICE CRB COMMODITY (CRY)
ÍNDICE COMPUESTO KUALA LUMPUR - MALASIA(KLCI)	ÍNDICE COMPUESTO ATHEX - GRECIA(ATH)	ÍNDICE OMX STOCKHOLM 30 - SWEDEN(OMXS)	ÍNDICE INDUSTRIAL DOW JONES - E.U. (DJI)	
ÍNDICE KOSPI- COREA DEL SUR (KOSPI)	BEL 20 - BÉLGICA(BEL20)	UK 100 CFD - REINO UNIDO(UKX)	ÍNDICE DE TRANSPORTE DOW JONES - U.S. (DJT)	
ÍNDICE PSEI - FILIPINAS(PSEI)	ÍNDICE BUX - HUNGRÍA(BUX)	ÍNDICE IBEX - ESPAÑA(IBEX)	ÍNDICE BOLSA MEXICANA - MEXICO (IPC)	
ÍNDICE SET - TAILANDIA(SET)	CAC 40 - FRANCIA(CAC)	ÍNDICE RTS USD - RUSIA(RTS)	ÍNDICE IPSA - CHILE (IPSA)	
ÍNDICE COMPUESTO SHANGHAI - CHINA(SHC)	FTSE 250 - REINO UNIDO (FTM)	ÍNDICE OMX HELSINKI - FINLANDIA (HEX)	ÍNDICE COMPUESTO NASDAQ - E.U. (NDQ)	
ÍNDICE NIKKEI 225 - JAPÓN (NKX)	ÍNDICE OMX ICELAND ALL SHARE - ICELAND(ICEX)		DOW JONES UTILITIES - E.U. (DJU)	
ÍNDICE SENSEX 30 - INDIA(SNX)	ÍNDICE OSE ALL SHARE - NORUEGA (OSEAX)		NASDAQ 100 - E.U. (NDX)	
ÍNDICE STRAITS TIMES - SINGAPUR(STI)	ÍNDICE PSI 20 - PORTUGAL(PSI20)		S&P 500 - E.U. (SPX)	
ÍNDICE TAIEX - TAIWAN(TWSE)	XU100 - TURQUÍA (XU100)		ÍNDICE COMPUESTO S&P/TSX - CANADA (TSX)	
	ÍNDICE DAX- ALEMANIA (DAX)		ÍNDICE Merval - ARGENTINA (MRV)	

Fuente: Elaboración propia con datos de la página financiera *Stooq*.

Tabla A.4: Estadísticas descriptivas de flujos de entrada de capitales en economías avanzadas.

	Media	Desviación estándar	Min	Máx
IED (%PIB)	2.88	5.43	-28.71	77.35
Capital accionario (%PIB)	0.87	2.83	-16.18	31.11
Deuda (%PIB)	3.72	7.33	-32.40	36.09
Otras inversiones (%PIB)	3.67	16.48	-152.57	130.86

Fuente: Elaboración propia con datos de la balanza de pagos del FMI.

Tabla A.5: Estadísticas descriptivas de flujos de entrada de capitales en economías emergentes.

	Media	Desviación estándar	Min	Máx
IED (%PIB)	1.36	4.85	-97.85	109.17
Capital accionario (%PIB)	0.20	0.92	-9.74	14.05
Deuda (%PIB)	0.52	2.23	-12.29	32.49
Otras inversiones (%PIB)	0.61	2.96	-24.14	32.07

Fuente: Elaboración propia con datos de la balanza de pagos del FMI.

Tabla A.6: Estadísticas descriptivas de flujos de salida de capitales en la muestra completa de países.

	Media	Desviación estándar	Min	Máx
IED (%PIB)	1.81	6.41	-98.06	215.46
Capital accionario (%PIB)	0.97	3.10	-22.42	51.96
Deuda (%PIB)	1.16	4.36	-37.34	51.17
Otras inversiones (%PIB)	1.65	10.16	-130.10	131.69

Fuente: Elaboración propia con datos de la balanza de pagos del FMI.

Tabla A.7: Estadísticas descriptivas de flujos de salida de capitales en los países avanzados.

