

Análisis de la dependencia espacial entre índices bursátiles

Carlos Acuña, Catalina Bolancé y Salvador Torra
Departamento de Econometría, Estadística y Economía Aplicada
Riskcenter-IREA
Universidad de Barcelona

Resumen

En el presente artículo abordamos la viabilidad y los beneficios de utilizar relaciones de vecindad entre mercados bursátiles representados por sus índices correspondientes, basados en criterios horarios, como son las diferencias horarias entre países y las horas de apertura común entre mercados, si se comparan con una relación usual como es la basada en distancia en kilómetros entre capitales. El objetivo es encontrar agrupaciones entre índices bursátiles vecinos y detectar como la crisis financiera afectó a dicho comportamiento. Tras los hechos ocurridos por la crisis financiera generada por la caída del *Lehman Brothers* en el 2008, las instituciones financieras tienen la necesidad de detectar posibles relaciones de vecindad existentes entre mercados por razones sistémicas, con el fin de encontrar posibles nuevas fuentes de riesgo basado en la proximidad entre índices. Dada una distancia determinada, utilizamos el estadístico de I de Moran con la finalidad de detectar dichas dependencias espaciales entre índices.

Palabras Clave: distancia, similitud, dependencia espacial, rendimientos bursátiles, mercados financieros.

1. Introducción

La quiebra de *Lehman Brothers* en el 2008 generó una crisis financiera global, provocando que las entidades, sean éstas financieras y/o aseguradoras, incrementaran su interés en comprender los diferentes tipos de relaciones existentes entre mercados, con el fin de crear posibles estrategias más eficientes de inversión o desde la perspectiva del riesgo asumido. Es decir, si los gestores en sus carteras tienen índices cuyo comportamiento está afectado por la crisis o por cualquier otra circunstancia, el conocer, además de las dependencias temporales, las espaciales permitirá detectar contagios entre los mercados más próximos, generando la posibilidad de obtener mejores carteras desde la óptica clásica media – varianza; es decir, con mayores promedios de ganancias y menores riesgos.

Sin embargo, como analizaremos en este trabajo, el concepto de proximidad entre mercados no tiene por qué estar ligado a una distancia geográfica. Ante ello, en este artículo nos centramos en las relaciones espaciales, en concreto presentamos un estudio que compara distintas formas de medir la proximidad entre mercados bursátiles, con el objetivo de analizar cuál es la medida de proximidad más adecuada para detectar sus relaciones espaciales.

En la literatura, la distancia geográfica ha sido la relación más utilizada para analizar cercanía o distancia entre regiones. Sin embargo, este tipo de relación pierde validez cuando se quiere analizar el comportamiento simultáneo de los índices bursátiles, debido a que éstos no están ligados a un punto geográfico, sino a un comportamiento horario relacionado con el momento de apertura y cierre de las bolsas de valores. Proponemos relaciones entre índices basados en criterios horarios, como son el número de las horas en común de cotización de los distintos índices o la diferencia horaria entre países.

Para inferir sobre la existencia de dependencia espacial en el comportamiento de distintas regiones, la econometría espacial ofrece los estadísticos I de Moran global (Moran, 1950) y local (Anselin, 1995), dichos estadísticos se basan en el diseño de una matriz de pesos espaciales que se crea a partir de una relación entre las regiones de estudio, en nuestro caso las distancias o similitudes utilizadas entre mercados bursátiles. Estos estadísticos han sido comúnmente usados en estudios regionales o urbanos, por el contrario, su uso en el campo financiero es escaso. Sin embargo, este tipo de herramientas en el ámbito financiero nos ayuda a detectar si existen enlaces (*linkages*) entre las distintas agrupaciones de los mercados.

El estadístico I de Moran global indica si una variable se encuentra distribuida de forma totalmente aleatoria en el espacio o, por el contrario, existe una asociación significativa de valores similares entre regiones vecinas. Este estadístico se caracteriza por contrastar la presencia de un esquema de dependencia espacial de forma conjunta, pero no es capaz de detectar posibles agrupaciones de regiones que concentren índices con valores más altos o bajos, las cuales vienen caracterizadas por una distribución homogénea que domina la aleatoriedad del resto de regiones. El estadístico de I de Moran local, como su nombre indica, analiza de forma separada, región por región, la dependencia espacial con sus vecinos.

El estudio de las relaciones entre los índices bursátiles ha sido abordado en la literatura desde diversas perspectivas. Algunos artículos se han centrado en analizar las posibles interacciones entre índices bursátiles, mediante la implementación de modelos que se basan en la representación de la matriz de correlaciones entre índices, sin tener en cuenta la distancia entre mercados (véase, por ejemplo, Hamao et al., 1990; Karolyi y Stulz, 1996; Longin y Solnik, 1995; Asgharian y Bengtsson, 2006; Martin y Dungey, 2007; Asgharian y Nossman, 2011). Alternativamente, las relaciones geográficas y económicas han sido factores que se han utilizados para explicar los movimientos conjuntos de los mercados bursátiles. Por ejemplo, utilizando modelos de gravedad, Flavin et al. (2002) observan que las distancias geográficas sirven para establecer relaciones entre los mercados de renta variable. Sin embargo, por medio de una función que describe la correlación espacial entre las regiones en un patrón de puntos observados, llamada *mark correlated function*, Eckel et al. (2011) encuentran que la proximidad geográfica es irrelevante y no influye en las correlaciones de los rendimientos bursátiles cuando las distancias van más allá de 50 millas. A partir del semi-variograma, que ayuda a reflejar la distancia máxima de una variable en una región en forma de un punto y como ésta tiene influencia sobre otro punto a diferentes distancias, Fernández - Avilés et al. (2012) concluye que las dependencias entre los rendimientos del mercado no están relacionadas con la proximidad geográfica, sino que están fuertemente vinculadas a la inversión extranjera directa. Fernández (2011) explora la noción de dependencia espacial formulando una versión espacial del modelo de precios de activos de capital (S-CAPM), que permite tener en cuenta medidas alternativas de distancia entre empresas, como la capitalización bursátil entre mercados; los resultados demuestran que existen efectos espaciales entre los mercados. Asgharian et al. (2013) usan un modelo espacial de Durbin para investigar hasta qué punto las relaciones económicas y geográficas de los países afectan a sus co-movimientos bursátiles, donde el comercio bilateral resulta ser el más adecuado para capturar co-variaciones en los rendimientos. Arnold et al. (2013) modifica los modelos autoregresivos espaciales y los adapta al análisis de los rendimientos financieros a fin de comparar tres tipos diferentes de dependencia espacial: dependencias globales, dependencias dentro de ramas industriales y dependencias locales. Sus resultados muestran que su enfoque puede conducir a pronósticos más precisos para las medidas de riesgo que los enfoques estándares basados en la factorización de la matriz de varianzas y covarianzas.

