

# **¿QUÉ EXPLICA EL COMPORTAMIENTO TENDENCIAL EN LOS PRECIOS DE LOS COMMODITIES?**

**Luis David González Delgado**

Trabajo de investigación 010/014

Master en Banca y Finanzas Cuantitativas

Tutor : Alfonso Novales Cinca

Universidad Complutense de Madrid

Universidad de Castilla-La Mancha

Universidad del País Vasco

Universidad de Valencia

[www.finanzascuantitativas.es](http://www.finanzascuantitativas.es)

## **Agradecimientos**

Quiero agradecer a mi tutor Alfonso Novales Cinca toda la dedicación, disponibilidad, apoyo y esfuerzo invertido para llevar a cabo esta tesina. Mi gratitud hacia él es infinita por ayudarme cuando tuve dificultades, por aconsejarme y guiarme durante este proceso investigativo y por su paciencia que durante todo este tiempo puse a prueba.

Deseo agradecer también a mi madre María Del Carmen por todo el apoyo recibido hasta ahora, apoyo sin el cual ni este máster ni otros proyectos hubieran sido posibles; a mi hermana por ser la voz de la razón, brindarme valiosos consejos y ayudarme a pesar de la distancia.

Agradezco por último a todos los profesores del Máster en Banca y Finanzas Cuantitativas, especialmente al director del programa en Madrid, Manuel Domínguez, por sus clases tan interesantes, valiosas y útiles.

A todos mil gracias.

# Resumen

El objetivo de esta tesina es analizar las tendencias a largo de los precios de mercado de diversos commodities. Existe una amplísima gama de commodities de distinta naturaleza: metales, combustibles, alimentos, bebidas, etc., y las causas que motivan sus fluctuaciones a largo o sus comportamientos tendenciales pueden ser bien distintas. Sin embargo, existe mucho interés por gestionar carteras invertidas en este tipo de bienes y para una gestión eficaz es fundamental caracterizar los movimientos conjuntos en los precios de los distintos commodities. Tratamos de caracterizar factores de riesgo en la evolución del conjunto de precios de 58 commodities utilizando tanto la técnica de componentes principales como los precios de algunos commodities específicos. Analizamos su contenido informativo, y examinamos su capacidad predictiva acerca del conjunto, estudiamos también si pueden asociarse a algunos factores macroeconómicos o financieros.

***Palabras Clave:* precios de commodities, componentes principales, estacionariedad, cointegración, capacidad predictiva**

# Abstract

The objective of this Master's thesis is analyze the long trends of the market prices of various commodities. There is a wide range of different types of commodities: Metals, fuel, food, drinks, etc, and the causes for fluctuations of their trend behavior may be quite different. However, there is much interest in managing portfolios invested in such goods and for effective management is essential to characterize the joint movements in the prices of different commodities. We try to characterize risk factors in the evolution of the set of prices of 58 commodities using both principal components and the prices of specific commodities. We analyze their information content, and examine its predictive power over the set, we also study whether they can be associated with certain macroeconomic and financial factors.

***Keywords:* commodity prices, principal components, stationarity, co-integration, forecasting power**

The work in this Master's thesis is based on research carried out to get the title of MASTER IN QUANTITATIVE FINANCE AND BANKING, at the Department of Economical Analysis of the Complutense University of Madrid (ICAE). No part of this thesis has been submitted elsewhere for any other degree or qualification and it is all my own work unless referenced to the contrary in the text.

**Copyright © 2014 by Luis David González Delgado.**



¿Qué Explica el Comportamiento Tendencial en los Precios de los Commodities?  
por Luis David González Delgado se distribuye bajo una Licencia Creative Commons  
Atribución-NoComercial 4.0 Internacional.

“The copyright of this Master's thesis rests with the author. Quotations from it should be acknowledged”.

# Índice general

Agradecimientos	II
Resumen/Abstract	III
Declaración	IV
<b>1. Introducción</b>	<b>1</b>
<b>2. Descripción y Estudio Previo</b>	<b>5</b>
2.1. Descripción de los Datos y la Metodología . . . . .	5
2.2. Análisis de los Datos . . . . .	6
2.3. Análisis de los Precios Relativos . . . . .	7
<b>3. Análisis de la Información Común del Conjunto de Commodities</b>	<b>8</b>
3.1. Análisis de Componentes Principales . . . . .	8
3.1.1. Regresiones Individuales . . . . .	9
3.1.2. Regresiones Acumuladas . . . . .	11
<b>4. En busca de los Commodities Más Influyentes</b>	<b>13</b>
<b>5. Interpretación de los Factores Latentes</b>	<b>16</b>
5.1. Descripción de los Indicadores y Primeras Propiedades . . . . .	17
5.2. Interpretación de los Componentes Principales . . . . .	18
5.3. Interpretación de los Precios Relevantes . . . . .	20
5.3.1. Regresiones Individuales . . . . .	20
5.3.2. Regresiones Acumuladas . . . . .	21

---

<b>6. Análisis de Predicción</b>	<b>23</b>
6.1. Predicción de los Componentes Principales . . . . .	24
6.2. Predicción de los Commodities . . . . .	24
6.3. Predicción de los Commodities Usando un Modelo Factorial . . . . .	25
6.4. Análisis del Modelo Propuesto . . . . .	25
<b>7. Conclusiones</b>	<b>27</b>
<b>8. Trabajo Futuro</b>	<b>29</b>
<b>Bibliografía</b>	<b>33</b>
<b>Apéndice</b>	<b>37</b>
<b>A. Tablas</b>	<b>37</b>
<b>B. Figuras</b>	<b>56</b>

# Capítulo 1

## Introducción

Los precios de commodities tanto individualmente como en conjunto, tienen un comportamiento bastante volátil que depende de varios factores como los tipos de cambio, el tipo de interés, la tasa de paro nacional de un país, índices económicos, factores de producción, etc. Gestionar una cartera formada por distintos bienes de forma eficiente requiere conocer las causas que afectan a los precios y así mismo conocer las tendencias y comportamiento en general de estos. En el estudio de los precios se observa constantemente ciertas características paradójicas en la estacionariedad de los mismos que merecen ser estudiadas. El equilibrio de estos mercados, que es estable, sugiere que las series temporales de estos precios deben mostrar algún tipo de estacionariedad (reversión a la media). Sin embargo, análisis empíricos (pruebas de raíz unitaria) de los precios de bienes, típicamente revelan un comportamiento muy persistente o incluso no estacionario. ¿Cómo se explica esta aparente dicotomía entre la teoría y la práctica? Abordamos esta cuestión mediante la investigación de los factores que afectan a los precios de los commodities y estudiamos si estos factores pueden conciliar esta dicotomía.

La aparente contradicción entre la teoría económica y resultados de las pruebas de raíz unitaria sobre los precios de commodities se observan en trabajos como Wang y Tomek (2007) en donde señalan que la teoría sugiere que los precios de las materias primas deben ser estacionarios en niveles. Kellard y Wohar (2006) señalan que la hipótesis de Prebisch-Singer implica que los precios de las materias primas deben ser estacionarios en tendencia. Ellos afirman que las pruebas de raíces

la capacidad predictiva de estos modelos son el test de Diebold y Mariano (1995) y el test “ENCNEW” de Clark y McCracken (2001). Estos autores han actualizado el paper anterior utilizando datos hasta finales de 2013, Y. Chen et al (2014), en el cual se mantienen las mismas conclusiones aunque algo menos robusta la capacidad explicativa de los tipos de cambio. Resultados similares pero con evidencia más débil obtienen Groen y Pesenti (2009) que realizan predicciones de 10 índices y sub-índices de precios de commodities usando tipos de cambio y comparando también la capacidad predictiva, usando el test de Diebold y Mariano (1995), pero usando los valores críticos de McCracken (2007). En nuestro estudio usaremos técnicas menos potentes pero aún útiles para la comparación de la capacidad predictiva de los modelos. Por otra parte Y. Chen y Tsay (2011) estudian la relación entre los movimientos en divisas y acciones con el movimiento en precios de bienes obteniendo predicciones un trimestre adelante de índices de precios agregados que mejoran la literatura previa.

Nuestro trabajo difiere de todos los anteriores en que se estudia especialmente la información contenida en los 58 precios estudiados, usando una cantidad de datos considerable, que aumenta la muestra tanto de commodities como de datos observados, incluyendo los últimos años de mayor volatilidad. Se analiza también la posible influencia de otros factores macroeconómicos sobre los precios y la capacidad predictiva de todo el conjunto de variables estudiadas.

El trabajo estará organizado de la siguiente manera: en el capítulo 2, se describe la metodología del trabajo, los datos y los distintos programas utilizados; en el capítulo 3, se resume toda la información contenida en los precios utilizando la técnica de componentes principales y estudiamos las propiedades de estos; en el capítulo 4, se estudia si existen precios que recojan suficiente información del conjunto y se relaciona con alguno de los bloques de commodities construidos; en el capítulo 5, se estudia la dinámica de los precios usando distintos factores macroeconómicos para ello; en el capítulo 6, se estudia la capacidad predictiva del modelo autorregresivo de tercer orden, del camino aleatorio y de un modelo de predicción que relaciona los componentes principales y los precios objeto de estudio; en el capítulo 7, se resumen los resultados obtenidos y se enuncian las conclusiones; en el último capítulo se proponen mejoras a este trabajo y otras líneas de investigación relativas a este.

# Capítulo 2

## Descripción y Estudio Previo

### 2.1. Descripción de los Datos y la Metodología

En este trabajo se usan series mensuales de 58 precios de distintos commodities, desde enero de 1980 hasta diciembre de 2013. Estos datos son: precios mensuales de 58 commodities; el Trade Weighted U.S. Dollar Index: Major Currencies, que es una medida del valor del dólar de los Estados Unidos en relación con las monedas mundiales más negociadas, este índice es un promedio ponderado de una canasta de divisas que refleja la importancia del comercio de un país (exportaciones e importaciones) con otros países, ver por ejemplo International Finance Magazine [22]; el índice de Precios de consumo de EEUU (US CPI), tasa de inflación interanual con datos del CPI desde enero de 1979, tipos de interés a uno y diez años, el índice SP500 y la volatilidad de este índice usando el modelo RiskMetrics para calcular la serie, usando como fuentes el Fondo Monetario Internacional (IMF - Primary Commodity Prices), la base de datos de la reserva federal del banco de St. Louis (FRED) y Datastream. De la base de datos del IMF no se utilizan los precios del gas y del azúcar ya que les falta algunos precios del horizonte estudiado, estos y algunos precios del Instituto de Economía Internacional de Hamburgo se toman de Datastream. Los índices son tomados de FRED y Datastream, se usa el US CPI para calcular la serie de precios relativos de la que se comentaran algunos resultados y se compararan con los resultados obtenidos con los precios nominales (sin deflactar), para deflactar estos, se han dividido los precios de cada commodity por el valor correspondiente

valor del índice US CPI con datos desde 1980. Utilizamos el Trade Weighted Index como un indicador de la no estacionariedad en los precios y otros índices para tratar de identificar a los componentes principales con variables conocidas y estudiar como estas influyen en los precios.

Se han utilizado datos mensuales de precios por dos razones: la primera porque se desea eliminar la variabilidad presente en datos de alta frecuencia y la segunda porque seguimos en este estudio un análisis similar al realizado en el paper de S. Chen et al (2010) y estos autores usan datos mensuales.

Todos los calculos realizados se han hecho en Matlab versión R2013b y algunos para comprobar los resultados en Eviews, se han utilizado rutinas de la *Econometrics Toolbox* de Mathworks. Salvo que se diga lo contrario todos los contrastes realizados se han hecho con una significatividad de  $\alpha = 5\%$ .

## 2.2. Análisis de los Datos

Empezamos el estudio agrupando los commodities por sectores: metales, combustibles, alimentos, bebidas, materias primas e insumos industriales, asignando a cada uno de ellos un número (ID) que será utilizado para referirse al correspondiente commodity y una descripción de lo que representa cada uno de los elementos, esto se puede ver en la Tabla A.1. Para tener información visual, graficamos el logaritmo del precio de cada commodity, estos gráficos corresponden a las Figuras B.1-B.3.

INSERT FIGS 1-3 HERE

A continuación calculamos tests de raíz unitaria (con constante y un retardo) a cada uno de estos datos para contrastar los resultados de S. Chen et al (2010) y Kellard y Wohar (2006). Los resultados se recojen en la tabla A.2.

Como era de esperar, todas las series de precios en logaritmos son no estacionarias cuando se aplica el test de Dickey y Fuller de raíz unitaria y solo 7 de los 58 datos son estacionarios con constante y tendencia, encontrándose estos principalmente en el bloque de alimentos. Esto confirma los resultados iniciales obtenidos por S. Chen et al (2010) y Wang y Tomek (2004), en donde estos últimos concluyen la no estacionariedad de precios de commodities agrícolas usando distintos contrastes. Debemos,

sin embargo, tener precaución al interpretar los resultados de no estacionariedad dado que el test de Dickey-Fuller tiene baja potencia en pequeñas muestras. En cualquier caso, estos resultados no nos sorprenden dado que el estudio clásico de los precios se realiza tomando diferencias de las series para evitar la no estacionariedad presente en los datos.

## **2.3. Análisis de los Precios Relativos**

A pesar de que este estudio se centra en el análisis del logaritmo de los precios en niveles, en esta sección se incluyen comentarios respecto al estudio de los precios relativos o datos deflactados, para ello dividimos cada uno de los precios por el valor correspondiente del índice US CPI y se toma el logaritmo de dicha cantidad. Como mencionan S. Chen et al (2010), la dinámica de estos datos a menudo se asemeja a la de los precios nominales, por lo que únicamente se estudiarán los precios nominales. Se pueden ver estos precios en los gráficos B.5 a B.7.

Calculando el test de raíz unitaria con constante y un retardo a los precios relativos, se obtienen resultados análogos a los obtenidos para los precios nominales. En este caso encontramos 20 precios que son estacionarios, se encuentra que la mayoría de los precios estacionarios están en el bloque de alimentos.

En resumen se acepta la no estacionariedad de los precios considerados sean estos nominales o relativos.

# Capítulo 3

## Análisis de la Información Común del Conjunto de Commodities

En el capítulo anterior estudiamos la estacionariedad del logaritmo de los precios y se concluyó que estos son no estacionarios, esto junto a la cantidad de precios estudiados nos lleva a preguntarnos si existen precios o factores representativos del conjunto de datos considerado y cuales de estos factores recogen la no estacionariedad en los precios, estudiaremos estos temas en los siguientes capítulos. Comenzamos por ahora con el análisis de componentes principales de los precios sin deflactar.

### 3.1. Análisis de Componentes Principales

Podemos apreciar en la Tabla A.3, que con 10 componentes principales se logra explicar el 90 % de la varianza de los 58 commodities, más aún el primer componente recoge más del 50 % de esta varianza. Estos resultados son razonables teniendo en cuenta que con 10 datos se logra explicar casi la totalidad de la varianza de los 58 datos de estudio (logaritmo de cada precio). Las gráficas de los primeros 10 componentes se encuentran en la Figura B.4

INSERT FIG 4 HERE

Por otra parte, podemos ver en la Tabla A.4 que solo algunos componentes principales son no estacionarios, y por tanto estos recogen la no estacionariedad de los precios, de hecho realizando un test de raíz unitaria con tendencia y constante,

practicamente solo los primeros 8 componentes son no estacionarios. De esta forma logramos identificar factores no estacionarios dentro de los mismos precios y podemos plantearnos aislar la fuente de no estacionariedad.

El estudio anterior se ha realizado de igual forma para datos deflactados, los resultados obtenidos son esencialmente iguales que los obtenidos para precios nominales, a partir del commodity 8, casi todos los componentes principales pasan a ser estacionarios con constante y tendencia, no lo son el componente 11 y el 53. Las gráficas de los 10 primeros componentes principales se encuentran en la Figura B.8.

INSERT FIG 8 HERE

En el caso de datos deflactados, se necesitan de 11 componentes principales para explicar el 90 % de la varianza de los precios, esto puede deberse a que los precios relativos utilizan para su construcción el US CPI que constituye una fuente adicional de volatilidad para el conjunto y por tanto se necesitan de más componentes principales para recoger la misma cantidad de información.

Puesto que estamos interesados en identificar los factores que afectan a los precios de commodities y estudiar los precios a corto y a largo plazo, realizamos a continuación regresiones individuales y acumuladas de los precios con los componentes principales como variable explicativa.

### 3.1.1. Regresiones Individuales

Para estudiar la relación entre los precios de los commodities y ver si los componentes principales logran explicar o aportan información sobre los precios o sobre un subconjunto de estos, se calculan regresiones de cada precio como variable dependiente y cada uno de los primeros 5 componentes principales como variable explicativa. Es decir, usamos el siguiente modelo

$$cp_{it} = \beta_0 + \beta_1 pc_{jt} + \varepsilon_t \quad (3.1)$$

Con  $i = 1, 2, \dots, 58$ ,  $j = 1, 2, \dots, 5$  y  $t = 1, 2, \dots, 408$ .

Donde  $cp_{it}$  es el precio del commodity  $i$  en el instante  $t$  y  $pc_{jt}$  es el componente principal  $j$ -ésimo en el instante  $t$ .

El  $R^2$  obtenido en cada una de estas regresiones se recoge en la Tabla A.6. En este análisis debemos ser muy cuidadosos ya que no se pueden interpretar estos  $R^2$  cuando los residuos de la regresión en cuestión no son estacionarios, sin embargo, el test de raíz unitaria realizado, Tabla A.5 nos muestra que la mayoría de los residuos usando el primer componente principal como variable explicativa son estacionarios. No podemos olvidar tampoco que sea cual sea el caso, el  $R^2$  mide la bondad de ajuste del método de mínimos cuadrados estimado aunque este estadístico no siga una distribución concreta en los casos de no estacionariedad de los residuos. Por lo que utilizaremos este estadístico para comparar las regresiones realizadas tengan o no residuos estacionarios.

Los resultados nos indican que el primer componente principal recoge la información del grupo de metales y combustibles, se deduce esto ya que en estos grupos el  $R^2$  suele ser mayor al 70 %, en las regresiones que tienen al primer componente como variable explicativa. Este resultado es bastante interesante ya que nos permite identificar a estos grupos como los de mayor importancia, al ser bien explicados por el primer componente principal del conjunto, más aún cuando los residuos en estos casos son estacionarios. Los resultados para el segundo componente principal no son tan altos, los mayores  $R^2$  están alrededor del 70 %, en este caso se encuentran en el grupo de insumos industriales, para el tercer componente principal, los mayores  $R^2$  rondan el 50 %, estos se encuentran en el grupo de alimentos, para el cuarto componente principal el mayor  $R^2$  es de un 30 % por lo que no asignamos un grupo en concreto, finalmente para el quinto componente principal los mayores  $R^2$  están alrededor del 40 % y se encuentran en bebidas.

Los tests de raíz unitaria de los residuos se han calculado sin constante y con un retardo. Se ha hecho así ya que a diferencia de otros tests de raíz unitaria calculados en este trabajo, en los que se sugiere incluir una constante, MacKinnon (2010), los residuos de una regresión mínimo cuadrática tienen media cero y por tanto no se considera necesario incluir el término a largo que es la constante.

Otra observación que merece la pena ser mencionada es sobre la cointegración de los precios con el primer componente principal. A pesar de que hemos usado el test de Engle-Granger para estudiar la cointegración de estos valores y este calcula

precisamente la estacionariedad de los residuos que hemos calculado anteriormente, para la cointegración no se usan los mismos valores críticos que para raíz unitaria, ver por ejemplo Engle y Granger (1987), por esta razón a pesar de que la mayoría de precios tienen residuos estacionarios, no se considera que estos estén cointegrados con el primer componente principal al 5 % de significatividad. Sin embargo, la mayoría de los precios si están cointegrados con un 10 % de significatividad.

