

Análisis clúster de la red de comercio internacional entre 1992 y 2015.



Cluster analysis of the network of international trade between 1992 and 2015.

Víctor Roberto Morales-Oñate.¹ & Bolívar Efraín Morales-Oñate.²

Recibido: 17-07-2017 / Revisado: 10-09-2018 Aceptado: 08-10-2018/ Publicado: 01-11-2018

Abstract.

DOI: <https://doi.org/10.33262/cienciadigital.v2i4.1..188>

Cluster analysis is a tool used in various fields of research that allow structural evidence in the configuration of groups. International trade networks, on the other hand, can be analyzed in terms of graph theory. This article combines both perspectives in such a way that the links of a trade network can be analyzed. Powerful results have been obtained for the analysis of international trade that account for the centrality of countries through their links and not their nodes only.

Keywords: International trade network, clustering, centrality measures.

Resumen.

El análisis clúster es una herramienta usada en diversos campos de la investigación que permite evidencia estructuras en la configuración de grupos. Las redes de comercio internacional, por su parte, puede ser analizadas en términos de la teoría de grafos. Este trabajo combina ambas perspectivas de tal modo que se pueda analizar los enlaces de una red de comercio. Se han obtenido resultados potentes para el análisis del comercio internacional que dan cuenta de la centralidad de los países a través de sus enlaces y no únicamente sus nodos.

Palabras Claves: red de comercio internacional, clustering, medidas de centralidad.

¹ Facultad Latinoamericana de Ciencias Sociales, Departamento de Desarrollo, Ambiente y Territorio, Quito, Ecuador, victor.morales@uv.cl

² Escuela Superior Politécnica de Chimborazo, Facultad de Ciencias, Riobamba, Ecuador, bolivar.morales@esPOCH.edu.ec

Introducción.

El comercio internacional puede ser analizado desde varias perspectivas, que varían desde un enfoque de leyes y tratados que norman las relaciones bilaterales y multilaterales (Gervais & Gervais, 1998; Ruse-Khan & Grosse, 2018; Park, 2008; Hoekman, Mattoo, & English, 2002; Matthews, 2003), hasta propuestas de análisis a través modelos. Por ejemplo, el modelo de gravitación ha sido ampliamente utilizado en la literatura de comercio internacional (Bergstrand, 1985; Mátyás, 1997; Van Bergeijk, 2010). El comercio internacional puede ser también sujeto de análisis a través de redes, ya que los flujos de comercio entre los diferentes países constituyen en si mismo una red, por lo que se puede encontrar en la literatura numerosas referencias que analizan la red de comercio mediante teoría de redes.

Este análisis de redes puede ser orientado, al menos, de tres diferentes formas: caracterización, modelización e inferencia y procesos de redes. Asimismo, la caracterización también es abordable desde varios enfoques. Por ejemplo, a través de la caracterización de nodos y enlaces (links por sus siglas en inglés), subgrafos o particiones de la red (Kolaczyk & Csárdi, 2014; Françoisse, Kivimäki, Mantrach, Rossi, & Saerens, 2017; Goldenberg, Zheng, Fienberg, & Airoidi, 2010).

Tradicionalmente, la descripción de la red se realiza mediante indicadores descriptivos de centralidad. Las medidas de centralidad tradicionales son *closeness* y *betweenness*, mientras que medidas más actuales incluyen a la centralidad basada en *la elasticidad país-país* (Pérez-Oviedo, Cajas-Guijarro, & María, 2017). *Closeness*, mide la cercanía que tiene un nodo respecto a sus vecinos (Sabidussi, 1966). La versión clásica del indicador es la inversa respecto a una medida de distancia a otros nodos y se calcula mediante la fórmula: $c_{CI}(v) = \frac{1}{\sum_{u \in V} \text{dist}(v,u)}$, donde $\text{dist}(v, u)$ denota la distancia entre los nodos v y u . *Betweenness* mide el grado en el que un nodo se localiza “entre” otros nodos. Es decir, mide la importancia del vértice respecto al número de caminos del cual es parte. Una presentación clásica del indicador es: $c_B(v) = \sum_{s \neq t \neq v \in V} \frac{\sigma(s,t|v)}{\sigma(s,t)}$ (Freeman, 1977). Finalmente, la elasticidad país-país supone una propensión marginal a importar, así como una determinada estructura comercial dada por la red. En términos matriciales, el indicador de centralidad denominado elasticidad país-país está dado por $E = YM(I - MA)^{-1}Y^{-1}$. Donde $E = [e_{ij}]_{i,j=1,\dots,N}$ es una matriz de elasticidades que estima el cambio porcentual que se da en el ingreso de un país j cuando se cambia en un punto porcentual el ingreso de un país i . Y es una matriz diagonal que contiene el PIB de cada país, M es una matriz diagonal que recoge la propensión marginal a importar de cada país y A es la matriz $N \times N$ de flujos país-país. A partir de la matriz E es posible calcular la media de e_{ij} ponderada por la participación de cada país en la producción mundial: $e_i = \frac{\sum_{j \neq i} e_{ij} Y_j}{\sum_{j \neq i} Y_j}$ donde e_i denota la centralidad de cada país. También es posible calcular el

efecto del resto del mundo sobre el país j : $e_{.i} = \frac{\sum_{j \neq i} e_{ij} Y_j}{\sum_{j \neq i} Y_j}$ donde $e_{.i}$ estima la dependencia de un país frente a un *shock* del resto de países.

Todas las medidas de centralidad mencionadas anteriormente plantean una versión que puede ser utilizada en grafos ponderados y dirigidos. Es justamente en el uso de las ponderaciones de los enlaces en que se trata de dar cuenta de la intensidad de la relación entre los nodos. Sin embargo, hay pocos estudios que caracterizan los enlaces de un grado e una red de comercio, la literatura se ha priorizado el rol de los nodos y no de sus links (Gao, Small, & Kurths, 2017; Pokorny, y otros, 2018; McDonald & Hobson, 2018).

