

# Las emisiones de CO<sub>2</sub> en Finlandia y Noruega: una relación dinámica

*A dynamic relationship between CO<sub>2</sub> emissions in Finland and Norway*

**Agustín ALONSO RODRÍGUEZ**

Real Centro Universitario

“Escorial María Cristina”

San Lorenzo del Escorial

**Resumen:** En este artículo se considera la relación dinámica entre las emisiones de CO<sub>2</sub> en Finlandia y Noruega. Este estudio econométrico de los datos permite establecer, en la terminología de *Granger causality*, una relación de prelación de las emisiones de CO<sub>2</sub> en Finlandia sobre las emisiones de CO<sub>2</sub> en Noruega.

**Abstract:** In this paper a dynamic relationship is established between the CO<sub>2</sub> emissions in Finland and Norway. In the *Granger causality* way of thinking Finland causes Norway in the CO<sub>2</sub> emissions.

**Palabras clave:** Emisiones de CO<sub>2</sub>, Banco Mundial, modelos VAR(p), *Granger causality*, función respuesta-impulso, descomposición de la varianza del error de predicción; software: R, MTS, RATS.

**Keywords:** CO<sub>2</sub> emissions, World Bank, VAR(p) models, *Granger causality*, impulse response function, forecast error variance decomposition; software: R, MTS, RATS.

## Sumario:

- I. **Introducción.**
- II. **Modelos VAR(p).**
- III. **Los datos.**

- IV. Estimación del VAR(2).**
- V. Funciones respuesta-impulso.**
- VI. Descomposición de la varianza del error de predicción.**
- VII. Pronósticos.**
- VIII. Conclusión.**
- IX. Bibliografía.**

**Recibido: septiembre 2017.**

**Aceptado: noviembre 2017.**

## I. INTRODUCCIÓN

La preocupación por el cuidado del medio ambiente es una realidad de nuestros días. Buena prueba de ello es el Acuerdo de París de 2015, que establece las medidas para la reducción de los gases de efecto invernadero, a fin de reducir el calentamiento global del Planeta. Elaborado y firmado inicialmente por 195 países, fue promulgado el 22 de abril de 2016, quedando a la espera de la firma de todos los países que se adhieran al mismo. Con palabras del Papa, ha llegado el momento de “escuchar el clamor de la Tierra” (Papa Francisco, *Laudato Sí*, número 49). Nuestro hábitat se ve perjudicado por los gases de efecto invernadero, y la preocupación de los Estados por controlar, lo más posible, la emisión de estos gases es creciente. El dióxido de carbono, el CO<sub>2</sub>, es uno de ellos y las leyes de todos los Estados están intentando regularlo.

En este trabajo, se analizan las emisiones de CO<sub>2</sub> en Finlandia y Noruega. La elección de Finlandia y Noruega se debe a su situación geográfica singular, zona de bajas temperaturas, en el norte de Europa. Esta realidad puede repercutir en temas de medio ambiente, y su vecindad puede presentar retos comunes para ambas comunidades. Por otro lado, ambos países tienen comparable población y extensión. Sin embargo, aquí no se tienen en cuenta otras consideraciones de orden económico ni social; nos limitamos al análisis de los datos.

## II. MODELOS VAR(p)

El enfoque a utilizar es el del análisis multivariante de series temporales, que permite establecer relaciones dinámicas entre variables, así como mejorar las predicciones. Nos referimos, en concreto, a los modelos multivariantes autorregresivos, de orden  $p$ : VAR(p).

En nuestro caso, sea el vector:  $z_t = (CO_2^{finlandia}, CO_2^{noruega})'$  abreviado como

$$z_t = (\text{finCO}_2, \text{norCO}_2)' \text{ y, por simplicidad, } z_t = \begin{bmatrix} z_{1t} \\ z_{2t} \end{bmatrix}.$$

Tras unos primeros análisis, el modelo apropiado para nuestro vector  $z_t$  es un VAR(2). Su formulación analítica es la siguiente:

$$z_t = \phi_0 + \phi_1 z_{t-1} + \phi_2 z_{t-2} + a_t$$

siendo  $a_t$  una sucesión de variables aleatorias i.i.d., con media cero y varianza constante.