	Media	Desviación estándar	Min	Máx
IED (%PIB)	3.37	5.34	-30.74	51.93
Capital accionario (%PIB)	2.13	4.56	-22.42	51.96
Deuda (%PIB)	2.50	6.48	-37.34	51.17
Otras inversiones (%PIB)	3.22	15.51	-130.10	131.69

Fuente: Elaboración propia con datos de la balanza de pagos del FMI.

Tabla A.8: Estadísticas descriptivas de flujos de salida de capitales en los países emergentes.

	Media	Desviación estándar	Min	Máx
IED (%PIB)	0.74	6.84	-98.06	215.46
Capital accionario (%PIB)	0.18	0.62	-3.76	5.63
Deuda (%PIB)	0.24	1.07	-10.96	14.25
Otras inversiones (%PIB)	0.57	2.51	-20.05	29.87

Fuente: Elaboración propia con datos de la Balanza de pagos del FMI.

Apéndice B

Estimación-Salidas Gretl

Enseguida se muestran las salidas de la estimación ejecutada en el software econométrico Gretl.

```
iter 0001: lnL = -21583.549, par distance = 0.14835
iter 0002: lnL = -20494.697, par distance = 0.05858
iter 0003: lnL = -20408.308, par distance = 0.03936
iter 0004: lnL = -20374.049, par distance = 0.03164
iter 0005: lnL = -20351.643, par distance = 0.02888
iter 0006: lnL = -20333.150, par distance = 0.02834
iter 0007: lnL = -20316.199, par distance = 0.02880
iter 0008: lnL = -20299.972, par distance = 0.02978
iter 0009: lnL = -20284.132, par distance = 0.03081
iter 0010: lnL = -20268.555, par distance = 0.03185
iter 0020: lnL = -20130.047, par distance = 0.03370
iter 0030: lnL = -20034.899, par distance = 0.01571
iter 0040: lnL = -19932.570, par distance = 0.02236
iter 0050: lnL = -19828.168, par distance = 0.01729
iter 0056: lnL = -19807.740, par distance = 0.01012
```

Number of series = 170, number of observations = 98

Number of factors = 2; factors are a VAR(1)

Number of lags in the observation equation = 1

method: ML via EM (56 iterations)

Log-likelihood = -19807.7

Total SSR/NT: 0.67370

VAR parameters

$$\begin{pmatrix} 0.910 & -0.05 \\ 0.052 & 0.996 \end{pmatrix}$$

Eigenvalues of the companion matrix

0.9531 - 0.029i (mod = 0.9536), freq. = -0.005, avg cycle length = 206.00

0.9531 + 0.029i (mod = 0.9536), freq. = 0.005, avg cycle length = 206.00

Factor innovations covariance matrix

$$\begin{pmatrix} 0.374 & 0.030 \\ 0.030 & 0.024 \end{pmatrix}$$

Tabla B.1: Cargas de los factores estáticos ($\hat{\Lambda}$).

