

ANÁLISIS DE CONVERGENCIA DE LOS ÍNDICES BURSÁTILES DE LA EUROZONA

by

MANUEL JESÚS ACEDO VÁZQUEZ

A thesis submitted in conformity with the requirements
for the MSc in Economics, Finance and Computer Science

University of Huelva & International University of Andalusia

uhu.es

un
i Universidad
Internacional
de Andalucía
A

Noviembre 2018

« ANÁLISIS DE CONVERGENCIA DE LOS ÍNDICES BURSÁTILES DE LA EUROZONA »

« Manuel Jesús Acedo Vázquez »

Máster en Economía, Finanzas y Computación

Antonio Aníbal Golpe Moya
Universidad de Huelva y Universidad Internacional de Andalucía

2018

Abstract

This paper studies the econometric convergence of the 19 stock indexes of the Eurozone, to know the relationship that exists between them. Monthly quotes are available for all of these indices for the period from December 1999 to October 2018. A convergence model is estimated based on the Phillips and Sul club approach but implemented with Stata, which first contrasts the non-convergence of the Eurozone as a whole and, therefore, makes a provisional classification in clubs and, later, a definitive classification, based on a critical value. The result shows that in this area there are two convergence clubs, the first formed by 13 indexes and the second by 5, and a divergent group that makes up the Cyprus index. For all this, with the exception of Cyprus, it can be deduced that the Eurozone indices have a very marked trend.

Key words: econometric convergence, stock indexes, Eurozone, quotes, trend, club approach, critical value, convergence clubs, divergent group.

Resumen

Este trabajo estudia la convergencia econométrica de los 19 índices bursátiles de la Eurozona, para saber la relación que existe entre ellos. Se tienen las cotizaciones mensuales para todos estos índices para el período comprendido entre diciembre 1999 y octubre 2018. Se estima un modelo de convergencia en función del enfoque del club de Phillips y Sul pero implementado con Stata, que en primer lugar contrasta la no convergencia de la Eurozona en conjunto y, por consiguiente, hace una clasificación provisional en clubs y, posteriormente, una clasificación definitiva, en función de un valor crítico. El resultado nos muestra que en esta zona se distinguen dos clubs de convergencia, el primero formado por 13 índices y el segundo por 5, y un grupo divergente que lo conforma el índice de Chipre. Por todo esto, a excepción de Chipre, se deduce que los índices de la Eurozona llevan una tendencia muy marcada.

Tabla de Contenidos

1.- Introducción	p.1
2.- Revisión de la bibliografía	p.2
3.- Descripción base de datos	p.3
4.- Metodología empleada	p.6
5.- Análisis de resultados	p.9
6.- Conclusiones	p.16
Referencias	p.18
Apéndice	p.21

Lista de Tablas

1.- Índices bursátiles Eurozona

p.4

Lista de Figuras

1.- Log t test	p.10
2.- Clasificación inicial en clubs de convergencia	p.10
3.- Resultado1 clasificación en clubs	p.10
4.- Caída índice de Chipre	p.12
5.- Regresión log t fusión de clubs	p.13
6.- Regresión log t fusión de clubs	p.13
7.- Resultado2 posible fusión de clubs	p.14
8.- Clasificación definitiva en clubs de convergencia	p.15
9.- Resultado3 clasificación definitiva	p.15

1 Introducción

La convergencia en términos de índices bursátiles implica una tendencia a la igualación de sus cotizaciones a lo largo del tiempo, lo que supone que finalmente los mercados de valores internacionales terminan convergiendo, que, como bien dicen Vides, J.C., Golpe, A. A. e Iglesias, J. (2017) “es el resultado de múltiples confluencias de factores económicos, tecnológicos y políticos que han permitido que las regulaciones nacionales e internacionales se alineen cada vez más con las fuerzas económicas y los procesos de globalización”.

En este sentido, las relaciones entre los mercados de valores han sido ampliamente estudiadas desde diferentes perspectivas, entre las que encontramos estudios que se han encargado de analizar la tendencia seguida a lo largo del tiempo por algunos de estos índices globales con el fin de desarrollar estrategias comerciales (Mitra y Bawa, 2017; Gidea y Katz, 2018). Gracias a estudios como los citados, se ha podido llegar a conclusiones sobre relaciones, convergencia o movimientos conjuntos entre dichos mercados.

En este trabajo vamos a hacer un estudio sobre la convergencia econométrica y posterior agrupación en clubs de los índices de los países que componen la Zona del Euro o Eurozona¹ (Alemania, Austria, Bélgica, Chipre, Eslovaquia, Eslovenia, España, Estonia, Finlandia, Francia, Grecia, Holanda, Irlanda, Italia, Letonia, Lituania, Luxemburgo, Malta y Portugal), para el período que va desde diciembre del año 1999 hasta octubre del 2018. Para ello vamos a seguir el enfoque de convergencia del club de Phillips y Sul (2007)², pero implementado con la metodología de los 5 algoritmos del programa Stata propuestos por Du (2017).

El objetivo que perseguimos con este estudio es saber con detalle la convergencia que existe entre los mercados de valores de la Eurozona, con el fin de poder diseñar de forma más precisa

¹ Es el conjunto de estados miembros de la Unión Europea (UE) que han adoptado el euro como moneda oficial (19 estados), formando así una unión monetaria.

² Se trata de un nuevo algoritmo que identifica grupos de subgrupos de convergencia, y es un método basado en datos que evita la separación ex-ante de la muestra. Este algoritmo también se puede usar como un método de panel general para agrupar individuos en grupos con rutas de transición similares.

estrategias comerciales y de inversión, que es algo que no se ha estudiado nunca antes en su conjunto.