Más recientemente, Weng y Gong (2016) propone un nuevo enfoque, el cual se basa en el uso de copulas para definir la matriz de pesos espaciales. Su modelo recoge las dependencias espaciotemporales y, además, muestra como las volatilidades condicionales son factores importantes para determinar las rentabilidades de las acciones. En la misma línea que Fernández-Avilés et al. (2012) y Asgharian et al. (2013), en este trabajo utilizamos métodos de estadística espacial para analizar cómo los vínculos de los índices bursátiles dependen de su distancia o cercanía relativas.

En este artículo ahondamos en cómo se debería medir la distancia entre mercados para detectar posibles relaciones espaciales entre un país y sus vecinos más próximos. Uno de los criterios alternativos a la distancia geográfica que, en este caso, utilizamos para medir proximidad es el número de horas de apertura en común de los mercados financieros, ésta es una medida de la sincronización comercial y ya fue utilizada por Flavin et al. (2002) como un proxy para medir la facilidad de comercio entre dos mercados. Por tanto, es de suponer que cuanto mayor sea la superposición en las horas de apertura de los mercados mayores serán sus relaciones. De forma alternativa, proponemos una segunda medida de distancia entre mercados que consiste en calcular las diferencias horarias entre las ciudades que acogen los mercados bursátiles analizados. Dicha diferencia está basada en las zonas horarias. Una zona horaria es una región que comparte un tiempo estándar uniforme para fines legales, comerciales y sociales. El tiempo en cualquier zona horaria mundial puede expresarse como una diferencia respecto al Tiempo Universal Coordinado (UTC). Finalmente,

señalar que las tres relaciones que hemos empleado en este documento son exógenas a los índices bursátiles, de esta manera se evitan problemas de endogeneidad presentes en otras relaciones propuestas en la literatura.

El resto del artículo está organizado del siguiente modo. En la sección 2 definimos tres tipos de relación entre índices: la distancia geográfica basada en los kilómetros entre capitales, la diferencia horaria entre ciudades y, por último, el número de horas de apertura común en los mercados; posteriormente definimos los estadístico I de Moran global y local. En la sección 3 describimos los datos, el análisis realizado y los resultados obtenidos. Por último, la sección 4 resume las principales conclusiones.

2. Metodología

2.1 Relaciones entre Índices bursátiles

Como hemos descrito en la introducción, para capturar la interrelación entre índices bursátiles utilizamos tres criterios para medir la distancia o similitud entre mercados. Éstos se definen formalmente como:

- $D_{ij}^{(1)}$ = Distancia geográfica entre las ciudades a las que pertenecen los índices bursátiles i y j .
- $D_{ij}^{(2)}$ = Distancia horaria entre las ciudades a las que pertenecen los índices bursátiles i y j .
- S_{ij} = Similitud medida como horas de apertura comunes en los mercados bursátiles i y j .

Tanto $D_{ij}^{(1)}$ como $D_{ij}^{(2)}$ al depender de una ubicación georreferenciada, se consideran variables físicas; caso opuesto es el de S_{ij} que es una relación que no depende de una ubicación geográfica. Es evidente que el número de horas de apertura conjunta en los mercados bursátiles es una medida de la sincronización comercial, de tal manera que cuanto mayor sea S_{ij} mayor será la cercanía entre los mercados.

Con las anteriores relaciones de distancia o similitud obtenemos tres matrices $N \times N$ siendo N el número total de países analizados. Al utilizar distintas unidades de medida -horas y kilómetros- es necesario emplear una transformación que las haga comparables y las sitúe dentro del intervalo $[0,1]$. Asgharian et al. (2013) propone una transformación que radica en la construcción de matrices de contigüidad, denotadas por $C^{(k)}$, donde ($k = 1,2$) y cuyos elementos se definen como:

- Sea S_{ij} una relación de similitud, los elementos de $C_{ij}^{(1)}$ se obtienen como:

$$C_{ij}^{(1)} = 1 - ((\max_j S_{ij} - S_{ij}) / (\max_j S_{ij} - \min_j S_{ij})), \forall i \neq j$$

- Sea D_{ij} una relación de distancia, los elementos de $C_{ij}^{(2)}$ se obtienen como:

$$C_{ij}^{(2)} = 1 - ((D_{ij} - \min_j D_{ij}) / (\max_j D_{ij} - \min_j D_{ij})), \forall i \neq j$$

Con esta matriz de contigüidad se asegura que las relaciones entre mercados se encuentren entre $[0,1]$, de tal manera que, si $C_{ij}^{(k)}$ está cerca o es igual a 1 los mercados i y j son cercanos y si $C_{ij}^{(k)}$ está cerca o es igual a 0, los mercados i y j son distantes. Es importante mencionar que la matriz de contigüidad no es simétrica, es decir, el mercado i puede estar cercano/distante al mercado j , pero no necesariamente esto implica que el mercado j esté cercano/distante al mercado i .

2.2 Dependencia Espacial

A continuación, describimos los estadísticos que utilizamos para detectar si existe dependencia espacial entre mercados financieros, concretamente, entre índices bursátiles. Se denomina dependencia espacial o autocorrelación espacial a la relación funcional entre un punto en el espacio y lo que ocurre en otros puntos cercanos. Es decir, el valor de una variable en una zona no solo se explica por su condición interna sino también por lo que ocurre en las zonas vecinas. Este tipo de comportamientos puede ser positivo o

negativo, es decir, si el fenómeno de estudio que afecta a una zona se presenta en el resto de zonas que la rodean, generando una agrupación, tenemos dependencia espacial positiva; en cambio, se denomina dependencia espacial negativa cuando el fenómeno estudiado en una región se presenta de forma contraria en sus zonas vecinas. En nuestro caso, al tratar con mercados de renta variable trabajamos con rendimientos, por tanto, dependencia espacial positiva implicará que si un país posee un índice bursátil que obtiene beneficios, los índices de sus países vecinos también los obtendrán y, similarmente, ocurre con las pérdidas. Dependencia espacial negativa, implicará mayor diversificación entre países vecinos y, por tanto, las pérdidas de unos se verán compensadas con los beneficios de otros.