iFDI_GDP_d1	0.027	-0.825	-0.015	0.886
iFDI_GDP_d2	0.281	0.557	-0.497	-0.381
iFDI_GDP_d3	0.164	0.598	-0.221	-0.425
iFDI_GDP_d4	-0.046	-0.185	-0.170	0.423
iFDI_GDP_d5	-0.218	0.743	0.181	-0.654
iFDI_GDP_d6	-0.007	-1.496	-0.059	1.576
iFDI_GDP_d7	-0.007	-0.174	-0.036	0.357
iFDI_GDP_d8	0.199	-0.525	-0.449	0.541
iFDI_GDP_d9	0.156	0.773	-0.279	-0.656
iFDI_GDP_d10	0.021	-0.009	-0.003	-0.092
iFDI_GDP_d11	0.198	-1.225	-0.276	1.323
iFDI_GDP_d12	0.139	-1.117	-0.134	0.941
iFDI_GDP_d13	0.117	-0.527	-0.216	0.538
iFDI_GDP_d14	0.114	-2.087	-0.387	1.957
iFDI_GDP_d15	0.028	-0.036	-0.130	0.021
iFDI_GDP_d16	-0.232	0.824	0.184	-0.788
iFDI_GDP_d17	-0.239	0.844	0.115	-0.868
iFDI_GDP_d18	0.239	-1.067	-0.225	1.164
iFDI_GDP_d19	-0.058	-0.747	-0.064	0.681
iFDI_GDP_d20	-0.091	0.003	0.011	0.020
iFDI_GDP_d21	-0.147	-0.496	0.008	0.064
iFDI_GDP_d22	-0.024	0.828	-0.019	-0.832
iFDI_GDP_d23	-0.062	0.492	-0.028	-0.455
iFDI_GDP_d24	-0.289	0.688	0.340	-0.796
iFDI_GDP_d25	-0.093	0.721	-0.020	-0.648
iFDI_GDP_d26	-0.162	-0.092	0.090	0.109
iFDI_GDP_d27	0.199	0.108	-0.398	-0.084
iFDI_GDP_d28	0.045	-1.552	-0.309	1.606
iFDI_GDP_d29	-0.025	-1.610	-0.170	1.405
iFDI_GDP_d30	0.093	0.167	-0.392	-0.065
iFDI_GDP_d31	0.136	-0.866	-0.301	0.949
iFDI_GDP_d32	0.424	-1.575	-0.370	1.669
iPort_de_d33	-0.540	-0.481	0.225	0.626
iPort_de_d34	-0.392	-1.351	0.153	1.473
iPort_de_d35	-0.099	0.100	0.054	-0.088
iPort_de_d36	-0.056	-1.421	0.129	1.567
iPort_de_d37	-0.260	-0.132	-0.082	0.389
iPort_de_d38	-0.281	1.777	0.125	-1.580
iPort_de_d39	-0.592	-1.271	0.547	1.107
iPort_de_d40	-0.060	-2.123	0.224	1.768
iPort_de_d41	-0.030	-1.271	0.127	1.187
iPort_de_d42	-0.105	-0.427	0.030	0.606

iPort_de_d43	-0.629	0.962	0.351	-0.746
iPort_de_d44	-0.724	-0.862	0.525	0.795
iPort_de_d45	-0.068	-0.363	-0.257	0.327
iPort_de_d46	-0.647	0.347	0.543	-0.510
iPort_de_d47	-0.575	0.412	0.466	-0.650
iPort_de_d48	-0.410	2.417	0.223	-2.606
iPort_de_d49	-0.491	1.388	0.202	-1.533
iPort_de_d50	-0.252	-0.737	0.240	0.422
iPort_de_d51	-0.525	1.601	0.395	-1.607
iPort_de_d53	-0.588	0.594	0.467	-0.911
iPort_de_d54	-0.677	-0.621	0.325	0.507
iPort_de_d56	-0.617	0.753	0.507	-0.762
iPort_de_d57	-0.132	-0.944	0.105	0.691
iPort_de_d58	-0.170	0.376	0.223	-0.581
iPort_de_d59	-0.467	-0.327	0.223	0.461
iPort_de_d60	-0.265	0.097	0.287	-0.268
iPort_de_d61	-0.062	2.457	-0.090	-2.502
iPort_de_d62	-0.344	-0.193	0.343	0.142
iPort_de_d63	-0.194	0.407	0.185	-0.427
iPort_de_d64	-0.195	0.028	0.145	-0.119
iPort_Eq_d65	-0.288	-0.230	0.105	0.308
iPort_Eq_d66	-0.006	-0.081	0.090	0.166
iPort_Eq_d67	-0.431	-0.168	0.498	0.028
iPort_Eq_d68	-0.545	1.321	0.403	-1.192
iPort_Eq_d69	-0.118	0.135	0.107	-0.020
iPort_Eq_d70	-0.659	1.625	0.555	-1.671
iPort_Eq_d71	-0.167	1.763	-0.002	-1.765
iPort_Eq_d72	-0.299	1.584	0.389	-1.590
iPort_Eq_d73	-0.054	0.756	0.079	-0.651
iPort_Eq_d74	0.027	0.135	-0.038	0.090
iPort_Eq_d75	-0.166	1.176	0.229	-1.207
iPort_Eq_d76	-0.130	0.228	0.154	-0.290
iPort_Eq_d77	-1.002	0.221	0.817	-0.199
iPort_Eq_d78	-0.783	-0.600	0.572	0.574
iPort_Eq_d79	-0.724	2.339	0.438	-2.285
iPort_Eq_d80	0.076	0.890	-0.210	-0.989
iPort_Eq_d81	-0.901	-0.519	0.736	0.373
iPort_Eq_d82	-0.455	0.542	0.474	-0.610
iPort_Eq_d83	-0.323	1.449	0.134	-1.380
iPort_Eq_d84	-1.015	-0.483	0.813	0.446
iPort_Eq_d85	-0.257	-2.562	0.305	2.533
iPort_Eq_d86	-0.717	1.675	0.922	-1.617