En términos de teoría de redes, la red de comercio internacional es una red ponderada y dirigida. La medida de elasticidad país-país toma en cuenta estas características de la red y uno de sus principales resultados intermedios es la generación de una matriz de elasticidades (que puede ser vista como una matriz de enlaces). A partir de este resultado se recupera una medida de centralidad de los nodos como se ha indicado anteriormente. No obstante, el presente trabajo dirige su atención al análisis de la matriz de enlaces en si misma. Mediante el uso de técnicas de clustering, se ha encontrado configuraciones de grupos de enlaces que permiten una caracterización de la red priorizando los enlaces y no los nodos. Para este propósito ha sido necesario pasar por un importante análisis descriptivo (EDA) de los datos con el propósito de tener una intuición profunda del conjunto y establecer, entre otras cosas, los años representativos mediante el uso de pruebas no paramétricas como Kruskal-Wallis y la aplicación del método clúster herárquico para el análisis final de la red (Everitt, Landau, & Leese, 2001; Gordon, 1999).

1. Materiales y Métodos.

Las técnicas de clasificación se dividen en particional y jerárquica. En la primera es necesario establecer de antemano el número de grupos que se desea obtener. La agrupación jerárquica, por su parte, agrupa los datos con una secuencia de particiones anidadas, desde grupos únicos hasta un grupo que incluye a todos los individuos o viceversa. Los algoritmos jerárquicos aglomerativos comienzan considerando n grupos unitarios y proceden fusionando dichos grupos hasta lograr un sólo grupo con todos los individuos. Al considerar todo el tiempo grupos, en lugar de patrones individuales, los algoritmos jerárquicos requieren un criterio para comparar, por semejanza o diferencia, grupos de patrones. Esos criterios se conocen como funciones de enlace (*linkage functions*) y existen en varias formas (Xu & Wunsch, 2008). La

Figura 1 hace referencia a las más usadas: vecino más próximo, promedio y vecino más lejano. Sin embargo, la función de enlace de Ward es mejor que los enfoques tradicionales para el caso en el que se realiza la aplicación de este trabajo.

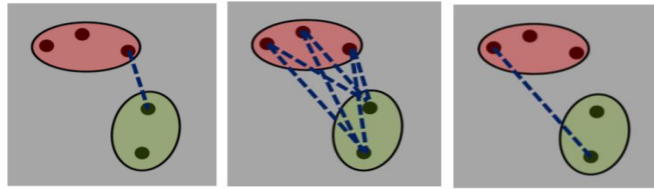


Figura 1: Diferentes funciones de enlace. a. Vecino más próximo. b. Promedio (average). c. Vecino más lejano (complete) . Fuente y elaboración: autores.

Siguiendo a (Xu & Wunsch, 2008), la Figura 2 presenta el flujograma del algoritmo algomeratico jerárquico y a continuación se listan los pasos a seguir:

1. Empieza con N grupos. Calcula la matriz de proximidad (de semejanza o diferencia) para los N grupos.
2. En la matriz de proximidad busca la distancia mínima $D(C_i, C_j) = \min_{1 \leq m, l < N, m \neq l} D(C_m, C_l)$ donde $D(\cdot, \cdot)$ es una función de distancia que combina los grupos C_i y C_j para formar un nuevo cluster C_{ij} .
3. Actualiza la matriz de proximidad calculando las distancias entre los grupos C_{ij} y los demás.
4. Repetir los pasos 2 y 3 hasta que únicamente quede un grupo.

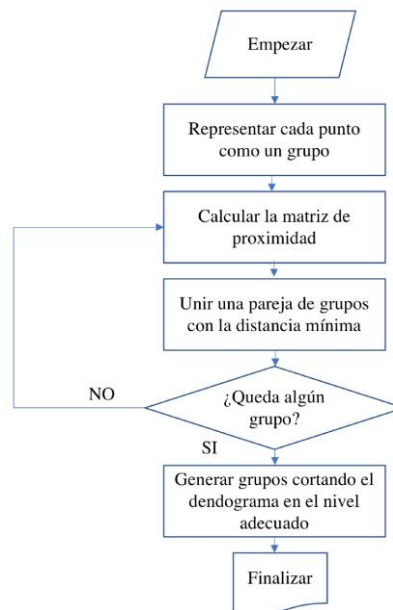


Figura 2: Flujograma del algoritmo algomeratico jerárquico. Fuente: (Xu & Wunsch, 2008). Elaboración: autores.

Claramente, la función de distancia es crucial para la unión de dos grupos. Existen varias definiciones de distancias para realizar dicha unión. Entre las más utilizadas tenemos (Everitt, Landau, & Leese, 2001)

- Vecino más cercano: la distancia entre un par de grupos está determinada por los dos objetos más cercanos a los diferentes grupos (ver
- Figura 1a). Sin pérdida de generalidad, sean C_1 y C_2 un par de grupos cualesquiera. Entonces, $D_{\text{single}}(C_1, C_2) = \min_{o_i \in C_1, o_j \in C_2} \{f(o_i, o_j)\}$ donde f es una función de semejanza o diferencia.
- Promedio: La distancia entre dos grupos se define como el promedio de la distancia entre todos los pares de puntos de datos, cada uno de los cuales proviene de un grupo diferente (ver figura
- Figura 1b). Sin pérdida de generalidad, sean C_1 y C_2 un par de grupos cualesquiera. Entonces, $D_{\text{average}}(C_1, C_2) = \frac{1}{|C_1||C_2|} \sum_{o_i \in C_1} \sum_{o_j \in C_2} f(o_i, o_j)$ donde $|\cdot|$ denota la cardinalidad del conjunto y f es una función de semejanza o diferencia.
- Vecino más lejano: utiliza la distancia más alejada de un par de objetos a una distancia entre grupos definida (ver
- Figura 1c). Sin pérdida de generalidad, sean C_1 y C_2 un par de grupos cualesquiera. Entonces, $D_{\text{complete}}(C_1, C_2) = \max_{o_i \in C_1, o_j \in C_2} \{f(o_i, o_j)\}$ donde f es una función de semejanza o diferencia. Esta función de enlace es particularmente útil para encontrar grupos pequeños y compactos.
- Ward: también conocido como el método de varianza mínima. La distancia entre dos grupos se basa en la distancia euclídeana entre sus centroides³ y multiplicado por un factor, $D^2_{\text{ward}}(C_1, C_2) = \frac{2|C_1||C_2|}{|C_1|+|C_2|} \|\bar{x}(C_1) - \bar{x}(C_2)\|^2$. El objetivo de la distancia de Ward es minimizar el incremento del error cuadrático dentro del grupo dado por $E(C) = \sum_{i \in C} \|x_i - \bar{x}(C)\|^2$.