La formulación analítica pone de relieve que los componentes de  $z_t$  dependen de los retardos  $z_{t-1}$  y  $z_{t-2}$

En forma desplegada tenemos:

$$\begin{bmatrix} z_{1t} \\ z_{2t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \phi_{10} \\ \phi_{20} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \phi_{1,11} & \phi_{1,12} \\ \phi_{1,21} & \phi_{1,22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} z_{1,t-1} \\ z_{2,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \phi_{2,11} & \phi_{2,12} \\ \phi_{2,21} & \phi_{2,22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} z_{1,t-2} \\ z_{2,t-2} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} a_{1t} \\ a_{2t} \end{bmatrix}$$

Cabe destacar que  $\phi_{1,12}$  indica la dependencia lineal de  $z_{1t}$  respecto a  $z_{2,t-1}$  en presencia de los retardos de  $z_{t-1}$  y  $z_{t-2}$ . Y de manera semejante se explican los restantes coeficientes de la segunda matriz  $\phi_2$ .

Acudiendo a la terminología *Granger causality*, si  $\phi_1$  y  $\phi_2$  son matrices diagonales, entonces  $z_{1t}$  y  $z_{2t}$  siguen cada una un AR(2) univariante. Si  $\phi_{1,12} = \phi_{2,12} = 0$  pero al menos uno de  $\phi_{1,21}$  y  $\phi_{2,21}$  no son cero, entonces hay una relación unidireccional de  $z_{1t}$  a  $z_{2t}$  porque en este caso  $z_{1t}$  no se ve afectada por ningún retardo de  $z_{2t}$ , mientras que  $z_{2t}$  sí se ve afectada por algún retardo de  $z_{1t}$ . Cfr. Tsay, *Multivariate Time Series Analysis*, p. 37.

### III. LOS DATOS

Las series temporales de las emisiones de CO<sub>2</sub> en Finlandia y Noruega están tomadas del Banco Mundial. Aunque en la base de datos del Banco se menciona el hecho de que las observaciones, anuales, van de 1960 al 2016, sin embargo, están ausentes los valores para 2015 y 2016 de ambas series (15-09-2017). En definitiva la muestra va de 1960 a 2014, datos anuales en kilotoneladas métricas: kt. de CO<sub>2</sub>.

Con ayuda del paquete estadístico RATS, versión 9.2, los estadísticos básicos de ambas series vienen recogidos en la siguiente tabla: tabla 1.

Series	Obs	Mean	Std Error	Minimum	Maximum
FINCO2	55	47859.0837636	13232.4507952	14939.3580000	69130.2840000
NORCO2	55	35406.6851636	11584.5387432	13102.1910000	60105.7970000

Tabla 1: Estadísticas básicas de las series.

Siendo su representación gráfica conjunta la recogida por la figura 1

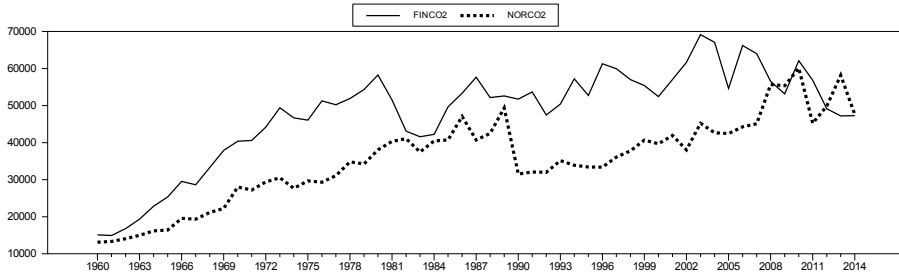


Figura 1. Emisiones de CO<sub>2</sub> en Finlandia y Noruega: 1960-2014.

Como muestra el gráfico, para Finlandia, a lo largo de los 55 años representados, el valor máximo alcanzado fue 69130.28 kt, en 2003.

Y por lo que a Noruega respecta, el máximo de los 55 años representados fue 60105.80 kt, en 2010.

A pesar de la tendencia creciente que muestran ambas series, no se recomienda diferenciarlas por tratarse de un modelo VAR. Cfr. *RATS User's Guide*, versión octava, p. 205.

Los valores de los últimos años vienen recogidos en la siguiente tabla: tabla 2.