Los resultados de estacionariedad de los residuos nos permiten interpretar el  $R^2$  calculado y nos lleva a deducir que el primer componente principal no solo recoge bastante información de los precios, sino además recoge su no estacionariedad. Usando el  $R^2$  tenemos que, los precios de los que recoge más información se encuentran en los bloques de metales, combustibles y alimentos, mientras que el segundo componente principal recoge en su mayoría información del bloque de algunos alimentos y de insumos industriales.

### 3.1.2. Regresiones Acumuladas

Puesto que deseamos obtener más información acerca del comportamiento de los precios y clasificar en la medida de lo posible sus propiedades en los bloques mencionados antes, nos preguntamos si añadiendo más componentes principales en la regresión, se mejoran la estacionariedad de los residuos y los  $R^2$  anteriores, para analizar esto pasamos a estudiar regresiones acumulando los componentes principales como variables explicativas, es decir, realizando regresiones con el primer componente (hecho antes), los primeros dos componentes, con los primeros tres, etc.

Como se observa en la Tabla A.7, usando dos componentes principales se recoge la no estacionariedad de todos los residuos al 5 %, de nuevo esto no implica que los precios estén cointegrados con los primeros dos componentes, ya que se usan distintos valores críticos. En cualquier caso, estos resultados concuerdan con los obtenidos por S. Chen et al (2010), reconociendo al primer componente principal como la fuente de no estacionariedad en los precios.

Puesto que añadir más componentes en la regresión mantiene la estacionariedad de los residuos, podemos interpretar los  $R^2$  en este caso, en la Tabla A.8 se recogen los  $R^2$  de las regresiones acumuladas y se observa que estos son muy altos, más del

90 % en la mayoría de los casos, encontrándose los resultados más bajos en los commodities 18, 32 y 41, para ver si añadir un término realmente añade información, se han calculado también las correlaciones entre los residuos, Tabla A.9, a pesar de que la correlación es alta, está disminuye cuando se acumulan componentes principales impares, salvo en la segunda regresión cuando se incluye el segundo componente principal, por lo que en estos casos se deduce que se añade información relevante al añadir variables. Con dos componentes, los  $R^2$  alcanzan valores de 91 % o 92 %, lo cual nos lleva a deducir que los dos primeros componentes principales concentran la mayor parte de la información de los precios, y entre estos quedán mejor explicados los bloques de metales, combustibles e insumos industriales, que son los que en su mayoría tienen un  $R^2$  mayor que 70 %.

Este hecho será de especial importancia en el capítulo 6 de predicción, ya que se estudiará si usando componentes principales u otros factores conocidos se logra predecir los precios de los commodities mejorando benchmarks como el camino aleatorio o el modelo autorregresivo de tercer orden, AR(3).

## Capítulo 4

# En busca de los Commodities Más Influyentes

El análisis anterior nos lleva ahora a preguntarnos si existen precios de commodities que recojan información suficientemente alta de otros precios o bien si algunos precios permiten explicar a otros de forma “razonable”, esto es, que las regresiones estimadas tengan residuos estacionarios y estadísticos  $R^2$  mayores que el 70 %. Para este estudio se han seleccionado 12 commodities tomando aquellos bienes que presentaban mayor  $R^2$  en las regresiones con los 5 primeros componentes principales como variables explicativas, se han elegido dos commodities por cada componente principal más los commodities 1 y 3 (oro y aluminio).

En resumen estudiamos regresiones del tipo:

$$cp_{it} = \beta_0 + \beta_1 cp_{lt} + \varepsilon_t \quad (4.1)$$

Con  $i = 1, 2, \dots, 58$ ,  $l = 1, 3, 6, 14, 15, 17, 45, 46, 51, 53, 55, 57$  y  $t = 1, 2, \dots, 408$ .

En la Tabla A.10 se han calculado tests de raíz unitaria para las tres primeras regresiones, podemos observar que el primer commodity y el sexto practicamente recogen la no estacionariedad de los precios, dado que los residuos en estos casos son estacionarios salvo para tres precios en la primera regresión y para dos precios en la tercera. Esto no es sorprendente ya que estos commodities corresponden al oro y al plomo, este último es el que tiene el mayor  $R^2$  cuando se usa el primer

componente principal como variable explicativa, el oro por su parte ha sido un bien muy valorado, usado como moneda o para respaldar monedas en muchas ocasiones, ver por ejemplo Argy (1994) y ambos son commodities altamente negociados.

Este hecho permite a los gestores de carteras formadas por distintos commodities, replicar el primer componente principal por una parte, o bien explicar distintos precios usando precios más negociados o que contienen mayor información. Así mismo, puede utilizarse este resultado en cobertura cuando ciertos commodities que se deseen cubrir, cuando estos no tengan la suficiente flexibilidad en su negociación o comercialización.

Ordenar los precios usados como variables explicativas nos permitirá, conocer de forma clara cual de estos explica mejor los demás precios, se propone ordenarlos por su media y su mediana, como podemos ver en la siguiente tabla, los precios más importantes son el plomo (commodity 6) y el caucho (commodity 55).

<b>Media</b>												
Comm. sin Ord.	1	3	6	14	15	17	45	46	51	53	55	57
	0,5044	0,3080	0,5100	0,4580	0,4561	0,4525	0,1892	0,1228	0,2900	0,1377	0,5093	0,1887
Comm. Ordenados	6	55	1	14	15	17	3	51	45	57	53	46
	0,5100	0,5093	0,5044	0,4580	0,4561	0,4525	0,3080	0,2900	0,1892	0,1887	0,1377	0,1228
<b>Mediana</b>												
Comm. sin Ord.	1	3	6	14	15	17	45	46	51	53	55	57
	0,5678	0,2978	0,5689	0,4803	0,4819	0,4647	0,1736	0,0770	0,2885	0,0547	0,5887	0,0913
Comm. Ordenados	55	6	1	15	14	17	3	51	45	57	46	53
	0,5887	0,5689	0,5678	0,4819	0,4803	0,4647	0,2978	0,2885	0,1736	0,0913	0,0770	0,0547

Usando la mediana podemos concluir que con los commodities 55, 6 y 1, podemos obtener información de más del 55% en la mitad de las regresiones realizadas. Algo muy interesante a la hora de configurar carteras con estos commodities. Gráficamente vemos por ejemplo que el oro tiene un comportamiento muy similar al primer componente principal, esto se puede observar en la Figura B.9.

INSERT FIG 9 HERE

Se han calculado también tests de raíz unitaria a los residuos de la regresión acumulada usando los tres commodities más importantes (oro, plomo y caucho), esto sin embargo no recoge la no estacionariedad de todos los precios, como sí ocurría con componentes principales, ya que se mantienen tres precios cuyos residuos no son estacionarios al 5%.

Puesto que la mayoría de los precios tiene residuos estacionarios en las regresiones individuales, al menos sobre commodities relevantes, podemos pasar a interpretar el  $R^2$  calculado en la Tabla A.11. De los 12 commodities utilizados como variables explicativas, se deduce que los primeros explican el bloque de metales, combustibles y algunos alimentos, mientras que los últimos logran explicar los bloques de materias primas e insumos industriales.

# Capítulo 5

## Interpretación de los Factores

### Latentes

Hemos estudiado hasta ahora factores “endógenos” que afectan a los commodities, los llamamos endógenos ya que tratamos con componentes principales y precios de la propia muestra. Los primeros son además variables latentes, es decir, que no se observan directamente sino que se infieren de los precios. En este capítulo pasamos a relacionar los datos de precios y de componentes principales con otros “exógenos”. Los datos a utilizar serán enumerados de la misma forma que se hizo con commodities, el orden y número de estos datos es:

1. El trade weighted index.
2. El tipo de interés a un año.
3. El tipo de interés diez años.
4. La pendiente de tipos (diferencia entre el tipo a corto y a largo denotada por *slope*).
5. El US CPI (índice de precios de consumo de EEUU).
6. La tasa de inflación interanual (calculada usando diferencias del US CPI).
7. El índice SP500.
8. La volatilidad del SP500 usando el modelo de RiskMetrics.

Los gráficos de estos indicadores nos hace sospechar que salvo la inflación interanual todos los indicadores son no estacionarios, debido a que todos, salvo la inflación, presentan cierto comportamiento tendencial.

INSERT FIG 11 HERE

El análisis de los indicadores será análogo a lo realizado hasta ahora, es decir, estudiamos en primer lugar la estacionariedad de estos indicadores usando el test de Dickey-Fuller con una constante y un retardo, a continuación se realizan regresiones sobre los cinco commodities más influyentes, usando estos indicadores como variable explicativa y se analiza si sus residuos son estacionarios, usando para esto el test de Dickey-Fuller sin constante y con un retardo, recordar que hacemos esto por tratarse de residuos de regresiones mínimo cuadráticas, por último, realizamos contrastes de cointegración con una constante y un retardo, para ver si existen commodities o componentes principales que se comporten a largo plazo como los indicadores estudiados.

## 5.1. Descripción de los Indicadores y Primeras Propiedades

Gracias al trabajo de S. Chen et al (2010), se sospecha que el primer indicador que es el Trade Weighted Index, es no estacionario. También se sospecha la no estacionariedad de los tipos de interés. Contrastamos estas sospechas usando el test de Dickey-Fuller con constante y un retardo. Los resultados de este test se muestran a continuación:

Indicador	ADF	p-valor	Decisión
1	-1,353	0,583	0
2	-2,649	0,084	0
3	-1,893	0,344	0
4	-2,067	0,267	0
5	-0,538	0,880	0
6	-4,412	0,001	1
7	0,078	0,964	0
8	-2,834	0,055	0

Estos resultados confirman nuestras sospechas ya que solo la inflación interanual es estacionaria al 5%, observar que la inflación es una diferencia interanual del US CPI, por lo que se deduce que el US CPI es  $I(1)$ .

## 5.2. Interpretación de los Componentes Principales

Para estudiar la relación entre los componentes principales y los indicadores que tratamos en este capítulo se calculan en primer lugar la correlación entre estas variables, la correlación nos indica que el primer componente principal está negativamente correlado con el Trade Weighted Index, ver Tabla de correlaciones más abajo, algo que podemos confirmar con el Gráfico B.10 y los resultados obtenidos por S. Chen et al (2010), en donde se observa que el primer componente principal es un reflejo del Trade Weighted Index.

INSERT FIG 10 HERE

ID PC	Indicador 1	Indicador 2	Indicador 3	Indicador 4
1	-0,699	0,562	-0,552	-0,607
2	-0,510	0,581	-0,687	-0,691
3	-0,066	0,495	-0,211	-0,388
4	-0,256	0,155	0,028	-0,071
5	-0,021	0,207	0,133	-0,043

ID PC	Indicador 5	Indicador 6	Indicador 7	Indicador 8
1	0,732	-0,129	0,578	-0,008
2	0,604	-0,488	0,616	-0,122
3	0,381	0,021	0,374	0,021
4	-0,020	0,154	-0,020	0,133
5	-0,091	0,042	-0,068	-0,221

Esto se debe, como se mencionó en la introducción, a la relación existente entre los precios de commodities (en dólares) y otras divisas, una depreciación del dólar debería conducir a un aumento en el precio del producto para mantener el mismo precio mundial, por lo que la principal variación de los precios, esto es el primer componente principal, se compensa con un movimiento opuesto en el Trade

Weighted Index que es un índice de divisas. Observar que en valor absoluto esta es la segunda correlación más alta, siendo la primera la correlación existente entre el primer componente principal y el US CPI. De esto se deduce que tanto el trade Weighted Index como el US CPI son posibles candidatos para explicar de momento a los componentes principales.

Continuamos con el estudio de los componentes principales realizando regresiones usando estos como variable dependiente y los indicadores como variable explicativa, es decir, estudiamos regresiones de la forma

$$pc_{it} = \beta_0 + \beta_1 ind_{kt} + \varepsilon_t \quad (5.1)$$

Donde  $ind_{kt}$  es el indicador correspondiente en el instante  $t$ ,  $k = 1, \dots, 8$  y  $pc_{it}$  el componente principal  $i$ -ésimo en el instante  $t$ . Se puede observar en la Tabla A.14 que hay ciertos datos con  $R^2$  alto (mayor al 60 %) que tienen residuos estacionarios. Esto es interesante ya que permite explicar variables latentes como lo son los componentes principales con variables conocidas como los indicadores. Puesto que el primer componente principal logra explicar más del 50 % de la variación en los precios del conjunto, es de gran ayuda encontrar variables que permitan explicar al primer componente como es el caso del índice SP500 y de su volatilidad, que en la regresión sobre el primer componente principal tienen estadísticos  $R^2$  del 66 % y del 67 % respectivamente, aunque los residuos en estos casos no sean estacionarios. Esto no es sorprendente dado que algunos commodities del conjunto son objeto de inversiones de empresas que conforman el SP500 y por tanto este índice hereda información de los precios.

Como ha ocurrido a lo largo del trabajo se ha calculado así mismo la cointegración entre los cinco primeros componentes principales y los indicadores, obteniéndose que la mayoría de ellos no están cointegrados al 5 %, siendo el tercer componente principal el único que se encuentra cointegrado con los primeros cinco indicadores. Esto sin embargo no es de mucha ayuda teniendo en cuenta que el tercer componente principal explica tan solo el 5,3 % de la variación en los precios (Tabla A.3).

## 5.3. Interpretación de los Precios Relevantes

### 5.3.1. Regresiones Individuales

Pasamos ahora al estudio de los precios, para ello se estudian regresiones de la forma

$$cp_{it} = \beta_0 + \beta_1 ind_{kt} + \varepsilon_t \quad (5.2)$$

de nuevo  $ind_{kt}$  es el indicador correspondiente en el instante  $t$ ,  $k = 1, \dots, 8$  e  $i$  el ID de los precios relevantes,  $i = 1, 6, 14, 15, 55$ . Podemos ver en la Tabla A.12 que el US CPI logra recoger la no estacionariedad del primer commodity (oro), de hecho este recoge la no estacionariedad de todos los precios relevantes, más aún los primeros cinco indicadores logran recoger la no estacionariedad de los commodities 6 y 55 plomo y caucho respectivamente (los dos más relevantes), teniendo por contra estadísticos  $R^2$  bajos, en el caso del Trade Weighted Index el  $R^2$  se encuentra alrededor del 50 % para ambas regresiones.

Se realiza también un contraste de cointegración, ya que como se menciona en la introducción puede existir relación entre el primer indicador y algunos precios, debido a que la totalidad de los precios viene expresado en dolares. En este caso de los commodities relevantes ninguno se encuentra cointegrado con algún indicador. Esto no nos sorprende ya que la información que pueden aportar los indicadores de forma individual está más relacionada con los componentes principales de los precios que con los precios mismos como mencionan S. Chen et al (2010). Sin embargo, si se encuentra alta correlación entre estos precios y los indicadores como se observa en la siguiente tabla de correlaciones.

Analizamos ahora los  $R^2$  que se obtienen en las regresiones individuales sobre cada commodity. En este caso el mayor  $R^2$  es de 85,73 % y se encuentra en el tercer indicador cuando se regresa el commodity 33, este mismo commodity obtiene también el mayor  $R^2$  cuando se utiliza el SP500. Es de resaltar que el primer indicador tiene  $R^2$  por encima del 50 % en el bloque de insumos industriales, esto se cumple en menor medida para el bloque de metales, pero no se cumple en general con otros

ID	Indicador 1	Indicador 2	Indicador 3	Indicador 4
1	-0,643	0,363	-0,470	-0,453
6	-0,757	0,600	-0,535	-0,619
14	-0,486	0,555	-0,446	-0,547
15	-0,482	0,537	-0,428	-0,527
55	-0,699	0,491	-0,474	-0,526

ID	Indicador 5	Indicador 6	Indicador 7	Indicador 8
1	0,602	-0,085	0,419	0,118
6	0,702	-0,080	0,579	-0,003
14	0,669	-0,030	0,578	-0,043
15	0,653	-0,008	0,562	-0,044
55	0,625	-0,078	0,445	-0,052

bloques y otros factores.

### 5.3.2. Regresiones Acumuladas

Usamos ahora regresiones acumulando indicadores, es decir, con los dos primeros, con los tres primeros, etc. la última de las regresiones para commodities es de la forma

$$cp_{it} = \beta_0 + \beta_1 ind_{1t} + \beta_2 ind_{2t} + \dots + \beta_8 ind_{8t} + \varepsilon_t \quad (5.3)$$

mientras que para componentes principales es de la forma

$$pc_{it} = \beta_0 + \beta_1 ind_{1t} + \beta_2 ind_{2t} + \dots + \beta_8 ind_{8t} + \varepsilon_t \quad (5.4)$$

En las Tablas A.13 y A.15, se recoge el test de Dickey-Fuller para los residuos de las regresiones acumuladas para commodities y para componentes principales respectivamente, además del  $R^2$ . Estas tablas son más importantes ya que en ellas vemos que en ambos casos acumulando hasta el quinto indicador (US CPI) se obtienen residuos estacionarios para todos los precios o componentes principales y estadísticos  $R^2$  cercanos al 70% para el caso de commodities, estos  $R^2$  son mayores para los commodities que para los componentes, es decir, cuando acumulamos indicadores, estos aportan mayor información a los precios que a los componentes principales. Esto contrasta con la información obtenida usando regresiones individuales ya que

en estas los indicadores aportan más información a los componentes principales que a los precios.

Los resultados de la Tabla A.15 nos dicen que no podemos identificar un componente principal con uno de los indicadores, pero si mediante un conjunto de ellos, pues se alcanza cointegración cuando se proyecta cada componente sobre 5 de estos indicadores. Lo mismo ocurre con la Tabla A.13. Por otra parte, los indicadores estudiados tienen en general buenas propiedades, tanto individualmente, ya que permiten explicar componentes principales aunque con residuos no estacionarios; como acumulando indicadores, especialmente en este caso, ya que se obtienen residuos estacionarios y explican los precios con una bondad de cerca del 70 % en el modelo.

En resumen, podemos identificar un conjunto de indicadores macroeconómicos que explica razonablemente los movimientos a largo plazo tanto de los componentes principales como de los commodities relevantes. Esto es importante para el gestor de carteras porque por un lado se identifican variables latentes como lo son los componentes principales con otras variables observables y por otro lado se obtiene información del movimiento en los precios del conjunto usando pocos factores para ello, algo sin duda muy útil en la gestión de carteras compuestas por varios commodities.

# Capítulo 6

## Análisis de Predicción

Una vez identificados los precios que permiten explicar a otros y los componentes principales de todo el conjunto de datos, nos preguntamos si se puede utilizar esta información para realizar predicciones sobre los precios de commodities, para ello vamos a utilizar dos modelos de predicción, un modelo autorregresivo de tercer orden, denotado por AR(3) y el camino aleatorio, denotado por RW, del inglés random walk.

