

Integración espacial en el mercado español de verdel

J. García-Enríquez^{a*}, J. Hualde^b, J. Arteche^c y A. Murillas^d

Resumen

En este trabajo se analizan las posibles interrelaciones entre los mercados regionales de primera venta de verdel en España. Con este objetivo se utiliza una nueva metodología de análisis de cointegración fraccional (Hualde, 2009) basada en la propuesta de Gómez-Biscarri y Hualde (2010) para cointegración entera, que no ha sido aplicada con anterioridad a un caso de estudio empírico, hasta lo que los autores conocen. Los resultados indican que se está ante un mercado no integrado y, en este sentido, se demuestra que no hay relación alguna entre ninguno de los cinco mercados regionales existentes en España. Este resultado tiene importantes implicaciones en términos de política, ya que las autoridades locales, regionales y europeas deben tomar conciencia de la necesidad de aplicar, incluso bajo la directriz de la Política Pesquera Común (PPC), políticas locales diferenciadas que den respuesta a problemas localizados a nivel regional.

Clasificación JEL: C32, Q22

Palabras clave: estacionalidad, cointegración fraccional, memoria larga, mercados pesqueros, verdel.

^a Dpto. Fundamentos del Análisis Económico II, Universidad del País Vasco (UPV/EHU). Avda. Lehendakari Aguirre 83, 48015 Bilbao.

^b Dpto. Economía, Universidad Pública de Navarra. Campus Arrosadía, Edificio Los Madroños, 31006 Pamplona.

^c Dpto. Economía Aplicada III (Econometría y Estadística), Universidad del País Vasco (UPV/EHU), Avda. Lehendakari Aguirre 83, 48015 Bilbao.

^d AZTI-Tecnalia. Unidad de Investigación Marina, Txatxarramendi Ugarte z/g, 48395 Sukarrieta.

*Autor de contacto. Tel.: +34 946017126; fax: +34 946017123; e-mail: javier.garcia@ehu.es

1 Introducción

La relevancia de los estudios de integración espacial u horizontal reside en la utilidad de éstos para delimitar el mercado analizado desde un punto de vista geográfico, lo cual permite formular una serie de recomendaciones en términos de políticas. Nielsen (2005), en el marco de análisis de la pesquería del bacalao del Mar del Norte, resalta que, si los mercados están integrados, una reducción de la cuota del recurso podría tener una mayor repercusión sobre los precios, observándose cambios mayores que los esperados en un mercado no integrado. Esto es así porque, en caso de integración, la elasticidad-precio no sólo se ve afectada por cambios en cantidades en el mercado local, sino también por variaciones en el resto. Asimismo, Nielsen (2005) también afirma que incrementar el conocimiento en relación con la integración del mercado permite evaluar la efectividad de las políticas de mercado regionales. De hecho, si los mercados están perfectamente integrados, las políticas regionales son claramente inefectivas, ya que dichos mercados formarán parte de otro mayor sobre el que se debería actuar. En consecuencia, antes de introducir una medida de regulación de un stock vía output (establecimiento de los Totales Admisibles de Capturas –TACs-, introducción de cuotas

individuales de pesca por pescador/barco/día, etc.) sería interesante abordar un análisis de integración de su mercado.

A día de hoy, las políticas encaminadas a influir en los mercados pesqueros se realizan a nivel europeo, en el seno de la PPC. Sin embargo, la propia Comisión Europea reconoce que la PPC no parece haber superado el objetivo económico de conseguir un sector económicamente viable. Así, en la actualidad se está llevando a cabo un proceso de debate y reflexión de la nueva reforma de la (http://ec.europa.eu/fisheries/reform/index_en.htm), que habrá de sustituir a la actual en 2013. Esta reforma propone, entre otras medidas, una gestión más descentralizada y participativa de las políticas pesqueras. Con un planteamiento centralizado y vertical resulta difícil adaptar la PPC a las características específicas de los distintos países y regiones de la UE. Los estados miembros y los grupos interesados van a asumir mayores responsabilidades en la gestión de los recursos a nivel pesquero. Aunque las decisiones fundamentales seguirán adoptándose a nivel de la UE, los estados miembros dispondrán de flexibilidad para decidir acerca de otras medidas relativas a la gestión de la pesca. La regionalización prevé también una activa participación de los pescadores en las políticas, lo que debería contribuir a un mejor conocimiento y, por tanto, cumplimiento de la normativa. Así, la Comisión propone que se refuerce la función de las organizaciones de pescadores, ya que de este modo se convertirán en agentes dinámicos en lo que concierne a la planificación de las actividades pesqueras de sus miembros y la estabilización de los mercados, a la gestión de sus cuotas, del esfuerzo pesquero y de las flotas.

Bajo este contexto general, en este trabajo se lleva a cabo un análisis de integración horizontal, a partir del cual se pretende comprobar la posible relación que pueda existir entre los precios del verdel subastado en las lonjas de las comunidades autónomas españolas que tienen mercado para esta especie: País Vasco, Cantabria, Asturias, Galicia y Andalucía. El objetivo es conocer si nos encontramos ante varios mercados regionales diferenciados o si, por el contrario, estamos en presencia de un mercado único a nivel de España, con un producto homogéneo

Un resultado habitual de los mercados no integrados es que los precios permanecen estancados o casi invariantes ante cambios en cantidades (en Nielsen, 2005 se citan un conjunto de trabajos que han confirmado este resultado para la pesquería del atún blanco en Europa). Dado este resultado y el efecto que sobre los precios de primera venta del verdel está teniendo la regulación introducida en los últimos años (sistema de TACs y cuotas, principalmente) así como las capturas, a priori podría pensarse que se está ante diferentes mercados aislados. En concreto, para el caso de la flota española, una vez establecidos los límites globales por el TAC y la cuota que corresponde a España, dichos límites se reparten para cada una de las modalidades de pesca en base a una combinación entre caladero en el que está inscrito el barco y el arte de pesca con el que opera. Adicionalmente a la limitación por el TAC, la cuota y el reparto por modalidad, existen unos límites por día desde 2008 que limitan las descargas. Hay que destacar que, si bien

los cupos de 2008 fueron parte de una experiencia piloto, desde 2009 el cumplimiento de estas cuotas diarias es obligatorio para todas las flotas que faenan a verdel.

Para establecer el grado de interrelación existente en los mercados se utiliza el concepto de integración espacial, definido a partir del concepto econométrico de cointegración. Así, siguiendo a Nielsen (2005), se dice que n mercados están perfectamente integrados si: i) todos están cointegrados entre sí (es decir, existen $n - 1$ relaciones de cointegración o una tendencia común) y ii) se cumple la Ley del Precio Único (LPU). La LPU establece que, bajo los supuestos habituales de competencia perfecta, esto es, homogeneidad del bien, información perfecta y ausencia de barreras al comercio, la diferencia de precios entre mercados separados espacialmente no puede ser superior al coste de transacción. Su cumplimiento implica, por tanto, entre otros, precios relativos constantes y un mercado único. De este modo, según la generalización para casos empíricos que Lewbel (1996) realiza del teorema de los bienes compuestos de Hicks (1936) y Leontief (1936), la información que los precios alcanzados en otras comunidades autónomas proporciona podría ser utilizada a través de la agregación en un solo índice. Por su parte, si la condición sobre la LPU no es satisfecha, se dice que los mercados están parcialmente integrados, lo que significa que se produce una transmisión incompleta de las variaciones de unos precios sobre otros, provocando desviaciones respecto a los precios de equilibrio, sobre todo a corto plazo. Entre los factores que pueden ayudar a explicar dichas desviaciones se encuentra la dificultad de arbitraje que puede surgir por la existencia de barreras al comercio, información incompleta o aversión al riesgo. Finalmente, en caso de que el número de relaciones de cointegración sea menor que $n - 1$, las series de precios no están cointegradas dos a dos, siendo algunos de los mercados independientes, por lo que se debería buscar un subsistema con tendencia común excluyendo los mercados independientes.