Id	Year	FinCO2	NorCO2
41	2000	52427.10	39673.27
42	2001	57051.19	41910.14
43	2002	61682.61	38023.12
44	2003	69130.28	45221.44
45	2004	67091.43	42647.21
46	2005	54645.63	42438.19
47	2006	66200.35	44257.02
48	2007	63985.48	45089.43
49	2008	56519.47	55690.73
50	2009	53149.50	55346.03
51	2010	62082.31	60105.80
52	2011	56816.50	45195.78
53	2012	49134.13	49889.54
54	2013	47219.96	58162.29
55	2014	47300.63	47627.00

Tabla 2. Datos de las emisiones de CO<sub>2</sub>: 2000 a 2014

#### IV. ESTIMACIÓN DEL VAR(2)

Con ayuda del paquete MTS, el VAR(2) estimado presenta los siguientes resultados:

```

m2 = VAR(zt,2)
Constant term:
Estimates: 7521.062 2613.976
Std.Error: 2617.178 2334.395
AR coefficient matrix
AR( 1 )-matrix
      [,1] [,2]
[1,] 0.810 0.0387
[2,] -0.144 0.5024
standard error
      [,1] [,2]
[1,] 0.143 0.150
[2,] 0.128 0.133
AR( 2 )-matrix
      [,1] [,2]
[1,] 0.038 -0.0264
[2,] 0.316 0.2195
standard error
      [,1] [,2]
[1,] 0.147 0.157
[2,] 0.131 0.140

Residuals cov-mtx:
      [,1] [,2]
[1,] 20436738 1925035
[2,] 1925035 16258994

det(SSE) = 3.28575e+14
AIC = 33.7167
BIC = 34.00867
HQ = 33.8296

```

Los residuos de este modelo validan el modelo, sin embargo, el modelo presenta coeficientes no significativos, como se desprende de las matrices de errores estándar de los coeficientes estimados.

Si simplificamos el modelo eliminando estos coeficientes no significativos, el nuevo modelo presenta los siguientes resultados:

```

m4 = refVAR(m2,thres=1.96)
Constant term:
Estimates: 7579.741 0
Std.Error: 2528.822 0

```

```

AR coefficient matrix
AR( 1 )-matrix
      [,1] [,2]
[1,] 0.856 0.000
[2,] 0.000 0.661
standard error
      [,1] [,2]
[1,] 0.0505 0.0000
[2,] 0.0000 0.0856
AR( 2 )-matrix
      [,1] [,2]
[1,] 0.000 0
[2,] 0.263 0
standard error
      [,1] [,2]
[1,] 0.0000 0
[2,] 0.0643 0

Residuals cov-mtx:
      [,1] [,2]
[1,] 20508305 1929612
[2,] 1929612 17750860

det(SSE) = 3.603166e+14
AIC = 33.6271
BIC = 33.73659
HQ = 33.66944

```

En consecuencia, nuestro modelo pasa a escribirse:

$$\begin{bmatrix} z_{1t} \\ z_{2t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 7579.74 \\ 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0.856 & 0 \\ 0 & 0.661 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} z_{1,t-1} \\ z_{2,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0.263 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} z_{1,t-2} \\ z_{2,t-2} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \hat{a}_{1t} \\ \hat{a}_{2t} \end{bmatrix}$$

$$\text{siendo } \hat{\Sigma}_a = \begin{bmatrix} 20508305 & 1929612 \\ 1929612 & 17750860 \end{bmatrix}$$

Ahora es posible escribir, individualizando, estos resultados.

Así, para Finlandia:

$$z_{1t} = 7579.741 + 0.856z_{1,t-1} + \hat{a}_{1t}$$

Y, para Noruega:

$$z_{2t} = 0.661z_{2,t-1} + 0.263z_{1,t-2} + \hat{a}_{2t}$$

Como se cumple que  $\phi_{1,12} = \phi_{2,12} = 0$  y  $\phi_{1,12} = 0$  pero  $\phi_{2,21} = 0.263$ , existe una relación unidireccional de  $z_{1t}$  a  $z_{2t}$  porque  $z_{1t}$  no depende de los retardos de  $z_{2t}$ . Es decir, en la terminología de *Granger causality* Finlandia influye *Granger causality* sobre Noruega, lo que significa que los datos de Finlandia poseen información que ayuda a caracterizar el futuro de las emisiones en Noruega. Cfr. Granger y Newbold, *Forecasting Economic Time Series*, p. 221.

## V. FUNCIONES RESPUESTA-IMPULSO

Mientras la formulación VAR(p) permite establecer relaciones dinámicas entre variables, es posible considerar esta relación bajo otros enfoques, a saber, el enfoque de la respuesta-impulso y el enfoque de la descomposición de la varianza del error de la predicción.

Con la función de repuesta-impulso, es posible evaluar los efectos de un impulso o shock, inducido en una de las variables, sobre la variable misma y sobre las otras variables del sistema.