iPort_Eq_d87	-0.652	0.368	0.325	-0.388
iPort_Eq_d88	-0.463	-0.361	0.406	0.328
iPort_Eq_d89	-0.837	0.688	0.658	-0.566
iPort_Eq_d90	-0.482	-0.568	0.277	0.530
iPort_Eq_d91	-0.354	1.180	0.437	-1.147
iPort_Eq_d92	-0.242	0.384	0.090	-0.394
iPort_Eq_d93	-0.579	0.340	0.399	-0.220
iPort_Eq_d94	-0.135	1.010	0.048	-0.939
iPort_Eq_d95	-0.290	-0.260	0.080	0.328
iPort_Eq_d96	-0.230	-0.430	0.203	0.355
iOtherIn_d97	-0.496	1.343	0.191	-1.178
iOtherIn_d98	-0.531	0.592	0.242	-0.381
iOtherIn_d99	0.021	-0.537	-0.193	0.656
iOtherIn_d100	-0.405	0.172	0.093	-0.077
iOtherIn_d101	-0.024	0.126	-0.132	-0.030
iOtherIn_d102	-0.150	-1.091	0.021	1.072
iOtherIn_d103	0.248	1.324	-0.462	-1.171
iOtherIn_d104	-0.152	0.834	0.007	-0.919
iOtherIn_d105	0.140	-1.222	-0.151	1.180
iOtherIn_d106	-0.373	0.724	0.229	-0.533
iOtherIn_d107	0.202	-1.185	-0.295	1.293
iOtherIn_d108	0.065	0.314	-0.207	-0.303
iOtherIn_d109	0.143	0.086	-0.350	0.042
iOtherIn_d110	-0.272	0.246	-0.231	-0.344
iOtherIn_d111	-0.122	-0.017	-0.106	-0.075
iOtherIn_d112	0.048	1.755	-0.273	-1.977
iOtherIn_d113	-0.395	-1.346	0.174	1.106
iOtherIn_d114	0.008	-0.562	-0.093	0.522
iOtherIn_d115	-0.533	1.306	0.361	-1.186
iOtherIn_d116	-0.113	0.489	-0.113	-0.786
iOtherIn_d117	0.009	-1.901	0.061	1.585
iOtherIn_d118	-0.605	-0.011	0.234	-0.069
iOtherIn_d119	-0.149	-0.340	0.071	0.013
iOtherIn_d120	-0.499	1.004	0.293	-1.182
iOtherIn_d121	-0.317	-1.915	0.263	1.649
iOtherIn_d122	-0.571	-0.855	0.382	0.879
iOtherIn_d123	-0.379	-0.294	0.246	0.337
iOtherIn_d124	-0.052	-1.341	-0.356	1.531
iOtherIn_d125	-0.451	-1.018	0.106	1.023
iOtherIn_d126	-0.095	0.239	-0.216	-0.131
iOtherIn_d127	0.047	-0.675	-0.275	0.935
iOtherIn_d128	-0.184	-0.400	-0.149	0.612