Mientras que los trabajos tradicionales de análisis de integración horizontal han hecho uso de técnicas de cointegración entera (véase, por ejemplo, Goodwin y Schroeder, 1991, Gordon y Hannesson, 1996, Gil et al., 1996, Sanjuán y Gil, 2001 o Setälä et al, 2008), en este artículo se adopta un enfoque más realista y flexible como es el de la cointegración fraccional. En concreto, se hace uso de la metodología desarrollada por Hualde (2009), que extienden la idea inicial que Gómez-Biscarri y Hualde (2010) propusieron para analizar cointegración entera. Esta metodología, que hasta ahora nunca había sido empleada en la literatura aplicada, es descrita en la tercera sección de este trabajo, y consiste en un procedimiento automático que identifica de manera inequívoca las variables que cointegran entre sí y las variables independientes, de tal forma que, en un análisis como el desarrollado aquí, resulta de gran utilidad para identificar qué mercados regionales integran entre sí. En base a esto se analizan las series mensuales de los precios del verdel comercializado en el País Vasco, Cantabria, Asturias, Galicia y Andalucía entre enero de 1997 y diciembre de 2008.

El trabajo se estructura como sigue. En la Sección 2 se describe de manera sucinta la pesquería del verdel, su gestión y algunas de las principales características del mercado español de verdel. A continuación, en la Sección 3 se expone la metodología empleada. En la Sección 4 se presentan los resultados de la aplicación empírica. Finalmente, se exponen las principales conclusiones del trabajo.

2 Caso de estudio: la pesquería del verdel, su gestión y la flota española

El verdel o caballa (*Scomber Scombrus*) es una especie distribuida por todo el Atlántico, desde Noruega hasta Portugal. En concreto, se distribuye por el Atlántico Norte tanto al Este (incluyendo el mar Báltico, Mediterráneo y Negro) como al Oeste.

El stock de verdel se gestiona anualmente mediante TACs definidos por áreas. Aunque el Consejo Internacional para la Exploración del Mar (ICES por su acrónimo en inglés) suministra consejo sobre la explotación permisible para el conjunto de la distribución del stock, este consejo se traslada a dos TACs: uno en la zona Sur (VIIIc y IXa, según la denominación del ICES), que se corresponde con la costa norte y nordeste española y el litoral portugués, y otro para el resto de la distribución del stock (zona Oeste).

En lo que se refiere a la distribución de las capturas por países, en los últimos 5 años el mayor volumen de descargas proviene de las flotas del Reino Unido, Noruega, España e Irlanda (Tabla 1).

[Insertar Tabla 1]

La cuota de pesca asignada a España en la zona Sur (la principal zona donde pesca la flota española) ha descendido desde 33.120 t en el año 2001 a 22.256 t en el 2008. Sin embargo, a pesar de que el recurso no está en su mejor momento, la flota española tiene capacidad de pescar y, de hecho, ha llegado a descargar, dependiendo del año, cantidades muy por encima de lo asignado en la cuota a partir del TAC, como puede observarse en la Tabla 2.

[Insertar Tabla 2]

La flota española está compuesta por embarcaciones de todas las comunidades autónomas del litoral cantábrico (País Vasco, Cantabria, Asturias y Galicia), así como por algunas embarcaciones andaluzas. Dados los bajos precios que esta especie alcanza en los puertos españoles, durante los últimos años la estrategia de las distintas flotas autonómicas ha

estado orientada a una maximización de beneficios vía cantidades y no precios. Al menos para el caso del País Vasco, esta estrategia se justifica por el hecho de que los pescadores se enfrentan a una función de demanda en origen muy elástica y a una función de costes medios decrecientes (García-Enríquez, 2011). Así, y tal como se podía observar en la Tabla 2, la flota española en su conjunto ha capturado cantidades ingentes de recurso, excediendo sistemáticamente, y cada vez en mayor medida, el TAC asignado.

En lo que a las modalidades de pesca se refiere, las capturas principales de esta especie las realiza la flota artesanal (fundamentalmente líneas de mano), aunque haya algunos enmalles también. Por su parte, tradicionalmente, la segunda flota en importancia ha sido el cerco. Sin embargo, en los últimos años sus capturas han caído significativamente (-19%), debido esencialmente al descenso en el número de barcos de esta modalidad. Además, su contribución relativa a la captura total española ha descendido de una manera más importante (-34%) que la caída porcentual de sus capturas, debido al importante incremento de las capturas del arrastre. Así, las capturas de arrastre de fondo han aumentado en un 232% entre el comienzo y final de la última década.

La flota artesanal opera mayoritariamente a verdel con líneas de mano en primavera y, en verano, marchan a la pesca de túnidos con curricán. Esta es la flota que muestra mayor estabilidad en sus capturas, cubriendo el verdel, aproximadamente, entre un 60 y un 70 % de sus capturas en estos últimos años.

Por su parte, respecto al cerco en la Cornisa Cantábrica, se puede hablar de dos tipos de barcos. De una parte, hay cerqueros en el País Vasco, Cantabria y Asturias que se dedican en el verano a la pesca del bonito y cimarrón con cebo vivo. Este grupo obtiene de la pesquería del verdel, aproximadamente, entre un 20 y un 33% de sus capturas, si bien con la crisis de la anchoa de los últimos años este porcentaje ha llegado en algún año al 45%. Sus capturas suponen normalmente más del 66% de las capturas de cerco de la Cornisa Cantábrica. De otra parte, están el resto de los cerqueros, que se dedican o bien todo el año al cerco o bien van algunos a la cacea en verano. Además, también hay buques que, ocasionalmente, usan las líneas de mano para pescar verdel. Para este segundo grupo de cerqueros, fundamentalmente cántabros, asturianos y gallegos, la pesca de verdel de primavera tendrá bastante más importancia, pudiendo seguramente ser tan importante como lo es para la pesquería de líneas de mano y cacea.

Como ya se ha comentado, el arrastre ha aumentado sus descargas de verdel de manera generalizada desde el año 2000 a lo largo de toda la Cornisa Cantábrica. Si bien esta flota normalmente se orienta a la explotación prioritaria de otras especies de mayor valor comercial como la merluza, la bacaladilla o el jurel, la diversificación de las especies objetivo le da mayor estabilidad a sus ganancias. Además, en los años recientes, con la escasez de merluza y los planes de recuperación de esta especie tanto para el stock Oeste como el Sur, las posibilidades

de pesca (TACs) se han visto fuertemente reducidas y la necesidad de obtener ganancias de otras especies se ha visto por ello acentuada. Así, es aquí donde la pesquería del verdel está suponiendo un apoyo cada vez mayor en ciertos períodos del año (invierno especialmente).

Dentro del arrastre, se pueden distinguir dos tipos de artes principales: las bakas y las parejas. Ambas han contribuido al aumento de las capturas de verdel, suponiendo esta especie entre el 15 y el 25% de sus descargas anuales. La importancia que pueda suponer hoy en día las capturas de verdel para las flotas de arrastre que operan en Cantabria, Asturias o Galicia es incierta, pudiendo ser de este mismo orden de magnitud o ligeramente superior, aunque no parece probable que supere el 20% de sus ganancias anuales. Por su parte, para la flota de arrastre que opera en el País Vasco el verdel reporta, aproximadamente, entre un 1% y un 15% de sus ganancias anuales, variando en función de los barcos concretos y sus capturas de merluza y otras especies.

3 Metodología

Dependiendo del grado de cointegración y de memoria de las series, existen distintas definiciones de cointegración. En este trabajo se utiliza la propuesta por Hualde (2009), que es la más general de todas las existentes. No obstante, antes de presentar dicha definición, conviene aclarar qué entiende Hualde (2009) por vector integrado de orden d_z : un vector $X_t = (x_{1t}, x_{2t}, \dots, x_{r_t})'$ es integrado de orden d_z , y se denota como $X_t \sim I(d_z)$, si al menos uno de sus componentes es $I(d_z)$ ¹, teniendo el resto de componentes un orden de integración menor.

Definición: un vector de series $X_t = (x_{1t}, x_{2t}, \dots, x_{r_t})'$ integrado de orden d_z está cointegrado si existe, al menos, un vector $\beta \neq 0$ tal que $\beta' X_t \sim I(d_w)$, con $d_w < d_z$,

Como puede observarse, esta definición difiere de la tradicional de Engle y Granger (1987), ya que permite que los componentes de X_t puedan tener órdenes de integración diferentes².