Nuestro análisis parte de los resultados obtenidos en (Pérez-Oviedo, Cajas-Guijarro, & María, 2017). Su trabajo contiene una propuesta para medir la centralidad de los países. En términos de redes, se realiza una metodología de medición de centralidad de una red ponderada y dirigida que caracteriza a los nodos de la red. Con este objetivo calculan una matriz de elasticidad país-país, exógenamente se asigna un shock en el ingreso de un país, lo que incrementa las importaciones de ese país, y tiene efectos sobre toda la red. Luego combinan esta información con el PIB de los países de la red para obtener el indicador de centralidad de cada país. El presente trabajo, por otra parte, caracteriza la matriz de elasticidad país-país. Es decir, se usa esta matriz para cada año del período 1992-2015 para analizar sus enlaces desde una perspectiva de clusters.

³ El centroide de un grupo ν se define como un punto en el espacio p -dimensional que se encuentra al promediar los valores de medición a lo largo de cada dimensión (variable). Por ejemplo, su f -ésima coordenada es $\bar{x}(\nu) = \frac{1}{n_\nu} \sum_{i \in C_\nu} x_{if}$, donde C_ν representa el conjunto de índices del grupo ν (que contiene n_ν objetos). Así, el centroide del grupo ν está dado por $\bar{x}(\nu) = (\bar{x}_1(\nu), \bar{x}_2(\nu), \dots, \bar{x}_p(\nu))$.

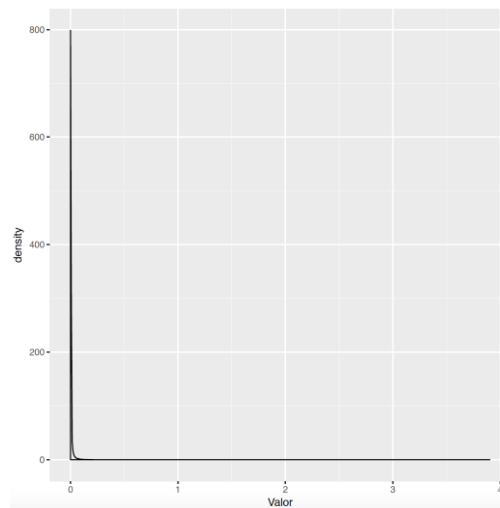


Figura 3: Densidad empírica de la elasticidad para el período 1992-2015. Fuente: (Pérez-Oviedo, Cajas-Guijarro, & María, 2017). Elaboración: autores.

La primera pregunta que exploramos en esta sección es la estructura de la elasticidad calculada para cada par de países en el período de estudio. Se desea establecer si ha existido cambios significativos en dicha estructura. El rango de la elasticidad se encuentra en el intervalo de 0 a 3.9 para todo el período y, como se puede apreciar en la Figura 3 su distribución es marcadamente asimétrica. Por lo tanto, se realiza un gráfico de la densidad empírica del logaritmo de la elasticidad para cada año (

Figura 4).

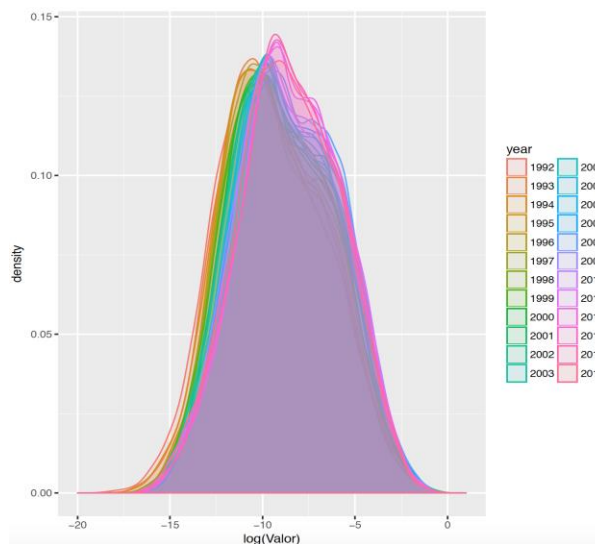


Figura 4: Densidad de la elasticidad por año para el período 1992-2015. Fuente: (Pérez-Oviedo, Cajas-Guijarro, & María, 2017). Elaboración: autores.

Contrariamente al comportamiento de la variable en niveles, la

Figura 4 mejora la visualización de mediante la transformación logarítmica de la elasticidad. También sugiere que no se debe asumir una distribución normal si se desea analizar los datos desde un punto de vista paramétrico. Además se aprecia que la media de la distribución crece, siendo -9.5039 en 1992 y -8.5904 en el 2015. Una forma de explorar dichas diferencias puede ser a través de diferentes ventanas de tiempo dentro del período analizado. Por ejemplo, el período 1992-1996 parece tener una media por debajo del período 2011-2015.

Tabla 1. Prueba de Kruskal-Wallis para el logaritmo de la elasticidad en el período 1992-2015. Fuente y elaboración: autores.

Año (i)	Año (j)	p-valor
1993	1994	0.17
1997	1998	0.44
1997	1999	0.97
1998	1999	0.46
2000	2001	0.84
2000	2002	0.12
2000	2003	0.84
2001	2002	0.08
2001	2003	0.67
2002	2003	0.17
2004	2009	0.06
2005	2009	0.47
2005	2010	0.08
2005	2015	0.14
2006	2007	0.14
2006	2010	0.59
2006	2015	0.41
2008	2011	0.39
2008	2012	0.39
2008	2013	0.19
2010	2015	0.79
2011	2012	0.09
2012	2013	0.65

2012	2014	0.25
2013	2014	0.48

Con el objetivo de responder más apropiadamente a las anotaciones precedentes se han realizado pruebas de Kruskal-Wallis (KW), para todo el período, indicando que si se rechaza la hipótesis nula se trataría de poblaciones diferentes y la variable analizada cambia durante el período analizado. Bajo este razonamiento, la tabla 1 presenta los *p*-valores de la prueba KW realizada para cada pareja de años donde no se rechaza la hipótesis nula. En base a la tabla 1, se puede apreciar que hay tres años que se diferencian de casi todos los demás: 1992, 1995 y 1996. Asimismo, se puede usar años representantes de algún período. Por ejemplo, el año 2001 no presenta diferencias significativas, hacia atrás con el 2000, ni hacia adelante con 2002 y 2003. Por lo tanto, el año 2001 podría ser considerado como un representante del período 2000-2003.