AEX	-1.576	3.855	1.244	-3.976
AOR	-1.538	1.792	1.364	-1.805
ATH	-1.162	2.796	0.976	-2.770
BEL20	-1.448	3.437	1.173	-3.502
BUX	-1.294	1.932	1.121	-1.973
BVP	-1.310	0.597	1.189	-0.609
CAC	-1.505	4.326	1.171	-4.393
CRY	-0.908	-0.268	0.763	0.317
DAX	-1.516	3.810	1.136	-3.927
DJC	-1.506	2.308	1.267	-2.434
DJI	-1.522	2.328	1.332	-2.465
DJT	-1.261	1.671	1.045	-1.779
DJU	-0.943	1.710	0.724	-1.763
FTM	-1.558	2.317	1.358	-2.395
HEX	-1.237	3.494	0.966	-3.530
HSI	-1.313	-0.550	1.258	0.499
IBEX	-1.409	3.594	1.096	-3.632
ICEX	-1.126	1.652	0.942	-1.634
IPC	-1.356	0.482	1.196	-0.468
IPSA	-1.093	-1.173	1.113	1.197
JCI	-1.208	-1.440	1.207	1.403
KLCI	-0.938	-2.262	1.041	2.236
KOSPI	-0.964	-1.769	1.062	1.789
MDAX	-1.529	2.747	1.250	-2.848
MRV	-1.115	-0.667	1.168	0.557
NDQ	-1.341	2.472	1.173	-2.616
NDX	-1.251	2.639	1.072	-2.785
NKX	-1.217	1.114	1.099	-1.227
OMXS	-1.465	3.447	1.193	-3.543
OSEAX	-1.525	1.991	1.267	-2.040
PSEI	-1.064	-1.804	1.124	1.709
PSI20	-1.298	3.562	0.977	-3.599
PX	-1.299	0.680	1.189	-0.633
RTS	-1.167	-0.028	1.064	0.039
SET	-0.876	-3.129	1.114	3.098
SHC	-0.782	0.682	0.609	-0.693
SMI	-1.349	4.228	0.982	-4.328
SNX	-1.263	-0.125	1.182	0.100
SPX	-1.547	3.014	1.321	-3.163
STI	-1.296	-1.280	1.337	1.260
TSX	-1.532	2.105	1.291	-2.157
TWSE	-1.283	0.365	1.213	-0.455
UKX	-1.550	3.160	1.273	-3.277
XU100	-1.045	2.341	0.866	-2.335

Fuente: Elaboración propia, estimaciones del programa econométrico Gretl.

Tabla B.2: Errores estándar del componente idiosincrático, estimaciones del software econométrico Gretl.

iFDIGDPd1	0.97972	iFDIGDPd26	0.98389
iFDIGDPd2	0.87265	iFDIGDPd27	0.93528
iFDIGDPd3	0.93899	iFDIGDPd28	0.80927
iFDIGDPd4	0.83294	iFDIGDPd29	0.80726
iFDIGDPd5	0.96939	iFDIGDPd30	0.86952
iFDIGDPd6	0.93047	iFDIGDPd31	0.91711
iFDIGDPd7	0.93852	iFDIGDPd32	0.93473
iFDIGDPd8	0.88454	iPortded33	0.75538
iFDIGDPd9	0.94977	iPortded34	0.78731
iFDIGDPd10	0.97877	iPortded35	0.99173
iFDIGDPd11	0.93182	iPortded36	0.92923
iFDIGDPd12	0.92679	iPortded37	0.70146
iFDIGDPd13	0.96959	iPortded38	0.88504
iFDIGDPd14	0.72119	iPortded39	0.84889
iFDIGDPd15	0.98201	iPortded40	0.71138
iFDIGDPd16	0.97886	iPortded41	0.96289
iFDIGDPd17	0.97757	iPortded42	0.92437
iFDIGDPd18	0.96062	iPortded43	0.77661
iFDIGDPd19	0.95408	iPortded44	0.81782
iFDIGDPd20	0.98616	iPortded45	0.85685
iFDIGDPd21	0.63402	iPortded46	0.88995
iFDIGDPd22	0.98698	iPortded47	0.86245
iFDIGDPd23	0.98585	iPortded48	0.86654
iFDIGDPd24	0.94953	iPortded49	0.88792
iFDIGDPd25	0.97488	iPortded50	0.82139
		iPortded51	0.93528
iPortded53	0.78874	iPortEqd79	0.84835
iPortded54	0.73746	iPortEqd80	0.95564
iPortded56	0.92775	iPortEqd81	0.77519
iPortded57	0.87937	iPortEqd82	0.94665
iPortded58	0.91786	iPortEqd83	0.94441
iPortded59	0.84198	iPortEqd84	0.72797
iPortded60	0.93955	iPortEqd85	0.87138
iPortded61	0.91840	iPortEqd86	0.71149
iPortded62	0.96788	iPortEqd87	0.84063
iPortded63	0.98699	iPortEqd88	0.94589
iPortded64	0.97700	iPortEqd89	0.81290
iPortEqd65	0.92797	iPortEqd90	0.89372
iPortEqd66	0.97702	iPortEqd91	0.92833
iPortEqd67	0.92304	iPortEqd92	0.97147
iPortEqd68	0.89937	iPortEqd93	0.88175