Para detectar este tipo de comportamientos, Moran (1950) propone un estadístico denominado I de Moran que en el momento testá definido como:

$$I_t = \frac{N \sum_{i=1}^N \sum_{j \neq i}^N W_{ij} (r_{i,t} - \bar{r}_t)(r_{j,t} - \bar{r}_t)}{S_0 \sum_{i=1}^N (r_{i,t} - \bar{r}_t)^2}, \quad (1)$$

donde W_{ij} son los términos de la matriz de pesos espaciales W , definida a partir de estandarizar por filas las matrices de contigüidad definidas anteriormente, es decir, de modo que las filas de $C^{(k)}$ sumen 1; S_0 es la suma de todos los elementos de W_{ij} , N es el número de índices y r_i son los log-rendimientos mensuales que se calculan como $r_{i,t} = \log(P_{i,t}/P_{i,t-1})$, siendo $P_{i,t}$ el precio de cierre del mercado i en el periodo t , finalmente, \bar{r}_t es la media de los log-rendimientos en el momento t . Asintóticamente, es decir, cuando el tamaño muestral es grande, el estadístico I de Moran sigue una distribución Normal con media y varianza conocidas (ver Moran, 1950). Este resultado nos permite realizar el contraste de significación global del estadístico basado en la distribución Normal en el que la hipótesis nula es la independencia espacial.

Sin embargo, aunque observemos que existe dependencia espacial global para toda la muestra de tamaño N , es difícil extraer conclusiones que nos ayuden en la toma de decisión. Por este motivo es fundamental detectar que índices provocan la existencia de dependencia espacial global. Para ello, Anselin (1995) define el índice I de Moran local que nos permite realizar el análisis individual para cada índice i y que se define como:

$$I_{i,t} = \frac{(r_{i,t} - \bar{r}_t) \sum_{j \neq i}^N W_{ij} (r_{j,t} - \bar{r}_t)}{\sum_{j=1}^N (r_{j,t} - \bar{r}_t)^2 / N}.$$

Del mismo modo que el índice global, la distribución asintótica del índice local es Normal y, por tanto, podremos realizar el contraste definido anteriormente de forma individualizada para cada índice bursátil.

A priori, la inferencia realizada a partir de los estadísticos I de Moran global y local parten del supuesto de que los datos son independientes e están igualmente distribuidos como una Normal. Sin embargo, en muchos análisis, como el que se propone en este artículo, los datos no se distribuyen normalmente. Por tanto, el análisis del efecto de la no normalidad de los datos en la inferencia basada en la I de Moran es fundamental. En esta línea, Griffith (2010) concluye que el supuesto de normalidad no es imprescindible para que se cumplan las propiedades distribucionales del estadístico para el contraste de dependencia espacial.

3. Análisis empírico

3.1. Los datos

En el análisis de la dependencia espacial entre mercados financieros, que mostramos a continuación, estudiamos el comportamiento bursátil alrededor del mundo antes y durante la crisis financiera del 2008. Para ello utilizamos información mensual de los rendimientos de 46 índices bursátiles entre enero del año 2000 y diciembre del año 2015¹. Fijamos el comienzo de la crisis en septiembre de 2008 coincidiendo con el

¹ Los datos han sido extraídos de *Datastream* y *Yahoo Finance*.

colapso de *Lehman Brothers*², por tanto, se disponemos de información sobre rendimientos durante dos sub-periodos que comprenden un total de 104 meses antes de la crisis (A.C.) y 88 meses durante la misma (D.C.). Analizamos 46 índices que se reparten en cinco zonas geográficas: América, Europa, Asia, Oceanía y África del Norte. Para el cálculo de los log-rendimientos mensuales $r_{i,t} = \log(P_{i,t}/P_{i,t-1})$ utilizamos el precio de cierre del último día de cada mes ($P_{i,t}$) y lo comparamos con el mismo precio del mes anterior ($P_{i,t-1}$). En la Tabla A1 del apéndice se muestra el máximo, el mínimo y la media de cada índice para los dos sub-periodos analizados: antes y durante la última crisis financiera.

Aunque, como se justificó al final de la Sección 2.2., la normalidad de los datos no es fundamental para garantizar las propiedades de la inferencia a partir de los estadísticos de I de Moran, de cara a tener más información sobre el comportamiento de nuestros datos hemos estimado la asimetría y la curtosis y hemos realizados los contrastes individuales de normalidad para los log-rendimientos de cada país antes y después de la última crisis financiera. Para ello, en primer lugar, utilizamos el estadístico de *Shapiro - Wilk*, los resultados se muestran en la Tabla A2 del Apéndice. En todos los casos concluimos que los log-rendimientos analizados no están distribuidos normalmente. Utilizando el estadístico de *Jarque - Bera* para el contraste de asimetría igual a cero y curtosis igual a 3, que son las de la distribución normal, los resultados también rechazan la hipótesis nula.

3.2. Distancias y similitudes entre índices bursátiles

Como hemos descrito en la Sección 2, la dependencia espacial mide la correlación entre índices bursátiles teniendo en cuenta las distancias entre las zonas de cotización de los mismos. Por tanto, la definición y el cálculo de estas distancias es fundamental para la estimación de los estadísticos I de Moran para el contraste de dependencia espacial. A continuación, en las Figuras 1, 2 y 3 representamos en escala de grises las 3 matrices de pesos W obtenidas a partir de los 3 criterios que analizamos en este trabajo: distancias en kilómetros, distancias en horas y horas de cotización diaria en común. Comparando los tres criterios vemos como los resultados de la Figura 3 muestran una mejor separación entre grupos de índices, al contrario que en las Figuras 1 y 2 donde la escala de grises tiende a ser más progresiva. Por tanto, este primer análisis nos muestra como el criterio basado en las horas de apertura en común de los mercados es el que más claramente define los grupos de vecinos.

Figure 1: Pesos obtenidos a partir de las distancias en kilómetros.

² Los resultados no cambian cuando el comienzo de la crisis se establece en agosto de 2007, cuando los gobiernos y bancos centrales de algunos países respondieron al colapso de la economía con estímulos fiscales sin precedentes, expansión de la política monetaria y rescates institucionales.