Para commodities, las predicciones realizadas se han hecho siguiendo el modelo autorregresivo con deriva:

$$cp_{it} = \beta_0 + \beta_1 \cdot cp_{i \ t-1} + \beta_2 \cdot cp_{i \ t-2} + \beta_3 \cdot cp_{i \ t-3} \quad (6.1)$$

Y para el camino aleatorio:

$$cp_{it} = cp_{i \ t-1} \quad (6.2)$$

Para realizar estas predicciones, se ha creado una función que calcula las regresiones dada una serie temporal y un modelo ARIMA. Usar el modelo autorregresivo de tercer orden es computacionalmente costoso, ya que se estiman los coeficientes del modelo en cada paso, de hecho los programas ejecutados en Matlab, tardan aproximadamente 30 minutos realizando los cálculos para todos los commodities. Esto no ocurre con el camino aleatorio ya que con este modelo la predicción es el último dato observado. Se comentan a continuación los resultados obtenidos. En las

Tablas A.16 y A.17 se presentan los errores en donde RECM denota la raíz del error cuadrático medio, EAM el error absoluto medio y EAMrel el error relativo. Se observa que las predicciones en ambos modelos son muy similares, de hecho la mayor diferencia entre los modelos es de 3,86 %

## 6.1. Predicción de los Componentes Principales

Se realiza en primer lugar el análisis de predicción para componentes principales, los resultados se pueden encontrar en la Tabla A.17, en este caso ejecutamos la función de predicción a la serie temporal de los componentes principales del logaritmo de los precios.

Se observa en general que se comete un error mayor cuando se utiliza el camino aleatorio que cuando se utiliza el modelo AR(3), ya que el error cometido usando RW es mayor en 33 componentes principales. Esto significa que los componentes principales tienen una inercia que es utilizable para predicción.

## 6.2. Predicción de los Commodities

Los datos de predicción para los commodities se encuentran en la tabla A.16, en este caso se obtienen resultados similares a los encontrados para componentes principales, en 32 de los precios el error cometido con el modelo RW supera al cometido usando el AR(3), por lo que los precios tienen también una inercia útil en predicción.

Se concluye de estos resultados que el modelo AR(3), hace mejores predicciones que el modelo RW tanto para componentes principales como para los precios de los commodities, ocurre algo similar con el error absoluto y relativo.

Como se mencionó anteriormente la diferencia entre los dos modelos es pequeña, por lo que visto el coste computacional que tiene el modelo AR(3) frente al RW, merece la pena preguntarse si el uso del modelo AR(3) está justificado.

## 6.3. Predicción de los Commodities Usando un Modelo Factorial

Puesto que los tres primeros componentes principales recogen bastante información del conjunto de precios, además de su no estacionariedad como se estudio en el capítulo 3, sospechamos que los componentes pueden además recoger información útil para predecir precios de commodities. Para estudiar esto realizamos regresiones mínimo cuadráticas hasta el instante  $t$  usando los precios como variable dependiente y los tres primeros componentes principales como variable explicativa,

$$cp_{t+1} = \beta_{0t} + \beta_{1t} \cdot pc1_{t+1}^{AR/RW} + \beta_{2t} \cdot pc2_{t+1}^{AR/RW} + \beta_{3t} \cdot pc3_{t+1}^{AR/RW} + \varepsilon \quad (6.3)$$

El modelo propuesto realiza regresiones en cada período usando toda la información disponible hasta  $t$  y las predicciones de los componentes principales usando AR(3) o RW según corresponda. La función creada para este fin calcula las regresiones y evalúa el modelo obtenido en  $t + 1$ , los errores obtenidos se recogen en la Tabla A.18.

## 6.4. Análisis del Modelo Propuesto

A pesar de que se espera mejora en la predicción de precios usando el modelo factorial, no se esperan mejoras significativas debido a que los primeros tres componentes principales solo recogen el 75 % de la variación en los precios y esto afecta considerablemente la capacidad predictiva de los componentes. Los errores obtenidos usando las predicciones AR(3) y las predicciones RW son mayores que los obtenidos usando estos benchmark, podemos apreciar esto ejecutando en Matlab:

$$[RECMregar > RECMarcp, RECMregar > RECMrwcp, RECMregrw > RECMarcp, RECMregrw > RECMrwcp]$$

Se obtiene que salvo para el segundo precio, los errores cometidos con el modelo propuesto son mayores tanto usando predicciones AR(3) como usando predicciones

RW de los componentes, por tanto el modelo propuesto no mejora los benchmark utilizados debido posiblemente al número de componentes utilizados, se deja como trabajo posterior la mejora de este modelo añadiendo más componentes como variable explicativa o incluso algún precio de la muestra.

# Capítulo 7

## Conclusiones

En este trabajo se siguen las ideas y algunas metodologías empleadas por S. Chen et al (2010), estudiando precios de 58 commodities en niveles. Se realiza el estudio en niveles por el interés que tenemos en estudiar el comportamiento tendencial de estos precios, esto es, sus movimientos a largo. Los resultados obtenidos nos muestran que existen por una parte componentes principales que recogen una cantidad de información considerable, en particular el primero que recoge más del 50 % de la variación de los precios, esto nos lleva a buscar precios que consigan recoger información suficiente de forma que permitan explicar otros precios de la muestra razonablemente. Se consigue esto con dos precios que son el plomo y el caucho.

Saber qué precios de un conjunto pueden explicar otros de forma razonable es muy importante para un gestor de carteras tanto en operaciones de trading como en cobertura, debido a que es posible reducir la dimensionalidad del conjunto de commodities lo que permite trabajar con una muestra reducida del conjunto y estudiar en esta muestra factores de riesgo o valores esperados; también es posible replicar otros precios como son el gas, el petróleo, etc. con otros más negociados o más relevantes como el plomo o el caucho. Por otra parte permite cubrir ciertas posiciones en distintos commodities aún cuando no se tenga la flexibilidad suficiente en cierto mercado, por ejemplo, si no se permiten ventas al descubierto en petróleo pero si en caucho y otros commodities que combinados repliquen los movimientos del petróleo.

Lo anterior nos lleva a estudiar la capacidad predictiva de los precios y factores

estudiados, usando en este análisis un modelo autorregresivo de tercer orden, AR(3), el camino aleatorio, RW, y el modelo factorial propuesto que usa las predicciones de los componentes principales para predecir los precios de los commodities. Los resultados sugieren que con el modelo AR(3) se obtienen mejores predicciones.

De todo esto podemos concluir que con una muestra suficientemente grande de precios, es posible encontrar un conjunto reducido de componentes con buenas propiedades, es decir, que recojan la no estacionariedad de la mayoría de los precios y tengan  $R^2$  alto cuando se usan como variables explicativas en regresiones unifactoriales sobre los precios. Observar que esto es posible gracias a la técnica de componentes principales aunque se puede necesitar de un número muy alto de componentes, en nuestro caso el número de componentes necesario ha sido muy pequeño con dos de estos las condiciones mencionadas antes ya se cumplían.

En el análisis de componentes principales y el criterio de selección de los commodities relevantes se obtuvieron resultados prometedores, por ejemplo, el hecho de que algunos precios recogían la no estacionariedad de otros y acumulando precios relevantes fue posible obtener residuos estacionarios en toda la muestra salvo para tres commodities, comportamiento observado antes en los componentes principales. Estos hechos llevaron al estudio de otros indicadores macroeconómicos que muestran una clara relación con los componentes principales, vease la relación gráfica existente entre el Trade Weighted Index y el primer componente principal o el precio del oro y el primer componente principal.

En resumen, estudiar de forma paralela los precios de distintos commodities, sus componentes principales y algunos indicadores macroeconómicos nos permite identificar precios relevantes de una muestra, “factorizar” aquellos que recogen la no estacionariedad de prácticamente todo el conjunto cuando se realizan regresiones individuales y reducir la muestra de estudio obteniendo ganancia tanto temporal como computacional. Además podemos relacionar ciertos indicadores (variables observables) con algunos componentes (variables latentes) y usar toda esta información para una gestión eficiente de carteras formadas por estos commodities.

# Capítulo 8

## Trabajo Futuro

Como se ha mencionado durante el trabajo, la metodología empleada estudia los precios mensuales de varios commodities en niveles. En la introducción se han justificado las razones de esta elección, sin embargo, otras consideraciones son también válidas y se proponen como trabajo futuro. La primera de estas consideraciones es respecto a la frecuencia de los datos, es posible trabajar con datos diarios, no se trabaja con estos ya que se quería evitar la alta volatilidad presente en datos de alta frecuencia. Hay trabajos como Y. Chen (2010) que estudia datos de frecuencia mixta y propone otros métodos para su estudio, por lo tanto esta es una rama prometedora y con posibilidad de desarrollo futuro.

También podemos considerar el estudio de los datos en diferencias, este es un estudio más clásico y se centra en resultados a corto plazo, ya que se toman diferencias precisamente para eliminar la no estacionariedad existente en los precios. Las funciones construidas para este trabajo permiten realizar predicciones y realizar algunos análisis a series dadas en diferencias.

Una parte prometedora del estudio está en reconocer los precios relevantes, en este trabajo los precios relevantes son aquellos con  $R^2$  más alto cuando se hacen regresiones con los precios como variable dependiente y el primer componente principal como variable explicativa. Encontrar criterios para la selección de estos precios y su análisis posterior es muy interesante ya que permite reducir la dimensionalidad y replicar precios de forma endógena.

Otro punto a tener en cuenta es sobre la predicción de los precios o los componen-

tes principales, conocer y estudiar otros modelos que permitan predecir los futuros cambios en los precios es indudablemente una gran rama de estudio. Estudiar los futuros cambios en los precios o en los componentes principales es una tarea que no se puede dejar de lado cuando se negocia con commodities o se realizan operaciones de cobertura en los mismos. Dado que el modelo de tres factores propuesto no mejora los benchmark utilizados, se propone como trabajo futuro el estudio de otros modelos factoriales en los que se pueden incluir tanto componentes principales como otros indicadores.

El uso de los indicadores es también un tema en el que se puede profundizar más, hay una gran variedad de indicadores tales como otros índices de bolsa, volatilidades de dichos índices, índices de producción industrial, de desempleo, etc. y los precios pueden verse afectados por estas variables. Por otro lado, el orden de acumulación de los indicadores en el trabajo ha sido arbitrario, por lo que realizar este estudio por una parte ampliando la muestra de indicadores y por otra usando algún criterio de selección o de ordenación de los indicadores puede dar mayor información y mejores resultados en un estudio posterior.

Finalmente se puede continuar este trabajo usando técnicas más potentes en los análisis, como las usadas en los paper estudiados, técnicas que permiten encontrar la no estacionariedad en datos de panel S. Chen et al (2010), o estacionariedad en parte de la muestra y cambio estructural en la misma Y. Chen et al (2009) y Y. Chen (2010).

*I have no idea what will happen to us. But maybe that's the point.  
That there are no guarantees. There are few happy endings.  
But you show up anyway. You don't give up, you never give up.  
Maybe that's what it takes . . . to be a hero.*

Adaptación de Avengers: The Children's Crusade # 9.



# Bibliografía

- [1] **Ardeni, P G** (1989) *Does the Law of One Price Really Hold for Commodity Prices?*. American Journal of Agricultural Economics Association, 71 (3), pp. 661-669.
- [2] **Argy, V.** (1994) *International Macroeconomics. Theory and Policy*. Routledge, pp. 6-10.
- [3] **Chen, S., Jackson, J. y Kim, H.** (2010) *What Drives Commodity Prices?*. Auburn University, Working Paper Series, AUWP 2010-05.
- [4] **Chen, Y.,** (2011) *Forecasting Commodity Prices With Mixed-Frequency Data: An OLS-Based Generalized ADL Approach*. University of Washington, Working Paper Series, March 2011.
- [5] **Chen, Y., Rogoff, K. y Rossi, B.** (2009) *Can Exchange Rates Forecast Commodity Prices?*. Quarterly Journal of Economics 125(3), pp. 1145-1194.
- [6] **Chen, Y., Rogoff, K. y Rossi, B.** (2014) *Can Exchange Rates Forecast Commodity Prices? An update*. Working Paper. Disponible
- [7] **Clark, T. y McCracken, M.** (2001) *Test of Equal Forecast Accuracy and Encompassing for Nested Models*. Journal of Econometrics, 105, pp. 85-110.
- [8] **Diebold, F., Mariano, R.** (1995) *Comparing Predictive Accuracy*. Journal of Business and Economic Statistics, 13 (3), pp. 253-263.
- [9] **Engel, R. y Granger, C.** (1987) *Co-Integration and Error Correction: Representation, Estimation, and Testing*. Econometrica, 55 (2), pp. 251-276.

- 
- [10] **Engel, C. y Rogers, J.** (2001) *Violating the Law of One Price: Should we Make a Federal Case Out of It.* Journal of Money, Credit and Banking, 33 (1), pp. 1-15.
- [11] **Granger, C. y Newbold, P.** (1986) *Forecasting Economic Time Series.* Academic Press, Inc., pp. 244-264.
- [12] **Groen, J. y Pesenti, P.** (2010) *Commodity Prices, Commodity Currencies, and Global Economic Development.* NBER Working Papers, 15743.
- [13] **Isard, P.** (1977) *How Far Can we Push the "Law of One Price"?* American Economic Review, 67 (5), pp. 942-948.
- [14] **Kellar, N. y Wohar, M.** (2006) *On the Prevalence of Trends in Primary Commodity Prices.* Journal of Development Economics, 79 (1), pp. 146-167.
- [15] **MacKinnon, J.** (2010) *Critical Values for Cointegration Tests.* Queen's Economics Department Working Paper, 1227
- [16] **Mark, N.** (2001) *International Macroeconomics and Finance. Theory and Econometric Methods.* Blackwell Publishing, pp. 62-72.
- [17] **McCracken, M.** (2007) *Asymptotics for Out of Sample Tests of Granger Causality.* Journal of Econometrics, 140 (2), pp. 719-752.
- [18] **Novalés, A.** (2002) *Econometría. Segunda Edición.* McGraw-Hill.
- [19] **Phillips, L. y Pippenger, J.** (2005) *Some Pitfalls in Testing the Law of One Price in Commodity Markets.* Departmental Working Papers, UC Santa Barbara.
- [20] **Phillips, L. y Pippenger, J.** (2007) *Strictly Speaking, the Law of One Price Works in Commodity Markets.* Departmental Working Papers Draft, UC Santa Barbara.
- [21] **Sarno, L., Taylor, M. y Chowdhury, I.** (2002) *Non-Linear Dynamics in Deviations From the Law of One Price: A Broad-Based Empirical Study.* CEPR Discussion Paper, 3377.

- 
- [22] **International Finance Magazine.** *Trade Weighted U.S. Dollar Index.* [en línea]. Disponible en: <http://www.internationalfinancemagazine.com/article/Trade-Weighted-US-Dollar-Index.html>  
[Visitado el 18 de Junio de 2014]
- [23] **Verbeek, M.** (2004) *A Guide to Modern Econometrics. Second Edition.* John Wiley and Sons, Ltd, pp. 255-333.
- [24] **Wang, D. y Tomek, W.** *Commodity prices and unit root tests.* American Journal of Agricultural Economics Association, 89 (4), pp. 873-889.



# Apéndice A

## Tablas

En este apéndice se incluyen las tablas usadas a lo largo del trabajo. Todas las tablas han sido generadas con el software matemático Matlab en su versión R2013b.

Tabla A.1: Descripción de los Datos

TABLA 1	ID	Commodity	Series_Code
Metales	1	Gold Bullion LBM U\$/Troy Ounce	GOLDBLN
	2	London Platinum Free Market \$/Troy oz	PLATFRE
	3	Aluminum, 99.5 % minimum purity, LME spot price, CIF UK ports, US\$ per metric ton	PALUM_USD
	4	Copper, grade A cathode, LME spot price, CIF European ports, US\$ per metric ton	PCOPP_USD
	5	China import Iron Ore Fines 62 % FE spot (CFR Tianjin port), US dollars per metric ton	PIORECR_USD
	6	Lead, 99.97 % pure, LME spot price, CIF European Ports, US\$ per metric ton	PLEAD_USD
	7	Nickel, melting grade, LME spot price, CIF European ports, US\$ per metric ton	PNICK_USD
	8	Nickel Primary HG ex whse cash London	HWWINK\$
	9	Tin, standard grade, LME spot price, US\$ per metric ton	PTIN_USD
	10	Zinc, high grade 98 % pure, US\$ per metric ton	PZINC_USD
	11	Uranium, NUEXCO, Restricted Price, Nuexco exchange spot, US\$ per pound	PURAN_USD
Combustibles	12	Steel scrap 1 No. 2 Europe EUR/MT	HWWISR\$
	13	Coal, Australian thermal coal, 12,000- btu/pound, less than 1 % sulfur, 14 % ash, US\$ per metric ton	PCOALAU_USD
	14	Crude Oil (petroleum), Price index, 2005 = 100, simple average of three spot prices; Dated Brent	POILAPSP_USD
	15	Crude Oil (petroleum), Dated Brent, light blend 38 API, fob U.K., US\$ per barrel	POILBRE_USD
	16	Oil; Dubai, medium, Fateh 32 API, fob Dubai Crude Oil (petroleum), Dubai Fateh 32 API, US\$ per barrel	POILDUB_USD
	17	Crude Oil (petroleum), West Texas Intermediate 40 API, Midland Texas, US\$ per barrel	POILWTI_USD
	18	Nat. Gas Residential U\$/MMBtu	EIA1401
	19	Bananas, Central American and Ecuador, FOB U.S. Ports, US\$ per metric ton	PBANSOP_USD
	20	Barley, Canadian no.1 Western Barley, spot price, US\$ per metric ton	PBARL_USD
	21	Beef, Australian and New Zealand 85 % lean fores, CIF U.S. import price, US cents per pound	PBEEF_USD
	Alimentos	22	Cocoa beans, International Cocoa Organization cash price, CIF US and Eur ports, US\$ per metric ton
23		Rapeseed oil, crude, fob Rotterdam, US\$ per metric ton	PROIL_USD
24		Fishmeal, Peru Fish meal/pellets 65 % protein, CIF, US\$ per metric ton	PFISH_USD
25		Groundnuts (peanuts), 40/50 (40 to 50 count per ounce), cif Argentina, US\$ per metric ton	PGNUTS_USD
26		Lamb, frozen carcass Smithfield London, US cents per pound	PLAMB_USD
27		Maize (corn), U.S. No.2 Yellow, FOB Gulf of Mexico, U.S. price, US\$ per metric ton	PMAIZMT_USD
28		Oats, No.2 Milling Minneapolis C/Bu	OATSMP2
29		Olive Oil, extra virgin less than 1 % free fatty acid, ex-tanker price U.K., US\$ per metric ton	POLVOIL_USD
30		Oranges, miscellaneous oranges CIF French import price, US\$ per metric ton	PORANG_USD
31		Palm oil, Malaysia Palm Oil Futures (first contract forward) 4-5 percent FFA, US\$ per metric ton	PPOIL_USD
32		Swine (pork), 51-52 % lean Hogs, U.S. price, US cents per pound.	PPORK_USD
Bebidas	33	Poultry (chicken), Whole bird spot price, Ready-to-cook, whole, iced, Georgia docks, US cents per pound	PPOULT_USD
	34	Rice, 5 percent broken milled white rice, Thailand nominal price quote, US\$ per metric ton	PRICENPQ_USD
	35	Rice White Thai Long Grain 100 % B Grd	HWWIRI\$
	36	Fish (salmon), Farm Bred Norwegian Salmon, export price, US\$ per kilogram	PSALM_USD
	37	Shrimp, No.1 shell-on headless, 26-30 count per pound, Mexican origin, New York port, US\$ per kilogram	PSHRI_USD
	38	Soybean Meal, Chicago Soybean Meal Futures (first contract forward) Minimum 48 percent protein, US\$ metric ton	PSMEA_USD
	39	Soybean Oil, Chicago Soybean Oil Futures (first contract forward) exchange approved grades, US\$ per metric ton	PSOIL_USD
	40	Soybeans, U.S. soybeans, Chicago Soybean futures contract (first contract fwd) No. 2 yellow and par, US\$ metric ton	PSOYB_USD
	41	US COMMODITY PRICES: SUGAR CURN	USI76IAZA
	42	Sunflower oil, Sunflower Oil, US export price from Gulf of Mexico, US\$ per metric ton	PSUNO_USD
	Materias Primas	43	Wheat, No.1 Hard Red Winter, ordinary protein, FOB Gulf of Mexico, US\$ per metric ton
44		Wheat US No.2 HRS Del Kanss U\$/Bsh	WHTKANS
45		Coffee, Other Mild Arabicas, International Coffee Organization New York cash price, US cents per pound	PCOFFOTM_USD
46		Coffee, Robusta, International Coffee Organization New York cash price, ex-dock New York, US cents per pound	PCOFFROB_USD
47		Tea, Mombasa, Kenya, Auction Price, US cents per kilogram, From July 1998, Kenya auctions, Best Pekoe Fannings.	PTEA_USD
48		Tea Avg India LKA Kenia auctions	HWWHITE\$
49		Cotton, Cotton Outlook 'A Index', Middling 1-3/32 inch staple, CIF Liverpool, US cents per pound	PCOTTIND_USD
50		Wool, coarse, 23 micron, Australian Wool Exchange spot quote, US cents per kilogram	PWOOLC_USD
51		Wool, fine, 19 micron, Australian Wool Exchange spot quote, US cents per kilogram	PWOOLF_USD
52		Hides, Heavy native steers, over 53 pounds, wholesale dealer's price, US, Chicago, US cents per pound	PHIDE_USD
Insumos Industriales		53	Soft Logs, Average Export price from the U.S. for Douglas Fir, US\$ per cubic meter
	54	Hard Logs, Best quality Malaysian meranti, import price Japan, US\$ per cubic meter	PLOGSK_USD
	55	Rubber, Singapore Commodity Exchange, No. 3 Rubber Smoked Sheets, 1st contract, US cents per pound	PRUBB_USD
	56	Hard Sawntwood, Dark Red Meranti, select and better quality, C&F U.K port, US\$ per cubic meter	PSAWMAL_USD
	57	Soft Sawntwood, average export price of Douglas Fir, U.S. Price, US\$ per cubic meter	PSAWORE_USD
	58	NBSK Pulp (CIF Wood Europe) U\$/MT	NBSKEUR