iPortEqd69	0.97061	iPortEqd94	0.97390
iPortEqd70	0.90756	iPortEqd95	0.91798
iPortEqd71	0.95575	iPortEqd96	0.97314
iPortEqd72	0.91512	iOtherInd97	0.83893
iPortEqd73	0.96718	iOtherInd98	0.78879
iPortEqd74	0.91667	iOtherInd99	0.91952
iPortEqd75	0.95531	iOtherInd100	0.85519
iPortEqd76	0.98449	iOtherInd101	0.95410
iPortEqd77	0.77262	iOtherInd102	0.93709
iPortEqd78	0.81152	iOtherInd103	0.88549
		iOtherInd104	0.96836
		iOtherInd105	0.96694
iOtherInd106	0.89334	BUX	0.64894
iOtherInd107	0.92391	BVP	0.61691
iOtherInd108	0.97287	CAC	0.28589
iOtherInd109	0.91180	CRY	0.79104
iOtherInd110	0.69062	DAX	0.34069
iOtherInd111	0.92894	DJC	0.46320
iOtherInd112	0.84594	DJI	0.42936
iOtherInd113	0.76691	DJT	0.67002
iOtherInd114	0.97455	DJU	0.82473
iOtherInd115	0.90285	FTM	0.40611
iOtherInd116	0.81195	HEX	0.61777
iOtherInd117	0.78510	HSI	0.54360
iOtherInd118	0.79398	IBEX	0.49042
iOtherInd119	0.81506	ICEX	0.74096
iOtherInd120	0.89908	IPC	0.56489
iOtherInd121	0.78979	IPSA	0.63954
iOtherInd122	0.85891	JCI	0.53792
iOtherInd123	0.94107	KLCI	0.63287
iOtherInd124	0.55993	KOSPI	0.65803
iOtherInd125	0.75957	MDAX	0.43031
iOtherInd126	0.87028	MRV	0.65820
iOtherInd127	0.77847	NDQ	0.57795
iOtherInd128	0.74611	NDX	0.63176
AEX	0.24543	NKX	0.68927
AOR	0.42413	OMXS	0.44558
ATH	0.68373	OSEAX	0.45688
BEL20	0.46761	PSEI	0.60358

PSI20	0.57512	PX	0.60428
RTS	0.68336	SET	0.50268
SHC	0.87774	SMI	0.46248
SNX	0.61748	SPX	0.35593
STI	0.45016	TSX	0.44900
TWSE	0.62563	UKX	0.37182
		XU100	0.76597

Fuente: Elaboración propia, estimaciones del programa econométrico Gretl.

Apéndice C

Bases de datos

Los datos usados en la presente tesina provienen de bases de datos de acceso público. Enseguida se indican los enlaces en los cuales, el lector interesado, puede acceder a las variables usadas en la estimación del Ciclo Financiero Global.

Los flujos de capitales brutos se obtienen de:

Balanza de Pagos del Fondo Monetario Internacional.

- <https://data.imf.org/?sk=7A51304B-6426-40C0-83DD-CA473CA1FD52>
- <https://data.imf.org/regular.aspx?key=62805740>

Los índices bursátiles se obtienen de:

Página financiera Stooq.

- <https://stooq.com/>
- <https://stooq.com/db/h/>

El índice de volatilidad implícita del Mercado de Opciones de Chicago (VIX), se obtiene de

:

Página financiera Yahoo finance.

- <https://finance.yahoo.com>
- <https://finance.yahoo.com/quote/%5EVIX/history?p=%5EVIX>

La serie que corresponde al Factor Global de los precios de los activos de riesgo (Miranda-Agrippino & Rey 2015), se obtiene de:

Página oficial de Silvia Miranda-Agrippino.

- <http://silviamirandaagrippino.com/code-data>

La serie de datos del Factor Global de los Mercados de Valores (GFSM) extraído por Habib & Venditti 2019, se obtiene de:

Página oficial de Fabrizio Venditti.