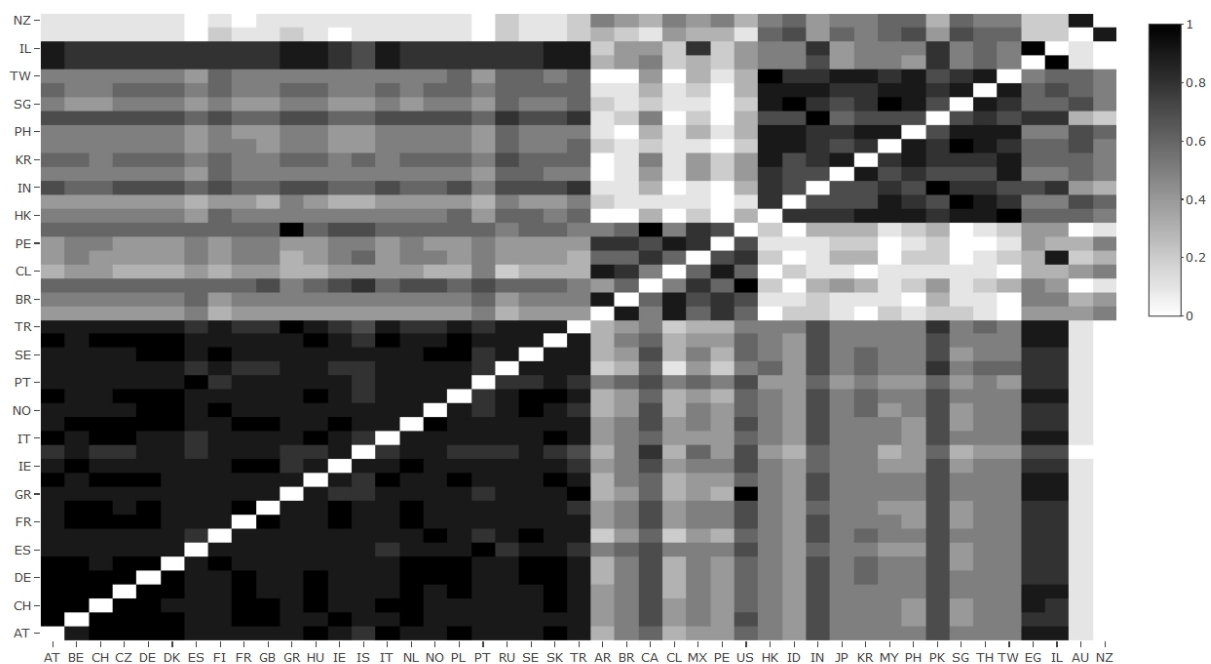


Figure 2: Pesos obtenidos a partir de las distancias en horas.

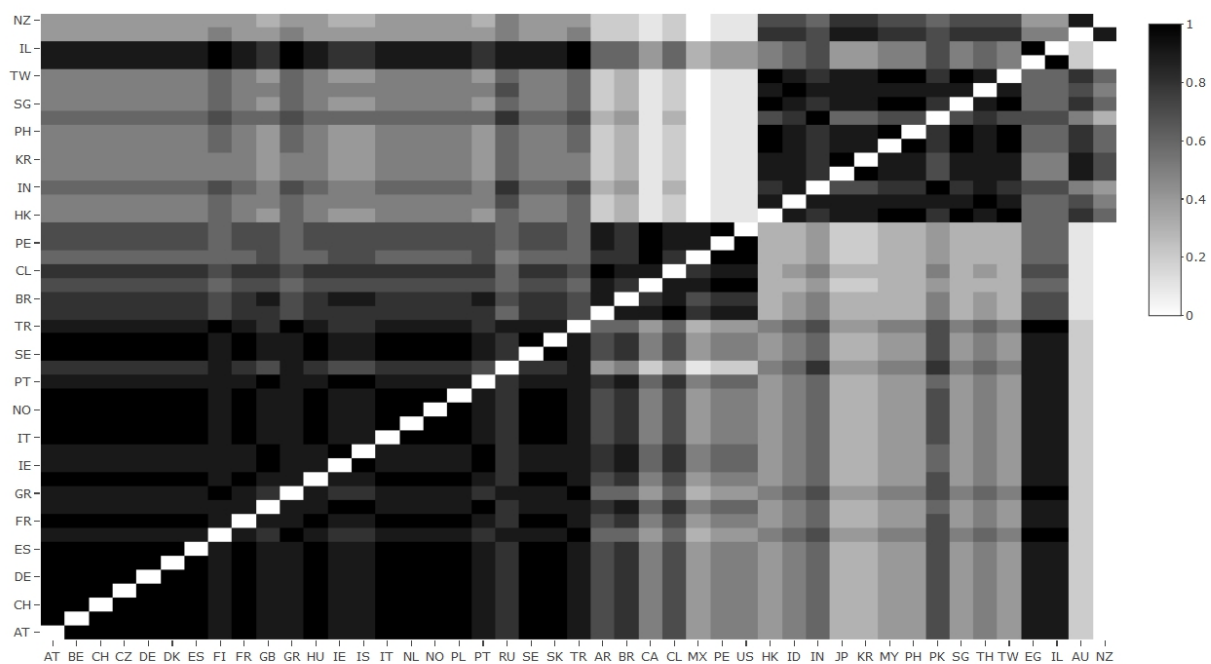
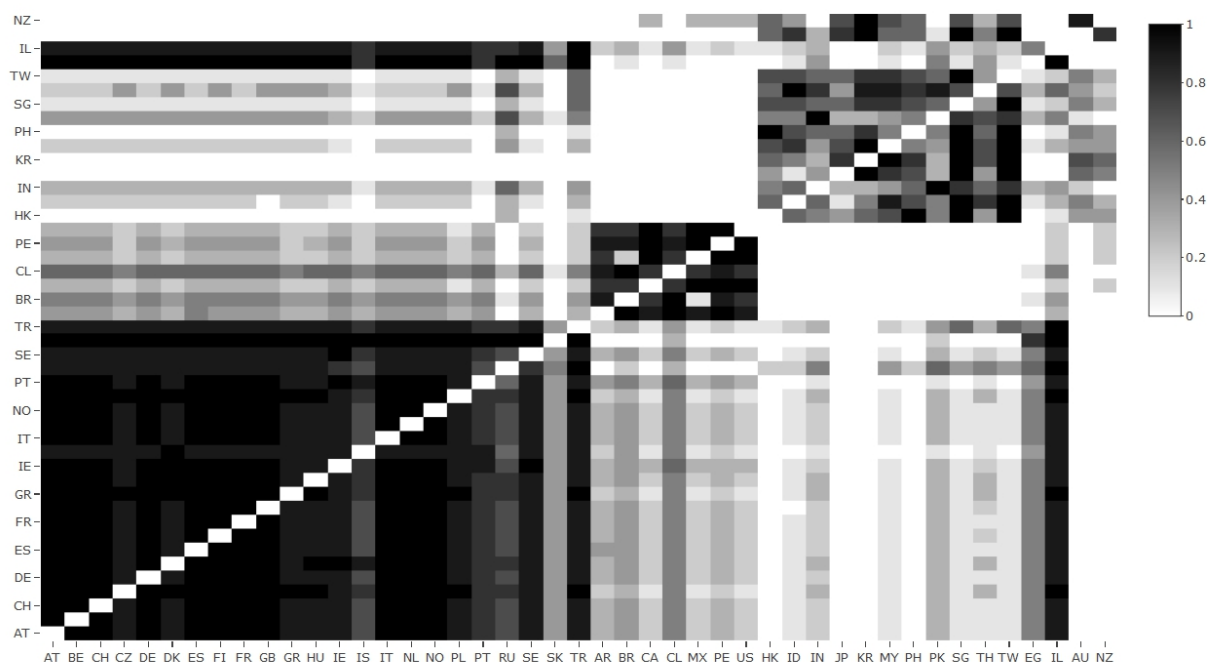


Figure 3: Pesos obtenidos a partir de las horas de apertura comunes entre mercados.