Se ha establecido que la elasticidad analizada es una variable asimétrica y que es apropiada una transformación logarítmica para acceder a su mejor entendimiento. Los valores mínimo, media, mediana y máximo de la elasticidad transformada para todo el periodo son: -19.14, -8.78, -8.92 y 1.36. Estos valores, y las densidades empíricas de la

Figura 4, muestran que la transformación puede considerarse como aproximadamente simétrica. No obstante, el rango de sus valores sigue siendo cercano. Por lo tanto, al explorar la elasticidad en el marco de algoritmos de clasificación, el indicador within será quien guíe la decisión del mejor algoritmo a usarse.

Recordemos que la centralidad en (Pérez-Oviedo, Cajas-Guijarro, & María, 2017) es calculada a partir de la elasticidad y el porcentaje del PIB, luego se aplica la metodología resumida en la introducción, obteniendo una carterización de nodos. Utilizando las mismas variables para la construcción de la centralidad, este trabajo busca una caracterización de los links de la red de comercio internacional mundial. Por lo tanto, la matriz de entrada (conjunto de patrones) que se ha usado en los algoritmos de clasificación está compuesta de parejas de links en las filas (objetos) y en las columnas las variables (atributos): elasticidad, porcentaje de PIB del país de origen y destino, tres variables en total.

Tabla 2. Estadísticos de clasificación para los años referencia: 1993, 2001 y 2015. Fuente: y elaboración: autores.

Años	Algoritmo	Within	Between
1993	Single	0.626	9.151
	Complete	0.48	8.163
	Average	0.505	8.442
	Ward	0.088	1.506

2001	Single	0.624	11.644
	Complete	0.541	8.792
	Average	0.589	11.093
	Ward	0.105	1.352
2015	Single	0.772	10.453
	Complete	0.573	8.307
	Average	0.582	8.393
	Ward	0.12	1.355

La Tabla 2 muestra los estadísticos de clasificación within y between que usan una métrica de distancia dentro de los grupos y entre grupos respectivamente. Se puede apreciar que el algoritmo de Ward es el que presenta mayor cercanía dentro de los clusters, lo cual es deseable en nuestro caso debido al bajo rango de las variables de entrada. Por lo tanto, para la caracterización de los links se hace uso del algoritmo de Ward, con esta elección de algoritmo analizamos tres años de referencia (1993, 2001 y 2015) desde un enfoque temporal de la clasificación jerárquica donde se realiza una evaluación más exhaustiva.

2. Resultados.

Como se ha mencionado, existen propuestas de clasificación que tienen por objeto darle más énfasis a heterogeneidad entre grupos, por lo que el indicador between es el que guía la clasificación (Newman & Girvan, 2004). Este trabajo, por otro lado, guía la clasificación apoyándose en el indicador within, siendo el método Ward el más apropiado para nuestro análisis.

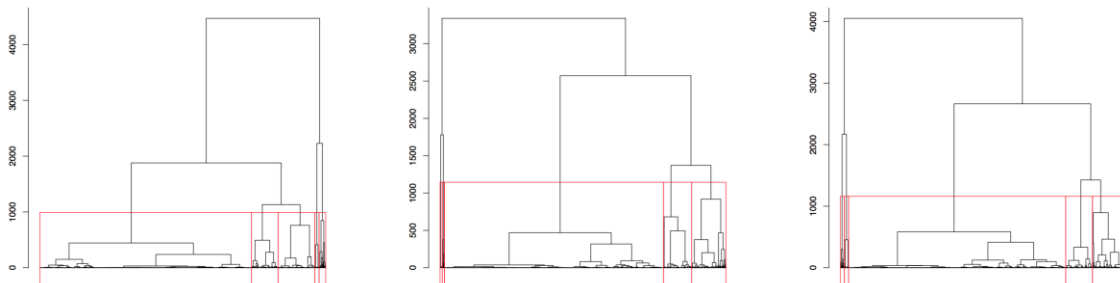
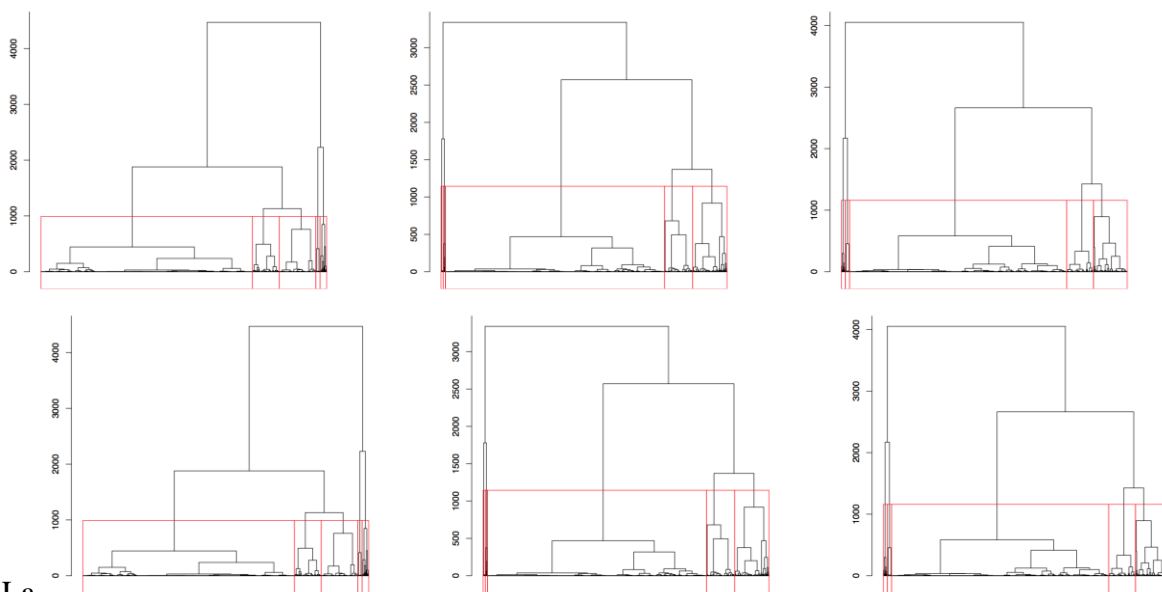


Figura 5: Dendrogramas de los años 1993, 2001 y 2015 (de izquierda a derecha). Fuente y elaboración: autores.