- <https://sites.google.com/site/fabriziovendittiecon/>
- <https://drive.google.com/file/d/1VlrAKDDiH-SoFTbCtnXgqnvGoVWoTYFT/view>

Referencias

- Adrian, T., y Shin, H. S. (2010). “Liquidity and leverage.” *Journal of financial intermediation*, 19(3), 418–437.
- Alessi, L., Barigozzi, M., y Capasso, M. (2010). “Improved penalization for determining the number of factors in approximate factor models.” *Statistics & Probability Letters*, 80(23–24), 1806–1813.
- Amengual, D., y Watson, M. W. (2007). “Consistent estimation of the number of dynamic factors in a large n and t panel.” *Journal of Business & Economic Statistics*, 25(1), 91–96.
- Bai, J. (2003). “Inferential theory for factor models of large dimensions.” *Econometrica*, 71(1), 135–171.
- Bai, J. (2004). “Estimating cross-section common stochastic trends in nonstationary panel data.” *Journal of Econometrics*, 122(1), 137–183.
- Bai, J., y Ng, S. (2002). “Determining the number of factors in approximate factor models.” *Econometrica*, 70(1), 191–221.
- Bai, J., y Ng, S. (2007). “Determining the number of primitive shocks in factor models.” *Journal of Business & Economic Statistics*, 25(1), 52–60.
- Barhoumi, K., Darné, O., y Ferrara, L. (2013). “Dynamic factor models: A review of the literature.” *Available at SSRN 2291459*.
- Breitung, J., y Pigorsch, U. (2013). “A canonical correlation approach for selecting the number of dynamic factors.” *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 75(1), 23–36.

- Brillinger, D. R. (1981). *Time series: data analysis and theory* (Vol. 36). Siam.
- Calvo, G. A., Leiderman, L., y Reinhart, C. M. (1996). “Inflows of capital to developing countries in the 1990s.” *Journal of economic perspectives*, 10(2), 123–139.
- Cerutti, E., Claessens, S., y Rose, A. K. (2017). “How important is the global financial cycle.” *Evidence from Capital Flows. CEPR Discussion Papers*, 12075.
- Cerutti, E., Claessens, S., y Rose, A. K. (2019). “How important is the global financial cycle? evidence from capital flows.” *IMF Economic Review*, 67(1), 24–60.
- Chamberlin, G., y Rothschild, M. (1983). “Arbitrage, factor structure, and mean-variance analysis on large asset markets.” *Econometrica*, 51(5), 1281–1304.
- Choi, W. G., Kang, T., Kim, G.-Y., y Lee, B. (2017). “Global liquidity transmission to emerging market economies, and their policy responses.” *Journal of International Economics*, 109, 153–166.
- Connor, G., y Korajczyk, R. A. (1986). “Performance measurement with the arbitrage pricing theory: A new framework for analysis.” *Journal of Financial Economics (JFE)*, 15(3).
- Connor, G., y Korajczyk, R. A. (1988). “Risk and return in an equilibrium apt: Application of a new test methodology.” *Journal of Financial Economics (JFE)*, 21(2).
- Connor, G., y Korajczyk, R. A. (1993). “A test for the number of factors in an approximate factor model.” *the Journal of Finance*, 48(4), 1263–1291.
- Doz, C., Giannone, D., y Reichlin, L. (2011). “A two-step estimator for large approximate dynamic factor models based on kalman filtering.” *Journal of Econometrics*, 164(1), 188–205.
- Doz, C., Giannone, D., y Reichlin, L. (2012). “A quasi–maximum likelihood approach for large, approximate dynamic factor models.” *Review of economics and statistics*, 94(4), 1014–1024.
- Doz, C., y Lenglart, F. (1999). “Analyse factorielle dynamique: test du nombre de facteurs, estimation et application à l’enquête de conjoncture dans l’industrie.” *Annales d’Economie et de Statistique*, 91–127.