A partir de las tres matrices de pesos representadas en las Figuras 1, 2 y 3 realizamos sendos análisis *cluster* jerárquico. Como esperábamos con los criterios basados en distancias, sean horarias o en kilómetros, no se obtiene una agrupación clara de los países según su vecindad. El criterio basado en las horas de apertura comunes entre mercados proporciona una agrupación clara de los países en tres grupos de vecinos. El dendograma resultante se muestra en la Figura 4, posteriormente, en la Tabla 2 se muestran los grupos de vecinos obtenidos. El primer grupo está formado casi en su totalidad por países del continente europeo, a los que se les han unido Israel, Egipto y Turquía. En el segundo grupo se sitúan los países del continente americano y, finalmente, en el tercer grupo están los países asiáticos junto a Oceanía.

Figure 4: Dendograma obtenidos a partir de la matriz de pesos obtenida a partir del criterio horas de apertura comunes entre mercados.

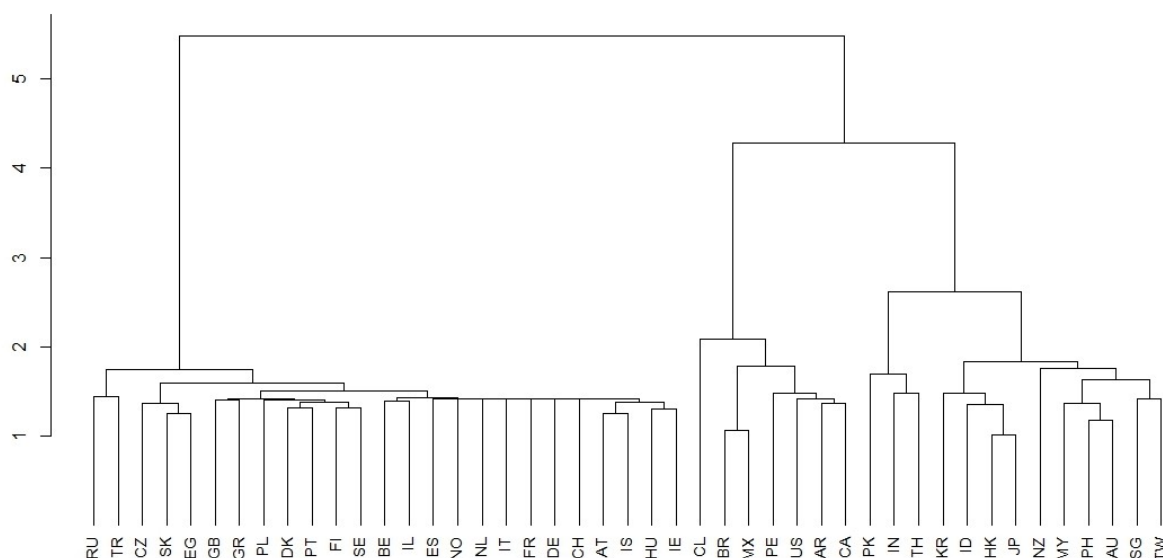


Tabla 2: Grupos de vecinos que se obtienen a partir del dendograma de la Figura 4.

GRUPO 1	Alemania, Austria, Bélgica, Dinamarca, Egipto, Eslovaquia, España, Finlandia, Francia, Grecia, Holanda, Hungría, Irlanda, Islandia, Israel, Italia, Noruega, Polonia, Portugal, Reino Unido, República Checa, Rusia, Suecia, Suiza, Turquía
GRUPO 2	Argentina, Brasil, Canadá, Chile, Estados Unidos (DJ), Estados Unidos (SP), México, Perú

GRUPO 3	Australia, Corea del Sur, Filipinas, Hong Kong, India, Indonesia, Japón, Malasia, Nueva Zelanda, Pakistán, Singapur, Tailandia, Taiwán
----------------	--

3.2. Análisis de la dependencia espacial

A continuación, mostramos los resultados del análisis de la dependencia espacial entre mercados bursátiles, utilizando para ello los pesos obtenidos a partir del criterio horas comunes de apertura entre mercados. En este trabajo, nos centramos en la dependencia espacial positiva, sin embargo, el análisis también se podría extender a los casos donde dicha dependencia es negativa.

En primer lugar, para cada mes se ha calculado el estadístico I de Moran global, los resultados de la inferencia al 5% de significación se muestran en la Figura 5. Si analizamos los resultados por meses, el mes de junio es el que tiende a acumular más años con dependencia espacial estadísticamente significativa, seguido por febrero, julio, agosto y noviembre. Si comparamos los resultados anualmente, el año 2010 es el que acumula más meses con dependencia espacial global significativa. También, a simple vista parece ser que durante la crisis (a partir del año 2008) el número de periodos con dependencia espacial aumenta sensiblemente.

Figura 5: Dependencia espacial global. En negro se marcan los meses en los que el estadístico es significativo al 5%.

	Enero	Febrero	Marzo	Abril	Mayo	Junio	Julio	Agosto	Septiembre	Octubre	Noviembre	Diciembre
2000												
2001												
2002												
2003												
2004												
2005												
2006												
2007												
2008												
2009												
2010												
2011												
2012												
2013												
2014												
2015												

El análisis de la dependencia espacial global nos ha dado una primera idea sobre la situación de los movimientos conjuntos de los mercados a lo largo del tiempo. Sin embargo, con el objetivo de detectar donde se producen estos movimientos es necesario el análisis local de la dependencia espacial. Para ello, para cada índice y cada mes se calcula el estadístico I de Moran local que permite inferir sobre la dependencia espacial entre cada índice bursátil y sus vecinos más próximos. En la Tabla 3 se muestran algunos resultados obtenidos a partir de dicho análisis. También se obtuvieron los mismos resultados utilizando las dos matrices de pesos obtenidas a partir de los criterios de distancias en kilómetros y en horas. En general los resultados indicaban lo mismo que describimos a continuación, pero de un modo mucho menos evidente. Es decir, las frecuencias de veces en los que el estadístico I de Moran indicaba dependencia espacial estadísticamente significativa era menor.

La primera columna después de la etiqueta de país en la Tabla 3 se corresponde con el coeficiente de correlación de Pearson entre los I de Moran locales y el global. La mayor correlación se da entre el índice local para Italia y el global, seguida por Filipinas y Francia, en los tres casos se obtiene un coeficiente de correlación de Pearson superior al 0.5. En las siguientes columnas de la Tabla 3 se resumen los resultados de la inferencia espacial local. Para los dos subperiodos analizados -antes y durante la última crisis financiera- se contabiliza el número de meses en los que el estadístico I de Moran local indica que la dependencia espacial es estadísticamente significativa al 5% antes y durante la crisis. En general el número de periodos en los que el contraste concluye que la dependencia espacial es estadísticamente significativa no es muy elevado y, como se observó en la Figura 5, en general, tiende coincidir con los meses centrales del año (junio, julio y agosto).