Los efectos se evidencian mejor acudiendo a la versión MA del modelo VAR:

$$z_t = \mu + a_t + \theta_1 a_{t-1} + \theta_2 a_{t-2} + \theta_3 a_{t-3} + \dots$$

truncada al retardo  $q$  y con  $\theta_0 = 1$ , siendo  $a_t$  una sucesión de variables aleatorias i.i.d., con media cero y varianza constante. En forma compacta, podemos escribir

$$z_t = \mu + \sum_{i=0}^q \theta_i a_{t-i}; \theta_0 = 1$$

Si se induce un shock o impulso unitario en  $a_t$ , entonces por sustituciones sucesivas, tendríamos:

$$\begin{aligned} z_t - \mu &= \theta_t \\ &\vdots \\ z_{t-k-1} - \mu &= \theta_{t-k-1} \\ z_{t-k} - \mu &= \theta_{t-k} \end{aligned}$$

Esta sucesión de valores de  $\theta_t$  constituye la función respuesta-impulso en  $z_t$  del shock unitario en  $a_t$



Ahora bien, si la matriz  $\Sigma_a$  no es diagonal, no es realista pensar que el impulso unitario inducido en el término de error de una de las variables en el sistema VAR no afecte a los términos de error de las demás variables. Es decir, no sería posible establecer el impacto del shock unitario en las emisiones de CO<sub>2</sub> en Finlandia en las emisiones de CO<sub>2</sub> en Noruega.

Una posible solución a esta situación, consiste en aplicar a la matriz  $\Sigma_a$  la factorización de Cholesky, gracias a que  $\Sigma_a$  es simétrica y positivo definida. En este caso, existe una matriz  $P$  tal que  $\Sigma_a = PP'$  y  $P' \Sigma P^{-1} = I$ . Con  $P^{-1}$  es posible convertir  $a_t$  en un vector de errores incorrelacionados  $e_t$ , por lo que se puede escribir:

$$z_t = \mu + \sum_{i=0}^q \theta_i PP^{-1} a_{t-i} = \mu + \sum_{i=0}^q B_i e_{t-i}$$

tras sustituir  $B_i = \theta_i P$  y  $e_i = P^{-1} a_{t-i}$ . Los elementos de  $B_i$  son los coeficientes de la respuesta impulso de  $z_t$  ante shocks ortogonales.

Hay que señalar, aunque no sea más que de paso, que el orden de las variables en el vector  $z_t$  tiene consecuencias, si bien no es este el momento para más detalles.

En nuestro caso, induciendo un impulso unitario ortogonal de longitud 10, en las dos variables de nuestro modelo final, con el paquete RATS, obtenemos los resultados siguientes:

a) Respuesta del shock en la variable emisiones de Finlandia, tabla 3:

Responses to Shock in FINCO2		
Entry	FINCO2	NORCO2
1	4528.60958	426.09377
2	3877.71039	281.55940
3	3320.36525	1378.64916
4	2843.12759	1932.18491
5	2434.48353	2151.18165
6	2084.57406	2170.21375
7	1784.95725	2075.17471
8	1528.40451	1920.22596
9	1308.72621	1738.93379
10	1120.62237	1551.57488

Tabla 3. Respuesta al shock unitario en la variable FINCO2.

## b) Respuesta del shock en las emisiones de Noruega, tabla 4:

Responses to Shock in NORCO2		
Entry	FINCO2	NORCO2
1	0.00000	4191.57536
2	0.00000	2769.75997
3	0.00000	1830.23557
4	0.00000	1209.40524
5	0.00000	799.16545
6	0.00000	528.08224
7	0.00000	348.95258
8	0.00000	230.58512
9	0.00000	152.36883
10	0.00000	100.68412

Tabla 4. Respuesta al shock unitario en la variable NORCO2.

Respuestas que, gráficamente, cabe representar en la figura 2, para el caso finlandés,

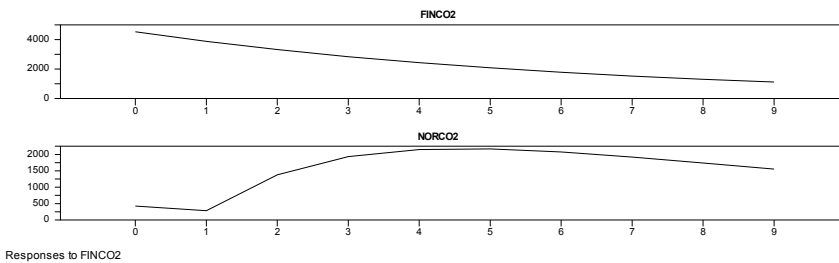


Figura 2. Efecto del shock unitario inducido en la variable FINCO2.