¹ Se dice que una serie x_t es integrada de orden d o tiene grado de memoria d , y se denota $x_t \sim I(d)$, si $(1-L)^d x_t$ es un proceso con densidad espectral no nula y finita en la frecuencia cero, siendo L el operador de retardos tal que $L^n x_t = x_{t-n}$.

² Así, además de capturar la noción de cointegración donde todas las series comparten un mismo orden de integración (definición de Engle y Granger), incluye otras situaciones como, por ejemplo, las relaciones triviales de cointegración.

La cointegración fraccional es un caso particular de cointegración, que aparece cuando d_z y/o el orden de cointegración son números no enteros. Sin embargo, bajo este marco existen pocos trabajos que se hayan dedicado al análisis de matrices de cointegración, subespacios y rangos cuando el número de series es superior a dos. De hecho, ha habido que esperar hasta las propuestas de Hualde (2009) y Hualde y Robinson (2010) para poder encontrar una metodología completa (estimación e inferencia) adecuada ante cualquier tipo de datos (series estacionarias o no estacionarias, errores de cointegración estacionarios o no estacionarios, etc.).

El procedimiento aplicado en este trabajo se basa en un teorema de Gómez-Biscarri y Hualde (2010), que reescribimos aquí por su interés.

Teorema: un vector $X_t \sim I(d_z)$ de orden $r_0 \times 1$ tiene rango de cointegración $r_1 \in \{1, \dots, r_0 - 1\}$ si y sólo si se cumple que:

- i. Existe un subvector $X_{bt} \subseteq X_t$ de X_t de dimensión $r_0 - r_1$ cuyos componentes son individualmente $I(d_z)$ y no están cointegrados.
- ii. Todos los subvectores de X_t de dimensión mayor que $r_0 - r_1$ que contengan X_{bt} cointegran.

Basándose en este teorema, Hualde (2009) adapta la metodología de Gómez-Biscarri y Hualde (2010) para determinar el rango de cointegración de un conjunto dado de series en un marco fraccional. El método es recursivo y, si el vector de variables es de dimensión r_0 , consiste en un máximo de $r_0 - 1$ pasos. En cada paso se proponen las siguientes hipótesis nula y alternativa:

$$\begin{aligned} H_{i_1, i_2, \dots, i_l} &: \text{los elementos de } (x_{i_1 t}, x_{i_2 t}, \dots, x_{i_l t}) \text{ no están cointegrados} \\ \bar{H}_{i_1, i_2, \dots, i_l} &: \text{los elementos de } (x_{i_1 t}, x_{i_2 t}, \dots, x_{i_l t}) \text{ están cointegrados} \end{aligned} \quad (1)$$

donde se eligen l números naturales $i_j, j = 1, \dots, l, l \in \{2, \dots, r_0\}$, tal que $1 \leq i_j \leq r_0$.

Paso 0: Se identifica la serie con mayor orden de integración, es decir, con orden d_z . Consideramos que la serie con mayor orden de integración es la serie con mayor orden de integración estimado. Supóngase que esta serie es $x_{i_1 t}$, por lo que se toma $x_{i_1 t} \sim I(d_z)$ como dado.

Paso 1: Defínase

$$H(1) : \bigcup_{i \neq 1}^{r_0} H_{i,1} \quad \text{y} \quad \bar{H}(1) : \bigcap_{i \neq 1}^{r_0} \bar{H}_{i,1}$$

donde, por el teorema anterior, $\bar{H}(1)$ es equivalente a $r_1 = r_0 - 1$. Así, se rechazará $r_1 < r_0 - 1$ en favor de $r_1 = r_0 - 1$ si $H(1)$ es rechazada.

En este paso lo que se contrasta es si las parejas de variables que contienen a x_{1t} están cointegradas. Si lo están el proceso termina porque hay evidencia estadística a favor de $r_1 = r_0 - 1$. Si, por el contrario, $H(1)$ no se rechaza (porque no hay evidencia de cointegración para al menos una pareja de series) se procede al siguiente paso. Supóngase que $H_{2,1}$ no se rechaza y se toma la conclusión del contraste como dada a partir de este momento, es decir, se toma el hecho de que las variables x_{1t} y x_{2t} no están cointegradas como dado. En este caso, en el Paso 2 se contrastaría si tríos de parejas que contengan x_{1t} y x_{2t} cointegran o no³, esto es:

$$H(2) : \bigcup_{i \neq 1,2}^{r_0} H_{i,1,2} \quad \text{y} \quad \bar{H}(2) : \bigcap_{i \neq 1,2}^{r_0} \bar{H}_{i,1,2}$$

Si se rechaza $H(2)$ el procedimiento termina y se concluye que $r_0 = r_1 - 2$. En caso contrario, el proceso continúa contrastando cointegración sobre vectores de 4 elementos. En el último paso potencial del procedimiento (Paso $r_0 - 1$), $H(r_0 - 2) \cap \bar{H}(r_0 - 1)$ es equivalente a $r_1 = 1$. En este caso se contrastaría si el conjunto de las r_0 series está cointegrado. Si lo está, hay evidencia estadística en favor de $r_1 = 1$, si no, se concluye en favor de $r_1 = 0$.

A continuación, hay que construir un test para contrastar estas hipótesis. Asumiendo que $X_t \sim I(d_z)$, H_{i_1, i_2, \dots, i_l} se mantiene si y sólo si todos los procesos individuales $x_{i_1 t}, x_{i_2 t}, \dots, x_{i_l t}$ son $I(d_z)$ y además no cointegrados. Entonces, denotando por d_{i_k} el orden de integración de $x_{i_k t}$, $k = 1, \dots, l$, se proponen las siguientes $l-1$ hipótesis

$$H_{i_k} : d_{i_k} = d_z \quad \bar{H}_{i_k} : d_{i_k} < d_z \quad (2)$$

y también

$$\begin{aligned} H_{i_1, i_2, \dots, i_l}^c &: (x_{i_1 t}, x_{i_2 t}, \dots, x_{i_l t})' \text{ no están EG-cointegrados} \\ \bar{H}_{i_1, i_2, \dots, i_l}^c &: H_{i_1, i_2, \dots, i_l}^c \text{ no es cierta} \end{aligned} \quad (3)$$

donde EG-cointegración significa cointegración en el sentido de Engle y Granger (1987), es decir, con órdenes de integración idénticos. Así, combinando (2) y (3) se obtiene que (1) puede expresarse como:

$$\begin{aligned} H_{i_1, i_2, \dots, i_l} &: \bigcap_{k=1}^{l-1} H_{i_k} \cap H_{i_1, i_2, \dots, i_l}^c \\ \bar{H}_{i_1, i_2, \dots, i_l} &: \bigcup_{k=1}^{l-1} \bar{H}_{i_k} \cup \bar{H}_{i_1, i_2, \dots, i_l}^c \end{aligned}$$

³ Si x_{1t} , además de con x_{2t} , tampoco cointegra con alguna otra variable (por ejemplo x_{3t}), se recomienda escoger como pareja de x_{1t} para fijar en el siguiente paso a aquella serie que presente la menor evidencia de cointegración.

Los contrastes para H_{i_k} pueden ser fácilmente implementados mediante procedimientos como el de Robinson y Yajima (2002). Para ello, se requiere la identificación del componente de X_t con orden de integración máximo, lo cual se logra estimando los órdenes individuales de todos los componentes del vector X_t . Para realizar estas estimaciones emplearemos el método local de Whittle (Robinson, 1995) -en adelante LW-.