La

Figura 5 presenta los clusters jerárquicos para los años seleccionados para el análisis. Se puede apreciar que existe un cambio de estructura en los dendogramas a través del tiempo, principalmente entre 1993 y 2001. Las líneas en rojo muestran el corte de cada dendrograma de modo que se generen cinco grupos de links para cada año. La Figura 6 muestra la frecuencia de links que pertenecen a cada uno de los grupos. Existe homogeneidad en cuanto al número de links por grupos en cada año. Además, la Tabla 3 muestra el valor de la elasticidad utilizada en la agrupación jerárquica.

Tabla 3. Mediana del logaritmo de la elasticidad normalizada para los años 1993, 2001 y 2015. Fuente y elaboración: autores.

Año	Grupo 1	Grupo 2	Grupo 3	Grupo 4	Grupo 5
1993	-0.169	0.202	2.779	-0.167	-0.167
2001	-0.182	0.29	2.974	-0.179	-0.182
2015	-0.198	0.328	1.455	-0.190	-0.191

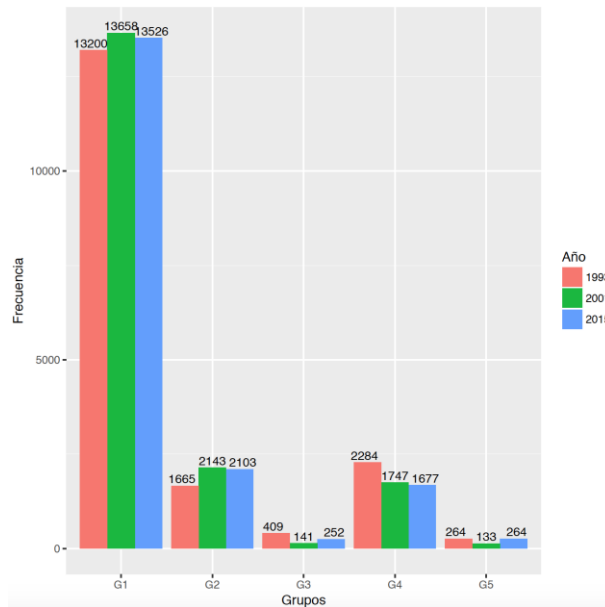


Figura 6: Número de enlaces por año y grupo. Fuente y elaboración: autores.

Con esta información, la jerarquía de los grupos en orden descendiente es: 3, 2, 4, 5 y 1. Para caracterizar los grupos, la Tabla 4 muestra la frecuencia con la que se repite los cinco primeros país de origen y destino en los grupos 1, 3 y 5. El grupo 3, que es el de mayor importancia, parte en 1993 con Japón, Estados Unidos, Gran Bretaña y Francia como los países de mayor frecuencia. Luego en 2001, aparecen en el top 5 China y España, desplazando a Francia y Gran Bretaña. Después, en 2015 se quedan Estados Unidos y China como los únicos países que aparecen como países de destino en este grupo. El grupo 5, que es el penúltimo en importancia, parte en 1993 con Japón y Estados Unidos como los únicos países que aparecen como origen. En 2001 tan solo se queda Estados Unidos en esa condición. Luego, en año 2015, China pasa a acompañar a Estados Unidos en este grupo.

Tabla 4. Frecuencia los cinco países de mayor repetición de origen y destino en cada grupo para los años 1993, 2001 y 2015. Fuente y elaboración: autores.

Año	Grupo	Destino	País	BLR	DOM	HTI	KAZ	KGZ
1993	G1	Destino	País	BLR	DOM	HTI	KAZ	KGZ
		Frecuencia		120	120	120	120	120
	Origen	País	POL	FIN	IDN	ARG	AUT	
		Frecuencia		119	116	116	115	114
	G3	Destino	País	SGP	MYS	NGA	SUR	BEL
			Frecuencia		12	9	8	8
Origen		País	JPN	USA	GBR	DEU	FRA	
		Frecuencia		133	133	26	23	23
G5	Destino	País	JPN	USA				
		Frecuencia		132	132			
	Origen	País	ALB	ARG	ARM	ATG	AUS	
		Frecuencia						

			Frecuencia	2	2	2	2	2	
2001	G1	Destino	País	BTN	HTI	KNA	NPL	PLW	
			Frecuencia	120	120	120	120	120	
		Origen	País	ALB	ARM	ATG	AZE	BDI	
			Frecuencia	118	118	118	118	118	
		G3	Destino	País	GNQ	ATG	BLR	BRN	HUN
				Frecuencia	3	2	2	2	2
	Origen	País	USA	DEU	JPN	CHN	ESP		
		Frecuencia	133	2	2	1	1		
	G5	Destino	País	USA					
			Frecuencia	133					
		Origen	País	ALB	ARG	ARM	ATG	AUS	
			Frecuencia	1	1	1	1	1	
2015	G1	Destino	País	BDI	BGD	BTN	GMB	GRD	
			Frecuencia	118	118	118	118	118	
		Origen	País	ALB	ATG	AZE	BDI	BHS	
			Frecuencia	118	118	118	118	118	
		G3	Destino	País	ALB	ARG	ARM	ATG	AUS
				Frecuencia	2	2	2	2	2
	Origen	País	USA	CHN					
		Frecuencia	129	123					
	G5	Destino	País	CHN	USA				
			Frecuencia	132	132				
		Origen	País	ALB	ARG	ARM	ATG	AUS	
			Frecuencia	2	2	2	2	2	

Habiendo obtenido los conglomerados generados a partir de los enlaces de la red de comercio internacional, es natural analizar esta configuración en términos de su evolución. La Figura 7 muestra los enlaces de la red dividido en grupos para los años 1993, 2001 y 2015. Se aprecia que la estructura económica del 2001 difiere considerablemente de los demás años. Por ejemplo, el grupo 3 deja de tener fuerza en Rusia y el grupo 1 toma el liderazgo. También se aprecia que el grupo 2 gana mercado paulatinamente en los años analizados.