Tabla A.2: Test de Raíz Unitaria con Constante y un Retardo al Logaritmo de los Precios

ID	ADF	p-valor	Decisión	ID	ADF	p-valor	Decisión
1	-0,140	0,943	0	30	-4,400	0,001	1
2	-1,047	0,718	0	31	-2,445	0,130	0
3	-2,623	0,089	0	32	-3,664	0,005	1
4	-1,121	0,685	0	33	-1,205	0,648	0
5	0,881	0,995	0	34	-2,388	0,146	0
6	-1,087	0,700	0	35	-2,233	0,195	0
7	-1,971	0,310	0	36	-2,694	0,076	0
8	-2,081	0,261	0	37	-2,781	0,062	0
9	-1,200	0,650	0	38	-2,064	0,269	0
10	-1,860	0,359	0	39	-2,262	0,185	0
11	-1,089	0,699	0	40	-2,004	0,295	0
12	-1,766	0,400	0	41	-3,475	0,009	1
13	-1,219	0,642	0	42	-2,666	0,081	0
14	-1,229	0,638	0	43	-2,036	0,281	0
15	-1,173	0,662	0	44	-1,852	0,362	0
16	-1,277	0,616	0	45	-2,639	0,086	0
17	-1,324	0,596	0	46	-2,229	0,197	0
18	-7,366	0,001	1	47	-4,027	0,002	1
19	-4,195	0,001	1	48	-3,319	0,015	1
20	-1,895	0,343	0	49	-3,662	0,005	1
21	-1,545	0,498	0	50	-0,991	0,743	0
22	-2,420	0,137	0	51	-2,440	0,132	0
23	-1,580	0,483	0	52	-3,139	0,025	1
24	-1,168	0,664	0	53	-1,593	0,477	0
25	-3,033	0,033	1	54	-1,904	0,339	0
26	-2,659	0,082	0	55	-1,352	0,583	0
27	-2,079	0,262	0	56	-1,405	0,560	0
28	-2,153	0,229	0	57	-1,750	0,407	0
29	-1,701	0,429	0	58	-2,040	0,279	0

Test de Dickey-Fuller al 5% de significatividad.

Tabla A.3: Proporción y Proporción Acumulada de los Componentes Principales

ID CP	Proporción	Proporción Acum.	ID CP	Proporción	Proporción Acum.
1	0,563	0,563	30	0,001	0,989
2	0,139	0,702	31	0,001	0,990
3	0,053	0,755	32	0,001	0,991
4	0,036	0,791	33	0,001	0,992
5	0,026	0,817	34	0,001	0,993
6	0,024	0,841	35	0,001	0,994
7	0,019	0,859	36	0,001	0,995
8	0,017	0,876	37	0,001	0,995
9	0,014	0,890	38	0,001	0,996
10	0,014	0,904	39	0,001	0,996
11	0,010	0,914	40	0,000	0,997
12	0,009	0,923	41	0,000	0,997
13	0,007	0,931	42	0,000	0,998
14	0,007	0,938	43	0,000	0,998
15	0,007	0,944	44	0,000	0,998
16	0,006	0,950	45	0,000	0,998
17	0,006	0,956	46	0,000	0,999
18	0,005	0,961	47	0,000	0,999
19	0,004	0,965	48	0,000	0,999
20	0,004	0,968	49	0,000	0,999
21	0,003	0,972	50	0,000	0,999
22	0,003	0,975	51	0,000	1,000
23	0,003	0,977	52	0,000	1,000
24	0,002	0,980	53	0,000	1,000
25	0,002	0,982	54	0,000	1,000
26	0,002	0,984	55	0,000	1,000
27	0,002	0,985	56	0,000	1,000
28	0,002	0,987	57	0,000	1,000
29	0,001	0,988	58	0,000	1,000

Tabla A.4: Test de Raíz Unitaria con Constante y un Retardo a los Componentes Principales

ID	ADF	p-valor	Decisión	ID	ADF	p-valor	Decisión
1	-0,459	0,896	0	30	-6,127	0,001	1
2	-1,717	0,422	0	31	-4,013	0,002	1
3	-1,913	0,335	0	32	-4,533	0,001	1
4	-2,833	0,055	0	33	-3,464	0,010	1
5	-2,341	0,160	0	34	-4,039	0,002	1
6	-3,284	0,016	1	35	-2,675	0,079	0
7	-3,346	0,014	1	36	-5,988	0,001	1
8	-1,695	0,432	0	37	-4,801	0,001	1
9	-4,001	0,002	1	38	-3,495	0,009	1
10	-3,530	0,008	1	39	-3,576	0,007	1
11	-2,023	0,287	0	40	-5,983	0,001	1
12	-3,678	0,005	1	41	-3,504	0,009	1
13	-4,427	0,001	1	42	-5,874	0,001	1
14	-3,844	0,003	1	43	-7,800	0,001	1
15	-3,848	0,003	1	44	-7,056	0,001	1
16	-5,328	0,001	1	45	-5,921	0,001	1
17	-5,321	0,001	1	46	-4,285	0,001	1
18	-4,964	0,001	1	47	-3,875	0,003	1
19	-4,612	0,001	1	48	-2,026	0,285	0
20	-5,172	0,001	1	49	-3,485	0,009	1
21	-4,958	0,001	1	50	-2,611	0,092	0
22	-4,889	0,001	1	51	-6,173	0,001	1
23	-5,692	0,001	1	52	-5,261	0,001	1
24	-4,720	0,001	1	53	-1,594	0,476	0
25	-3,773	0,004	1	54	-1,754	0,406	0
26	-5,007	0,001	1	55	-2,570	0,100	0
27	-6,288	0,001	1	56	-3,360	0,013	1
28	-4,219	0,001	1	57	-7,131	0,001	1
29	-4,857	0,001	1	58	-6,860	0,001	1

Test de Dickey-Fuller al 5% de significatividad.

Tabla A.5: Test de Dickey-Fuller con un Retardo Para los Residuos de las Regresiones Individuales Respecto al Primer Componente Principal

ID	ADF	p-valor	Decisión	ID	ADF	p-valor	Decisión
1	-3,236	0,002	1	30	-7,415	0,001	1
2	-3,002	0,003	1	31	-3,818	0,001	1
3	-3,045	0,003	1	32	-3,670	0,001	1
4	-3,438	0,001	1	33	-3,011	0,003	1
5	-3,221	0,002	1	34	-4,042	0,001	1
6	-5,033	0,001	1	35	-3,414	0,001	1
7	-3,013	0,003	1	36	-2,740	0,006	1
8	-3,114	0,003	1	37	-2,913	0,004	1
9	-2,356	0,018	1	38	-4,372	0,001	1
10	-2,917	0,004	1	39	-4,221	0,001	1
11	-2,492	0,013	1	40	-4,334	0,001	1
12	-5,521	0,001	1	41	-3,834	0,001	1
13	-3,496	0,001	1	42	-5,080	0,001	1
14	-3,388	0,001	1	43	-4,924	0,001	1
15	-3,270	0,001	1	44	-4,727	0,001	1
16	-3,394	0,001	1	45	-2,895	0,004	1
17	-3,499	0,001	1	46	-2,271	0,023	1
18	-8,095	0,001	1	47	-5,148	0,001	1
19	-7,606	0,001	1	48	-4,093	0,001	1
20	-3,835	0,001	1	49	-3,943	0,001	1
21	-3,146	0,002	1	50	-2,669	0,008	1
22	-3,240	0,002	1	51	-3,226	0,002	1
23	-3,829	0,001	1	52	-3,153	0,002	1
24	-3,424	0,001	1	53	-1,755	0,075	0
25	-4,593	0,001	1	54	-2,638	0,009	1
26	-2,754	0,006	1	55	-3,860	0,001	1
27	-4,022	0,001	1	56	-2,054	0,039	1
28	-4,056	0,001	1	57	-2,116	0,033	1
29	-1,806	0,068	0	58	-3,207	0,002	1

Se realiza el test de Dickey-Fuller a los residuos de la siguiente regresión:

$$cp_{it} = \beta_0 + \beta_1 pc_{jt} + \varepsilon_t$$

En este caso se realiza el test sin constante, ya que al tratarse de residuos mínimo cuadráticos su media es cero.

Observese que el estadístico del test de cointegración de Engle-Granger es el mismo que el ADF calculado en la tabla anterior, sin embargo, cambian los p-valores dado que no siguen las mismas distribuciones.

Tabla A.6:  $R^2$  de Regresiones Individuales con Componentes Principales Cómo Variable Explicativa

ID	CP 1	CP 2	CP 3	CP 4	CP 5	ID	CP 1	CP 2	CP 3	CP 4	CP 5
1	0,884	0,023	0,158	0,012	0,001	30	0,595	0,143	0,308	0,038	0,000
2	0,844	0,028	0,341	0,072	0,002	31	0,653	0,014	0,043	0,064	0,109
3	0,511	0,074	0,056	0,299	0,126	32	0,000	0,480	0,013	0,028	0,000
4	0,888	0,049	0,143	0,100	0,018	33	0,510	0,377	0,087	0,001	0,008
5	0,879	0,003	0,216	0,002	0,003	34	0,662	0,042	0,049	0,008	0,017
6	0,910	0,009	0,209	0,064	0,024	35	0,590	0,043	0,019	0,011	0,012
7	0,688	0,131	0,198	0,237	0,026	36	0,023	0,481	0,004	0,111	0,025
8	0,708	0,101	0,206	0,230	0,022	37	0,198	0,002	0,375	0,041	0,019
9	0,627	0,277	0,222	0,002	0,025	38	0,703	0,000	0,039	0,000	0,004
10	0,591	0,116	0,094	0,189	0,030	39	0,792	0,005	0,052	0,011	0,037
11	0,734	0,052	0,408	0,020	0,123	40	0,778	0,021	0,048	0,003	0,004
12	0,892	0,011	0,208	0,028	0,052	41	0,269	0,019	0,000	0,003	0,000
13	0,862	0,009	0,239	0,010	0,002	42	0,724	0,006	0,099	0,009	0,000
14	0,829	0,002	0,533	0,005	0,001	43	0,804	0,002	0,103	0,001	0,014
15	0,825	0,004	0,532	0,007	0,001	44	0,796	0,000	0,104	0,001	0,015
16	0,821	0,006	0,526	0,003	0,000	45	0,237	0,270	0,002	0,000	0,364
17	0,820	0,001	0,550	0,007	0,000	46	0,062	0,532	0,022	0,004	0,400
18	0,168	0,002	0,487	0,027	0,049	47	0,387	0,027	0,106	0,039	0,000
19	0,617	0,049	0,104	0,021	0,012	48	0,309	0,183	0,045	0,005	0,015
20	0,787	0,077	0,117	0,002	0,000	49	0,241	0,122	0,041	0,001	0,017
21	0,571	0,039	0,138	0,061	0,075	50	0,754	0,005	0,144	0,059	0,011
22	0,385	0,306	0,183	0,015	0,120	51	0,468	0,006	0,004	0,261	0,010
23	0,829	0,003	0,138	0,006	0,079	52	0,003	0,363	0,200	0,096	0,018
24	0,769	0,067	0,300	0,015	0,014	53	0,048	0,766	0,027	0,011	0,010
25	0,497	0,069	0,077	0,018	0,015	54	0,371	0,350	0,006	0,000	0,001
26	0,170	0,337	0,104	0,003	0,012	55	0,899	0,001	0,125	0,032	0,059
27	0,761	0,022	0,055	0,014	0,002	56	0,334	0,551	0,000	0,001	0,006
28	0,679	0,006	0,079	0,009	0,014	57	0,153	0,741	0,005	0,008	0,001
29	0,146	0,572	0,010	0,003	0,033	58	0,509	0,053	0,007	0,241	0,007

Las regresiones en este caso son de la forma:

$$cp_{it} = \beta_0 + \beta_1 pc_{jt} + \varepsilon_t,$$

la tabla recoge para cada regresión el  $R^2$  correspondiente.

Tabla A.7: Test de Dickey-Fuller Para Residuos de Regresiones Acumuladas

ID	p-valor	Decisión	ID	p-valor	Decisión
1	0,002	1	1	0,001	1
2	0,003	1	2	0,001	1
3	0,003	1	3	0,001	1
4	0,001	1	4	0,001	1
5	0,002	1	5	0,002	1
6	0,001	1	6	0,001	1
7	0,003	1	7	0,001	1
8	0,003	1	8	0,001	1
9	0,018	1	9	0,001	1
10	0,004	1	10	0,002	1
11	0,013	1	11	0,008	1
12	0,001	1	12	0,001	1
13	0,001	1	13	0,001	1
14	0,001	1	14	0,001	1
15	0,001	1	15	0,001	1
16	0,001	1	16	0,001	1
17	0,001	1	17	0,001	1
18	0,001	1	18	0,001	1
19	0,001	1	19	0,001	1
20	0,001	1	20	0,001	1
21	0,002	1	21	0,001	1
22	0,002	1	22	0,001	1
23	0,001	1	23	0,001	1
24	0,001	1	24	0,001	1
25	0,001	1	25	0,001	1
26	0,006	1	26	0,001	1
27	0,001	1	27	0,001	1
28	0,001	1	28	0,001	1
29	0,068	0	29	0,004	1
30	0,001	1	30	0,001	1
31	0,001	1	31	0,001	1
32	0,001	1	32	0,001	1
33	0,003	1	33	0,001	1
34	0,001	1	34	0,001	1
35	0,001	1	35	0,001	1
36	0,006	1	36	0,001	1
37	0,004	1	37	0,004	1
38	0,001	1	38	0,001	1
39	0,001	1	39	0,001	1
40	0,001	1	40	0,001	1
41	0,001	1	41	0,001	1
42	0,001	1	42	0,001	1
43	0,001	1	43	0,001	1
44	0,001	1	44	0,001	1
45	0,004	1	45	0,001	1
46	0,023	1	46	0,006	1
47	0,001	1	47	0,001	1
48	0,001	1	48	0,001	1
49	0,001	1	49	0,001	1
50	0,008	1	50	0,007	1
51	0,002	1	51	0,001	1
52	0,002	1	52	0,001	1
53	0,075	0	53	0,008	1
54	0,009	1	54	0,001	1
55	0,001	1	55	0,001	1
56	0,039	1	56	0,001	1
57	0,033	1	57	0,001	1
58	0,002	1	58	0,002	1

En este caso se alcanza la estacionariedad de todos los residuos cuando se realizan regresiones respecto a los dos primeros componentes principales. Como se ha mencionado anteriormente esto no significa que exista cointegración ya que siguen distintas distribuciones. La cointegración al 5% se alcanza usando los primeros cuatro componentes principales en la regresión. El valor crítico de Engle-Granger usando dos componentes es de  $-3,763$  y usando cuatro componentes es de  $-4,452$ .

Tabla A.8:  $R^2$  de las Regresiones Acumuladas

ID	CP 1	CP 1 - CP 2	CP 1 - CP 3	CP 1 - CP 4	CP 1 - CP 5
1	0,884	0,916	0,921	0,921	0,939
2	0,844	0,864	0,898	0,913	0,913
3	0,511	0,574	0,582	0,782	0,850
4	0,888	0,925	0,928	0,963	0,964
5	0,879	0,879	0,880	0,887	0,911
6	0,910	0,914	0,914	0,930	0,932
7	0,688	0,801	0,809	0,928	0,940
8	0,708	0,793	0,801	0,918	0,925
9	0,627	0,931	0,934	0,934	0,935
10	0,591	0,692	0,693	0,791	0,802
11	0,734	0,798	0,857	0,859	0,923
12	0,892	0,898	0,898	0,900	0,919
13	0,862	0,877	0,879	0,879	0,886
14	0,829	0,835	0,947	0,951	0,958
15	0,825	0,833	0,944	0,947	0,956
16	0,821	0,832	0,941	0,948	0,954
17	0,820	0,823	0,947	0,950	0,955
18	0,168	0,168	0,501	0,505	0,586
19	0,617	0,656	0,658	0,659	0,693
20	0,787	0,850	0,854	0,886	0,890
21	0,571	0,620	0,620	0,651	0,847
22	0,385	0,713	0,723	0,748	0,794
23	0,829	0,830	0,834	0,871	0,912
24	0,769	0,850	0,866	0,867	0,867
25	0,497	0,579	0,587	0,623	0,691
26	0,170	0,493	0,531	0,536	0,586
27	0,761	0,792	0,840	0,878	0,890
28	0,679	0,689	0,706	0,706	0,707
29	0,146	0,701	0,702	0,705	0,791
30	0,595	0,721	0,783	0,784	0,785
31	0,653	0,674	0,718	0,826	0,876
32	0,000	0,480	0,485	0,541	0,567
33	0,510	0,861	0,861	0,896	0,898
34	0,662	0,714	0,757	0,781	0,782
35	0,590	0,643	0,719	0,744	0,746
36	0,023	0,512	0,558	0,725	0,731
37	0,198	0,199	0,410	0,421	0,437
38	0,703	0,704	0,756	0,764	0,805
39	0,792	0,802	0,854	0,890	0,893
40	0,778	0,807	0,865	0,882	0,892
41	0,269	0,292	0,384	0,386	0,404
42	0,724	0,727	0,735	0,778	0,782
43	0,804	0,810	0,825	0,840	0,840
44	0,796	0,798	0,812	0,828	0,828
45	0,237	0,523	0,652	0,652	0,817
46	0,062	0,606	0,741	0,741	0,920
47	0,387	0,421	0,421	0,491	0,496
48	0,309	0,507	0,517	0,525	0,525
49	0,241	0,374	0,654	0,657	0,666
50	0,754	0,764	0,766	0,788	0,789
51	0,468	0,478	0,569	0,789	0,801
52	0,003	0,365	0,600	0,686	0,709
53	0,048	0,803	0,854	0,895	0,896
54	0,371	0,700	0,832	0,844	0,847
55	0,899	0,903	0,915	0,921	0,931
56	0,334	0,859	0,929	0,939	0,941
57	0,153	0,875	0,877	0,927	0,937
58	0,509	0,553	0,627	0,796	0,799

Se regresan los modelos con los componentes principales como variables explicativas indicados en las columnas.