Para contrastar la hipótesis (2) se utiliza el siguiente estadístico de contraste:

$$\hat{T}_{i_k i_h} = \frac{m^{0.5}(\hat{d}_{i_k} - \hat{d}_{i_h})}{(0.5(1 - \hat{C}_{i_k i_h}^2 / (\hat{C}_{i_k i_k} \hat{C}_{i_h i_h})))^{0.5} + h(T)} \quad (4)$$

donde $\hat{d} = (\hat{d}_{i_1}, \dots, \hat{d}_{i_n})$ es el vector que reúne los estimadores LW univariantes de los parámetros de memoria de cada serie obtenidos con un bandwidth m , y

$$\hat{C}(\hat{d}) = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m \text{Re} \left\{ \hat{\Lambda}(\lambda_j, \hat{d})^{-1} I(\lambda_j) \hat{\Lambda}(\lambda_j, \hat{d})^{-1} \right\}$$

siendo

$$\hat{\Lambda}(\lambda_j, \hat{d}) = \begin{pmatrix} e^{i\pi\hat{d}_1/2} \lambda_j^{-\hat{d}_1} & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & e^{i\pi\hat{d}_n/2} \lambda_j^{-\hat{d}_n} \end{pmatrix} \text{ e } I(\lambda_j) = w(\lambda_j)w(-\lambda_j) \text{ es la matriz periodograma}$$

$$\text{con } w(\lambda_j) = (w_{i_1}(\lambda_j), \dots, w_{i_n}(\lambda_j))', \quad w_{i_k}(\lambda_j) = \frac{1}{\sqrt{2\pi T}} \sum_{t=1}^T x_{i_k t} e^{i\lambda_j t}, \quad \text{y } \lambda_j = 2\pi j / T,$$

$j = 1, \dots, \lfloor T/2 \rfloor$. Por su parte, la inclusión en el denominador de una función $h(T)$ positiva que cumple ciertas propiedades (véase Robinson y Yajima, 2002) permite demostrar que, bajo la hipótesis nula de homogeneidad de parámetros, si $x_{i_k t}$ y $x_{i_h t}$ están cointegradas ($r_1 > 0$), $\hat{T}_{i_k i_h} \xrightarrow{p} 0$; mientras que si no están cointegradas ($r_1 = 0$), $\hat{T}_{i_k i_h} \xrightarrow{d} N(0, 1)$. Por tanto, se rechazará (2) siempre que (4) supere el valor crítico correspondiente de la $N(0, 1)$.

Una vez establecida la igualdad de parámetros de memoria, el siguiente paso es contrastar (3). Para ello, se utiliza el contraste de no cointegración de Robinson (2008), que se basa en comparar una estimación del parámetro de memoria que sea relativamente eficiente bajo la hipótesis nula de homogeneidad e inconsistente bajo no homogeneidad, con otra estimación relativamente ineficiente bajo la hipótesis nula pero consistente bajo ambas. En concreto, Robinson propone, respectivamente, emplear el estimador LW conjunto, es decir, el que saldría

imponiendo homogeneidad, y que se denotará como \tilde{d} , y una combinación lineal de los estimadores LW de cada una de las series⁴, que se denotará como \bar{d} .

De entre los 2 estadísticos de contraste que sugiere Robinson, dado su mejor comportamiento en muestras finitas, se decide emplear el X^* , que se define como:

$$X^* = \frac{ms^*(\bar{d})^2}{tr(\tilde{R}^{*2}) - l} \quad (5)$$

siendo

$$s^*(\bar{d}) = tr(\tilde{C}^*(\bar{d})^{-1} \tilde{H}^*(\bar{d}))$$

con

$$\tilde{C}^*(d) = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m I(\lambda_j) \lambda_j^{2d}; \tilde{H}^*(d) = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m v_j I(\lambda_j) \lambda_j^{2d} \text{ y } v_j = \log j - \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \log i$$

y

$$\tilde{R}^* = \tilde{D}^{-1/2} \tilde{C}^*(\bar{d}) \tilde{D}^{-1/2}$$

con \tilde{D} una matriz diagonal con los elementos de $\tilde{C}^*(\bar{d})$ en la diagonal principal.

Dado que, bajo la hipótesis nula de no cointegración, X^* se distribuye asintóticamente como χ_1^2 , se rechazará (3) siempre que (5) supere el valor crítico correspondiente de dicha distribución.⁵

4 Análisis empírico

En esta sección se analizan los precios del verdel descargado en los puertos de las comunidades autónomas españolas cuyas flotas se dedican a la pesquería del verdel, esto es, País Vasco, Cantabria, Asturias, Galicia y Andalucía. Las series son de periodicidad mensual y van de enero de 1997 a diciembre de 2008, con un total de 144 observaciones. Los precios, que están expresados en euros por kilogramo, corresponden a las descargas de pescado que pasan por cofradía.

La Figura 1 recoge la evolución de los logaritmos de las distintas series de precios del verdel a lo largo del período analizado y, aunque en adelante no se exprese explícitamente, todo el análisis que sigue se realiza sobre las series en logaritmos. Como puede observarse, las series mensuales de las diferentes comunidades autónomas no parecen presentar tendencia creciente. De hecho, si se realiza una regresión de las primeras diferencias de cada una de las series sobre una constante, en ningún caso ésta resulta ser estadísticamente significativa.

⁴ En este trabajo se usa la media aritmética, lo que simplificará la expresión del estadístico de contraste.

⁵ Nótese que este procedimiento sólo es válido para series estacionarias ($d_h < 0.5 \forall h = i_1 \dots i_l$) aunque, teniendo en cuenta a Velasco (1999) y a Phillips y Shimotsu (2004), los resultados obtenidos se mantendrán con toda seguridad para series no estacionarias siempre que $d_h < 0.75 \forall h = i_1 \dots i_l$.

[Insertar Figura 1]

Para poder analizar con detalle el grado de persistencia de las series se dibujan los periodogramas de las distintas series en la Figura 2. En todos los casos se observan picos tanto en los alrededores de la frecuencia cero (indicando posible memoria tendencial a largo plazo) como en alguna de las frecuencias estacionales $\pi j/6$, $j=1,\dots,6$. Los picos estacionales son especialmente significativos en los casos del País Vasco y Cantabria, llegando a superar en altura a los picos en torno a la frecuencia cero. Esto, sin embargo, no tiene por qué implicar parámetros de memoria mayores, sino que se puede deber también -como así parece viendo los valles de los alrededores- a la presencia de componente determinista.

[Insertar Figura 2]

Dado que el objetivo principal de este artículo es contrastar la posibilidad de cointegración en la tendencia a largo plazo, se hace necesaria la obtención de estimadores consistentes de los parámetros de memoria en la frecuencia cero. La existencia de importantes picos estacionales, como así se observan en la Figura 2, podría distorsionar gravemente dichas estimaciones, obligándonos al uso de un número muy reducido de frecuencias, con la consecuente pérdida de eficiencia. Un efecto similar tendría en los contrastes de cointegración, donde el uso de un número reducido de frecuencias afecta de forma significativa a la potencia del contraste (Robinson, 2008). Por ello, se procede primeramente a desestacionalizar la serie, de modo que los únicos picos significativos que presenten los periodogramas sean los de la frecuencia cero.

4.1 Desestacionalización de series

Las prácticas de desestacionalización paramétricas más habituales en la literatura empírica suelen considerar la estacionalidad bien de modo exclusivamente estocástico, bien de modo exclusivamente determinista. En este trabajo, y dada la posibilidad de que los picos estacionales sean tanto estocásticos como deterministas, ambas opciones son consideradas. Además, para relajar el supuesto de raíz unitaria que tradicionalmente se ha venido usando en el caso estocástico y que puede dar lugar a sobrediferenciación (véase, por ejemplo, Arteche, 2007), se estima semiparamétricamente cada uno de los parámetros de memoria de las frecuencias estacionales a través de la metodología desarrollada por Arteche y Robinson (1999, 2000). No obstante, el limitado número de observaciones disponibles no permite que el ancho de banda utilizado en las estimaciones sea muy elevado, produciendo estimadores con gran

varianza y complicando, por tanto, la elección de la estimación más adecuada. Así, para tratar de solventar el problema, se diseña una estrategia que se aplica serie a serie y que consta de los pasos siguientes:

1) Para una serie x_t^{sd} , se estima, con diferentes anchos de banda (m en adelante), los parámetros de memoria en las frecuencias de los distintos ciclos mediante la extensión al caso estacional y cíclico del estimador LW (Arteche y Robinson, 1999 y 2000). El valor de m se sitúa entre tres y diez, ya que se considera muy pobre una estimación con sólo dos frecuencias, mientras que anchos de banda mayores que 10 se acercan demasiado a la siguiente frecuencia estacional. Una vez estimados los parámetros de memoria para $m = 3, \dots, 10$, se busca (siguiendo a Taqqu y Teverosky, 1996) una zona estable intermedia, y se computa la media muestral de las diferentes estimaciones asociadas a dicha zona. Ésta se denotara como \hat{d}_i , representando $i = 1, \dots, 6$ cada una de las frecuencias estacionales ($\pi/6, \pi/3, \pi/2, 2\pi/3, 5\pi/6$ y π , respectivamente).