Siguiendo esta línea, en el epígrafe 2 hacemos una revisión de la literatura, centrada en el análisis de la convergencia en diferentes campos y en las diferentes herramientas que se han ido proporcionando para realizar este análisis. El epígrafe 3 presenta la descripción de la base de datos que vamos a usar para realizar este trabajo. Seguidamente, en el epígrafe 4 explicamos la metodología que vamos a seguir para hacer el citado análisis de convergencia y la posible agrupación en clubs de los índices de la Zona del Euro, y en el epígrafe 5 presentamos los resultados obtenidos. Por último, en el epígrafe 6 mostramos las principales conclusiones de este trabajo.

2 Revisión de la bibliografía

Una gran cantidad de literatura ha contribuido a investigar empíricamente la hipótesis de convergencia de los principales índices bursátiles, y al desarrollo de métodos para hacer pruebas de convergencia, entre estos estudios encontramos aquellos que hacen un análisis recursivo de las tendencias estocásticas comunes con el fin de ver el grado de convergencia entre índices (Rangvid, 2001), y otros que utilizan metodologías como el parámetro de variación del tiempo o filtro de Kalman, para medir el grado de convergencia entre estos índices bursátiles (Haldane y Hall, 1991; Serletis y King, 1997)

Igualmente, hay autores que se han centrado en analizar las tendencias seguidas por las cotizaciones de diferentes índices mundiales para así ver su convergencia y desarrollar una serie de estrategias comerciales (Mitra y Bawa, 2017; Gidea y Katz, 2018), y otros que han enfocado sus estudios a analizar los procesos de convergencia como tal (De la Fuente, 1998), a través de combinar las ecuaciones de convergencia y las técnicas de análisis de la convergencia sigma con una descomposición en factores de la renta per cápita³. Además, también encontramos autores que afirman que la integración de los mercados de valores es fruto de la convergencia de los ratios de valoración de acciones (Tam y Tam, 2012).

³ Es un indicador comúnmente usado para estimar la riqueza económica de un país y numerosas evidencias muestran que está positivamente correlacionada con la calidad de vida de los habitantes de un país.

Por otro lado, en los últimos años el análisis de convergencia se ha aplicado también a otros temas como las emisiones de dióxido de carbono (Panopoulou y Pantelidis, 2009), el coste de vida (Phillips y Sul, 2007), el precio de la vivienda (Montañés y Olmos, 2013), o el impuesto corporativo (Regis, Cuestas y Chen, 2015), entre otros.

Otro tema muy tratado también dentro del el análisis de convergencia es la posible existencia de clubs de convergencia, con respecto al cual los estudios tradicionales dividen por regla general a todos los individuos en subgrupos en función de una información previa, como por ejemplo la ubicación geográfica, y luego aplican la hipótesis de convergencia para cada subgrupo. Sin embargo, Phillips y Sul (2007) desarrollaron un algoritmo basado en datos que evita la separación previa de la muestra, es decir, primero se aplica la hipótesis y luego se generan los grupos en función de ésta, y este es el enfoque seguido en nuestro estudio.

Ya en la parte práctica, Phillips y Sul (2007; 2009) proporcionaron códigos de GAUSS para realizar sus estudios empíricos, y más recientemente se han ido proporcionando un conjunto de funciones de R para replicar los resultados anteriores (Schnurbus, Haupt y Meier, 2016). No obstante, en este trabajo vamos a usar los 5 algoritmos propuestos por Du (2017) para realizar este test de convergencia, y así determinar si todos los índices de la Zona del Euro convergen hacia el mismo estado estacionario, o si, por el contrario, convergen en clubs o de forma divergente.

3 Descripción base de datos

La base de datos usada para realizar este trabajo contiene la cotización en euros al cierre mensual de los 19 índices bursátiles⁴ de la Eurozona, para una franja temporal que va desde diciembre del año 1999 hasta octubre del 2018.

En relación con lo anterior, esta base de datos la forman 20 variables y 227 observaciones por variable, es decir, un total de 4540 observaciones. Estas variables son la fecha y los índices bursátiles de la zona del euro, para los cuales en la siguiente tabla mostramos la nomenclatura

⁴ Es un promedio del precio de las acciones seleccionadas para representar un mercado concreto, y refleja las variaciones de valor promedio de dichas acciones.

que vamos a usar, su nombre completo, el país al que corresponden y el rango de fechas en el que disponemos de datos dentro de los límites que hemos establecido:

Tabla 1. Índices bursátiles Eurozona. Fuente: Elaboración propia

NOMENCLATURA	ÍNDICE BURSÁTIL	PAÍS	RANGO DE FECHAS
dax	DAX	Alemania	Dic 1999-Oct 2018
atx	ATX	Austria	Feb 2007-Oct 2018
bel20	BEL 20	Bélgica	Dic 1999-Oct 2018
cyprusmain	Cyprus Main Market	Chipre	Oct 2004-Oct 2018
sax	SAX	Eslovaquia	Sep 2003-Oct 2018
blue-chip	Blue-Chip SBITOP	Eslovenia	Jun 2006-Oct 2018
ibex35	IBEX 35	España	Dic 1999-Oct 2018
tallinn	Tallinn SE General	Estonia	Dic 1999-Oct 2018
helsinki25	OMX Helsinki 25	Finlandia	Dic 1999-Oct 2018
cac40	CAC 40	Francia	Dic 1999-Oct 2018
athensgeneral	Athens General Composite	Grecia	Dic 2005-Oct 2018
aex	AEX	Holanda	Dic 1999-Oct 2018
iseq	ISEQ Overall	Irlanda	Sep 2003-Oct 2018
ftsemib	FTSE MIB	Italia	Dic 2002-Oct 2018

riga	Riga General	Letonia	Feb 2000-Oct 2018
vilnius	Vilnius SE General	Lituania	Feb 2000-Oct 2018
luxp	Luxempart SA	Luxemburgo	Nov 2007-Oct2018
mse	MSE	Malta	Ago 2007-Oct2018
psi20	PSI 20	Portugal	Dic 1999-Oct 2018