- Eickmeier, S., Gambacorta, L., y Hofmann, B. (2014). “Understanding global liquidity.” *European Economic Review*, 68, 1–18.
- Forbes, K. J., y Warnock, F. E. (2012). “Capital flow waves: Surges, stops, flight, and retrenchment.” *Journal of international economics*, 88(2), 235–251.
- Forni, M., Hallin, M., Lippi, M., y Reichlin, L. (2000). “The generalized dynamic-factor model: Identification and estimation.” *Review of Economics and statistics*, 82(4), 540–554.
- Forni, M., Hallin, M., Lippi, M., y Reichlin, L. (2004). “The generalized dynamic factor model consistency and rates.” *Journal of Econometrics*, 119(2), 231–255.
- Forni, M., Hallin, M., Lippi, M., y Reichlin, L. (2005). “The generalized dynamic factor model: one-sided estimation and forecasting.” *Journal of the American Statistical Association*, 100(471), 830–840.
- Forni, M., Lippi, M., et al. (1997). *Aggregation and the microfoundations of dynamic macroeconomics*. Oxford University Press.
- Forni, M., y Reichlin, L. (1998). “Let’s get real: a factor analytical approach to disaggregated business cycle dynamics.” *The Review of Economic Studies*, 65(3), 453–473.
- González, J. R. (2007). *Indicadores de estructura económica*. Delta Publicaciones.
- Habib, M. M., y Venditti, F. (2019). “The global capital flows cycle: structural drivers and transmission channels.”
- Habib, M. M., Venditti, F., et al. (2018). “The global financial cycle: implications for the global economy and the euro area.” *Economic Bulletin Articles*, 6.
- Hallin, M., y Liška, R. (2007). “Determining the number of factors in the general dynamic factor model.” *Journal of the American Statistical Association*, 102(478), 603–617.
- Kapetanios, G. (2010). “An alternative method for determining the number of factors in factor models with large datasets.” *Journal of Business and Economic Statistics*, 28(3), 397–409.
- Lucchetti, R., Venetis, I. A., et al. (2019). *Dynamic factor models in gretl. the dfm package* (Tech. Rep.). Università Politecnica delle Marche (I), Dipartimento di Scienze Eco-

nomiche

- Miranda-Agrippino, S., y Rey, H. (2012). “World asset markets and the global financial cycle, cepr dp 10936.” *NBER Working Paper No, 21722*.
- Miranda-Agrippino, S., y Rey, H. (2015). “World asset markets and the global financial cycle.”
- Obstfeld, M., Shambaugh, J. C., y Taylor, A. M. (2005). “The trilemma in history: tradeoffs among exchange rates, monetary policies, and capital mobility.” *Review of Economics and Statistics*, 87(3), 423–438.
- Obstfeld, M., y Taylor, A. M. (2005). *Global capital markets: integration, crisis, and growth*. Cambridge University Press.
- Poncela, P., Ruiz, E., et al. (2016). “Small-versus big-data factor extraction in dynamic factor models: An empirical assessment.” *Dynamic Factor Models*, 401–434.
- Rey, H. (2013). “The global financial cycle and monetary policy independence.” In *Jackson hole symposium* (Vol. 24).
- Rey, H. (2015). *Dilemma not trilemma: the global financial cycle and monetary policy independence* (Tech. Rep.). National Bureau of Economic Research.
- Scheubel, B., Stracca, L., y Tille, C. (2019). “The global financial cycle and capital flow episodes: a wobbly link?”
- Schularick, M., y Taylor, A. M. (2012). “Credit booms gone bust: Monetary policy, leverage cycles, and financial crises, 1870-2008.” *American Economic Review*, 102(2), 1029–61.
- Steiger, J. H. (1979). “Factor indeterminacy in the 1930’s and the 1970’s some interesting parallels.” *Psychometrika*, 44(2), 157–167.
- Stock, J. H., y Watson, M. W. (1989). “New indexes of coincident and leading economic indicators.” *NBER macroeconomics annual*, 4, 351–394.
- Stock, J. H., y Watson, M. W. (1998). *Diffusion indexes* (Tech. Rep.). National bureau of economic research.
- Stock, J. H., y Watson, M. W. (2002). “Macroeconomic forecasting using diffusion indexes.” *Journal of Business & Economic Statistics*, 20(2), 147–162.

- Stock, J. H., y Watson, M. W. (2005). *Implications of dynamic factor models for var analysis* (Tech. Rep.). National Bureau of Economic Research.
- Watson, M. W., y Engle, R. F. (1983). “Alternative algorithms for the estimation of dynamic factor, mimic and varying coefficient regression models.” *Journal of Econometrics*, 23(3), 385–400.
- White, H. (1982). “Maximum likelihood estimation of misspecified models.” *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 1–25.