2) Se filtra la serie de estacionalidad estocástica persistente de la forma siguiente: $x_t^d = \prod_{j=1}^5 (1 + 2L \cos \omega_j + L^2)^{\hat{d}_j} (1 + L)^{\hat{d}_6} x_t^{sd}$, siendo ω_j las diferentes frecuencias estacionales en radianes (exceptuando la frecuencia π , que se tiene en cuenta en $(1 + L)^{\hat{d}_6}$).

3) Se regresan por Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO) las primeras diferencias de la serie sin memoria larga estacional (x_t^d) sobre las primeras diferencias de las variables ficticias deterministas que recogen los diferentes ciclos estacionales⁶, esto es, $\Delta x_t^d = \beta' \Delta VF_t + u_t$, donde u_t es la perturbación aleatoria y $VF_t = (VF_{1t}, \dots, VF_{6t})'$ la matriz de variables ficticias. Cada variable ficticia estacional se define en forma de seno-coseno: $VF_{it} = (\sin(\omega_j t), \cos(\omega_j t))'$. Las variables significativas se identifican a través de los tradicionales estadísticos t , teniendo en cuenta que, para su construcción, se han empleado estimaciones de las varianzas consistentes ante heterocedasticidad y/o autocorrelación. Se considera que un ciclo determinista es significativo si, al menos, una de las dos componentes de la variable ficticia que lo representa (la forma seno o la forma coseno) es estadísticamente significativa al 5%. A continuación se obtiene la serie limpia de cualquier tipo de estacionalidad persistente (x_t en adelante), esto es, $x_t = x_t^d - \hat{\beta}' VF_t^*$, donde VF_t^* recoge las variables ficticias significativas.

⁶ Nótese que el hecho de realizarse el contraste en diferencias se debe a que desconocemos a priori si x_t^d es estacionaria o no. Si no lo fuese, y la regresión fuese realizada en niveles, los estimadores MCO no tendrían por qué ser consistentes.

4) Con objeto de validar las estimaciones del parámetro de memoria se observa el periodograma de la serie. Si aún hay evidencia de estacionalidad persistente, se busca, para cada parámetro de memoria que no produzca un filtrado adecuado, otra estimación en alguna región estable diferente y se repite todo el proceso. Si la evidencia de estacionalidad ha desaparecido, se para el procedimiento. En caso contrario se repite el proceso tantas veces como sea necesario.

El objeto de modelar en primer lugar la naturaleza estocástica del ciclo en lugar de la determinista se debe a que, si se usan variables ficticias estacionales con series que son $I_{\omega}(1)$ ⁷ en alguna de las frecuencias estacionales, la probabilidad de encontrar relaciones espurias es muy alta (Abeysinghe, 1991). De hecho, Franses et al. (1995) muestran que las raíces unitarias pueden confundirse fácilmente con medias estacionales diferentes. Además, según las simulaciones llevadas a cabo por Abeysinghe (1994) en muestras pequeñas, si una serie con raíces unitarias estacionales es regresada sobre un conjunto de variables ficticias estacionales, aunque las raíces unitarias no son eliminadas, la función de autocorrelación muestral de los residuos de dicha regresión se comporta como si de la de un proceso estacionario se tratase. Por su parte, las estimaciones del parámetro de memoria no se ven afectadas por la posible presencia de estacionalidad determinista ya que, como demuestra Arteche (2002), en caso de existir ésta únicamente afecta al periodograma en la frecuencia estacional (siempre y cuando se esté ante una serie -como es el caso aquí analizado- cuya longitud sea un múltiplo entero del número de observaciones por año), y esta frecuencia no es utilizada en la estimación.

En la Tabla 3 se presenta tanto el rango de valores de m seleccionados como la media muestral de las diferentes estimaciones para cada una de las series. Por su parte, la Tabla 4 muestra las estimaciones de los parámetros asociados a cada una de las variables ficticias estacionales y su p-value. Un p-value menor o igual que 0.05 significará que la variable ficticia es significativa y que, por tanto, el ciclo representado por dicha variable ha de ser extraído de la serie.

[Insertar Tabla 3]

[Insertar Tabla 4]

Para comprobar que la desestacionalización de las series se ha realizado con éxito, en la Figura 3 se presentan los periodogramas de las mismas libres de cualquier tipo de estacionalidad persistente, ya sea estocástica o determinista. Ahora los periodogramas tan sólo muestran fuertes

⁷ Se dice que una serie es $I_{\omega}(d)$ si $(1-2L \cos \omega + L^2)^d x_t$ es un proceso con densidad espectral no nula y finita en la frecuencia ω .

picos en los alrededores de la frecuencia cero, indicando que en dicha frecuencia hay algún tipo de componente persistente que necesita ser analizado.

[Insertar Figura 3]

4.2 *Análisis de persistencia en la frecuencia cero*

Al igual que sucede en el caso estacional, en la frecuencia cero también pueden convivir los dos tipos de componente persistente (estocástico y determinista). No obstante, recuérdese que al inicio de la Sección 4 se indicó que, tras la realización de una regresión de las primeras diferencias de cada una de las series sobre una constante, en ningún caso ésta resultaba ser estadísticamente significativa. Esto evidencia que la hipótesis de tendencia lineal determinista no se sostiene, por lo que los picos observados en los alrededores de la frecuencia cero se deben exclusivamente a la existencia de memoria larga. Así, el siguiente paso consiste en estimar consistentemente, por medio del estimador LW, los parámetros de memoria para cada una de las series desestacionalizadas. El hecho de haber eliminado los picos estacionales facilita la estimación de dichos parámetros, puesto que la elección del ancho de banda no está tan restringida como en el caso estacional. De hecho, en este trabajo se considera un rango de valores $m \in [10, 30]$, reduciéndose la varianza y obteniéndose, por tanto, estimaciones de los órdenes de integración más estables (véase Tabla 5). En general, se observan órdenes de integración que caen en la región de no estacionariedad o muy cerca de ella. Además, se percibe un alto grado de homogeneidad entre dichos órdenes para las diferentes series, que habrá de ser contrastado de un modo formal antes de llevar a cabo el análisis de cointegración. Globalmente, el orden de integración mayor parece ser el de la serie de precios de Galicia, con estimaciones en torno a 0.60, si bien las estimaciones de Cantabria son, para ciertos valores del ancho de banda, superiores.

[Insertar Tabla 5]

4.3 *Análisis de cointegración*

Denotando por and_t , ast_t , can_t , gal_t y vas_t las series de precios filtradas de cualquier tipo de estacionalidad correspondientes a Andalucía, Asturias, Cantabria, Galicia y País Vasco, respectivamente, se procede a realizar un análisis de cointegración. Siguiendo el procedimiento presentado en la Sección 3, el rango de cointegración entre las cinco series puede ser inferido por un procedimiento recursivo, para el cual lo primero que se necesita es identificar la serie con

orden de integración máximo. Observando la Tabla 5, parece ser gal_t la serie con el mayor orden de integración (que se denotará como d_z), por lo que se asume que $gal_t \sim I(d_z)$.