Como vemos en la tabla, de algunos índices no poseemos datos hasta a partir de una fecha más tardía, debido a que o bien se inauguraron más tarde de la fecha de inicio propuesta o bien no tenemos datos hasta esa nueva fecha. Por este motivo, y con el fin de suprimir la mayor cantidad de *missing values*⁵ posibles, al introducir los datos en Stata vamos a empezar en febrero de 2007, quedándonos así con una muestra formada por los 19 índices y 141 observaciones por variable, la cual sigue siendo muy significativa y ya con una cantidad muy pequeña de datos faltantes, solo en algunos períodos iniciales de los índices de Luxemburgo y Malta. Este hecho no será inconveniente alguno para realizar el estudio, porque al trabajar en Stata conseguiremos no tener en cuenta dichos períodos. Esta nueva base se llamará “eurozonal”.

No obstante, para poder ejecutar posteriormente el programa en Sata es necesario hacer una reestructuración más de dicha base, que se llamará “eurozonadefinitivo.dta” y queda definitivamente como sigue:

- La primera columna (índices) contiene todos los índices fecha por fecha.
- La segunda columna (fecha) guarda una secuencia de números que van desde el 565 hasta el 705 para cada índice, que en Stata hacen referencia a la franja temporal que va desde febrero de 2007 hasta octubre de 2018.
- La tercera columna (cotizacion) contiene la cotización de cada índice para cada fecha.

⁵ Se producen cuando no se almacena ningún valor de datos para la variable en una observación.

Por consiguiente, nuestra base de datos definitiva cuenta con las 3 variables citadas y 2679 observaciones por variable, lo que hace un total de 8037 observaciones. Seguidamente pasaremos a usar estos datos para determinar si todos los índices de la Eurozona convergen en conjunto, o si, por el contrario, convergen en clubs o de forma divergente.

4 Metodología empleada

En primera instancia y de forma tradicional, la variable estudiada suele ser explicada mediante dos componentes (1):

$$\log y_{it} \approx \beta_i \mu_t, \quad (1)$$

donde β_i es el componente que contiene las características estructurales de cada índice, mientras μ_t representa la tendencia común en el crecimiento. En nuestro caso, y_{it} son las cotizaciones para cada índice en cada fecha. Siguiendo esta línea, la aportación de Phillips y Sul (2007) consiste en añadirle al componente estructural la variación respecto al tiempo, de modo que el logaritmo de la variable queda explicado con una nueva descomposición (2):

$$\log y_{it} \approx \beta_{it} \mu_t \quad (2)$$

donde β_{it} trata de explicar las cotizaciones mediante la medida de la proporción de la senda del crecimiento común (μ_t) que sufre el índice i ⁶. Con esta aportación, Phillips y Sul (2007, 2009) están introduciendo un análisis de corte transversal a la vez que un análisis de series temporales heterogéneas en los parámetros de un modelo de crecimiento neoclásico, con el fin de tener en cuenta la heterogeneidad de la transición temporal de las cotizaciones.

Con todo lo dicho, ya pasamos a tener un panel de datos Y_{it} de la variable objeto de estudio, donde $t = 1, 2, \dots, T$ son los valores del tiempo e $i = 1, 2, \dots, N$ son los índices. Ahora pasamos a hacer lo siguiente:

⁶ Se puede observar que tanto en la fórmula (1) como (2) se utiliza el símbolo \approx en lugar de la igualdad, y esto se debe a que en ambas se omiten los errores estándar. No obstante, estos errores para los coeficientes estimados se van a calcular por el método de Phillips y Sul (2007) mediante un estimador consistente con la presencia de heterocedasticidad y autocorrelación en los residuos de la regresión.

- En primer lugar, para cada tiempo t , se calcula la media de los valores Y_{it} , y se compara cada valor individual (Y_{it}) con dicha media, obteniendo los siguientes valores (3):

$$h_{it} = \frac{Y_{it}}{\frac{\sum_{j=1}^N Y_{jt}}{N}} \quad (3)$$

siendo a partir de ahora el panel de las h_{it} con el que vamos a trabajar, olvidando los datos iniciales (Y_{it}).

- En segundo lugar, para cada tiempo t , se calcula la varianza de cada valor h_{it} , mediante la fórmula (4):

$$H_t = \frac{\sum_{i=1}^N (h_{it} - 1)^2}{N} \quad (4)$$

El hecho de comparar cada valor h_{it} con 1, se debe a que si hubiera convergencia total todos estos valores convergerían a 1 (curva de transición).

- El último paso con respecto a la convergencia total, se basa en que H_t tienda a cero. Para ello se ajustan los datos a un modelo como este (5):

$$\log \left(\frac{H_1}{H_t} \right) - 2 \log(\log t) = \alpha + \beta \log t + u_t, \quad t=1, 2, \dots, T \quad (5)$$

Si $\beta < 0$, se rechaza la hipótesis de convergencia total, aunque el siguiente paso sería utilizar un estadístico adecuado para medir la mayor o menor fiabilidad del valor obtenido para β .