Tabla A.9: Correlaciones entre los Residuos de las Regresiones Acumuladas

ID	CP 1 - CP 2	CP 1 - CP 3	CP 1 - CP 4	CP 1 - CP 5
1	0,848	0,971	0,999	0,882
2	0,935	0,868	0,924	0,999
3	0,934	0,990	0,722	0,828
4	0,819	0,976	0,721	0,988
5	0,997	0,997	0,969	0,890
6	0,977	0,999	0,903	0,984
7	0,799	0,979	0,612	0,919
8	0,842	0,980	0,643	0,956
9	0,432	0,973	0,999	0,995
10	0,868	0,998	0,824	0,974
11	0,871	0,840	0,995	0,737
12	0,972	0,998	0,993	0,898
13	0,943	0,991	1,000	0,973
14	0,983	0,567	0,959	0,929
15	0,976	0,578	0,971	0,911
16	0,968	0,595	0,936	0,944
17	0,991	0,548	0,969	0,948
18	1,000	0,774	0,997	0,914
19	0,948	0,998	0,999	0,949
20	0,839	0,986	0,883	0,983
21	0,941	1,000	0,958	0,661
22	0,684	0,982	0,954	0,904
23	0,998	0,988	0,882	0,825
24	0,805	0,946	0,997	0,999
25	0,916	0,990	0,955	0,906
26	0,782	0,961	0,994	0,946
27	0,933	0,879	0,872	0,949
28	0,984	0,971	1,000	0,999
29	0,592	0,999	0,993	0,843
30	0,830	0,882	0,996	0,999
31	0,970	0,929	0,787	0,843
32	0,721	0,995	0,945	0,971
33	0,532	1,000	0,866	0,993
34	0,919	0,922	0,950	0,999
35	0,933	0,887	0,956	0,995
36	0,707	0,952	0,788	0,989
37	1,000	0,858	0,991	0,987
38	0,999	0,908	0,983	0,909
39	0,975	0,860	0,868	0,984
40	0,932	0,837	0,933	0,959
41	0,984	0,933	0,999	0,985
42	0,995	0,984	0,917	0,991
43	0,985	0,959	0,956	1,000
44	0,995	0,966	0,955	1,000
45	0,791	0,854	1,000	0,726
46	0,648	0,810	1,000	0,556
47	0,972	1,000	0,938	0,995
48	0,845	0,990	0,992	0,999
49	0,908	0,744	0,995	0,987
50	0,980	0,996	0,952	0,996
51	0,991	0,908	0,701	0,969
52	0,798	0,793	0,887	0,962
53	0,455	0,861	0,846	0,997
54	0,691	0,748	0,962	0,991
55	0,982	0,933	0,966	0,936
56	0,460	0,708	0,926	0,985
57	0,385	0,989	0,771	0,929
58	0,954	0,913	0,740	0,992

Las correlaciones entre residuos se calculan entre los modelos con variable explicativa, CP 1 y CP 1 - CP 2; CP 1 - CP 2 y CP 1 - CP 3,..., CP 1 - CP 4 y CP 1 - CP 5.

Tabla A.10: Test de Dickey-Fuller Para Residuos de Regresiones Usando Commodities

Lingote de Oro				Plomo 99,97 %				Caucho Ahumado			
ID	ADF	p-valor	Decisión	ID	ADF	p-valor	Decisión	ID	ADF	p-valor	Decisión
1	0,010	0,655	0	1	-3,059	0,003	1	1	-3,206	0,002	1
2	-2,009	0,043	1	2	-3,664	0,001	1	2	-2,616	0,009	1
3	-2,980	0,004	1	3	-3,451	0,001	1	3	-3,167	0,002	1
4	-2,976	0,004	1	4	-4,818	0,001	1	4	-3,535	0,001	1
5	-3,778	0,001	1	5	-3,516	0,001	1	5	-2,816	0,005	1
6	-3,310	0,001	1	6	-0,502	0,467	0	6	-4,297	0,001	1
7	-2,874	0,004	1	7	-4,030	0,001	1	7	-3,157	0,002	1
8	-3,095	0,003	1	8	-4,351	0,001	1	8	-3,146	0,002	1
9	-2,676	0,008	1	9	-2,252	0,024	1	9	-2,378	0,017	1
10	-2,827	0,005	1	10	-3,483	0,001	1	10	-3,054	0,003	1
11	-2,070	0,037	1	11	-2,767	0,006	1	11	-2,822	0,005	1
12	-4,149	0,001	1	12	-5,567	0,001	1	12	-4,763	0,001	1
13	-3,632	0,001	1	13	-4,489	0,001	1	13	-3,366	0,001	1
14	-3,166	0,002	1	14	-3,760	0,001	1	14	-2,792	0,005	1
15	-3,142	0,002	1	15	-3,659	0,001	1	15	-2,719	0,007	1
16	-3,188	0,002	1	16	-3,738	0,001	1	16	-2,791	0,005	1
17	-3,198	0,002	1	17	-3,790	0,001	1	17	-2,890	0,004	1
18	-7,841	0,001	1	18	-7,952	0,001	1	18	-8,003	0,001	1
19	-6,983	0,001	1	19	-7,492	0,001	1	19	-6,518	0,001	1
20	-3,486	0,001	1	20	-4,359	0,001	1	20	-3,815	0,001	1
21	-3,875	0,001	1	21	-3,202	0,002	1	21	-2,834	0,005	1
22	-3,321	0,001	1	22	-2,977	0,004	1	22	-3,132	0,002	1
23	-3,218	0,002	1	23	-3,715	0,001	1	23	-4,138	0,001	1
24	-3,363	0,001	1	24	-3,279	0,001	1	24	-3,263	0,001	1
25	-4,713	0,001	1	25	-4,456	0,001	1	25	-4,343	0,001	1
26	-2,730	0,007	1	26	-2,900	0,004	1	26	-2,830	0,005	1
27	-4,586	0,001	1	27	-3,864	0,001	1	27	-4,293	0,001	1
28	-4,298	0,001	1	28	-4,200	0,001	1	28	-4,444	0,001	1
29	-1,771	0,073	0	29	-1,986	0,045	1	29	-1,904	0,054	0
30	-6,406	0,001	1	30	-7,864	0,001	1	30	-6,682	0,001	1
31	-3,725	0,001	1	31	-3,789	0,001	1	31	-4,022	0,001	1
32	-3,700	0,001	1	32	-3,674	0,001	1	32	-3,666	0,001	1
33	-2,800	0,005	1	33	-3,390	0,001	1	33	-2,734	0,007	1
34	-4,173	0,001	1	34	-4,244	0,001	1	34	-4,118	0,001	1
35	-3,801	0,001	1	35	-3,890	0,001	1	35	-3,482	0,001	1
36	-2,874	0,004	1	36	-2,786	0,006	1	36	-2,696	0,007	1
37	-2,745	0,006	1	37	-2,850	0,005	1	37	-3,044	0,003	1
38	-4,721	0,001	1	38	-4,562	0,001	1	38	-4,179	0,001	1
39	-4,409	0,001	1	39	-4,329	0,001	1	39	-4,518	0,001	1
40	-4,987	0,001	1	40	-4,432	0,001	1	40	-4,292	0,001	1
41	-4,136	0,001	1	41	-3,802	0,001	1	41	-4,164	0,001	1
42	-5,045	0,001	1	42	-4,710	0,001	1	42	-5,171	0,001	1
43	-4,315	0,001	1	43	-4,467	0,001	1	43	-4,964	0,001	1
44	-4,083	0,001	1	44	-4,392	0,001	1	44	-4,659	0,001	1
45	-2,975	0,004	1	45	-2,944	0,004	1	45	-3,134	0,002	1
46	-2,238	0,025	1	46	-2,262	0,023	1	46	-2,301	0,021	1
47	-5,096	0,001	1	47	-4,910	0,001	1	47	-4,778	0,001	1
48	-4,308	0,001	1	48	-3,812	0,001	1	48	-3,931	0,001	1
49	-4,163	0,001	1	49	-3,873	0,001	1	49	-3,955	0,001	1
50	-3,292	0,001	1	50	-2,777	0,006	1	50	-2,947	0,004	1
51	-3,645	0,001	1	51	-3,483	0,001	1	51	-3,319	0,001	1
52	-3,143	0,002	1	52	-3,190	0,002	1	52	-3,148	0,002	1
53	-1,659	0,092	0	53	-1,875	0,058	0	53	-1,768	0,073	0
54	-2,496	0,013	1	54	-2,890	0,004	1	54	-2,893	0,004	1
55	-3,531	0,001	1	55	-4,383	0,001	1	55	-0,754	0,375	0
56	-1,964	0,048	1	56	-2,432	0,015	1	56	-2,289	0,022	1
57	-2,011	0,043	1	57	-2,380	0,017	1	57	-2,144	0,031	1
58	-3,314	0,001	1	58	-3,913	0,001	1	58	-3,322	0,001	1

La primera línea hace referencia a la variable explicativa usada en las regresiones, es decir, en las primeras tres columnas se encuentran los estadísticos de los residuos de la regresión  $cp_{it} = \beta_0 + \beta_1 cp_{jt}$  con  $j = 1, 2, 3$ .

Tabla A.11:  $R^2$  de Regresiones Usando Algunos Commodities Como Variable Explicativa

ID	Comm 1	Comm 3	Comm 6	Comm 14	Comm 15	Comm 17	Comm 45	Comm 46	Comm 51	Comm 53	Comm 55	Comm 57
1	1,000	0,352	0,790	0,712	0,716	0,687	0,295	0,131	0,464	0,004	0,846	0,046
2	0,752	0,576	0,815	0,762	0,754	0,764	0,099	0,003	0,400	0,060	0,744	0,199
3	0,352	1,000	0,558	0,317	0,310	0,326	0,103	0,013	0,507	0,086	0,528	0,157
4	0,748	0,644	0,887	0,657	0,651	0,656	0,158	0,022	0,461	0,135	0,825	0,252
5	0,861	0,307	0,775	0,758	0,751	0,738	0,198	0,024	0,352	0,059	0,751	0,179
6	0,790	0,558	1,000	0,713	0,710	0,715	0,190	0,041	0,458	0,054	0,805	0,161
7	0,463	0,737	0,720	0,527	0,520	0,540	0,046	0,002	0,447	0,135	0,607	0,272
8	0,480	0,693	0,724	0,544	0,538	0,557	0,052	0,001	0,441	0,114	0,632	0,234
9	0,678	0,169	0,531	0,634	0,647	0,618	0,398	0,321	0,324	0,090	0,582	0,024
10	0,408	0,604	0,656	0,403	0,394	0,407	0,068	0,001	0,349	0,153	0,492	0,268
11	0,681	0,366	0,712	0,714	0,715	0,710	0,300	0,188	0,229	0,005	0,693	0,018
12	0,744	0,518	0,825	0,691	0,683	0,691	0,239	0,056	0,397	0,067	0,808	0,200
13	0,785	0,322	0,792	0,747	0,751	0,743	0,243	0,072	0,370	0,010	0,759	0,068
14	0,712	0,317	0,713	1,000	0,998	0,995	0,123	0,020	0,279	0,010	0,678	0,086
15	0,716	0,310	0,710	0,998	1,000	0,993	0,126	0,022	0,285	0,007	0,677	0,075
16	0,718	0,298	0,702	0,996	0,995	0,987	0,137	0,028	0,274	0,006	0,674	0,074
17	0,687	0,326	0,715	0,995	0,993	1,000	0,110	0,015	0,267	0,012	0,669	0,091
18	0,092	0,116	0,141	0,276	0,265	0,282	0,011	0,000	0,012	0,002	0,116	0,031
19	0,530	0,341	0,571	0,450	0,446	0,443	0,069	0,001	0,292	0,106	0,480	0,215
20	0,590	0,408	0,686	0,623	0,612	0,613	0,066	0,000	0,313	0,182	0,640	0,337
21	0,711	0,194	0,490	0,520	0,538	0,500	0,111	0,039	0,390	0,002	0,520	0,001
22	0,466	0,076	0,298	0,360	0,362	0,345	0,430	0,350	0,143	0,154	0,412	0,040
23	0,649	0,423	0,685	0,630	0,618	0,623	0,243	0,086	0,309	0,066	0,754	0,182
24	0,781	0,339	0,700	0,696	0,700	0,682	0,259	0,114	0,354	0,013	0,690	0,006
25	0,536	0,100	0,399	0,468	0,476	0,453	0,171	0,114	0,198	0,001	0,406	0,004
26	0,046	0,224	0,219	0,139	0,131	0,160	0,012	0,145	0,014	0,314	0,140	0,397
27	0,723	0,237	0,591	0,563	0,565	0,541	0,268	0,134	0,370	0,010	0,681	0,050
28	0,610	0,350	0,565	0,483	0,486	0,466	0,177	0,076	0,453	0,007	0,629	0,042
29	0,034	0,229	0,198	0,078	0,087	0,087	0,009	0,096	0,006	0,617	0,140	0,703
30	0,429	0,351	0,604	0,521	0,507	0,533	0,012	0,021	0,179	0,149	0,480	0,342
31	0,546	0,243	0,525	0,466	0,457	0,451	0,335	0,181	0,245	0,020	0,639	0,077
32	0,014	0,042	0,002	0,006	0,009	0,004	0,104	0,190	0,013	0,354	0,003	0,359
33	0,347	0,297	0,479	0,371	0,351	0,370	0,004	0,073	0,138	0,479	0,372	0,712
34	0,666	0,235	0,613	0,456	0,461	0,451	0,297	0,180	0,277	0,002	0,596	0,020
35	0,619	0,183	0,546	0,387	0,392	0,380	0,304	0,201	0,273	0,005	0,538	0,018
36	0,113	0,006	0,029	0,010	0,014	0,008	0,204	0,418	0,101	0,301	0,071	0,373
37	0,186	0,061	0,217	0,239	0,242	0,248	0,008	0,022	0,025	0,007	0,157	0,004
38	0,688	0,295	0,591	0,478	0,477	0,464	0,159	0,040	0,414	0,044	0,619	0,091
39	0,700	0,319	0,632	0,541	0,534	0,525	0,294	0,148	0,362	0,026	0,735	0,090
40	0,760	0,289	0,631	0,534	0,534	0,516	0,279	0,134	0,438	0,008	0,706	0,044
41	0,352	0,145	0,217	0,149	0,149	0,136	0,195	0,061	0,238	0,000	0,348	0,004
42	0,640	0,269	0,560	0,534	0,528	0,524	0,157	0,031	0,265	0,071	0,631	0,163
43	0,703	0,315	0,700	0,615	0,616	0,604	0,205	0,102	0,360	0,027	0,726	0,087
44	0,682	0,320	0,692	0,608	0,608	0,598	0,191	0,089	0,353	0,036	0,710	0,105
45	0,295	0,103	0,190	0,123	0,126	0,110	1,000	0,707	0,225	0,055	0,327	0,027
46	0,131	0,013	0,041	0,020	0,022	0,015	0,707	1,000	0,078	0,216	0,135	0,195
47	0,369	0,106	0,274	0,399	0,393	0,382	0,197	0,053	0,146	0,000	0,283	0,019
48	0,373	0,079	0,233	0,266	0,266	0,249	0,322	0,223	0,190	0,065	0,259	0,020
49	0,282	0,104	0,197	0,119	0,124	0,111	0,305	0,247	0,324	0,006	0,351	0,012
50	0,753	0,415	0,672	0,582	0,586	0,566	0,214	0,072	0,603	0,002	0,754	0,044
51	0,464	0,507	0,458	0,279	0,285	0,267	0,225	0,078	1,000	0,000	0,461	0,006
52	0,000	0,109	0,008	0,019	0,022	0,020	0,022	0,084	0,099	0,315	0,006	0,242
53	0,004	0,086	0,054	0,010	0,007	0,012	0,055	0,216	0,000	1,000	0,037	0,846
54	0,299	0,282	0,355	0,169	0,163	0,169	0,012	0,013	0,147	0,610	0,352	0,603
55	0,846	0,528	0,805	0,678	0,677	0,669	0,327	0,135	0,461	0,037	1,000	0,105
56	0,209	0,298	0,355	0,162	0,152	0,166	0,000	0,081	0,112	0,737	0,283	0,781
57	0,046	0,157	0,161	0,086	0,075	0,091	0,027	0,195	0,006	0,846	0,105	1,000
58	0,401	0,576	0,567	0,283	0,281	0,284	0,098	0,010	0,589	0,089	0,480	0,145

Tabla A.12: Test de Dickey-Fuller con un Retardo Para los Residuos de las Regresiones Individuales Sobre los Commodities Relevantes y R Cuadrado

ID	ADF	p-valor	Decisión	R Cuadrado	Indicador
1	-1,077	0,257	0	0,413	TWEXMT
6	-2,497	0,013	1	0,573	
14	-1,685	0,087	0	0,237	
15	-1,621	0,099	0	0,232	
55	-2,282	0,022	1	0,488	
1	-0,994	0,287	0	0,131	IntRate1year
6	-2,572	0,010	1	0,360	
14	-2,342	0,019	1	0,308	
15	-2,228	0,025	1	0,288	
55	-2,308	0,021	1	0,241	
1	-1,450	0,138	0	0,221	IntRate10year
6	-2,547	0,011	1	0,286	
14	-2,186	0,028	1	0,199	
15	-2,086	0,036	1	0,184	
55	-2,379	0,017	1	0,225	
1	-1,277	0,186	0	0,205	slope
6	-2,734	0,007	1	0,384	
14	-2,344	0,019	1	0,299	
15	-2,231	0,025	1	0,278	
55	-2,447	0,014	1	0,277	
1	-1,996	0,044	1	0,362	US CPI
6	-3,017	0,003	1	0,493	
14	-2,561	0,010	1	0,448	
15	-2,498	0,013	1	0,426	
55	-2,609	0,009	1	0,391	
1	-0,465	0,481	0	0,007	Inflación Interanual
6	-1,294	0,181	0	0,006	
14	-1,313	0,175	0	0,001	
15	-1,199	0,212	0	0,000	
55	-1,593	0,105	0	0,006	
1	-1,293	0,181	0	0,175	Índice SP500
6	-2,171	0,029	1	0,335	
14	-2,196	0,027	1	0,335	
15	-2,148	0,031	1	0,315	
55	-1,941	0,050	0	0,198	
1	-0,176	0,587	0	0,014	RiskMetrics var
6	-1,090	0,252	0	0,000	
14	-1,211	0,208	0	0,002	
15	-1,156	0,228	0	0,002	
55	-1,336	0,168	0	0,003	

Test de Dickey-Fuller a los residuos de las regresiones:

$$cp_{it} = \beta_0 + \beta_1 Ind_{kt} + \varepsilon_t,$$

la tabla recoge también el  $R^2$  correspondiente.