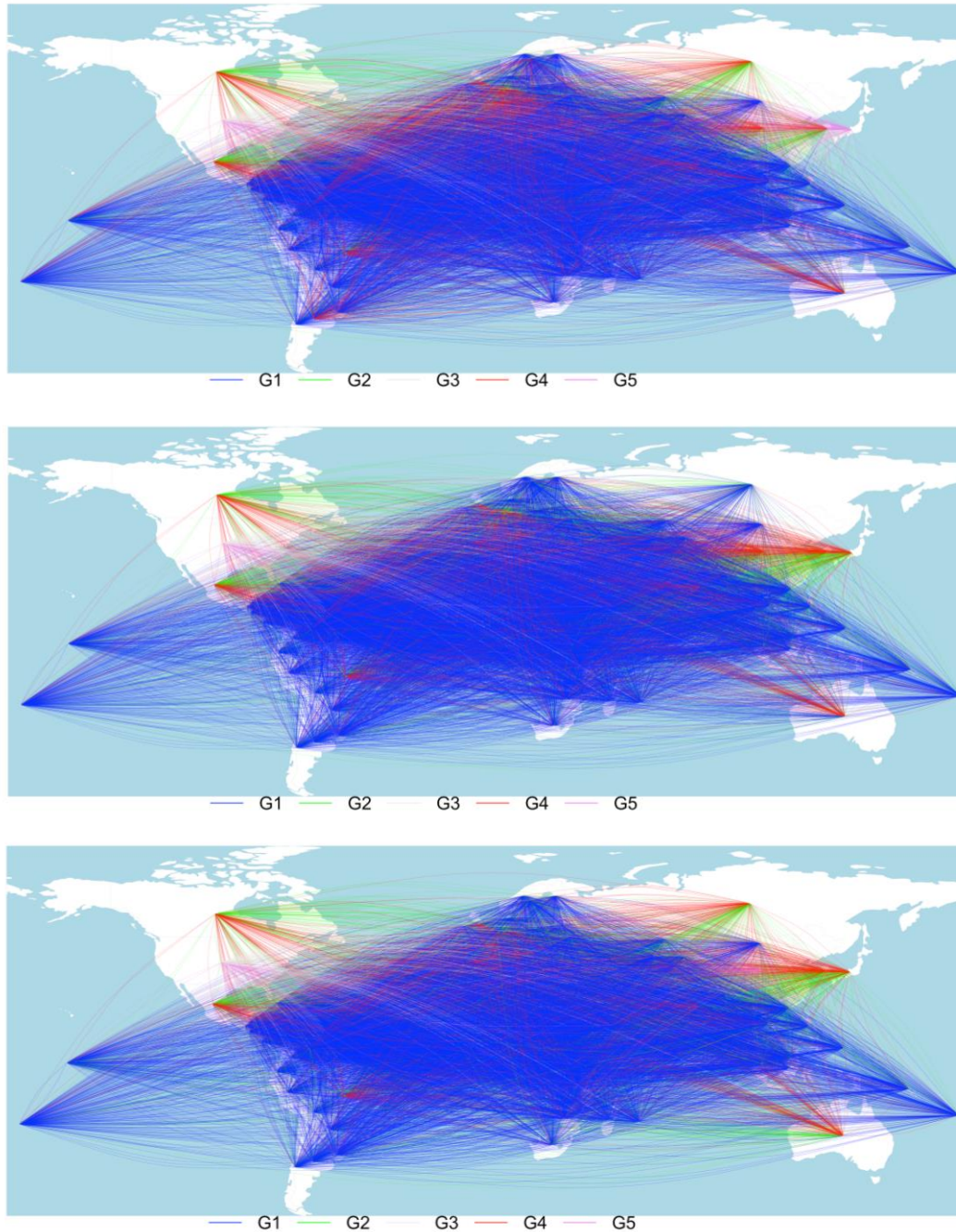


Figura 7: Evolución de la red de comercio internacional dividida en clusters. De arriba hacia abajo: 1993, 2001 y 2015. Fuente y elaboración: autores.

Otro contraste interesante de los grupos obtenidos se presenta en la Figura 8, esta vez poderando los enlaces en función de sus valores de elasticidad. Consecuentemente con el análisis anterior, el grupo 3 nuevamente gana mercado en la evolución. Se aprecia un efecto de incremento en las relaciones comerciales entre América y los demás continentes, presumiblemente un efecto esperado de la globalización. Asimismo es posible apreciar un

comportamiento similar del grupo 1 entre el 2001 y el 2015. Cabe notar que el grupo 1 era el más sobresaliente en la Figura 7, sin embargo, al tomar en cuenta la ponderación de los enlaces, su importancia se ve afectada.