Y en la figura 3 para el caso noruego:

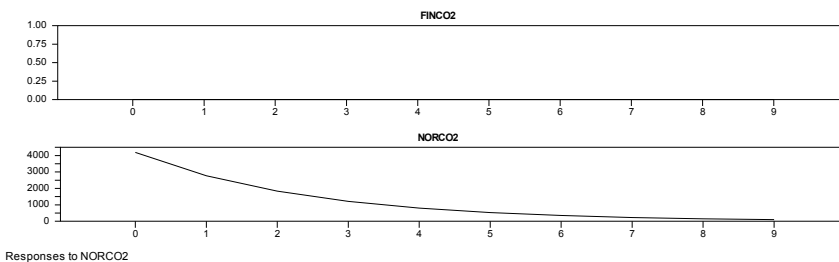


Figura 3. Efecto del shock unitario inducido en la variable NORCO2.

Estos resultados están de acuerdo con el influjo *Granger causality* de Finlandia respecto a Noruega.

## VI. DESCOMPOSICIÓN DE LA VARIANZA DEL ERROR DE PREDICCIÓN

Las estimaciones puntuales de las respuestas impulso pueden que no reflejen, en su totalidad, las consecuencias del impulso unitario inducido. Como ayuda para evaluar de forma más concreta estas consecuencias, se puede acudir a la descomposición de la varianza del error de predicción.

Ahora es posible asignar la fracción de la varianza del error atribuible a cada una de las variables. Resultados recogidos en las tablas 5 y 6.

Por lo que respecta a la variable emisiones en Finlandia, tenemos la tabla 5:

Decomposition of Variance for Series FINCO2			
Step	Std Error	FINCO2	NORCO2
1	4528.60958	100.000	0.000
2	5961.95795	100.000	0.000
3	6824.20457	100.000	0.000
4	7392.77638	100.000	0.000
5	7783.30602	100.000	0.000
6	8057.62382	100.000	0.000
7	8252.96153	100.000	0.000
8	8393.29461	100.000	0.000
9	8494.71357	100.000	0.000
10	8568.31098	100.000	0.000

Tabla 5. Descomposición de la varianza del error de la predicción debido a la variable FINCO2.

Y para la variable emisiones en Noruega, tenemos la tabla 6:

Decomposition of Variance for Series NORCO2			
Step	Std Error	FINCO2	NORCO2
1	4213.17694	1.023	98.977
2	5049.92138	1.023	98.977
3	5545.46136	7.029	92.971
4	5995.67688	16.398	83.602
5	6419.84339	25.531	74.469
6	6797.28532	32.968	67.032
7	7115.56081	38.590	61.410
8	7373.71297	42.717	57.283
9	7577.51608	45.716	54.284
10	7735.39086	47.893	52.107

Tabla 6. Descomposición de la varianza del error de la predicción debido a la variable NORCO2.

En la primera columna de ambas tablas aparecen los errores estándar estimados de las predicciones, aquí a un horizonte de 10 periodos, años. Cada columna contiene el porcentaje de error debido a cada variable, por lo que la suma de cada fila es 100. En la primera tabla, el 100% de la varianza del error es atribuible a las emisiones de Finlandia. En la segunda tabla, los porcentajes de la varianza están algo más distribuidos entre ambas variables.

Una vez más, estos resultados ponen de manifiesto la relación *Granger causality* de Finlandia en relación con Noruega.

## VII. PRONÓSTICOS

A partir de un modelo validado, nuestro modelo simplificado final, podemos aventurarnos en el futuro incierto y obtener valores esperados o pronósticos de nuestra  $z_t$ . A fin de poder representar de forma apreciable los resultados gráficos, vamos a pronosticar las emisiones de CO<sub>2</sub> para Finlandia y Noruega, hasta el 2020, a partir de nuestro 2014. Con ayuda de RATS, tenemos la siguiente tabla de pronósticos con sus respectivos errores estándar: tabla 7.