Tabla A.13: Test de Dickey-Fuller con un Retardo Para los Residuos de las Regresiones Acumuladas Sobre los Commodities Relevantes y R Cuadrado

ID	ADF	p-valor	Decisión	R Cuadrado	Indicadores Acum.
1	-1,077	0,257	0	0,413	
6	-2,497	0,013	1	0,573	
14	-1,685	0,087	0	0,237	Hasta Indicador 1
15	-1,621	0,099	0	0,232	
55	-2,282	0,022	1	0,488	
1	-1,077	0,257	0	0,413	
6	-2,768	0,006	1	0,618	
14	-2,155	0,030	1	0,353	Hasta Indicador 2
15	-2,044	0,039	1	0,336	
55	-2,359	0,018	1	0,503	
1	-1,107	0,246	0	0,414	
6	-2,696	0,007	1	0,633	
14	-2,133	0,032	1	0,353	Hasta Indicador 3
15	-2,013	0,042	1	0,337	
55	-2,307	0,021	1	0,513	
1	-1,084	0,255	0	0,413	
6	-2,717	0,007	1	0,632	
14	-2,146	0,031	1	0,352	Hasta Indicador 4
15	-1,994	0,044	1	0,336	
55	-2,311	0,020	1	0,513	
1	-3,037	0,003	1	0,604	
6	-4,096	0,001	1	0,773	
14	-3,897	0,001	1	0,680	Hasta Indicador 5
15	-3,913	0,001	1	0,668	
55	-3,189	0,002	1	0,653	
1	-2,893	0,004	1	0,608	
6	-3,939	0,001	1	0,786	
14	-3,760	0,001	1	0,749	Hasta Indicador 6
15	-3,730	0,001	1	0,742	
55	-2,989	0,004	1	0,655	
1	-2,994	0,004	1	0,666	
6	-4,095	0,001	1	0,794	
14	-4,196	0,001	1	0,783	Hasta Indicador 7
15	-4,168	0,001	1	0,776	
55	-3,298	0,001	1	0,713	
1	-2,967	0,004	1	0,670	
6	-4,160	0,001	1	0,797	
14	-4,191	0,001	1	0,783	Hasta Indicador 8
15	-4,190	0,001	1	0,777	
55	-3,285	0,001	1	0,716	

Test de Dickey-Fuller a los residuos de las regresiones acumuladas, la tabla recoge también el  $R^2$  correspondiente.

Tabla A.14: Test de Dickey-Fuller con un Retardo Para los Residuos de las Regresiones Individuales de los Primeros 5 Comp. Princ. y R Cuadrado

ID	ADF	p-valor	Decisión	R Cuadrado	Indicador
1	-1,077	0,257	0	0,413	TWEXMT
2	-2,034	0,040	1	0,509	
3	-3,557	0,001	1	0,471	
4	-2,617	0,009	1	0,659	
5	-1,088	0,253	0	0,428	
1	-0,994	0,287	0	0,413	IntRate1year
2	-2,616	0,009	1	0,588	
3	-3,823	0,001	1	0,510	
4	-2,657	0,008	1	0,715	
5	-0,822	0,350	0	0,473	
1	-1,450	0,138	0	0,414	IntRate10year
2	-2,990	0,004	1	0,596	
3	-3,509	0,001	1	0,537	
4	-2,779	0,006	1	0,719	
5	-1,053	0,266	0	0,503	
1	-1,277	0,186	0	0,413	slope
2	-3,068	0,003	1	0,596	
3	-3,817	0,001	1	0,536	
4	-2,902	0,004	1	0,718	
5	-0,826	0,349	0	0,503	
1	-1,996	0,044	1	0,604	US CPI
2	-3,440	0,001	1	0,706	
3	-3,511	0,001	1	0,554	
4	-3,000	0,003	1	0,818	
5	-1,159	0,227	0	0,738	
1	-0,465	0,481	0	0,608	Inflación Interanual
2	-1,570	0,110	0	0,750	
3	-2,692	0,007	1	0,570	
4	-1,649	0,094	0	0,819	
5	-0,144	0,599	0	0,739	
1	-1,293	0,181	0	0,666	Índice SP500
2	-2,395	0,016	1	0,763	
3	-3,067	0,003	1	0,574	
4	-1,941	0,050	0	0,837	
5	-0,921	0,314	0	0,779	
1	-0,176	0,587	0	0,670	RiskMetrics var
2	-1,155	0,229	0	0,781	
3	-2,674	0,008	1	0,594	
4	-1,133	0,237	0	0,837	
5	0,724	0,871	0	0,784	

Test de Dickey-Fuller a los residuos de las regresiones:

$$pc_{it} = \beta_0 + \beta_1 Ind_{kt} + \varepsilon_t,$$

la tabla recoge también el  $R^2$  correspondiente.

Tabla A.15: Test de Dickey-Fuller con un Retardo Para los Residuos de las Regresiones Acumuladas Sobre los Comp. Principales y R Cuadrado

ID	ADF	p-valor	Decisión	R Cuadrado	Indicadores Acum.
1	-1,411	0,147	0	0,489	
2	-1,901	0,055	0	0,260	
3	-1,930	0,051	0	0,004	Hasta Indicador 1
4	-2,907	0,004	1	0,065	
5	-2,334	0,019	1	0,000	
1	-1,523	0,120	0	0,530	
2	-1,833	0,064	0	0,387	
3	-3,121	0,002	1	0,311	Hasta Indicador 2
4	-2,897	0,004	1	0,066	
5	-2,715	0,007	1	0,056	
1	-1,498	0,126	0	0,531	
2	-1,457	0,136	0	0,496	
3	-3,135	0,002	1	0,313	Hasta Indicador 3
4	-2,815	0,005	1	0,187	
5	-3,059	0,003	1	0,194	
1	-1,489	0,128	0	0,531	
2	-1,459	0,135	0	0,496	
3	-3,180	0,002	1	0,312	Hasta Indicador 4
4	-2,815	0,005	1	0,187	
5	-3,086	0,003	1	0,194	
1	-3,295	0,001	1	0,766	
2	-2,739	0,006	1	0,544	
3	-3,415	0,001	1	0,406	Hasta Indicador 5
4	-3,043	0,003	1	0,227	
5	-3,281	0,001	1	0,231	
1	-3,076	0,003	1	0,776	
2	-2,688	0,008	1	0,545	
3	-3,714	0,001	1	0,524	Hasta Indicador 6
4	-3,045	0,003	1	0,227	
5	-3,492	0,001	1	0,247	
1	-3,528	0,001	1	0,812	
2	-2,721	0,007	1	0,578	
3	-4,202	0,001	1	0,574	Hasta Indicador 7
4	-3,015	0,003	1	0,233	
5	-3,479	0,001	1	0,249	
1	-3,550	0,001	1	0,813	
2	-2,702	0,007	1	0,584	
3	-4,571	0,001	1	0,603	Hasta Indicador 8
4	-3,517	0,001	1	0,296	
5	-3,427	0,001	1	0,254	

Tabla A.16: Errores en la Predicción de Commodities Usando Modelo AR(3) y Camino Aleatorio

ID	Errores usando AR(3)			Errores usando RW		
	RECM	EAM	EAMrel	RECM	EAM	EAMrel
1	0,059	0,046	0,006	0,056	0,044	0,006
2	0,078	0,067	0,009	0,077	0,066	0,009
3	0,044	0,032	0,004	0,043	0,034	0,004
4	0,037	0,031	0,003	0,036	0,029	0,003
5	0,076	0,058	0,012	0,077	0,061	0,013
6	0,048	0,039	0,005	0,047	0,035	0,005
7	0,048	0,038	0,004	0,049	0,042	0,004
8	0,048	0,039	0,004	0,049	0,042	0,004
9	0,065	0,048	0,005	0,062	0,052	0,005
10	0,046	0,034	0,005	0,042	0,032	0,004
11	0,031	0,022	0,006	0,033	0,025	0,007
12	0,050	0,033	0,006	0,058	0,039	0,007
13	0,047	0,041	0,009	0,049	0,039	0,009
14	0,046	0,036	0,008	0,049	0,038	0,008
15	0,050	0,038	0,008	0,053	0,039	0,008
16	0,045	0,034	0,007	0,048	0,037	0,008
17	0,051	0,040	0,009	0,053	0,042	0,009
18	0,069	0,050	0,031	0,117	0,093	0,058
19	0,080	0,069	0,010	0,041	0,025	0,004
20	0,044	0,030	0,006	0,048	0,032	0,006
21	0,022	0,016	0,003	0,023	0,017	0,003
22	0,046	0,038	0,005	0,045	0,039	0,005
23	0,032	0,025	0,004	0,033	0,024	0,003
24	0,056	0,045	0,006	0,060	0,047	0,006
25	0,088	0,063	0,008	0,072	0,055	0,007
26	0,036	0,027	0,006	0,041	0,031	0,007
27	0,070	0,045	0,008	0,070	0,043	0,008
28	0,076	0,057	0,010	0,072	0,052	0,009
29	0,059	0,039	0,005	0,058	0,037	0,004
30	0,100	0,078	0,012	0,100	0,079	0,012
31	0,053	0,041	0,006	0,056	0,044	0,007
32	0,082	0,060	0,014	0,084	0,062	0,014
33	0,007	0,006	0,001	0,009	0,008	0,002
34	0,029	0,022	0,003	0,033	0,025	0,004
35	0,044	0,032	0,005	0,045	0,032	0,005
36	0,093	0,074	0,042	0,090	0,069	0,039
37	0,035	0,025	0,010	0,041	0,028	0,011
38	0,072	0,060	0,010	0,069	0,058	0,009
39	0,037	0,030	0,004	0,039	0,032	0,005
40	0,055	0,043	0,007	0,053	0,040	0,006
41	0,034	0,026	0,008	0,042	0,034	0,011
42	0,045	0,033	0,005	0,047	0,027	0,004
43	0,056	0,037	0,006	0,056	0,035	0,006
44	0,063	0,051	0,024	0,061	0,049	0,023
45	0,051	0,038	0,007	0,055	0,043	0,008
46	0,046	0,036	0,008	0,044	0,035	0,008
47	0,042	0,038	0,007	0,043	0,032	0,006
48	0,032	0,027	0,005	0,031	0,026	0,005
49	0,044	0,031	0,007	0,039	0,027	0,006
50	0,056	0,044	0,006	0,056	0,044	0,006
51	0,050	0,040	0,006	0,053	0,044	0,006
52	0,035	0,025	0,006	0,035	0,023	0,005
53	0,078	0,058	0,011	0,090	0,072	0,014
54	0,025	0,021	0,004	0,027	0,022	0,004
55	0,066	0,057	0,012	0,065	0,055	0,011
56	0,017	0,014	0,002	0,016	0,013	0,002
57	0,049	0,037	0,006	0,046	0,035	0,006
58	0,022	0,016	0,002	0,021	0,016	0,002

Tabla A.17: Errores en la Predicción de Componentes Principales Usando Modelo AR(3) y Camino Aleatorio

ID	Errores usando AR(3)			Errores usando RW		
	RECM	EAM	EAMrel	RECM	EAM	EAMrel
1	0,134	0,106	0,002	0,127	0,101	0,002
2	0,072	0,052	0,018	0,069	0,050	0,017
3	0,062	0,051	0,008	0,068	0,056	0,009
4	0,071	0,058	0,017	0,071	0,058	0,017
5	0,066	0,048	0,010	0,063	0,046	0,010
6	0,043	0,033	0,014	0,049	0,038	0,016
7	0,084	0,064	0,418	0,089	0,070	0,581
8	0,057	0,044	0,013	0,055	0,044	0,013
9	0,065	0,050	0,023	0,075	0,064	0,028
10	0,061	0,047	0,042	0,073	0,053	0,049
11	0,077	0,062	0,068	0,079	0,063	0,069
12	0,071	0,054	0,032	0,072	0,055	0,032
13	0,040	0,032	0,013	0,042	0,030	0,012
14	0,044	0,038	0,010	0,050	0,043	0,011
15	0,072	0,060	0,015	0,080	0,068	0,017
16	0,060	0,047	0,019	0,049	0,041	0,017
17	0,057	0,048	0,023	0,072	0,063	0,029
18	0,060	0,049	0,039	0,061	0,052	0,043
19	0,052	0,039	0,041	0,054	0,043	0,045
20	0,054	0,040	0,038	0,055	0,042	0,039
21	0,052	0,043	0,028	0,046	0,039	0,026
22	0,054	0,044	0,061	0,059	0,048	0,066
23	0,064	0,050	2,922	0,067	0,053	2,875
24	0,044	0,036	1,357	0,045	0,037	1,299
25	0,065	0,053	0,040	0,056	0,044	0,033
26	0,045	0,038	0,108	0,045	0,039	0,112
27	0,063	0,051	0,067	0,048	0,038	0,051
28	0,058	0,043	0,018	0,056	0,043	0,018
29	0,065	0,051	0,011	0,065	0,050	0,011
30	0,047	0,038	0,025	0,050	0,041	0,027
31	0,046	0,037	0,020	0,045	0,036	0,020
32	0,049	0,038	0,018	0,052	0,041	0,020
33	0,056	0,043	0,057	0,057	0,044	0,059
34	0,050	0,040	0,080	0,050	0,038	0,074
35	0,050	0,042	0,010	0,052	0,043	0,010
36	0,040	0,034	0,033	0,043	0,037	0,035
37	0,054	0,044	0,069	0,056	0,044	0,071
38	0,047	0,038	0,013	0,051	0,042	0,014
39	0,040	0,033	0,031	0,038	0,032	0,029
40	0,074	0,058	0,028	0,076	0,061	0,030
41	0,038	0,029	0,072	0,040	0,032	0,076
42	0,042	0,032	0,030	0,044	0,033	0,031
43	0,035	0,029	0,033	0,030	0,026	0,029
44	0,053	0,042	0,009	0,055	0,044	0,009
45	0,051	0,040	0,386	0,045	0,038	0,324
46	0,032	0,026	0,013	0,032	0,026	0,013
47	0,040	0,033	0,030	0,039	0,030	0,028
48	0,033	0,029	0,022	0,036	0,033	0,025
49	0,040	0,032	0,025	0,040	0,028	0,022
50	0,038	0,032	0,015	0,036	0,030	0,014
51	0,034	0,028	0,019	0,034	0,029	0,019
52	0,029	0,023	0,010	0,028	0,021	0,009
53	0,047	0,039	0,032	0,046	0,038	0,031
54	0,047	0,036	0,037	0,046	0,034	0,036
55	0,022	0,017	0,059	0,021	0,016	0,058
56	0,018	0,014	0,079	0,017	0,014	0,074
57	0,015	0,013	0,125	0,012	0,009	0,089
58	0,003	0,003	0,028	0,002	0,002	0,016

Tabla A.18: Errores en la Predicción de Commodities Usando el Modelo

$$cp_{t+1} = \beta_{0t} + \beta_{1t} \cdot pc1_{t+1}^{AR/RW} + \beta_{2t} \cdot pc2_{t+1}^{AR/RW} + \beta_{3t} \cdot pc3_{t+1}^{AR/RW}$$

ID	Errores usando predicciones AR(3) de comp. principales			Errores usando predicciones RW de comp. principales		
	RECM	EAM	EAMrel	RECM	EAM	EAMrel
1	0,237	0,222	0,030	0,235	0,218	0,030
2	0,052	0,042	0,006	0,053	0,042	0,006
3	0,253	0,250	0,033	0,254	0,251	0,033
4	0,089	0,077	0,009	0,091	0,080	0,009
5	0,380	0,359	0,073	0,373	0,354	0,072
6	0,151	0,124	0,016	0,152	0,125	0,016
7	0,372	0,366	0,038	0,374	0,368	0,038
8	0,387	0,382	0,039	0,389	0,384	0,040
9	0,108	0,090	0,009	0,107	0,091	0,009
10	0,168	0,161	0,021	0,169	0,162	0,021
11	0,371	0,364	0,097	0,375	0,368	0,099
12	0,144	0,106	0,019	0,143	0,106	0,019
13	0,157	0,147	0,032	0,159	0,149	0,033
14	0,209	0,201	0,043	0,206	0,197	0,042
15	0,226	0,220	0,047	0,223	0,216	0,046
16	0,236	0,229	0,049	0,232	0,225	0,048
17	0,163	0,144	0,031	0,160	0,140	0,031
18	0,221	0,198	0,130	0,223	0,201	0,132
19	0,107	0,094	0,014	0,106	0,093	0,014
20	0,202	0,192	0,035	0,202	0,191	0,035
21	0,207	0,204	0,039	0,206	0,202	0,039
22	0,185	0,166	0,021	0,186	0,167	0,022
23	0,116	0,107	0,015	0,119	0,109	0,016
24	0,163	0,142	0,019	0,159	0,139	0,019
25	0,324	0,270	0,035	0,321	0,267	0,035
26	0,370	0,348	0,076	0,370	0,348	0,076
27	0,189	0,169	0,030	0,188	0,168	0,030
28	0,129	0,117	0,020	0,127	0,115	0,019
29	0,153	0,114	0,014	0,152	0,113	0,014
30	0,159	0,142	0,021	0,160	0,144	0,021
31	0,185	0,152	0,023	0,187	0,155	0,023
32	0,132	0,109	0,024	0,131	0,108	0,024
33	0,205	0,201	0,044	0,204	0,201	0,044
34	0,122	0,111	0,018	0,124	0,114	0,018
35	0,088	0,065	0,010	0,087	0,066	0,010
36	0,221	0,198	0,119	0,221	0,198	0,119
37	0,217	0,155	0,059	0,217	0,156	0,059
38	0,235	0,212	0,034	0,233	0,211	0,034
39	0,065	0,053	0,008	0,067	0,055	0,008
40	0,143	0,123	0,020	0,141	0,122	0,019
41	0,217	0,191	0,061	0,218	0,191	0,061
42	0,089	0,080	0,011	0,089	0,080	0,011
43	0,113	0,099	0,017	0,112	0,097	0,017
44	0,117	0,103	0,048	0,116	0,102	0,048
45	0,284	0,266	0,053	0,286	0,268	0,053
46	0,181	0,174	0,037	0,182	0,177	0,038
47	0,155	0,146	0,026	0,156	0,147	0,026
48	0,053	0,040	0,007	0,053	0,040	0,007
49	0,187	0,170	0,038	0,187	0,172	0,038
50	0,210	0,192	0,027	0,208	0,190	0,027
51	0,096	0,079	0,011	0,098	0,079	0,011
52	0,236	0,225	0,050	0,237	0,226	0,050
53	0,109	0,087	0,017	0,109	0,088	0,017
54	0,088	0,074	0,013	0,087	0,075	0,013
55	0,213	0,198	0,041	0,217	0,202	0,041
56	0,045	0,036	0,005	0,042	0,032	0,005
57	0,075	0,061	0,011	0,075	0,060	0,011
58	0,107	0,094	0,014	0,107	0,095	0,014

El modelo utiliza estimaciones con los datos hasta  $t$  y las predicciones obtenidas para los componentes principales usando el modelo AR(3) a la izquierda de la línea o el camino aleatorio RW, a la derecha de la línea.

# Apéndice B

## Figuras

En este apéndice se incluyen las figuras usadas a lo largo del trabajo. Todas las figuras han sido generadas con Matlab en su versión R2013b.