Para un análisis general de los resultados, se calcula la frecuencia relativa de los meses donde no se rechaza que existe dependencia espacial positiva respecto al total del periodo y se realiza un contraste de diferencias

entre proporciones antes y durante la crisis, en la última columna de la Tabla 3 se muestra la significación estadística (P-valor) asociada al estadístico para este último contraste. En **negrita y cursiva** se señalan las filas correspondientes a los países donde se concluye que existen diferencias estadísticamente significativas entre proporciones al 5% y al 10%, respectivamente.

En general, a partir de los resultados de la Tabla 3 se observa que existen diferencias entre el comportamiento de los países del primer grupo, formado básicamente por los países del continente europeo, respecto al resto. En este primer grupo, en aquellos casos en que la diferencia entre proporciones es estadísticamente significativa (13 sobre 25), a excepción de Suecia, se concluye que la dependencia espacial es más fuerte durante la crisis. Sin embargo, en el segundo y tercer grupo los casos en los que se concluyen que existen diferencias significativas entre proporciones antes y después de la crisis son menores en términos relativos y, además, cuando esto ocurre la mayor proporción se da antes de la crisis. Los países donde estas frecuencias son más elevadas durante la crisis son Grecia, Italia y Portugal (en este orden).

Las posibles diferencias en el comportamiento temporal de la dependencia espacial encontrada entre los distintos grupos de vecinos, junto con la evolución de los rendimientos, tanto en media como en varianza, deben tenerse en cuenta en las decisiones de inversión a corto y medio plazo.

4. Conclusiones

En este trabajo hemos puesto de manifiesto la importancia de la selección del criterio de vecindad a la hora de analizar la dependencia espacial entre mercados bursátiles. Comparado con el criterio basado en distancias kilométricas, ampliamente utilizado en otras áreas, y con las distancias horarias, el criterio de similitud obtenido a partir de contabilizar las horas de apertura en común entre mercados proporciona unas relaciones de vecindad mucho más visibles y obvias. Ello puede traducirse en una mejora de la inferencia sobre la existencia de dependencia espacial entre los rendimientos bursátiles de los países vecinos.

Los resultados sobre la dependencia espacial ponen de manifiesto unas diferencias claras entre el comportamiento de los países europeos y el resto. Concretamente, los países europeos, en general, muestran mayores relaciones durante la crisis que antes, lo que no ocurre en el resto. Es decir, el riesgo sistemático puede ser mayor en una hipotética cartera de índices y menor la capacidad de reducción del riesgo por diversificación.

Tabla 3: Análisis de la dependencia espacial entre índices bursátiles.

Países	Correlación con I global	Meses A.C	Frecuencia Relativa A.C.	Meses D.C	Frecuencia Relativa A.C.	P-valor del test de diferencias entreproporciones
GRUPO 1						
Alemania	0.295	7	0.067	5	0.058	0.397
Austria	0.189	2	0.019	9	0.103	0.006
Bélgica	0.305	6	0.057	6	0.069	0.367
Dinamarca	0.224	1	0.010	6	0.069	0.014
<i>Egipto</i>	<i>0.313</i>	<i>5</i>	<i>0.048</i>	<i>9</i>	<i>0.103</i>	<i>0.069</i>
Eslovaquia	-0.042	6	0.057	8	0.092	0.177
España	0.313	3	0.029	10	0.115	0.009
Finlandia	0.282	6	0.057	5	0.058	0.495
<i>Francia</i>	<i>0.523</i>	<i>4</i>	<i>0.038</i>	<i>8</i>	<i>0.092</i>	<i>0.062</i>
Grecia	0.362	5	0.048	20	0.230	0.000
Holanda	0.359	6	0.057	2	0.023	0.120
Hungría	0.356	2	0.019	11	0.126	0.002
Irlanda	0.344	3	0.029	10	0.115	0.009
Islandia	-0.001	7	0.067	4	0.046	0.270
Israel	-0.095	3	0.029	1	0.012	0.204
Italia	0.551	4	0.038	17	0.195	0.000
Noruega	0.097	2	0.019	4	0.046	0.142
Polonia	0.188	4	0.038	7	0.081	0.104
Portugal	0.401	6	0.057	12	0.138	0.028
Reino Unido	0.191	1	0.010	5	0.058	0.029
Republica Checa	0.361	8	0.076	11	0.126	0.123
Rusia	0.161	4	0.038	10	0.115	0.021
Suecia	0.040	11	0.105	3	0.035	0.031
Suiza	0.121	4	0.038	6	0.069	0.169
Turquía	0.113	8	0.076	6	0.069	0.424
GRUPO 2						
Argentina	0.340	7	0.067	9	0.103	0.180
Brasil	0.172	4	0.038	5	0.058	0.263
Canadá	0.182	0	0.000	1	0.012	0.135
Chile	-0.039	6	0.057	0	0.000	0.012
EE.UU. (DJ)	0.194	3	0.029	3	0.035	0.408
EE.UU. (SP)	0.261	3	0.029	3	0.035	0.408
<i>México</i>	<i>0.222</i>	<i>1</i>	<i>0.010</i>	<i>4</i>	<i>0.046</i>	<i>0.057</i>
<i>Perú</i>	<i>0.206</i>	<i>3</i>	<i>0.029</i>	<i>6</i>	<i>0.069</i>	<i>0.094</i>
GRUPO 3						
Australia	0.375	1	0.010	5	0.058	0.029
Corea del Sur	0.352	5	0.048	4	0.046	0.479
Filipinas	0.549	9	0.086	10	0.115	0.250
Hong Kong	0.418	5	0.048	8	0.092	0.111
India	0.362	14	0.133	5	0.058	0.040
Indonesia	0.473	13	0.124	8	0.092	0.241
Japón	0.141	4	0.038	2	0.023	0.275
Malasia	0.411	7	0.067	5	0.058	0.397
Nueva Zelanda	0.198	4	0.038	7	0.081	0.104
Pakistán	0.248	8	0.076	7	0.081	0.456
Singapur	0.465	5	0.048	7	0.081	0.174
Tailandia	0.457	13	0.124	9	0.103	0.329
Taiwán	0.257	8	0.076	4	0.046	0.195

Nota: A.C. (antes de la crisis) y D.C. (después de la crisis)

Referencias

- Anselin, L. (1995). Local indicators of spatial association - LISA. *Geographical Analysis*, 27(2), 93-115.
- Arditti, F. D. (1967). Risk and the required return on equity. *The Journal of Finance*, 22(1), 19-36.
- Arnold, Matthias, Stahlberg, Sebastian y Wied, Dominik, (2013), Modeling different kinds of spatial dependence in stock returns. *Empirical Economics*, 44(2), 761-774
- Asgharian, H. y Bengtsson, C. (2006). Jump spillover in international equity markets. *Journal of Financial Econometrics*, 4(2), 167-203.