En el caso de que no se aceptara la hipótesis nula de convergencia absoluta, pasaríamos a identificar los posibles clubs de convergencia, para lo cual se aplica un algoritmo iterativo desarrollado por Phillips y Sul (2007), de forma que los resultados obtenidos van a tener un nivel de significación del 5%. Este procedimiento iterativo se resume en 4 pasos:

1. Ordenar el panel de datos por corte transversal: cuando $T \rightarrow \infty$ la convergencia es más evidente en las últimas observaciones de la serie. Por esta razón, el primer paso será

ordenar el panel de datos de mayor a menor en función de las observaciones del último período, en nuestro caso octubre de 2018.

2. Formación de los clubs de convergencia de k^* índices: se pasa a seleccionar en el panel de datos los índices que formarán cada club. Para ello se empieza formando grupos de índices desde el mayor valor en octubre de 2018, de modo que los grupos estarán formados por un número de índices $2 \leq k < N$. Seguidamente, se calcula el log t test para el primer grupo, eligiendo el valor de k^* (6) que maximice t_k de acuerdo con el criterio del nivel de significación del 5%⁷:

$$k^* = \arg \max_k \{t_k\} \text{ condicionado a } \min\{t_k\} > -1,65 \quad (6)$$

Esto se hace para los dos primeros índices, y si no se cumple el criterio, se hace con el segundo y tercero, y así sucesivamente hasta que un par de índices cumplan el criterio; si esto no ocurre, podríamos concluir que no existen clubs de convergencia en la muestra estudiada.

3. Tamizar los datos para formar los clubs: en el caso de que en el paso anterior dos índices hayan cumplido el criterio establecido, se siguen añadiendo índices en el orden en que aparecen en el panel, hasta que se deje de cumplir dicho criterio, ya se habría obtenido el primer club de convergencia.
4. Repetir la regla anterior y detenerla: para obtener el segundo club empezamos por el índice que rompió la regla en el primero, y vamos añadiendo índice tras índice hasta que se rompa el criterio establecido, momento en el que ya tenemos el segundo club y se vuelve a empezar. Si no se cumple el criterio en el paso de formación de los clubs, estos índices serán divergentes.

Igualmente, Phillips y Sul (2007) proponen modelizar los elementos de transición mediante la construcción de una medida relativa de dichos coeficientes (7):

⁷ En el enfoque de Phillips y Sul (2007) se usa como valor crítico -1.65 para aceptar o rechazar la hipótesis nula de convergencia, para un nivel de significación del 5%.

$$h_{it} = \frac{Y_{it}}{\frac{\sum_{i=1}^N Y_{it}}{N}} = \frac{\beta_{it}}{\frac{\sum_{i=1}^N \beta_{it}}{N}} \quad (7)$$

Esto mide los coeficientes ponderados β_{it} en relación con el panel de datos, de manera que la variable h_{it} es denominada como la trayectoria de transición relativa, y traza una trayectoria individual para cada índice i en relación a la media del panel de datos. Cuando exista un comportamiento común en la tendencia entre índices, $h_{it}=h_t$, se podría dar un club de convergencia entre grupos. En este sentido, h_{it} tomará valores superiores (inferiores) a 1 para aquellos clubs con valores de la variable por encima (por debajo) de la media del panel de datos. De esta forma, se observa la trayectoria de cada club y la existencia de alguna aproximación entre ellos, que pueda dar lugar a una fusión.

5 Análisis de resultados

En este trabajo vamos a aplicar la metodología *log t test*, pero implementada con los 5 algoritmos de Stata propuestos por Du (2017), a un panel de datos referido a las cotizaciones mensuales en euro de los 19 índices de la Eurozona, en el período que va desde febrero de 2007 hasta octubre de 2018, una vez ajustada la base de datos original. Por su parte, la hipótesis de convergencia total se estima a un nivel de significación del 5%, y los resultados del análisis permitirán identificar los patrones de convergencia de los índices de la Zona Euro.

La hipótesis nula de convergencia total se rechaza directamente (Figura 1) puesto que la aplicación del test *log t* mediante el algoritmo de Stata *logtreg*, que realiza esta prueba para una regresión lineal con heterocedasticidad⁸ y errores estándar con autocorrelación⁹, nos muestra un coeficiente estimado de -0.5194 y un valor del estadístico t (-88.5299) muy por debajo de -1.65, lo que constata que los 19 índices de la Eurozona no convergen entre sí. Además, el hecho de que se descarten los primeros 47 períodos por índice, de un total de 141 para cada uno, indica que no se están teniendo en cuenta esos missing values que había en algunos períodos iniciales, lo que es muy positivo.

⁸ La varianza de las perturbaciones no es constante a lo largo de las observaciones.

⁹ Lo que indica que hay correlación entre los errores estándar correspondientes a períodos u observaciones distintas.

Como vemos el club 1 lo forman inicialmente los índices dax (Alemania), ftsemib (Italia), helsinki25 (Finlandia), ibex35 (España), iseq (Irlanda) y riga (Letonia), y el estadístico t de dicho club es 16.100, que está bastante por encima del -1.65 crítico, por lo que aceptamos la hipótesis nula de convergencia de estos 6 índices que lo conforman. Además, esto tiene mucho sentido porque si observamos la base de datos vemos como estos índices llevan prácticamente la misma tendencia, ya que las fechas en las que contemplamos un crecimiento están creciendo los 6 y aquellas en las que se dan caídas decrecen también los 6.