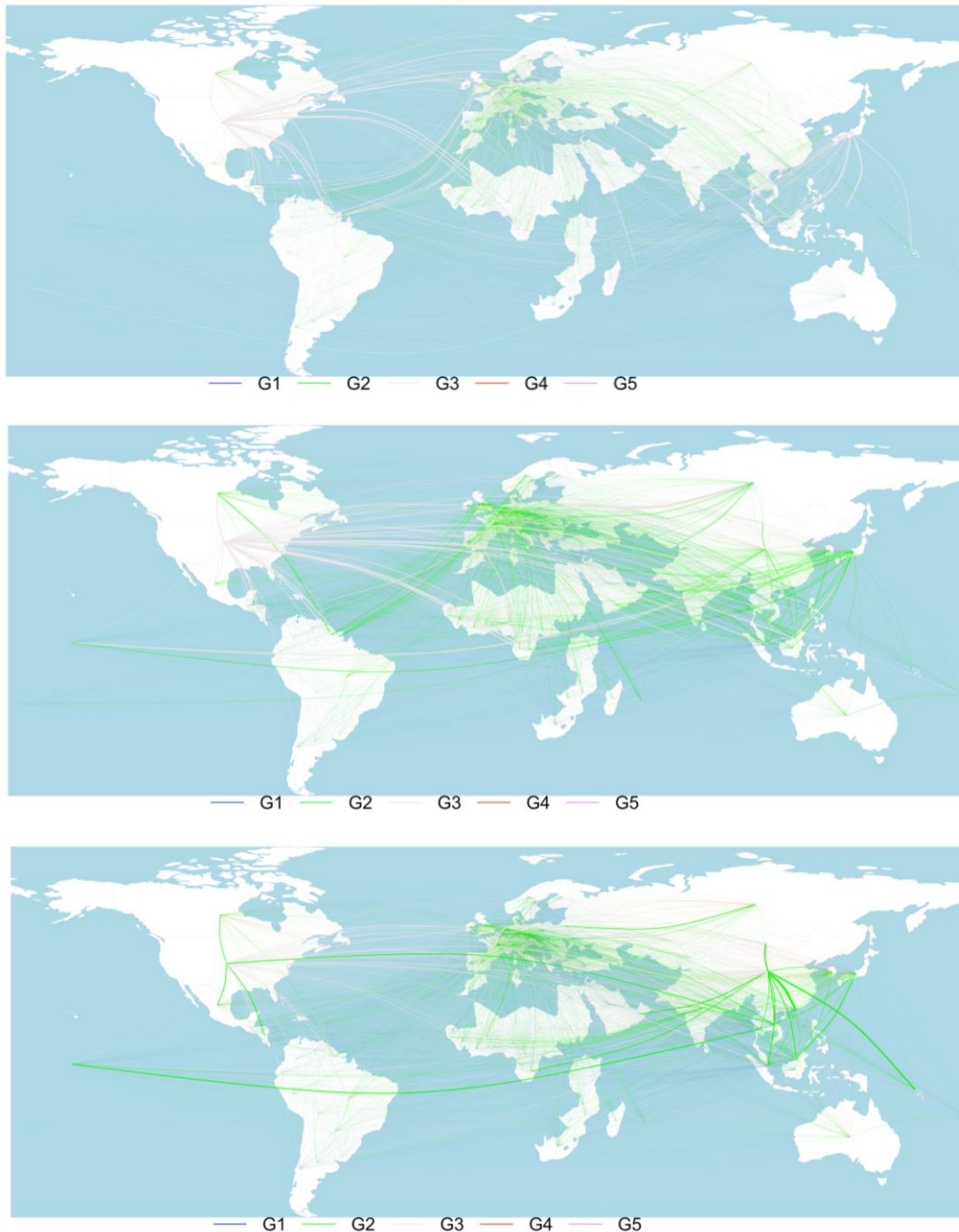


Figura 8: Evolución de la red de comercio internacional dividida en clusters y ponderada por elasticidad. De arriba hacia abajo: 1993, 2001 y 2015. Fuente y elaboración: autores.

Finalmente, la Figura 9 presenta al grupo 5 aislado del resto para poder apreciar su evolución

de forma expedita. Se aprecia como nodos centrales a Estados Unidos y Japón en el 1993. Luego, en el 2001 Japón pierde relevancia dentro del grupo pero la recupera, aunque no con la misma intensidad, para el 2015. Respecto a 1992, el año 2015 muestra relaciones que previamente no se habían establecido. Por ejemplo, se han generado varios enlaces comerciales con países africanos. Además, es notable la centralidad que ocupa China para el 2015 luego que Japón ha perdido relevancia en este grupo de enlaces.

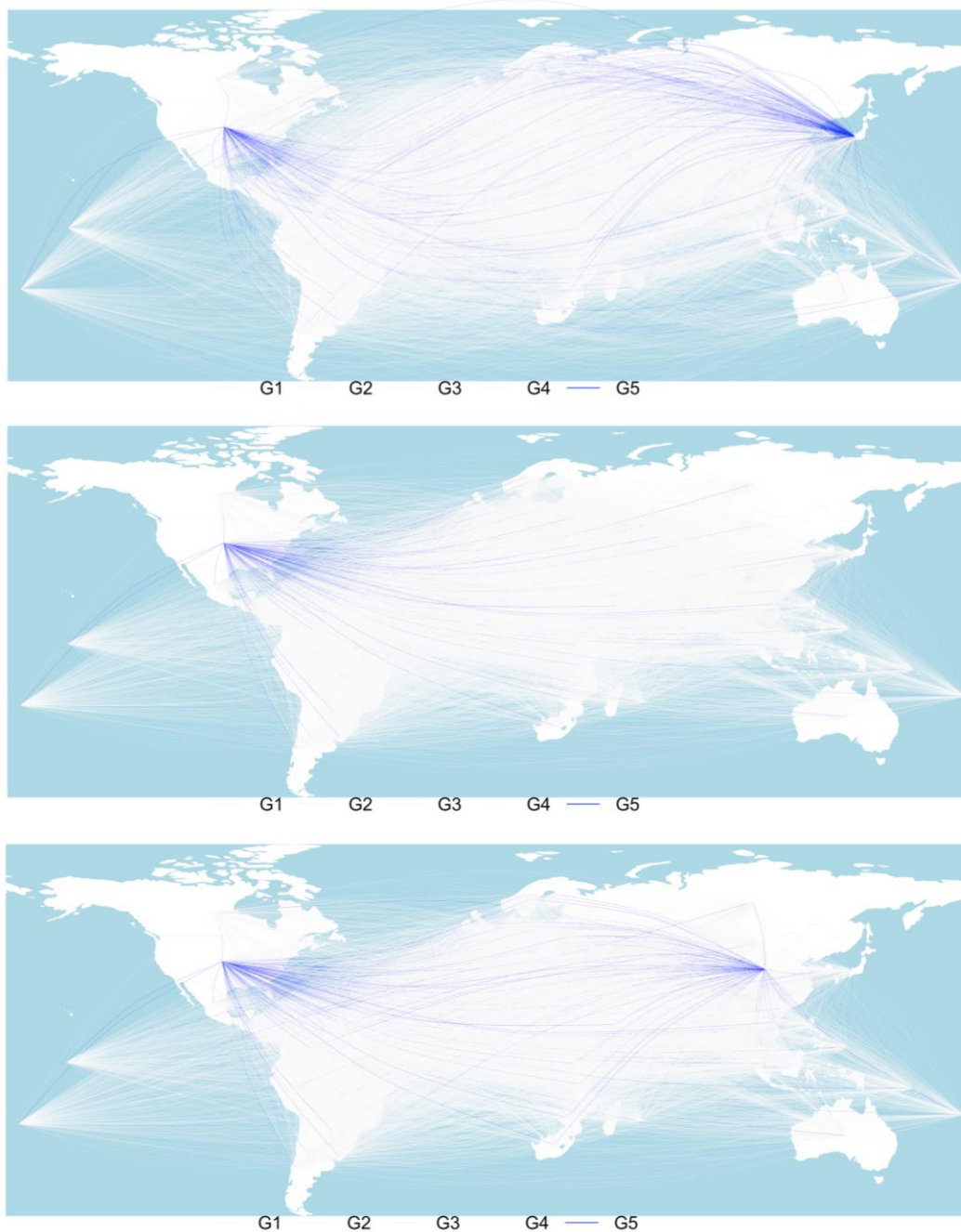


Figura 9: Evolución del grupo 5 en la red de comercio internacional. De arriba hacia abajo:

1993, 2001 y 2015. Fuente y elaboración: autores.