- Asgharian, H., Hess, W. y Liu, L. (2013). A spatial analysis of international stock market linkages. *Journal of Banking & Finance*, 37(12), 4738 - 4754.
- Asgharian, H. y Nossman, M. (2011). Risk contagion among international stock markets. *Journal of International Money and Finance*, 30(1), 22-38.
- Boos, D. D. (1982). A test for asymmetry associated with the Hodges-Lehmann estimator. *Journal of the American Statistical Association* 77, 647–651.
- Eckel, S., Löffler, G., Maurer, A. y Schmidt, V. (2011). Measuring the effects of geographical distance on stock market correlation. *Journal of Empirical Finance*, 18(2), 237-247.
- Fernandez, V. (2011). Spatial linkages in international financial markets. *Quantitative Finance*, 11(2), 237-245.
- Fernández-Avilés, G., Montero, J.-M. y Orlov, A. (2012). Spatial modeling of stock market comovements. *Finance Research Letters*, 9(4), 202-212.
- Flavin, T., Hurley, M. J. y Rousseau, F. (2002). Explaining stock market correlation: A gravity model approach. *The Manchester School*, 70(0), 87-106.
- Griffith, D. A. (2010). The Moran coefficient for non-normal data. *Journal of Statistical Planning and Inference*, 140 (11), 2980–2990
- Hamao, Y., Masulis, R. y Ng, V. (1990). Correlations in price changes and volatility across international stock markets. *Review of Financial Studies*, 3(2), 281-307.
- Karolyi, G. y Stulz, R. (1996). Why do markets move together? an investigation of U.S.-Japan stock return Comovements. *Journal of Finance*, 51(3), 951-86.
- Longin, Francois and Solnik, Bruno, (1995), Is the correlation in international equity returns constant: 1960-1990? *Journal of International Money and Finance*, 14 (1), 3-26.
- Martin, V. y Dungey, M. (2007). Unravelling financial market linkages during crises. *Journal of Applied Econometrics*, 22(1), 89-119.
- Moran, P. A. P. (1950). Notes on continuous stochastic phenomena. *Biometrika*, 37(1/2), 17-23.
- Weng, Y. y Gong, P. (2016). Modeling spatial and temporal dependencies among global stock markets. *Expert Systems with Applications*, 43, C, 175-185.

APÉNDICE

Tabla A1: Descripción de los log-rendimientos mensuales analizados durante los dos sub-periodos

País	Etiqueta	Índice	A.C.			D. C.		
			Min	Media	Max	Min	Media	Max
Alemania	DE	DAX	-0.1274	-0.0007	0.0841	-0.0926	0.0031	0.0673
Argentina	AR	Merval	-0.1184	0.0044	0.1723	-0.1990	0.0099	0.1066
Australia	AU	S&P-ASX200	-0.0476	0.0015	0.0318	-0.0469	0.0008	0.0301
Austria	AT	ATX	-0.1158	0.0035	0.0540	-0.1416	-0.0007	0.0588
Bélgica	BE	BEL20	-0.0798	-0.0009	0.0587	-0.1046	0.0016	0.0481
Brasil	BR	BOVESPA	-0.0818	0.0044	0.0716	-0.1238	-0.0007	0.0628
Canadá	CA	S&PTSX	-0.0688	0.0014	0.0422	-0.0806	0.0005	0.0461
Chile	CL	IPSA	-0.0633	0.0037	0.0620	-0.0437	0.0015	0.0648
Dinamarca	DK	OMX	-0.0820	0.0013	0.0526	-0.0904	0.0053	0.0804
Egipto	EG	EGX 30	-0.1001	0.0074	0.1467	-0.1505	0.0000	0.1083
Eslovaquia	SK	SAX	-0.0427	0.0073	0.1263	-0.0889	-0.0022	0.0549
España	ES	IBEX35	-0.0745	-0.0002	0.0675	-0.0800	-0.0007	0.0702
EE.UU	US-DJ	DOWJONES	-0.0573	-0.0002	0.0438	-0.0658	0.0024	0.0396
EE.UU	US-SP	S&P 500	-0.0506	-0.0010	0.0401	-0.0806	0.0028	0.0444
Filipinas	PH	PSEI	-0.0834	0.0008	0.0667	-0.1196	0.0050	0.0606
Finlandia	FI	OMXH25	-0.0938	-0.0020	0.0782	-0.0585	0.0026	0.0986
Francia	FR	CAC40	-0.0835	-0.0016	0.0547	-0.0631	0.0007	0.0514
Grecia	GR	ATH	-0.0937	-0.0027	0.0858	-0.1419	-0.0075	0.0862
Holanda	NL	AEX	-0.0982	-0.0029	0.0633	-0.0928	0.0014	0.0460
Hong Kong	HK	HANG SENG	-0.0740	0.0003	0.0626	-0.1105	0.0010	0.0685
Hungría	HU	BUX	-0.0735	0.0032	0.0726	-0.1452	0.0012	0.0654
India	IN	BSE Sensex 30	-0.0862	0.0039	0.0635	-0.1186	0.0035	0.1081
Indonesia	ID	IDX	-0.0726	0.0041	0.0615	-0.1638	0.0046	0.0797
Irlanda	IE	ISEQ 20	-0.1024	-0.0014	0.0429	-0.0768	0.0032	0.0774
Islandia	IS	ICEX	-0.0828	0.0031	0.0574	-0.5453	-0.0044	0.0714
Israel	IL	TA100	-0.0843	0.0021	0.0609	-0.0809	0.0025	0.0602
Italia	IT	FTSE MIB	-0.0795	-0.0021	0.0679	-0.0773	-0.0009	0.0821
Japón	JP	NIKKEI 225	-0.0648	-0.0022	0.0437	-0.1182	0.0026	0.0525
Corea del Sur	KR	KOSPI200	-0.0763	0.0014	0.0880	-0.1143	0.0015	0.0551
Malasia	MY	KLCI	-0.0479	0.0009	0.0551	-0.0717	0.0025	0.0552
México	MX	IPC	-0.0674	0.0052	0.0666	-0.0854	0.0027	0.0476
Noruega	NO	OSEAX	-0.1188	0.0031	0.0499	-0.1052	0.0027	0.0609
Nueva Zelanda	NZ	S&PNZX10	-0.0559	0.0032	0.0563	-0.0413	0.0036	0.0329
Pakistán	PK	KARACHI100	-0.0957	0.0078	0.1047	-0.1949	0.0064	0.0784
Perú	PE	IGBVL	-0.0750	0.0075	0.0815	-0.2026	-0.0007	0.1413
Polonia	PL	WIG20	-0.0752	0.0012	0.0885	-0.1159	-0.0012	0.0754
Portugal	PT	PSI20	-0.0786	-0.0017	0.0728	-0.1014	-0.0021	0.0437
Reino Unido	GB	FTSE100	-0.0606	-0.0014	0.0361	-0.0492	0.0012	0.0352
Rep. Checa	CZ	PX	-0.0933	0.0037	0.0672	-0.1374	-0.0012	0.0743
Rusia	RU	RTSI	-0.1330	0.0080	0.1324	-0.1951	-0.0024	0.1159
Singapur	SG	STI	-0.0810	-0.0003	0.0492	-0.1188	0.0008	0.0838
Suecia	SE	OMXS30	-0.0719	-0.0018	0.0698	-0.0802	0.0032	0.0681
Suiza	CH	SMI	-0.0610	-0.0005	0.0461	-0.0522	0.0014	0.0419
Taiwán	TW	TWII	-0.0934	-0.0016	0.0974	-0.0698	0.0019	0.0607
Tailandia	TH	SET	-0.1058	0.0009	0.0921	-0.1560	0.0042	0.0568
Turquía	TR	BIST100	-0.1897	0.0036	0.1880	-0.1124	0.0034	0.0894