El primer paso en el procedimiento consiste en contrastar:

$$H(1) : H_{and,gal} \cup H_{ast,gal} \cup H_{can,gal} \cup H_{vas,gal}$$

frente a

$$\bar{H}(1) : \bar{H}_{and,gal} \cap \bar{H}_{ast,gal} \cap \bar{H}_{can,gal} \cap \bar{H}_{vas,gal}$$

donde para $a_t = and_t, ast_t, can_t, vas_t$, se tiene que:

$$\begin{aligned} H_{a,gal} : (a_t, gal_t)' & \text{ no está cointegrado} \\ \bar{H}_{a,gal} : H_{a,gal} & \text{ no es cierto} \end{aligned}$$

por lo que cada hipótesis que compone $H(1)$ se define como:

$$H_{a,gal} : \{a_t \sim I(d_z)\} \cap \{a_t \text{ y } gal_t \text{ no están EG-cointegradas}\}$$

Según el teorema de Gómez-Biscarri y Hualde enunciado en la sección de metodología, el rango de cointegración será $r_1 < 4$ si y sólo si se mantiene $H(1)$, mientras que será $r_1 = 4$ si y sólo si se cumple $\bar{H}(1)$. El Teorema de Berger (Berger, 1982) asegura que si los contrastes individuales $H_{a,gal}$ de $H(1)$ tienen nivel de significación α , la hipótesis $H(1)$ también tiene dicho nivel de significación. Nótese también que $H_{a,gal}$ requiere contrastar dos hipótesis (que el orden de integración de a_t es d_z y que dicha serie no está EG-cointegrada con gal_t), por lo que, para garantizar que el test para $H_{a,gal}$ tiene nivel α , según la desigualdad de Bonferroni, los contrastes individuales deben ser de nivel $\alpha/2$.

Para contrastar que $a_t \sim I(d_z)$ se utiliza el estadístico $\hat{T}_{i_k i_h}$, a través del cual se compara el orden de a_t con el de gal_t . En la Tabla 6 se presentan los valores del estadístico de contraste para los diferentes anchos de banda, donde se ha utilizado $h(T) = 0$. Nótese que, si se seleccionase algún $h(T) > 0$ (tal y como sugieren los autores de este contraste), los valores de la tabla serían incluso más pequeños en valor absoluto. No obstante, dados los niveles de significatividad habituales ($\alpha = 0.1, \alpha = 0.05$ y $\alpha = 0.01$)⁸, ni siquiera con la elección

⁸ A lo largo de todo el trabajo se usarán estos tres niveles de significatividad para calcular los correspondientes valores críticos.

$h(T) = 0$ se rechaza nunca⁹ la hipótesis $a_t \sim I(d_z)$ a un nivel de significación $\alpha/2$, por lo que la homogeneidad de los órdenes está garantizada para estas series.

[Insertar Tabla 6]

A continuación se realiza el test de no cointegración de Robinson (2008) usando el mismo rango de anchos de banda. En el primer paso, donde se contrasta la cointegración dos a dos (entre a_t y gal_t), se calcula el estadístico X^* . Los resultados para las diferentes a_t se muestran en el bloque I de la Tabla 7. Claramente, la hipótesis nula de no cointegración no se rechaza nunca para ningún nivel de significatividad $\alpha/2$, lo que significa que $H(1)$ no se rechaza, concluyéndose que hay evidencia estadística a favor de $r_1 < 4$.

En vista de los resultados del test, and_t aparece como la "menos cointegrada" con gal_t , por lo que usamos este resultado para diseñar el segundo paso del procedimiento, que consiste en contrastar lo siguiente:

$$H(2) : H_{ast, and, gal} \cup H_{can, and, gal} \cup H_{vas, and, gal}$$

frente a

$$\bar{H}(2) : \bar{H}_{ast, and, gal} \cap \bar{H}_{can, and, gal} \cap \bar{H}_{vas, and, gal}$$

donde para $a_t = ast_t, can_t, vas_t$,

$$\begin{aligned} H_{a, and, gal} : (a_t, and_t, gal_t)' & \quad \text{no está cointegrado} \\ \bar{H}_{a, and, gal} : H_{a, and, gal} & \quad \text{no es cierto} \end{aligned}$$

lo cual es implementado de nuevo por

$$H_{a, and, gal} : \{a_t \sim I(d_z)\} \cap \{and_t \sim I(d_z)\} \cap \{a_t, and_t \text{ y } gal_t \text{ no están EG-cointegradas}\}$$

donde, para preservar el nivel de significatividad α , las hipótesis individuales tienen que tener nivel $\alpha/2$ ¹⁰. El test de homogeneidad aparece en la Tabla 6, y el de cointegración en el bloque II de la Tabla 7. Nuevamente, no se puede rechazar la hipótesis nula de no cointegración para ninguno de los grupos de variables (en este caso grupos de tres variables), por lo que hay evidencia estadística a favor de $H(2)$, lo que significa que $r_1 < 3$.

Dado que en este segundo paso resulta ser la variable vas_t la "menos cointegrada" con and_t y gal_t , se selecciona el subconjunto (vas_t, and_t, gal_t) para diseñar el tercer paso del procedimiento, que consiste en contrastar:

⁹ Con la única excepción de vas_t para $m = 30$.

¹⁰ Esto es así porque si bien el test consiste en tres hipótesis individuales, la segunda de ellas ha tenido que ser contrastada obligatoriamente en el paso anterior, por lo que esa información se toma como dada.

$$H(3): H_{ast,vas,and,gal} \cup H_{can,vas,and,gal}$$

frente a

$$\bar{H}(3): \bar{H}_{ast,vas,and,gal} \cap \bar{H}_{can,vas,and,gal}$$

donde, como antes, para $a_t = ast_t, can_t,$

$$H_{a,vas,and,gal} : \{a_t \sim I(d_z)\} \cap \{vas_t \sim I(d_z)\} \cap \{and_t \sim I(d_z)\} \\ \cap \{a_t, vas_t, and_t \text{ y } gal_t \text{ no están EG-cointegradas}\}$$

Observando los resultados del contraste (Tabla 6 y Tabla 7), en conjunto no se puede rechazar la hipótesis nula para ningún nivel de significatividad de $\alpha/2^{11}$, por lo que existe evidencia a favor de $r_1 < 2$, siendo can_t la variable "menos cointegrada" con (vas_t, and_t, gal_t) . Así, el paso final consiste únicamente en contrastar:

$$H(4): H_{ast,can,vas,and,gal}$$

$$\bar{H}(4): \bar{H}_{ast,can,vas,and,gal}$$

donde

$$H_{ast,can,vas,and,gal} : \{ast_t \sim I(d_z)\} \cap \{can_t \sim I(d_z)\} \cap \{vas_t \sim I(d_z)\} \cap \{and_t \sim I(d_z)\} \\ \cap \{ast_t, can_t, vas_t, and_t \text{ y } gal_t \text{ no están EG-cointegradas}\}$$

De nuevo, y con la única excepción del valor asociado a un ancho de banda $m = 22$ para un nivel de significatividad $\alpha = 0.1$, no hay suficiente evidencia para rechazar la hipótesis nula de no cointegración, por lo que se infiere que $r_1 = 0$, es decir, que no hay ningún tipo de relación lineal entre los precios del verdel en las diferentes comunidades autónomas. Por ello, se concluye que el mercado de verdel de primera venta en España se divide en cinco submercados, uno por cada comunidad autónoma donde se descarga el recurso. Además, en cada uno de estos submercados se da un proceso de formación de precios al que no le afectan lo que sucede en los restantes mercados autonómicos. Dado que el bien es homogéneo las causas de este resultado se podrían encontrar en un comportamiento no competitivo de los mercados, que se traduce en una falta de transparencia y en posibles barreras al comercio. En particular, para el caso del País Vasco existe evidencia de que el proceso de formación de precios de primera venta en puerto está fuertemente condicionado por el elevado poder de mercado de un grupo reducido de agentes (mayoristas, procesadores y detallistas), que constituyen un oligopsonio y dificulta la entrada de nuevos competidores. Estos agentes intervienen en la cadena de valor fijando el precio de primera venta, siendo los productores y los consumidores precio-aceptantes (Mugerza et al., 2011).

¹¹ El nivel de significatividad es, de nuevo, $\alpha/2$, ya que la tercera y cuarta hipótesis individuales han sido contrastadas en pasos anteriores.