Igualmente, hay ocasiones en las que las cotizaciones de algunos de estos índices tienden a igualarse tanto, que llegan a ser prácticamente iguales, lo que también es un dato indicativo de que convergen fuertemente.

Con respecto al club 2 está formado por el atx (Austria), bel20 (Bélgica), cac40 (Francia), mse (Malta), psi20 (Portugal), tallinn (Lituania) y vilnius (Estonia), y su estadístico t es de 19.657, que también está por encima del -1.65, por lo que aceptamos la hipótesis nula de que estos 7 índices convergen entre ellos. Del mismo modo que anteriormente, esto tiene mucho sentido, pues si analizamos detenidamente la base de datos vemos que los 7 índices van llevando prácticamente la misma tendencia, aunque en ocasiones observamos alguna fluctuación entre ellos.

Por otro lado, cabe destacar que este club sigue una tendencia muy parecida a la del club 1, aunque no tan marcada, porque hay fechas en las que observamos diferencias entre las tendencias seguidas por los índices de uno y otro club, de ahí el hecho que se clasifiquen por separado.

El club 3 lo conforman aex (Holanda), athensgeneral (Grecia), blue-chip (Eslovenia), luxp (Luxemburgo) y sax (Eslovaquia), y su estadístico t es de 45.286, que está muy por encima del t crítico, por lo que aceptamos la hipótesis nula de que estos 5 índices convergen entre ellos. Este hecho tiene igualmente mucho sentido, ya que, como hicimos con los clubs anteriores, si observamos la base de datos vemos que estos índices llevan prácticamente la misma tendencia entre ellos y en la mayoría de los períodos, de ahí que el estadístico sea tan alto.

No obstante, a diferencia de los clubs anteriores, hay períodos en los que su tendencia va en sentido contrario al de los otros clubs, por lo que no sería posible una fusión con ellos, aunque esto lo analizaremos posteriormente.

Por último, en el caso de cyprusmain (Chipre), el algoritmo no consigue clasificarlo dentro de ningún club porque es totalmente divergente, ya que aunque hasta febrero de 2011 sigue más o menos una tendencia similar a la del resto de índices, a partir de entonces empieza una caída muy pronunciada y sin apenas fluctuaciones (Figura 4), debido, entre otras cosas, a una serie de acontecimientos negativos en materia económica como son la crisis de Chipre en 2012 y el corralito¹⁰ en 2013, y sus posteriores consecuencias que hacen que este índice siga cayendo.

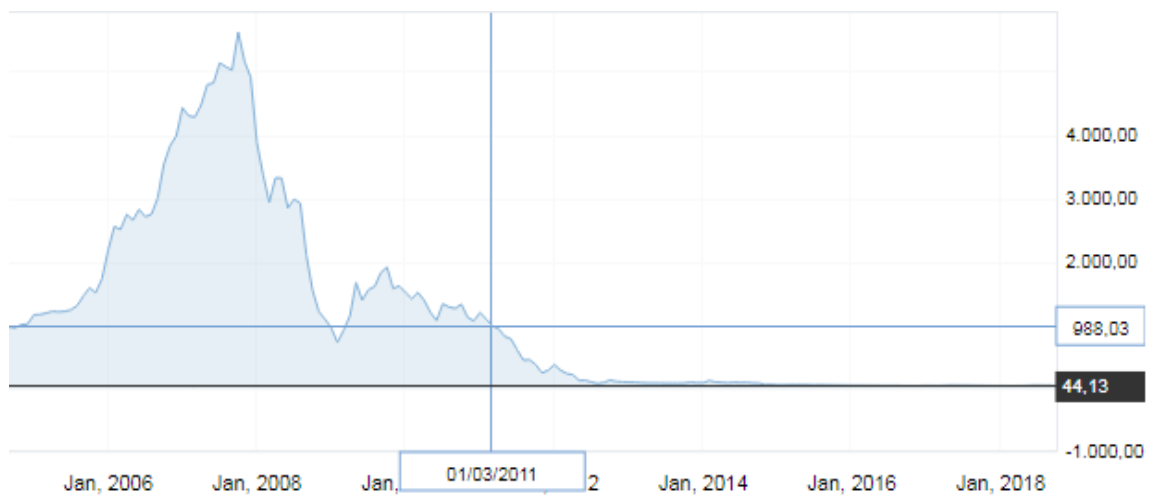


Figura 4. Caída índice de Chipre. Fuente: Investing.com

Por todo esto, el índice de Chipre queda clasificado en un grupo aparte porque es uno de los que rompe en gran medida la convergencia de la Eurozona.

Ahora procedemos a ejecutar el comando *scheckmerge* de Stata, para hacerle la regresión *log t* a los pares de clubs adyacentes, intentando incluir además a Chipre como grupo divergente, y buscando así una posible fusión entre ellos. Este comando nos muestra los valores de la regresión

¹⁰ Restricción de la libre disposición de dinero en efectivo de plazos fijos, cuentas corrientes y cajas de ahorros, con el fin de evitar la salida de dinero del sistema bancario.

$\log t$ para esas posibles fusiones (Figuras 5 y 6), y seguidamente vemos todos estos resultados conjuntamente en la Figura 7:

The log t test for Club 1+2

log t test:

Variable	Coeff	SE	T-stat
log(t)	0.0046	0.0063	0.7369

The number of individuals is 13.
 The number of time periods is 141.
 The first 47 periods are discarded before regression.