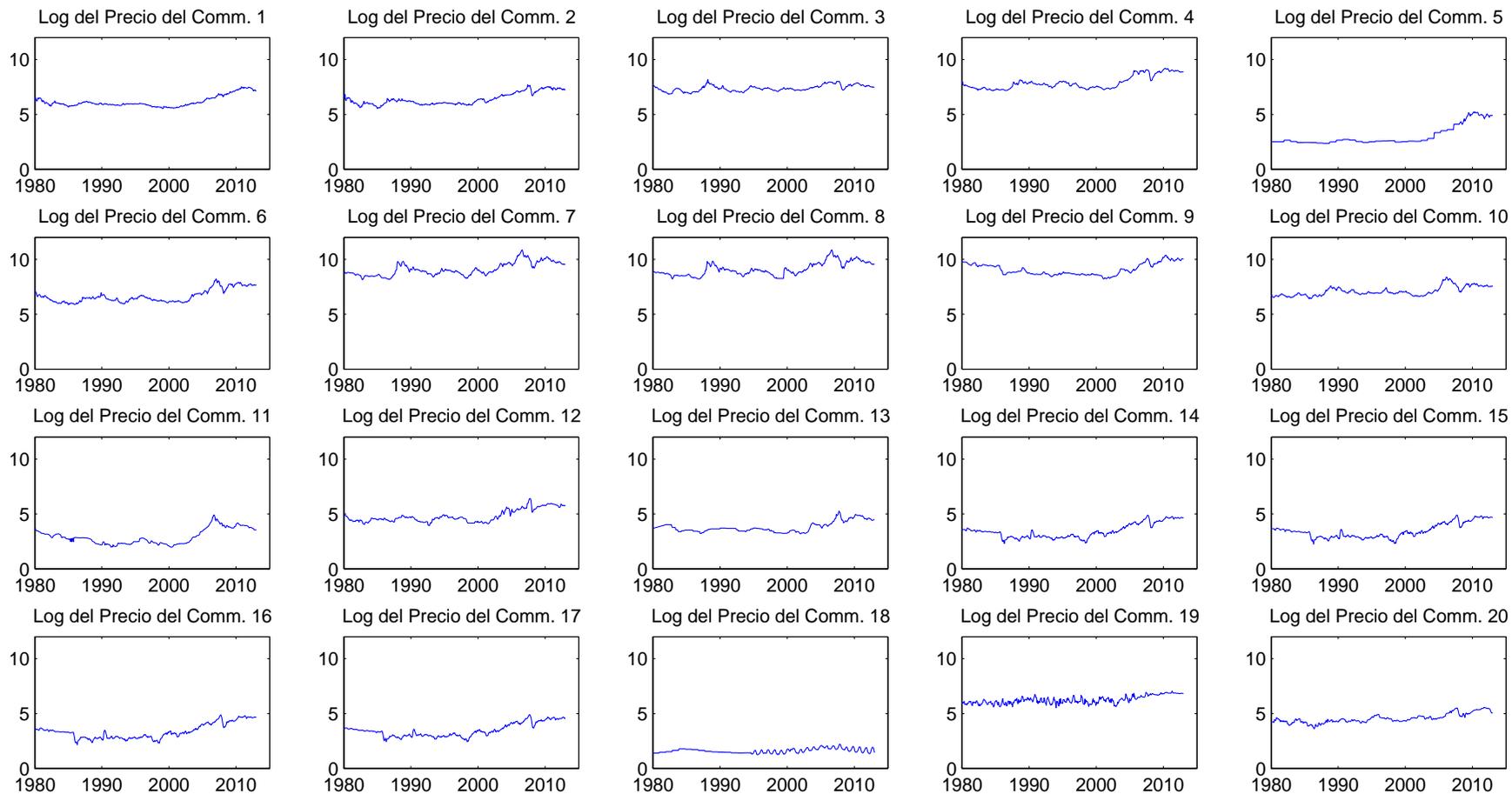


Figura B.1: Logaritmo de los Precios de Commodities 1-20

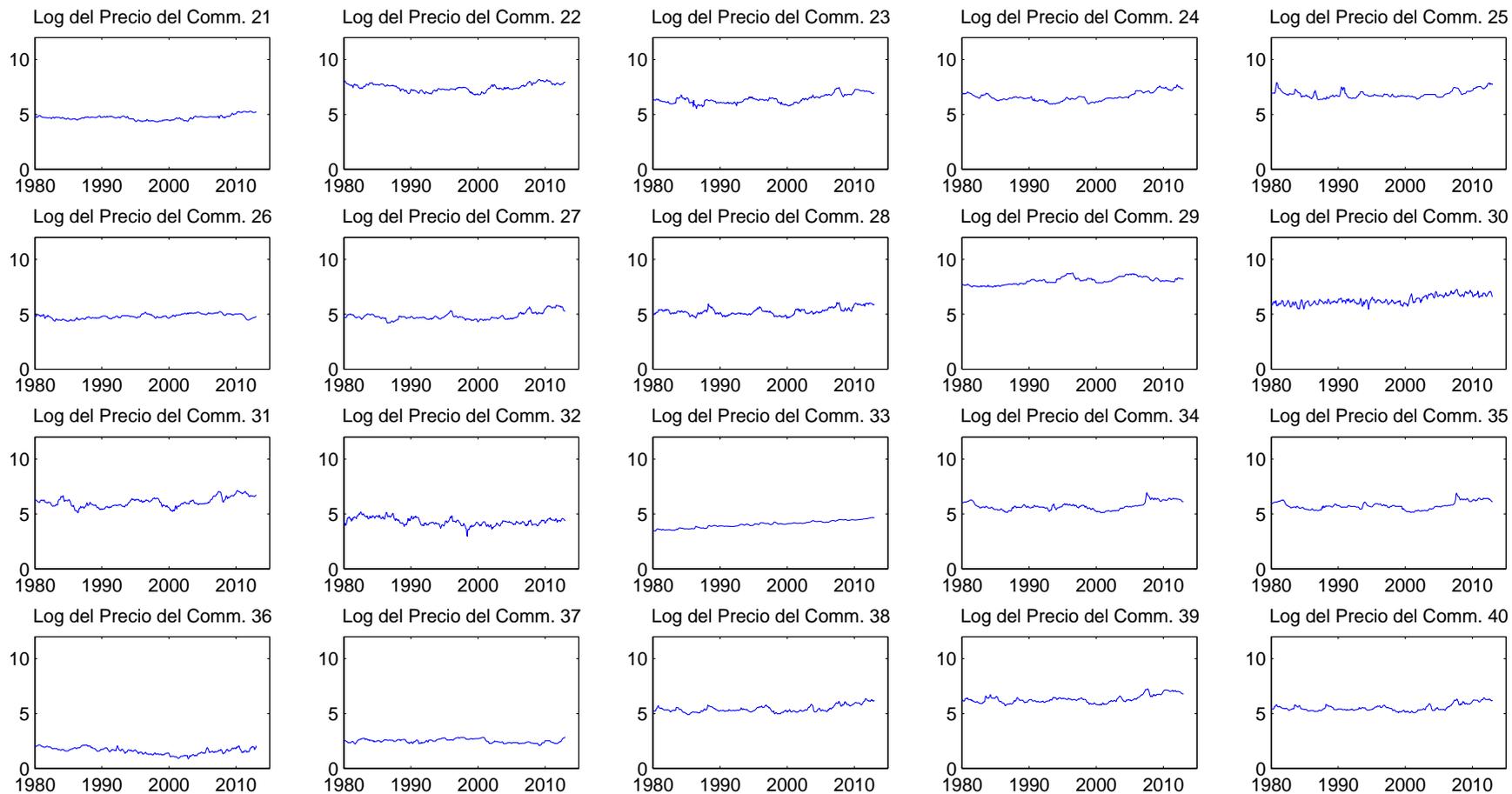


Figura B.2: Logaritmo de los Precios de Commodities 21-40

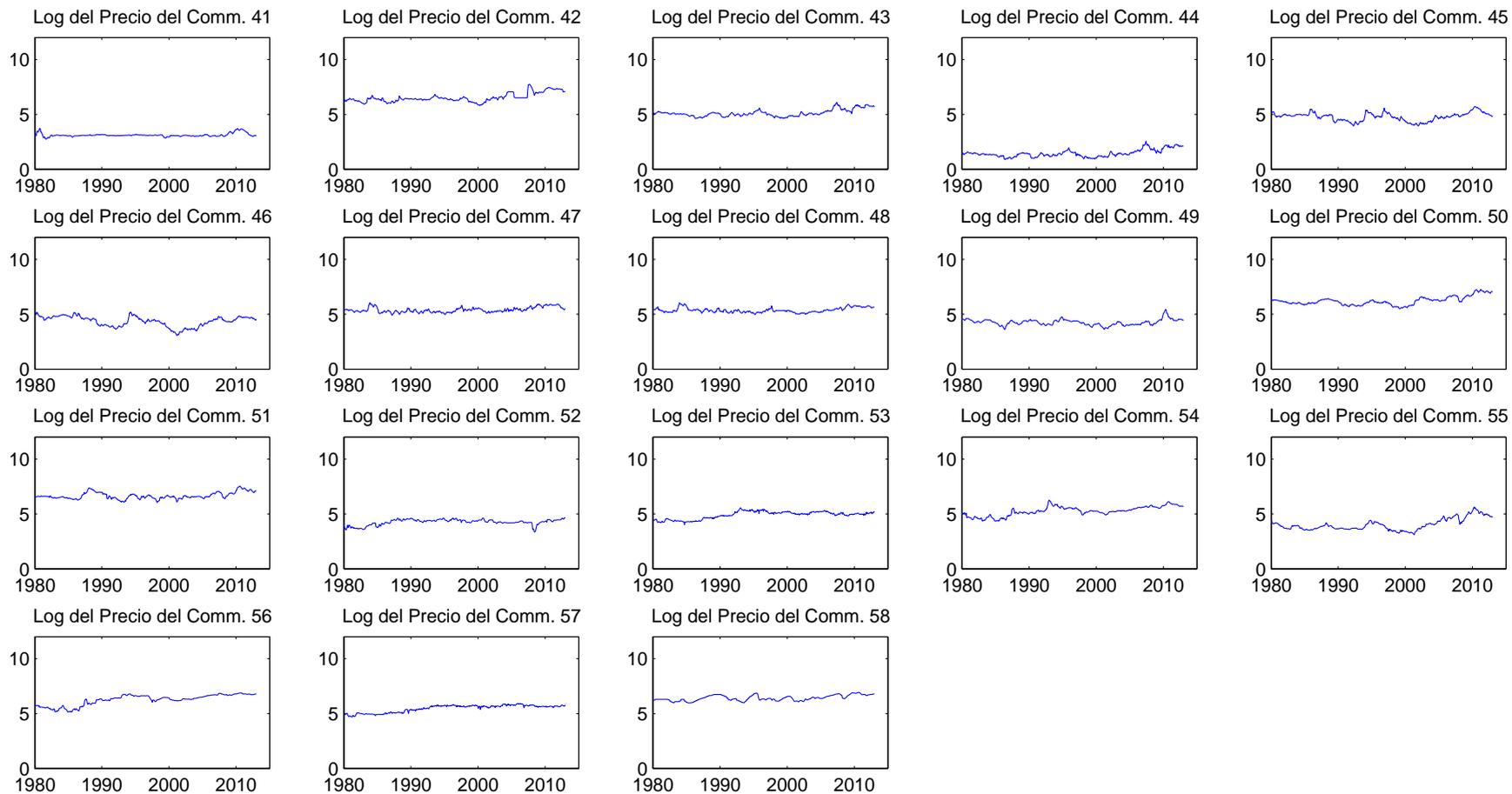


Figura B.3: Logaritmo de los Precios de Commodities 41-58

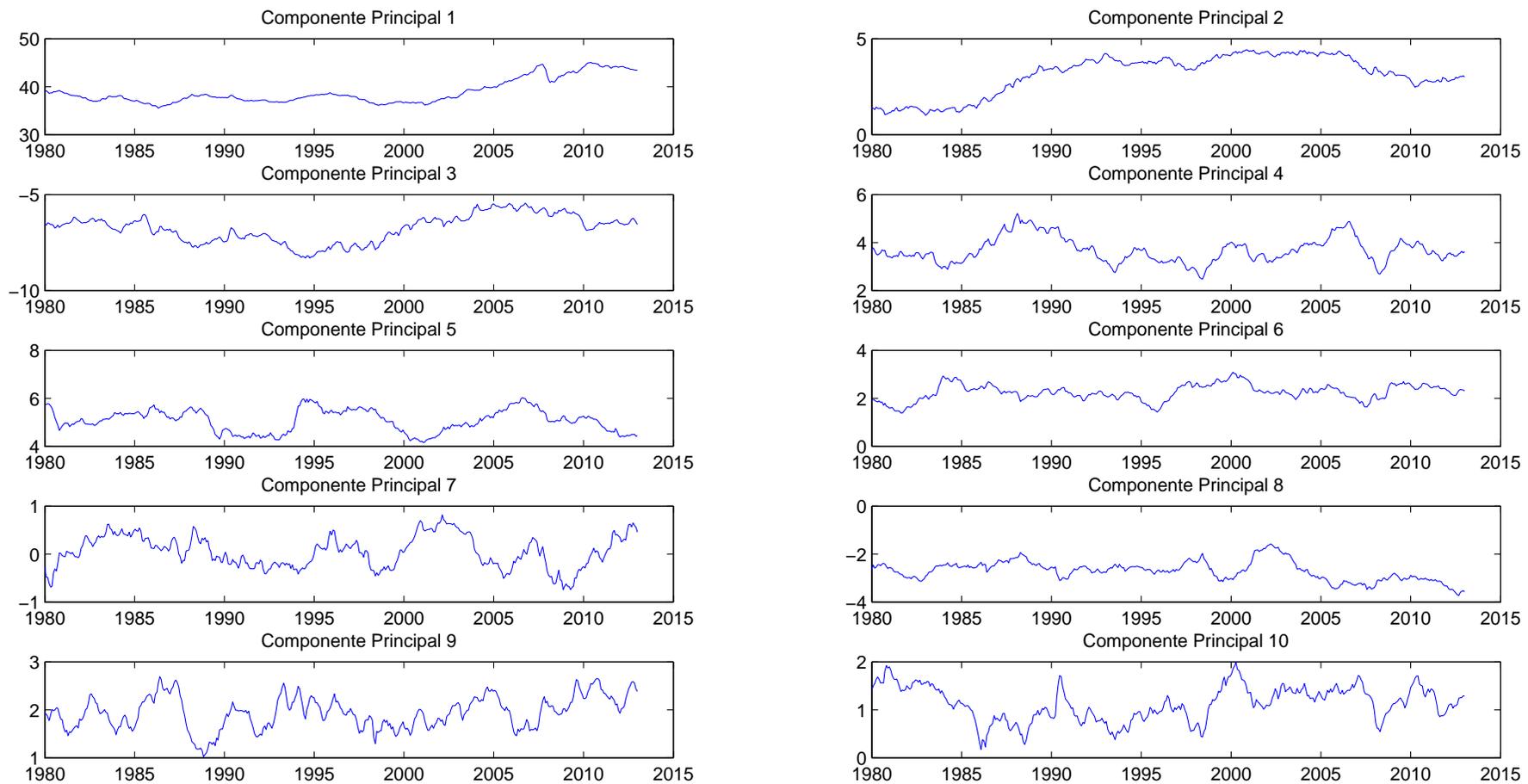


Figura B.4: Componentes Principales 1-10

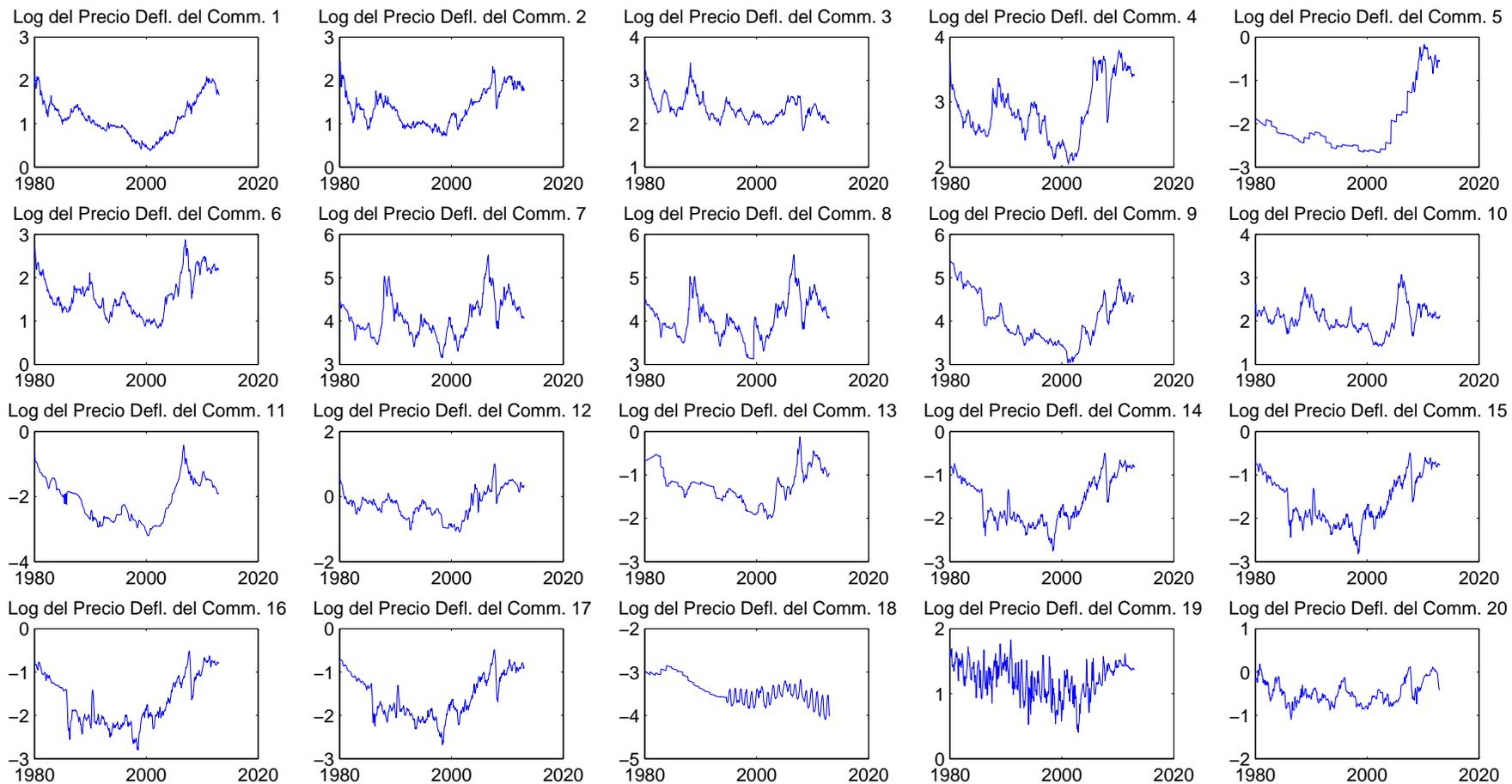


Figura B.5: Logaritmo de los Precios de Commodities 1-20 Deflactados

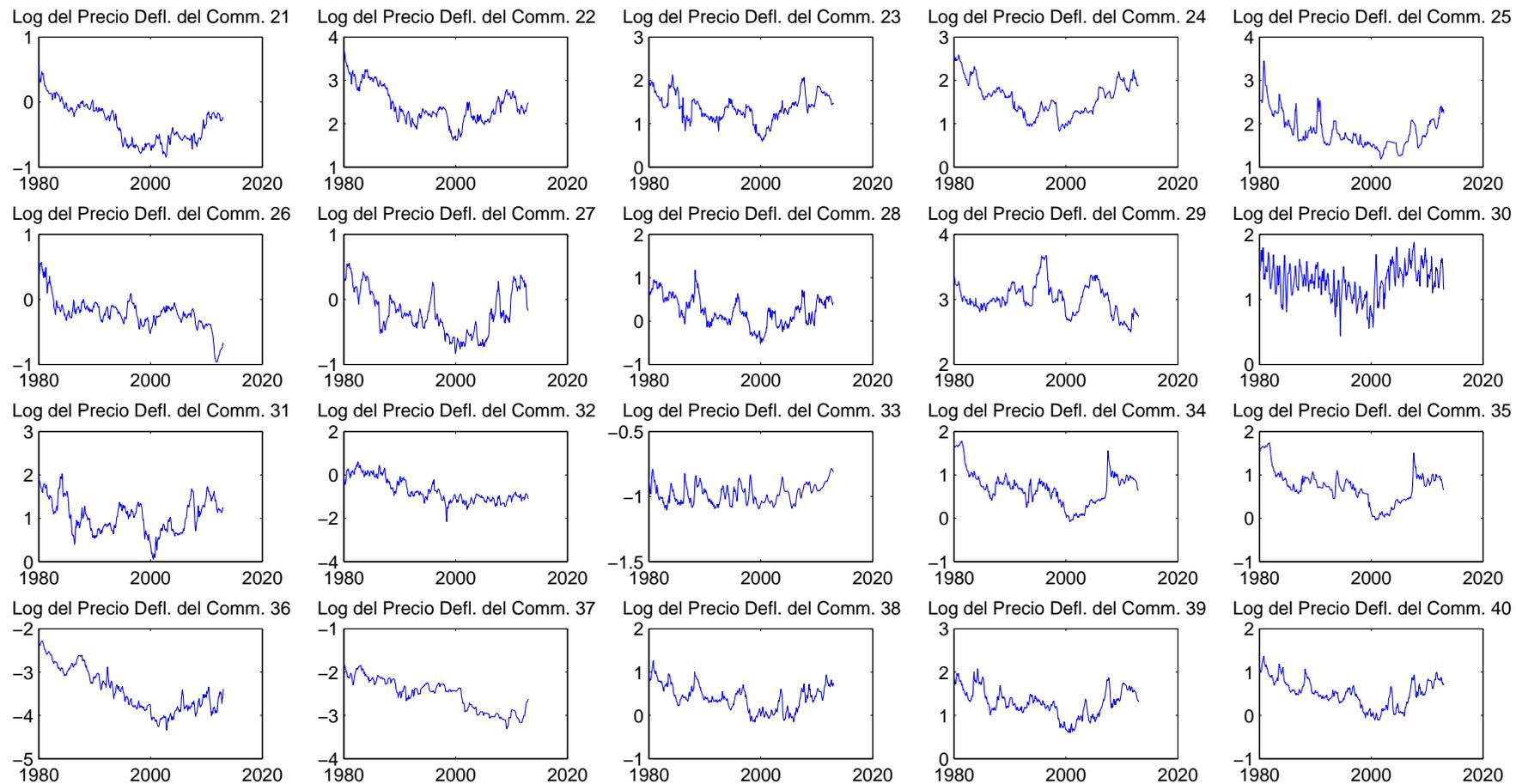


Figura B.6: Logaritmo de los Precios de Commodities 21-40 Deflactados