[Insertar Tabla 7]

5 Conclusiones

En este trabajo se ha analizado la posible relación de los precios que el verdel alcanza en el mercado de primera venta en los puertos de las comunidades autónomas españolas donde se descarga y subasta esta especie.

El objetivo de este análisis es, en primer lugar, establecer los límites geográficos del mercado de verdel de primera venta en España y, en segundo lugar, analizar las posibles interdependencias y transmisiones de precios entre los distintos mercados regionales. Con este objetivo se hace uso de la teoría de la cointegración, y en particular, se emplea un novedoso procedimiento desarrollado por Hualde (2009) a partir de la propuesta de Gómez-Biscarri y Hualde (2010) y nunca antes empleado en la literatura aplicada, lo que nos permite identificar, si los hubiere, los posibles submercados regionales existentes dentro del mercado estatal. Los resultados evidencian que los procesos de creación de precios de unos mercados no influyen en los del resto, sino que son linealmente independientes y se producen a nivel local. Así, geográficamente hablando, se puede establecer la existencia en España de cinco mercados regionales de verdel independientes entre sí: el mercado vasco, el cántabro, el asturiano, el gallego y el andaluz, es decir, uno por cada una de las comunidades autónomas que descarga el recurso.

En base a los resultados obtenidos las políticas encaminadas a influir en los mercados pesqueros que hasta ahora se vienen realizando a nivel europeo -en el seno de la PPC- no resultan adecuadas. Con un planteamiento centralizado y vertical resulta difícil adaptar la PPC a las características específicas de los distintos países y regiones de la UE. Sin embargo, la propia UE parece haberse dado cuenta de este problema y, en su propuesta de reforma de la PPC, propone una descentralización de la gestión. Así, al menos desde este punto de vista, la nueva PPC parece ir en la buena dirección, puesto que permitirá una mayor flexibilidad a los estados miembros para diseñar y ejecutar políticas específicas que den respuesta a problemas específicos.

Agradecimientos

El primer, tercer y cuarto autores agradecen la financiación recibida mediante el proyecto ECO2010-15332 del Ministerio de Ciencia e Innovación y FEDER. Asimismo, el primer autor también desea expresar su gratitud a la Universidad del País Vasco (UPV/EHU) por la financiación obtenida a través de su programa de ayudas para la formación de personal investigador (2007/2010). Por su parte, el segundo autor agradece la ayuda recibida a través del proyecto ECO2011-24304 del Ministerio de Ciencia e Innovación.

Bibliografía

Abeysinghe, T. (1991): Inappropriate use of seasonal dummies in regression. *Economics Letters* 36(2), 175-179.

Abeysinghe, T. (1994): Deterministic seasonal models and spurious regressions. *Journal of Econometrics* 61, 259-272.

Arteche, J. (2002): Semiparametric robust tests on seasonal or cyclical long memory time series. *Journal of Time Series Analysis* 23(3), 251-285.

Arteche, J. (2007): The analysis of seasonal long memory: the case of Spanish inflation. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics* 69, 749-772.

Arteche, J. y Robinson, P.M. (1999): Seasonal and cyclical long memory. En S. Gosh (ed.): *Asymptotics, Nonparametrics and Time Series*, New York: Marcel Dekker Inc, 115-148.

Arteche, J. y Robinson, P.M. (2000): Semiparametric inference in seasonal and cyclical long memory processes. *Journal of Time Series Analysis* 21(1), 1-25.

Berger, R.L. (1982): Multiparameter hypothesis testing and acceptance sampling. *Technometrics* 24, 295-300.

Engle, R.F. y Granger, C.W.J. (1987): Cointegration and error correction representation, estimation and testing. *Econometrica* 55, 251-276.

Franses, P.H., Hylleberg, S. y Lee, H.S. (1995): Spurious deterministic seasonality. *Economics Letters* 48, 249-256.

García-Enrriquez, J. (2011): Análisis de rentabilidad de la pesquería del verdel y su mercado en el País Vasco: un enfoque econométrico. Tesis doctoral. Universidad del País Vasco (UPV/EHU), Bilbao.

Gil, J.M., Clemente, J., Montañés, A. y Reyes, M. (1996): Integración espacial y cointegración. Una aplicación al mercado de cereales en España. *Estudios de Economía Aplicada* 6, 103-130.

Gómez-Biscarri, J. y Hualde, J. (2010): Regression-based analysis of cointegrated systems. Mimeo, Universidad Pública de Navarra.

Goodwin, B.K. y Schroeder, T.C. (1991): Co-integration tests and spatial prime linkages in regional cattle markets. *American Journal of Agricultural Economics* 73, 452-464.

Gordon, D.V. y Hannesson, R. (1996): On price of fresh and frozen cod fish in European and U.S. markets. *Marine Resource Economics* 11, 223-238.

Hicks, J. (1936): *Value and capital*. Londres: Oxford University Press.

Hualde, J. (2009): Consistent estimation of cointegrating subspaces. Mimeo, Universidad Pública de Navarra.

Hualde, J. y Robinson, P.M. (2010): Semiparametric inference in multivariate fractionally cointegrated systems. *Journal of Econometrics* 157(2), 492-511.

ICES (2009): Report of the working group on widely distributed stocks (WGWISE), Copenhagen, Dinamarca.

Leontief, W. (1936): Composite commodities and the problem of index numbers. *Econometrica* 4, 39-59.

Lewbel, A. (1996): Aggregation without separability: a generalized composite commodity theorem. *American Economic Review* 86, 524-561.

Mugerza, E., Murillas, A., Arregi, L., Alzoriz, N. y Artetxe, I. (2011): La base del conocimiento para la gestión eficiente de la flota artesanal vasca. Informe Técnico elaborado por AZTI-Tecnalia para la Federación de Cofradías de Gipuzkoa.

Nielsen, M. (2005): Price formation and market integration on the European first-hand market for whitefish. *Marine Resource Economics* 20, 185-202.

Phillips, P.C.B. y Shimotsu, K. (2004): Local Whittle estimation in nonstationary and unit root cases. *The Annals of Statistics* 32(2), 656-692.

Robinson, P.M. (1995): Gaussian semiparametric estimation of long-range dependence. *The Annals of Statistics* 23(5), 1630-1661.

Robinson, P.M. (2008): Diagnostic testing for cointegration. *Journal of Econometrics* 143, 206-225.

Robinson, P.M. y Yajima, Y. (2002): Determination of cointegrating rank in fractional systems. *Journal of Econometrics* 106, 217-241.

Sanjuán, A.I. y Gil, J.M. (2001): Price transmission analysis: a flexible methodological approach applied to European pork and lamb markets. *Applied Economics* 33, 123-131.

Setälä, J., Laitinen, J., Virtanen, J., Saarni, K., Nielsen, M. y Honkanen, A. (2008): Spatial integration of freshwater fish markets in the Northern Baltic Sea area. *Fisheries Research* 92, 196-206.

Taqqu, M.S. y Teverovsky, V. (1996): Semi-parametric graphical estimation techniques for long-memory data. *Lecture Notes in Statistics* 115, 420-432.

Velasco, C. (1999): Gaussian semiparametric estimation of non-stationary time series. *Journal of Time Series Analysis* 20(1), 87-127.

LISTA DE TABLAS

Tabla 1. Capturas de verdel (en toneladas) por países en el Atlántico Nordeste (Sub-áreas IIIa y IV, VI, VII, VIII y IX).*

	2004	2005	2006	2007	2008	Total
Reino Unido	172.785	152.801	95.815	133.688	112.145	667.234
Noruega	147.069	106.434	113.079	131.198	118.050	615.830
España	34.455	52.753	54.136	62.946	64.637	268.927
Irlanda	60.631	45.687	40.664	49.260	44.759	241.001
Dinamarca	25.665	23.212	24.219	25.223	26.726	125.045
Holanda	27.498	22.734	24.157	24.234	19.900	118.523
Alemania	23.244	19.040	16.608	18.214	15.502	92.608
Francia	20.264	16.337	14.953	20.038	15.602	87.194
Islas Faroe	12.379	9.739	12.067	13.151	11.166	58.502

* Fuente: Elaboración propia a partir de datos de ICES (2009)

Tabla 2. Capturas españolas de verdel y su TAC (en toneladas) en las Divisiones VIIIc y IXa.*

	2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008
TAC asignado a España (zona Sur)	33.120	33.874	28.846	26.625	20.500	21.574	24.405	22.256
Capturas España	40.079	46.641	23.027	32.374	47.958	50.088	60.174	57.310
% TAC sobrepasado por España	21%	38%	-20%	22%	134%	132%	147%	157%

* Fuente: Elaboración propia a partir de datos de ICES (2009).