The log t test for Club 2+3

log t test:

Variable	Coeff	SE	T-stat
log(t)	-0.0810	0.0111	-7.3148

The number of individuals is 12.
 The number of time periods is 141.
 The first 47 periods are discarded before regression.

Figura 5. Regresión log t fusión de clubs. Fuente: Elaboración propia

The log t test for Club 3 + Group 4

log t test:

Variable	Coeff	SE	T-stat
log(t)	-0.4321	0.0107	-40.3062

The number of individuals is 6.
 The number of time periods is 141.
 The first 47 periods are discarded before regression.

Figura 6. Regresión log t fusión de clubs. Fuente: Elaboración propia

log(t)	Club1+2	Club2+3	Club3+G~4
Coeff	0.005	-0.081	-0.432
T-stat	0.737	-7.315	-40.306

Figura 7. Resultado2 posible fusión de clubs. Fuente: Elaboración propia

Como podemos observar en esta última figura los clubs iniciales 1 y 2 pueden fusionarse para formar así un club convergente más grande, ya que su estadístico t (0.737) está por encima de -1.65, por lo que aceptamos la hipótesis nula de convergencia de ambos clubs. Además, como ya dijimos anteriormente, aunque en algunas fechas escasas los índices de estos dos clubs presentan algunas diferencias, que era por lo que inicialmente los separaba en 2 clubs, realmente ambos tienen una tendencia muy similar en la mayoría de los períodos estudiados, por lo que esta fusión definitiva es lo más lógico.

Con respecto al resto de posibles fusiones observadas en esta figura, vemos que el estadístico t del club 2 con el 3 (-7.315) es menor que el t crítico por lo que no aceptamos la hipótesis nula de convergencia, es decir, ambos clubs no convergen por lo que no es posible fusionarlos, y lo mismo ocurre con el club 3 con el grupo 4 (-40.306). Esto último ya lo citamos anteriormente, puesto que como vimos, el club 3 en muchos períodos lleva una tendencia contraria a los dos otros clubs, y en el caso del índice de Chipre se contrasta lo que ya dijimos de que es totalmente divergente.

Como vemos en las Figuras 5 y 6, la fusión de los clubs 1 y 2 daría lugar a uno formado por 13 índices, el tercero se quedaría igual y el índice de Chipre como grupo divergente. Ahora se pasa a realizar dichas fusiones, y ver así como queda la clasificación definitiva (Figura 8), a través del comando *imergeclub* en Stata.

6 Conclusiones

Como hemos ido viendo a lo largo del trabajo, los clubs de convergencia nos están indicando la tendencia que están llevando los índices de la Eurozona y el momento económico en el que se encuentran los países a los que pertenecen. Tanto es así, que como vimos en un primer momento, se distinguían 3 clubs de convergencia y un grupo de divergencia, aunque tras realizar un análisis más exhaustivo, hemos visto que los clubs iniciales 1 y 2 presentan una tendencia muy similar en la mayoría de los períodos y el estadístico t de esta fusión contrastó esta idea, aceptando así la hipótesis nula de convergencia de ambos clubs.

Es por lo dicho anteriormente, que finalmente los clubs 1 y 2 terminaron fusionándose, dejando la clasificación definitiva formada por dos grande clubs de convergencia y un grupo divergente, el club 1, formado por aquellos índices que llevan más o menos la misma tendencia en todos los períodos estudiados que son atx (Austria), bel20 (Bélgica), cac40 (Francia), dax (Alemania), ftsemib (Italia), helsinki25 (Finlandia), ibex35 (España), iseq (Irlanda), mse (Malta), psi20 (Portugal), riga (Letonia), tallinn (Lituania) y vilnius (Estonia), y el club 2, formado por los índices restantes, a excepción del de Chipre que es el divergente, que llevan una tendencia contraria a los del club 1 en muchos de los períodos estudiados, estos son aex (Holanda), athensgeneral (Grecia), blue-chip (Eslovenia), luxp (Luxemburgo) y sax (Eslovaquia).

El hecho de que se hayan fusionado ambos clubs es indicativo de que la Eurozona está haciendo las cosas bastante bien en materia económica y financiera, pues la mayoría de sus índices siguen una tendencia muy marcada, a excepción de Chipre, que como hemos visto no converge para nada, aunque la clave estaría en conseguir que todos llevaran la misma tendencia para hacer todavía más atractivo el hecho de invertir en la Eurozona.

Con respecto al caso de Chipre, habría que intentar mejorar sus políticas económicas y si situación actual porque no es normal que estando todo tan regulado dentro de la Zona del Euro, este índice vaya por libre sin converger con ningún otro ni formar parte de ningún club, lo que es indicativo de que algo está fallando en las políticas aplicadas y esto mancha la imagen de la Eurozona. Una posible solución sería lanzar una serie de incentivos económicos a las principales empresas de este territorio, con el fin de relanzarlas y conseguir así revertir esa tendencia tan nefasta que ha ido siguiendo su índice, que actualmente sigue cayendo.

Por otro lado, cabe destacar que el hecho de que haya varios clubes de convergencia con respecto a los índices, indica que la postura de los inversores frente a las empresas de un club no tiene porqué ser la misma que frente a las del otro club, porque como hemos visto anteriormente la tendencia que sigue uno puede diferir y mucho de la que sigue el otro, por lo que hay que analizar cada club al detalle sin dejarse llevar por los movimientos que se estén dando en uno concreto.