ENTRY	FORECASTS (1)	FORECASTS (2)	STDERRS (1)	STDERRS (2)
2015:01	48081.8313041	43906.7905014	4528.60958041	4213.17693713
2016:01	48750.7476082	41469.7532965	5961.95795271	5049.92137641
2017:01	49323.5202571	40065.1047457	6824.20457250	5545.46135503
2018:01	49813.9680235	39313.0813262	7392.77637674	5995.67687547
2019:01	50233.9235016	38966.9882834	7783.30601949	6419.84338786
2020:01	50593.5185812	38867.4508028	8057.62381943	6797.28531711

Tabla7. Pronósticos y errores estándar: 2015 a 2020.

Resultados que vienen representados, con las bandas de confianza del 95%, en la figura 4.

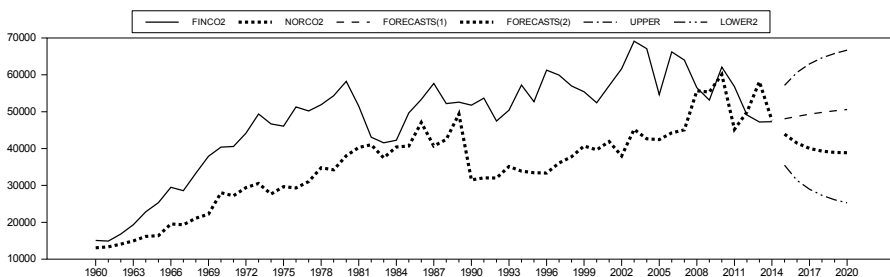


Figura 4. Series FINCO2 y NORCO2: 1960-2014 y pronósticos: 2015-2020.

El gráfico muestra un incremento en las emisiones de CO<sub>2</sub> en Finlandia, hasta el 2020, así como un descenso en las emisiones de CO<sub>2</sub> en Noruega, hasta ese mismo año.

## VIII. CONCLUSIÓN

En este trabajo hemos alcanzado la conclusión de que las emisiones de CO<sub>2</sub> en Finlandia causan, en el sentido de *Granger causality*, las emisiones de CO<sub>2</sub> en Noruega, lo que significa que los datos de Finlandia tiene información que ayuda a caracterizar el futuro de las emisiones de CO<sub>2</sub> en Noruega.

Para explicar los resultados de las predicciones de nuestro modelo, y la figura 4, quizás haya que acudir a motivos no simplemente de análisis de datos. El enorme potencial económico de Noruega puede ser la razón de esta reducción de las emisiones de CO<sub>2</sub> en su territorio, lo que constituye una prueba de la implicación de Noruega en el programa de conservación del medio ambiente, en la línea del Acuerdo de París de 2015.

## IX. BIBLIOGRAFIA

- BROWN, L. R., *The Great Transition, Shifting from Fossil Fuels to Solar and Wind Energy*. W. W. Norton, New York: 2015.
- CRYER, J. D., y CHANG, K-S, *Time Series Analysis with Applications in R*, 2ª edición, Springer Verlag, New York 2008.
- DOAN, Th., RATS v.9.2, Estima, Evanston 2017
- DOAN, Th., *RATS Handbook for Vector Autoregressions*, segunda edición, Evanston 2015
- HAMILTON, J. D., *Time Series Analysis*, Princeton University Press, Princeton 1994.
- MARTIN, V.; HURN, S., y HARRIS, D., *Econometric Modelling with Time Series, Specification, Estimation and Testing*, Cambridge University Press, Cambridge 2013.
- GRANGER, C. W. J., Investigating causal relationships by econometric models and cross-spectral methods, *Econometrica*, 37 (1969) 424-438.

- GRANGER, C. W. J., Testing for Causality: a Personal Viewpoint, *Journal of Economic Dynamics and Control*, 2 (1980) 329-352.
- GRANGER, C. W. J., y NEWBOLD, P., *Forecasting Economic Time Series*, segunda edición, Academic Press, Orlando 1986.
- PAPA FRANCISCO, *Laudato si*, Ciudad del Vaticano, 24-05-2015.
- R, R CORE TEAM (2017). R: *A language and environment for statistical computing*. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. URL <https://www.R-project.org/>
- TSAY, R. S., *Analysis of Financial Time Series*, tercera edición, J. Wiley, Hoboken 2010.
- TSAY, R. S., *Multivariate Time Series Analysis with R and Financial Applications*, J. Wiley, Hoboken 2014
- TSAY, R. S., MTS: All-Purpose Toolkit for Analyzing Multivariate Time Series (MTS) and Estimating Multivariate Volatility Models, paquete R, versión 033, 29-agosto-2016.
- ZIVOT, E., y WANG, J., *Modeling Financial Time Series with S-PLUS*, segunda edición, Springer, New York 2006.