Nota: A.C. (antes de la crisis) y D.C. (después de la crisis)

Taula A2: Contrastes de normalidad y medidas de forma de la distribución de los log-rendimientos.

	A.C.				D.C.			
	<i>Shapiro-Wilk</i>	p-valor	Curtosis	Asimetría	<i>Shapiro-Wilk</i>	p-valor	Curtosis	Asimetría
DE	0.9576	0.0020	3.2713	-0.9971	0.9401	0.0006	2.0824	-0.7381
AR	0.9499	0.0006	2.5180	0.5705	0.9519	0.0027	2.7224	-0.8454
AU	0.9549	0.0013	0.8223	-0.8365	0.9494	0.0019	-0.2953	-0.4856
AT	0.9507	0.0007	5.2294	-1.4799	0.9375	0.0004	4.9409	-1.2813
BE	0.9509	0.0007	3.0205	-1.4216	0.9487	0.0017	5.6482	-1.5042
BR	0.9538	0.0011	-0.4236	-0.3198	0.9438	0.0009	3.3814	-0.7920
CA	0.9439	0.0002	1.7018	-1.0347	0.9492	0.0019	5.0198	-1.1947
CL	0.9421	0.0002	0.8446	-0.2952	0.9551	0.0043	0.6040	0.3630
KR	0.9555	0.0014	-0.2170	-0.1807	0.9392	0.0005	6.8118	-1.2957
DK	0.9476	0.0004	1.1702	-0.8278	0.9525	0.0029	3.3909	-0.6845
US-DJ	0.9458	0.0003	0.9779	-0.4476	0.9561	0.0049	1.6993	-0.8725
US.SP	0.9478	0.0004	0.3079	-0.4328	0.9557	0.0047	2.4913	-1.0242
EG	0.9499	0.0006	0.8486	0.2173	0.9531	0.0032	1.6098	-0.5648
SK	0.9433	0.0002	5.0367	1.5182	0.9553	0.0044	3.3027	-0.8743
ES	0.9586	0.0024	1.0510	-0.3983	0.9382	0.0004	0.5774	-0.1924
PH	0.9370	0.0001	-0.0365	-0.2064	0.9608	0.0099	7.5716	-1.5079
FI	0.9453	0.0003	1.1449	-0.3646	0.9427	0.0008	1.7190	0.2174
FR	0.9505	0.0006	1.5357	-0.8102	0.9533	0.0033	-0.2724	-0.3429
GR	0.9647	0.0068	0.5327	-0.4436	0.9256	0.0001	0.2355	-0.4019
NL	0.9474	0.0004	2.1926	-1.0827	0.9468	0.0013	2.4998	-0.8380
HK	0.9434	0.0002	0.0438	-0.4350	0.9411	0.0006	2.6283	-0.7180
HU	0.9536	0.0011	-0.0928	-0.3664	0.9480	0.0016	4.2610	-1.0179
IN	0.9508	0.0007	-0.0303	-0.6241	0.9481	0.0016	5.1530	-0.2549
ID	0.9577	0.0020	-0.4293	-0.3256	0.9417	0.0007	12.9596	-2.1595
IE	0.9297	0.0000	2.0141	-1.1876	0.9707	0.0456	1.9123	-0.6827
IS	0.9600	0.0030	0.9163	-0.6570	0.9390	0.0005	54.4042	-6.8424
IL	0.9523	0.0008	0.7061	-0.4537	0.9496	0.0020	2.1036	-0.4647
IT	0.9623	0.0044	1.6352	-0.6329	0.9283	0.0001	0.1563	-0.2597
JP	0.9528	0.0009	-0.4607	-0.3617	0.9375	0.0004	3.5214	-1.1571
MY	0.9389	0.0001	-0.0373	-0.1997	0.9459	0.0012	7.3785	-0.9563
MX	0.9261	0.0000	-0.0513	-0.3817	0.9634	0.0146	3.2187	-0.7942
NO	0.9329	0.0001	2.8666	-1.2418	0.9659	0.0215	5.2470	-1.1854
NZ	0.9395	0.0001	1.2163	-0.5159	0.9549	0.0042	1.9973	-0.8922
PK	0.9360	0.0001	0.4982	-0.0751	0.9579	0.0065	18.3701	-3.0105
PE	0.9290	0.0000	0.2372	-0.1851	0.9595	0.0081	8.0159	-0.5263
PL	0.9554	0.0014	0.1819	0.0597	0.9350	0.0003	3.3268	-0.6374
PT	0.9557	0.0015	1.7170	-0.4837	0.9437	0.0009	1.4706	-0.7192
GB	0.9542	0.0012	1.2166	-0.9628	0.9385	0.0004	-0.1230	-0.3474
CZ	0.9555	0.0014	1.6585	-0.8533	0.9461	0.0012	6.2766	-1.0760
RU	0.9570	0.0018	0.6968	-0.5025	0.9403	0.0006	2.8577	-0.6337
SG	0.9453	0.0003	1.5370	-1.0137	0.9449	0.0010	7.1591	-0.8638
SE	0.9485	0.0005	0.4866	-0.3267	0.9543	0.0038	2.9475	-0.5981
CH	0.9450	0.0003	0.6987	-0.8130	0.9515	0.0026	0.5769	-0.4330
TH	0.9424	0.0002	1.2456	-0.4204	0.9533	0.0033	11.7078	-2.2853
TW	0.9553	0.0014	0.9149	-0.0168	0.9483	0.0017	0.8398	-0.0692
TR	0.9476	0.0004	1.5144	-0.1442	0.9485	0.0017	0.9018	-0.2765

Nota: A.C. (antes de la crisis) y D.C. (después de la crisis)