Referencias

- Apergis, N., y Payne, J. E. (2017): Per capita carbon dioxide emissions across U.S. states by sector and fossil fuel source: Evidence from club convergence tests, *Energy Economics*, Vol.63, Pág.365-372, Ámsterdam, Países Bajos, 2017. Disponible en línea en: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0140988317300105?via%3Dihub>
- De la Fuente, A. (1998): Algunas técnicas para el análisis de la convergencia con una aplicación a las regiones españolas, Pág.1-30, Barcelona, España, 1998. Disponible en línea en: <http://www.sepg.pap.hacienda.gob.es/sitios/sepg/es-ES/Presupuestos/Documentacion/Documents/DOCUMENTOS%20DE%20TRABAJO/D98007.pdf>
- Du, K. (2017): Econometric convergence test and club clustering using Stata, *Stata Journal*, Vol.17, No.4, Pág.882-900, Shandong, China, 2017. Disponible en línea en: <https://docs.google.com/viewer?a=v&pid=sites&srcid=ZGVmYXVsdGRvbWFpbm9rZXJyeWR1MjAxNnxneDozYWNIZGRkM2NiZjdIMmE4>
- Gidea, M. y Katz, Y. (2018): Topological Data Analysis of Financial Time Series: Landscapes of Crashes, *Physica A*, Vol.491, Pág.820-834, Ámsterdam, Países Bajos, 2018. Disponible en línea en: <https://doi.org/10.1016/j.physa.2017.09.028>
- Haldane, A., y Hall, S. (1991): Sterling's Relationship with the Dollar and the Deutschemark: 1976-89, *Economic Journal*, Vol.101, No.4, Pág.436-443, Gran Bretaña, Reino Unido, 1991. Disponible en línea en: https://www.researchgate.net/publication/4808467_Sterling's_Relationship_with_the_Dollar_and_the_Deutschemark_1976-89
- Mahía, R. (2010): Conceptos básicos sobre la autocorrelación en el modelo básico de regresión lineal, Pág.1-15, Madrid, España, 2010. Disponible en línea en: https://www.uam.es/personal_pdi/economicas/rarce/pdf/autocorrel.pdf

Mitra, S. K., y Bawa, J. (2017): Can trade opportunities and returns be generated in a trend persistent series? Evidence from global índices, *Physica A*, Vol.469, Pág.124-135, Ámsterdam, Países Bajos, 2017. Disponible en línea en:

<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S037843711630869X>

Montañés, A., y Olmos, L. (2013): Convergence in US house prices. *Economics Letters*, Vol.121, No.2, Pág.152-155, Ámsterdam, Países Bajos, 2013. Disponible en línea en:

<https://doi.org/10.1016/j.econlet.2013.07.021>

Panopoulou, E., y Pantelidis, T. (2009): Club Convergence in Carbon Dioxide Emissions, *Environmental and Resource Economics*, Vol.44, No.1, Pág.47-70, Salta, Argentina, 2009. Disponible en línea en:

<https://link.springer.com/article/10.1007/s10640-008-9260-6>

Phillips, P. C., y Sul, D. (2007): Transition modeling and econometric convergence tests. *Econometrica*, Vol.75, No.6, Pág.1771-1855, Ohio, EE.UU, 2007. Disponible en línea en:

<https://doi.org/10.1111/j.1468-0262.2007.00811.x>

Phillips, P. C., y Sul, D. (2009): Economic transition and growth, *Journal of Applied Econometrics*, Vol.24, No.7, Pág.1153-1185, 2009. Disponible en línea en:

<https://doi.org/10.1002/jae.1080>

Rangvid, J. (2001): Increasing convergence among European stock markets?: A recursive common stochastic trends analysis, *Economics Letters*, Vol.71, No.3, Pág.383-389, Ámsterdam, Países Bajos, 2001. Disponible en línea en:

[https://doi.org/10.1016/S0165-1765\(01\)00361-5](https://doi.org/10.1016/S0165-1765(01)00361-5)

Regis, P. J., Cuestas, J. C., y Chen, Y. (2015): Corporate tax in Europe: Towards convergence? *Economics Letters*, Vol.134, Pág.9-12, Ámsterdam, Países Bajos, 2015. Disponible en línea en:

<https://doi.org/10.1016/j.econlet.2015.05.030>

Schnurbus, J., Haupt, H., y Meier, V. (2016): Economic Transition and Growth: A Replication, *Journal of Applied Econometrics* forthcoming, Vol.32, No.5, Pág.1039-1042, 2015. Disponible en línea en:

<https://doi.org/10.1002/jae.2544>

Serletis, A., y King, M. (1997): Common Stochastic Trends and Convergence of European Union Stock Markets, The Manchester School, Vol.65, No.1, Pág.44-57, Mánchester, Inglaterra, 1997. Disponible en línea en:

<https://doi.org/10.1111/1467-9957.00042>

Tam, P. S. y Tam, P. I (2012): Rethinking stock market integration: Globalization, valuation and convergence, Berlín, Alemania, 2012. Disponible en línea en:

<http://ideas.repec.org/p/hum/wpaper/sfb649dp2012-052.html>

Vides, J.C., Golpe, A. A. e Iglesias, J. (2017): How did the Sovereign debt crisis affect the Euro financial integration? A fractional cointegration approach, Empírica, Vol.45, No.4, Pág. 685-706, New York, EE.UU, 2017. Disponible en línea en:

<https://link.springer.com/article/10.1007/s10663-017-9386-2>

Apéndice

***** TRABAJO FIN DE MÁSTER*****

/*Como Stata usa como indicador decimal el . en nuestra Base de Datos en Excel reemplazamos las , por los . e importamos los datos a Stata, creando así el archivo "eurozonadefinitivo.dta" */

*Indicamos la ruta de los datos que tenemos en el fichero .dta

```
use "G:\TFM\Stata\eurozonadefinitivo.dta"
```

*Indicamos la ruta en la que queremos crear el fichero smcl

```
cd "G:\TFM\Stata"
```

```
capture log close
```

*Generamos el fichero smcl y le damos nombre

```
log using tfm, replace
```

/*Una vez importados los datos del fichero eurozonadefinitivo.dta, en primer lugar generamos la variable "id",

que asigna un número a cada índice para tenerlos identificados*/

```
egen id=group(indices)
```

/*Seguidamente declaramos que estamos trabajando con datos de panel.