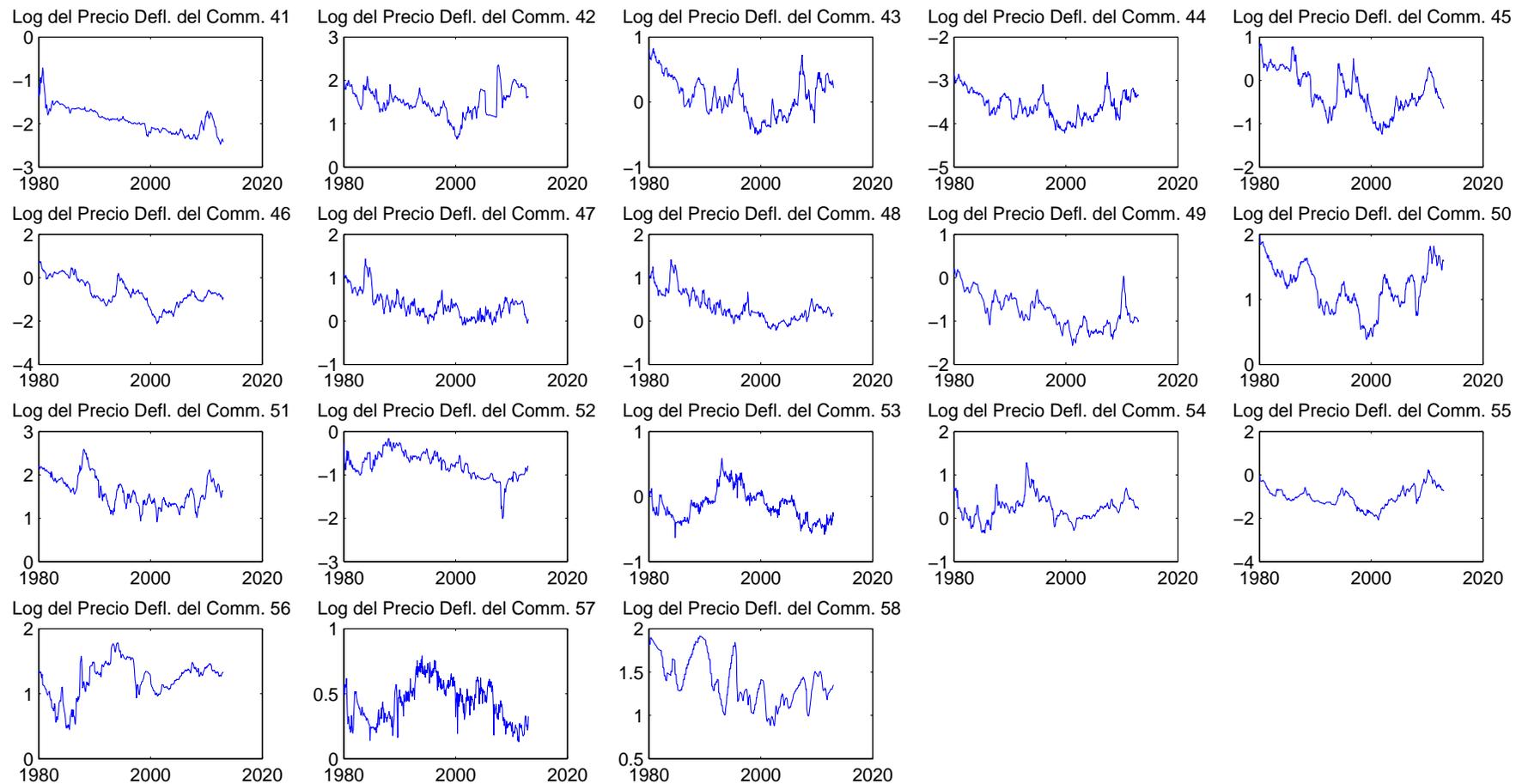


Figura B.7: Logaritmo de los Precios de Commodities 41-58 Deflactados

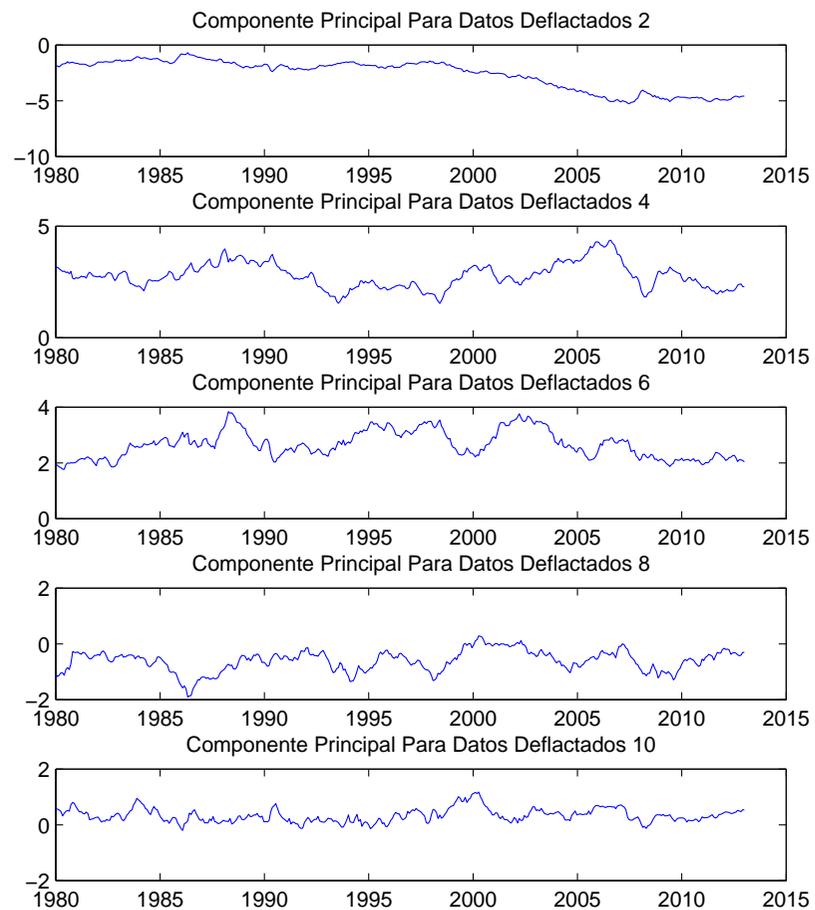
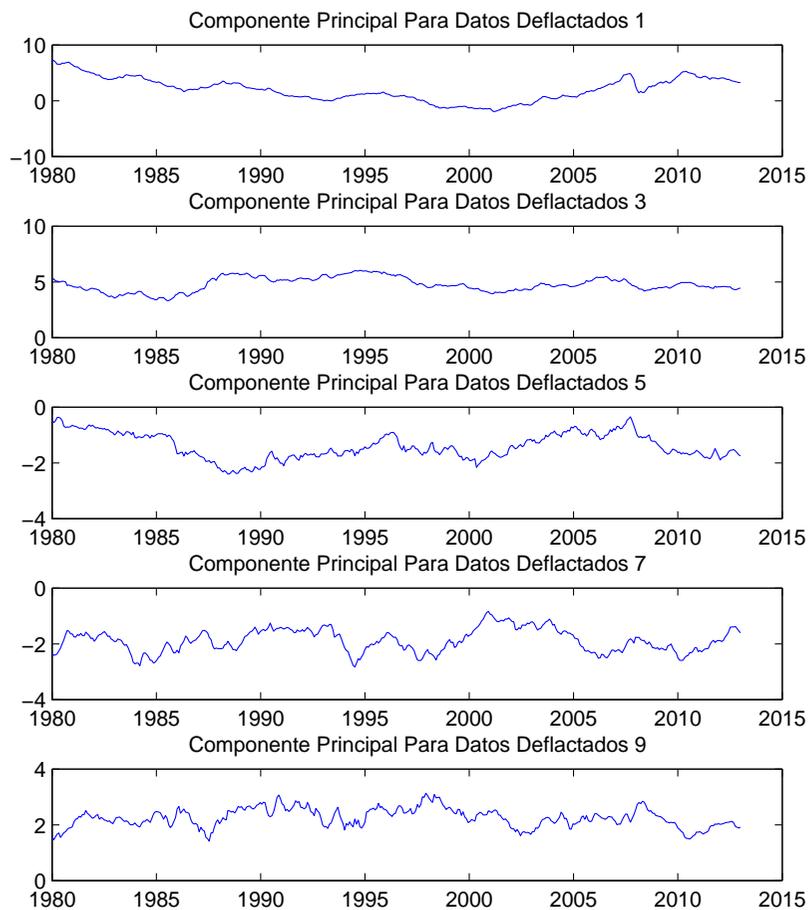


Figura B.8: Componentes Principales Para Datos Deflactados

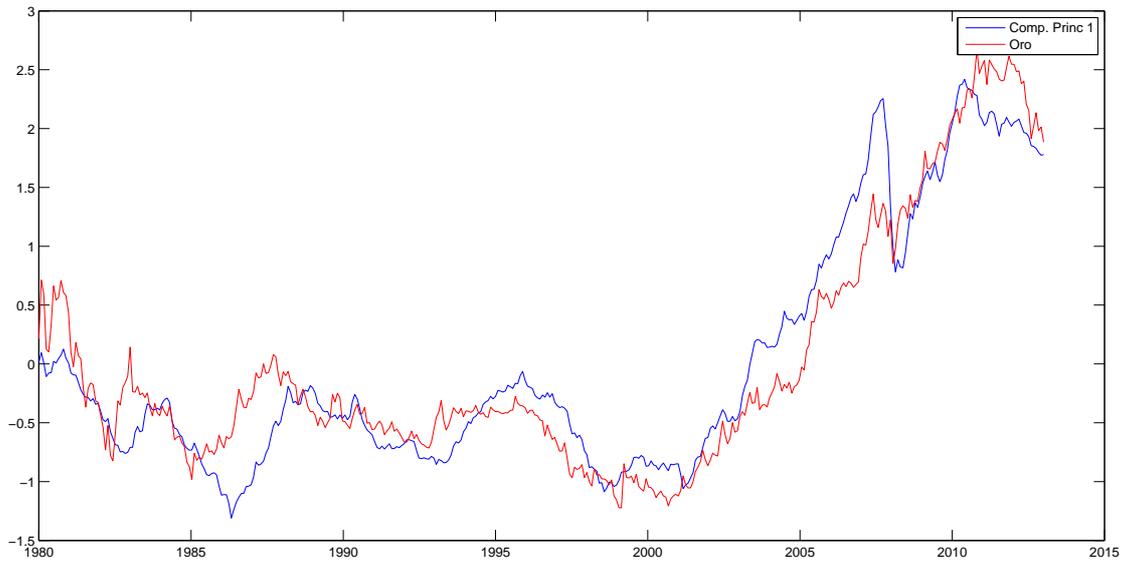


Figura B.9: Gráfico del Primer Componente Principal y el Precio del Oro Tipificados

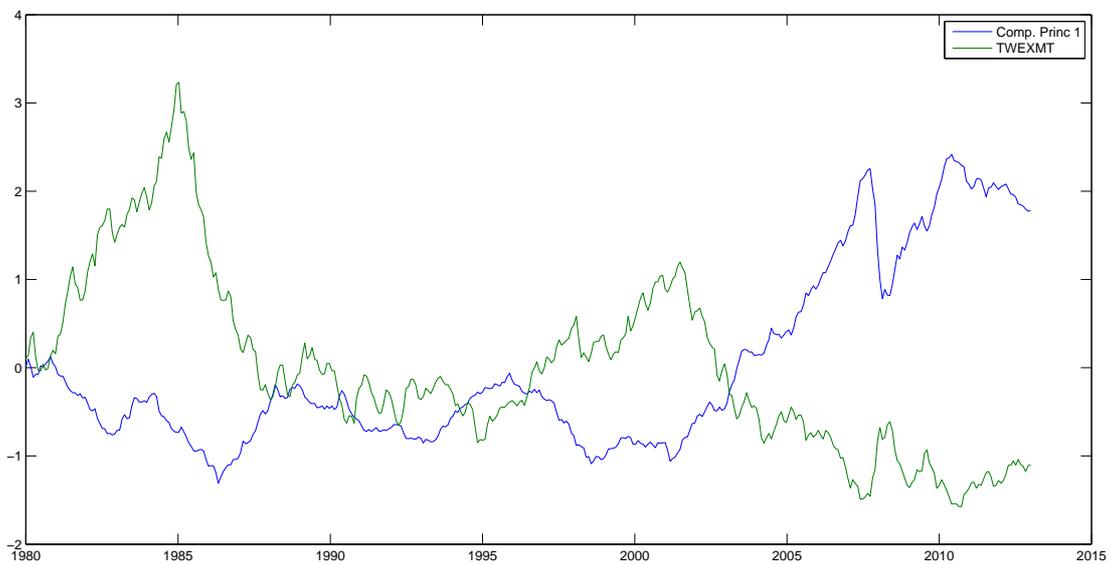


Figura B.10: Gráfico del Primer Componente Principal y el Trade Weighted Index Tipificados

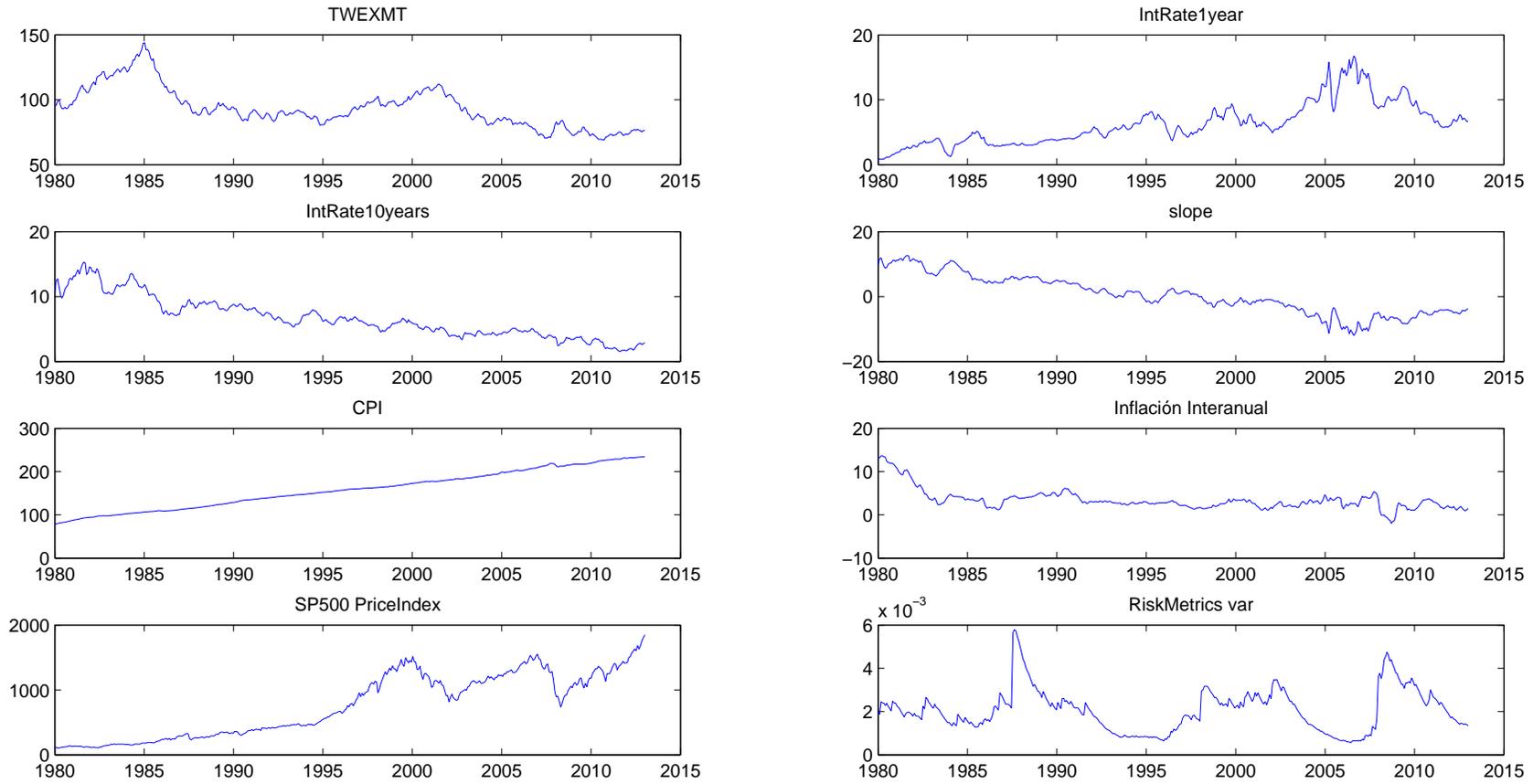


Figura B.11: Gráfico de los Indicadores Utilizados