3. Discusión.

Una de las innovaciones del presente trabajo es el campo de aplicación de las técnicas clúster. Precisamente, en el contexto del análisis de la matriz de las elasticidades país-país y su configuración de grupos legibles en la evolución de la red de comercio internacional. Por este motivo, esta aplicación puede servir de insumo para analistas económicos de comercio internacional de modo que puedan dar evidencia de las estructuras de comercio a las que están ancladas los diferentes países del mundo. Ubicando las centralidades desde una perspectiva del enlace y no únicamente desde los nodos analizados.

Es claro que las consideraciones aquí tomadas pueden tener otros abordajes. Por ejemplo, la configuración de grupos es siempre un debate abierto en la literatura estadística. Se podría incluir variables nominales u ordinales como la presencia o no de pactos bilaterales entre países lo cual podría re configurar los grupos y dar evidencia de nuevas alianzas entre países. También sería posible variar la técnica de cluster, pasando del enfoque jerárquico aquí presentado y orientar la investigación a través de clasificaciones supervizadas y no supervizadas no jerárquicas. La selección de los años para la intuición de la evolución de la red también admite técnicas de otro tipo. Por ejemplo, en cada año i) se podría estimar la función de distribución acumulativa empírica (ecdf), ii) generar números aleatorios usando el método de transformación inversa y, iii) un determinado número de réplicas de indicadores de centralidad y así tener la estimación de la ecdf de cada país. Los pasos anteriores podrían permitir realizar pruebas no paramétricas para determinar si existen diferencias significativas en las medidas de centralidad de los países.

Pese a las posibles particularidades que susceptibles de modificación en el proceso que se ha seguido, claramente este trabajo es una invitación a la exploración y aplicación de técnicas que permitan dar cuenta de la estructura de la red de comercio. En este sentido, se ha planteado una meta metodológica: dada una ventana de tiempo de una red de comercio, i) resaltar las variaciones anuales y así seleccionar años relevantes de la ventana de tiempo, ii) seleccionar una técnica cluster adecuada para clasificar enlaces de una red, y iii) presentar evolutivamente los resultados en forma de mapas que den cuenta de la interacción de los resultados con las centralidades de los nodos.

Agradecimiento.

Los autores agradecen la colaboración de Wilson Pérez-Oviedo y John Cajas-Guijarro en el desarrollo del presente trabajo.

Referencias bibliográficas.

- gervais, d. J., & gervais, d. J. (1998). *The trips agreement: drafting history and analysis* (vol. 2). Inglaterra: sweet & maxwell london.
- Ruse-khan, & grosse, h. (2018). From trips to ftas and back: re-conceptualising the role. *Netherlands yearbook of international law 2017: shifting forms and levels of cooperation in international economic law: structural developments in trade, investment and financial regulation*, 48, 57.
- Park, w. G. (2008). International patent protection: 1960 2005. *Research policy*, 37(4), 761-766.
- Hoekman, b., mattoo, a., & english, p. (2002). *Development, trade, and the wto: a handbook, the world bank*. Washington: world bank.
- Matthews, d. (2003). *Globalising intellectual property rights: the trips agreement*. Routledge.
- Bergstrand, j. H. (1985). The gravity equation in international trade: some microeconomic foundations and empirical evidence. *The review of economics and statistics*, 474-481.
- Mátyás, l. (1997). Proper econometric specification of the gravity model. *World economy*, 20(3), 363-368.
- Van bergeijk, p. A. (2010). *The gravity model in international trade: advances and applications*. Cambridge university press.
- Kolaczyk, e. D., & csárdi, g. (2014). *Statistical analysis of network data with r* (vol. 65). Nueva york: springer.
- Françoisse, k., kivimäki, i., mantrach, a., rossi, f., & saerens, m. (2017). A bag-of-paths framework for network data analysis. *Neural networks*, 90, 90-111.
- Sabidussi, g. (1966). The centrality index of a graph. *Psychometrika*, 31(4), 581-603.
- Freeman, l. C. (1977). A set of measures of centrality based on betweenness. *Sociometry*, 35-41.

- Gao, z.-k., small, m., & kurths, j. (2017). Complex network analysis of time series. *Epl (europhysics letters)*, 116(5).
- Pokorny, j. J., norman, a., zanesco, a. P., bauer-wu, s., sahdra, b. K., & saron, c. D. (2018). Network analysis for the visualization and analysis of qualitative data. *Psychological methods*, 23(1), 169.
- Mcdonald, d. B., & hobson, e. A. (2018). Edge weight variance: population genetic metrics for social network analysis. *Animal behaviour*, 136, 239-250.
- Everitt, b. S., landau, s., & leese, m. (2001). Cluster analysis. En *international geophysics* (vol. 100, págs. 603-616). Inglaterra.
- Gordon, a. D. (1999). *Classification* (vol. 2). Inglaterra: chapman and hall.
- Xu, r., & Wunsch, d. (2008). *Clustering* (vol. 10). John wiley & sons.
- Newman, m. E., & girvan, m. (2004). Finding and evaluating community structure in networks. *Physical review e*, 69(2).
- Pérez-oviedo, w., cajas-guijarro, j., & maría, v. (2017). South america: trade and integration in the new global trade network. En e. Vivares, *regionalism, development and the post-commodities boom in south america* (págs. 121-145). Estados unidos: springer.
- Goldenberg, a., zheng, a. X., fienberg, s. E., & aioldi, e. M. (2010). A survey of statistical network models. *Foundations and trends in machine learning*, 2(2), 129-233.

Para citar el artículo indexado.

Morales-Oñate V., Morales-Oñate B. (2018). Análisis Cluster de la Red de Comercio Internacional entre 1992 y 2015. *Revista electrónica Ciencia Digital* 2(4), 23-41. Recuperado desde:

<http://cienciadigital.org/revistacienciadigital2/index.php/CienciaDigital/article/view/188/166>



El artículo que se publica es de exclusiva responsabilidad de los autores y no necesariamente reflejan el pensamiento de la **Revista Ciencia Digital**.

El artículo queda en propiedad de la revista y, por tanto, su publicación parcial y/o total en otro medio tiene que ser autorizado por el director de la **Revista Ciencia Digital**.