Para especificar que en la columna fecha nos estamos refiriendo a meses y años,

es necesario usar el formato %tm de Stata, donde el 1 significa 1960m1, es decir, enero de 1960,

y es por ello que en nuestra base de datos la variable fecha empieza para cada índice en 565

(febrero de 2007) y termina en 705 (octubre de 2018)*/

```
xtset id fecha, monthly
```

/*A continuación, generamos la variable "lncotizacion", para transformar la serie en logaritmos neperianos

y así reducir la heterocedasticidad, y porque al hablar de variaciones relativas

en vez de absolutas se puede hacer una mejor interpretación de los resultados*/

```
gen lncotizacion=ln(cotizacion)
```

/*Ahora pasamos a eliminar el componente cíclico y extraer el componente de tendencia de la serie temporal

para cada índice de la muestra, que lo guardaremos en la variable "lncotizacion2"*/

```
pfilter lncotizacion, method(hp) trend(lncotizacion2) smooth(400)
```

/*method (hp) indica que estamos usando el filtro de paso alto de Hodrick-Prescott para separar

una serie temporal en tendencia y componente cíclico, y con el smooth(400) suavizamos las variables

utilizando una especificación más suave, en este caso 400 como alisador uniforme*/

/*Seguidamente, pasamos a analizar la convergencia de la muestra en su conjunto, realizando la prueba

de regresión log t a la variable de tendencia “lncotizacion2”*/

logtreg lncotizacion2, kq(0.333)

/*En kq() se pone la proporción de períodos que queremos descartar antes de hacer la regresión, que por defecto sería 0.3, por lo que nos hemos decantado por un 1/3 de la muestra y así suprimimos también

los períodos con missing values*/

/*Como la Eurozona no converge en su conjunto, pasamos a identificamos los clubs de convergencia, es decir,

los grupos de índices que sí convergen entre ellos*/

*Primero instalamos este paquete necesario para ejecutar el comando psecta:

ssc install moremata

psecta lncotizacion2, name(indices) kq(0.333) gen(club) noprt

/*dentro de name() especificamos la variable que queremos agrupar, el kq usamos el mismo que anteriormente,

con noprt suprimimos los resultados de la estimación logtreg para que no se muestren debajo de cada agrupación,

y con gen(club) generamos la variable “club” para guardar las clasificaciones en los clubs. Para los índices que

no están clasificados en ningún club de convergencia, se generan valores perdidos*/

/*Ponemos todos los resultados de la estimación juntos en la matriz resultado1, para lo cual en b guardamos

los coeficientes de la estimación logtreg para cada club, en t los estadísticos t, y luego con matlist los

mostramos todos con border(rows), para que ponga bordes a la tabla, rowtitle("log(t)"), para que ponga ese título,

y con format(%9.3f), para que los números tengan el formato X . tres decimales máximo*/

```
mat b=e(bm)
```

```
mat t=e(tm)
```

```
mat resultado1=(b \ t)
```

```
matlist resultado1, border(rows) rowtitle("log(t)") format(%9.3f)
```

/*Una vez obtenidos los clubs de convergencia, ejecutamos la regresión log t para los pares de clubs adyacentes y así buscar posibles fusiones entre ellos*/

```
scheckmerge Incotizacion2, kq(0.333) club(club) mdiv
```

/*el kq usamos el mismo que anteriormente, dentro de club() especificamos la variable en la que hemos guardado

la clasificación inicial, y con mdiv indicamos que se incluya el grupo de divergencia para hacer la regresión log t*/

*Ponemos todos los resultados de las estimaciones juntos en la matriz resultado2 y los mostramos

```
mat b=e(bm)
```

```
mat t=e(tm)
```

```
mat resultado2=(b \ t)
```

```
matlist resultado2, border(rows) rowtitle("log(t)") format(%9.3f)
```

/*Vemos que es posible fusionar los clubs 1 y 2, por lo que pasamos a realizar esta fusión y ver cómo queda

la clasificación definitiva*/

```
imergeclub lncotizacion2, name(indices) kq(0.333) club(club) gen(clubdefinitivo) noprt
```

/*el kq usamos el mismo que anteriormente, dentro de name() especificamos la variable que vamos a usar para hacer el agrupamiento,

dentro de club() especificamos la variable en la que hemos guardado la clasificación inicial, con noprt suprimimos los resultados de

la estimación logreg para que no se muestren debajo de cada agrupación, y dentro de gen() generamos la variable en la que guardaremos

la clasificación definitiva. Al igual que en el comando psecta, para los índices que no están clasificados en ningún club,

se generan valores perdidos*/

*Ponemos todos los resultados de las estimaciones juntos en la matriz resultado3 y los mostramos

```
mat b=e(bm)
```

```
mat t=e(tm)
```

```
mat resultado3=(b \ t)
```

```
matlist resultado3, border(rows) rowtitle("log(t)") format(%9.3f)
```