Tabla 3. Estimaciones LW de los parámetros de memoria estacionales.

ω	País Vasco		Cantabria		Asturias		Galicia		Andalucía	
	m	d	m	d	m	d	m	d	m	d
$\pi/6$	[9,10]	0.12	[4,10]	0.00	[7,9]	0.25	[6,7]	0.18	[3,10]	0.00
$\pi/3$	[7,9]	0.25	[9,10]	0.26	[3,10]	0.00	[8,10]	0.18	[7,8]	0.17
$\pi/2$	[3,10]	0.00	[6,8]	0.13	[8,10]	0.19	[5,7]	0.24	[7,8]	0.47
$2\pi/3$	[4,10]	0.00	[8,10]	0.05	[6,10]	0.05	[3,10]	0.00	[8,9]	0.16
$5\pi/6$	[4,5]	0.16	[4,6]	0.13	[3,10]	0.00	[7,9]	0.11	[3,10]	0.00
π	[6,10]	0.01	[8,10]	0.54	[7,10]	0.28	[4,10]	0.00	[3,10]	0.00

Tabla 4. Estimaciones MCO de los ciclos deterministas.

Variable	País Vasco		Cantabria		Asturias		Galicia		Andalucía	
	Coef.	P-value	Coef.	P-value	Coef.	P-value	Coef.	P-value	Coef.	P-value
$\sin(\pi/6)$	-0.15	0.03	-0.15	0.09	0.05	0.49	0.06	0.17	-0.23	0.00
$\cos(\pi/6)$	0.06	0.27	0.18	0.05	-0.05	0.37	-0.08	0.08	0.01	0.86
$\sin(\pi/3)$	0.00	0.99	0.16	0.00	-0.09	0.02	0.04	0.08	0.09	0.02
$\cos(\pi/3)$	0.17	0.00	0.14	0.01	0.32	0.00	0.10	0.00	-0.01	0.81
$\sin(\pi/2)$	0.18	0.00	0.13	0.00	0.16	0.00	0.04	0.05	0.01	0.65
$\cos(\pi/2)$	0.01	0.86	0.01	0.80	-0.02	0.54	0.02	0.48	-0.01	0.69
$\sin(2\pi/3)$	0.02	0.51	-0.07	0.03	-0.01	0.63	0.03	0.20	0.06	0.09
$\cos(2\pi/3)$	0.02	0.64	-0.01	0.67	-0.01	0.65	-0.04	0.08	-0.02	0.65
$\sin(5\pi/6)$	-0.01	0.72	0.01	0.74	0.04	0.12	0.02	0.47	0.12	0.00
$\cos(5\pi/6)$	0.03	0.47	-0.05	0.13	-0.01	0.71	-0.00	0.80	-0.01	0.78
$\cos(\pi)$	-0.02	0.35	0.00	0.89	-0.01	0.50	-0.07	0.00	0.04	0.21

Tabla 5. Estimaciones LW del parámetro de memoria en la frecuencia cero.

m	País Vasco	Cantabria	Asturias	Galicia	Andalucía
10	0,46	0,51	0,53	0,51	0,36
11	0,43	0,57	0,54	0,52	0,45
12	0,49	0,65	0,58	0,52	0,54
13	0,44	0,50	0,60	0,56	0,50
14	0,42	0,52	0,47	0,61	0,49
15	0,42	0,58	0,51	0,61	0,45
16	0,46	0,61	0,51	0,58	0,44
17	0,46	0,60	0,50	0,61	0,39
18	0,49	0,54	0,52	0,64	0,41
19	0,52	0,58	0,54	0,63	0,43
20	0,55	0,56	0,54	0,66	0,47
21	0,47	0,59	0,54	0,64	0,49
22	0,48	0,62	0,55	0,65	0,51
23	0,48	0,64	0,55	0,59	0,53
24	0,51	0,67	0,57	0,61	0,57
25	0,42	0,70	0,59	0,61	0,58
26	0,44	0,65	0,60	0,62	0,54
27	0,44	0,59	0,61	0,62	0,55
28	0,46	0,61	0,61	0,62	0,57
29	0,43	0,59	0,55	0,62	0,59
30	0,38	0,59	0,53	0,63	0,62

Tabla 6. Tests de igualdad de órdenes

<i>m</i>	and	ast	can	vas
10	0.71	-0.08	0.01	0.22
11	0.38	-0.11	-0.27	0.44
12	-0.05	-0.33	-0.77	0.17
13	0.30	-0.28	0.36	0.61
14	0.64	0.85	0.54	1.02
15	0.88	0.62	0.21	1.04
16	0.83	0.45	-0.20	0.65
17	1.34	0.67	0.07	0.86
18	1.45	0.80	0.64	0.89
19	1.30	0.65	0.37	0.71
20	1.23	0.81	0.66	0.68
21	1.02	0.67	0.33	1.11
22	0.90	0.70	0.18	1.09
23	0.39	0.33	-0.32	0.78
24	0.28	0.30	-0.43	0.75
25	0.21	0.12	-0.70	1.39
26	0.62	0.14	-0.22	1.35
27	0.57	0.05	0.28	1.38
28	0.35	0.03	0.07	1.21
29	0.18	0.56	0.17	1.46
30	0.11	0.88	0.33	2.03

Tabla 7. Contrastes de no cointegración

Paso	I				II			III		IV
<i>m</i>	and	ast	can	vas	ast	can	vas	ast	can	ast
10	0.45	1.10	0.10	0.09	0.01	0.00	0.09	0.47	0.23	0.25
11	0.35	1.01	0.10	0.63	0.00	0.00	0.14	0.78	0.20	0.47
12	0.05	0.78	0.30	0.61	0.05	0.06	0.31	1.20	0.36	1.08
13	0.03	0.54	0.48	0.63	0.32	0.33	0.23	1.54	0.41	1.10
14	0.02	1.64	0.44	0.70	0.40	0.20	0.78	1.60	0.76	1.60
15	0.18	1.57	0.68	1.15	1.02	0.30	0.81	2.30	0.78	2.08
16	0.02	1.63	0.93	0.93	0.66	0.51	0.44	2.03	0.92	2.16
17	0.00	1.80	1.48	0.94	0.95	0.30	0.03	1.68	0.43	1.86
18	0.02	1.85	1.47	0.66	1.10	0.57	0.02	1.56	0.56	2.03
19	0.10	1.41	1.89	0.46	1.14	0.75	0.01	1.29	0.72	2.05
20	0.16	1.14	1.61	0.35	1.20	0.61	0.01	1.23	0.75	1.99
21	0.05	2.14	1.59	0.21	1.74	0.35	0.13	3.53	1.17	3.84
22	0.03	2.83	1.89	0.26	1.80	0.49	0.15	3.75	1.30	3.99
23	0.15	1.93	1.71	0.03	1.72	0.71	0.39	3.40	1.32	3.66
24	0.19	1.68	1.61	0.01	1.61	0.62	0.36	3.08	1.12	3.21
25	0.07	2.05	1.43	0.00	1.67	0.38	0.24	3.37	1.09	3.51
26	0.18	1.78	1.76	0.00	2.20	0.19	0.24	3.51	0.79	2.94
27	0.09	1.47	1.30	0.00	1.80	0.34	0.19	3.16	0.73	2.82
28	0.23	1.34	1.23	0.00	1.94	0.47	0.30	3.24	0.84	2.74
29	0.19	0.89	1.02	0.04	1.46	0.48	0.18	2.27	0.67	2.24
30	0.24	1.41	1.29	0.01	2.06	0.64	0.52	3.56	1.07	2.84

LISTA DE FIGURAS.

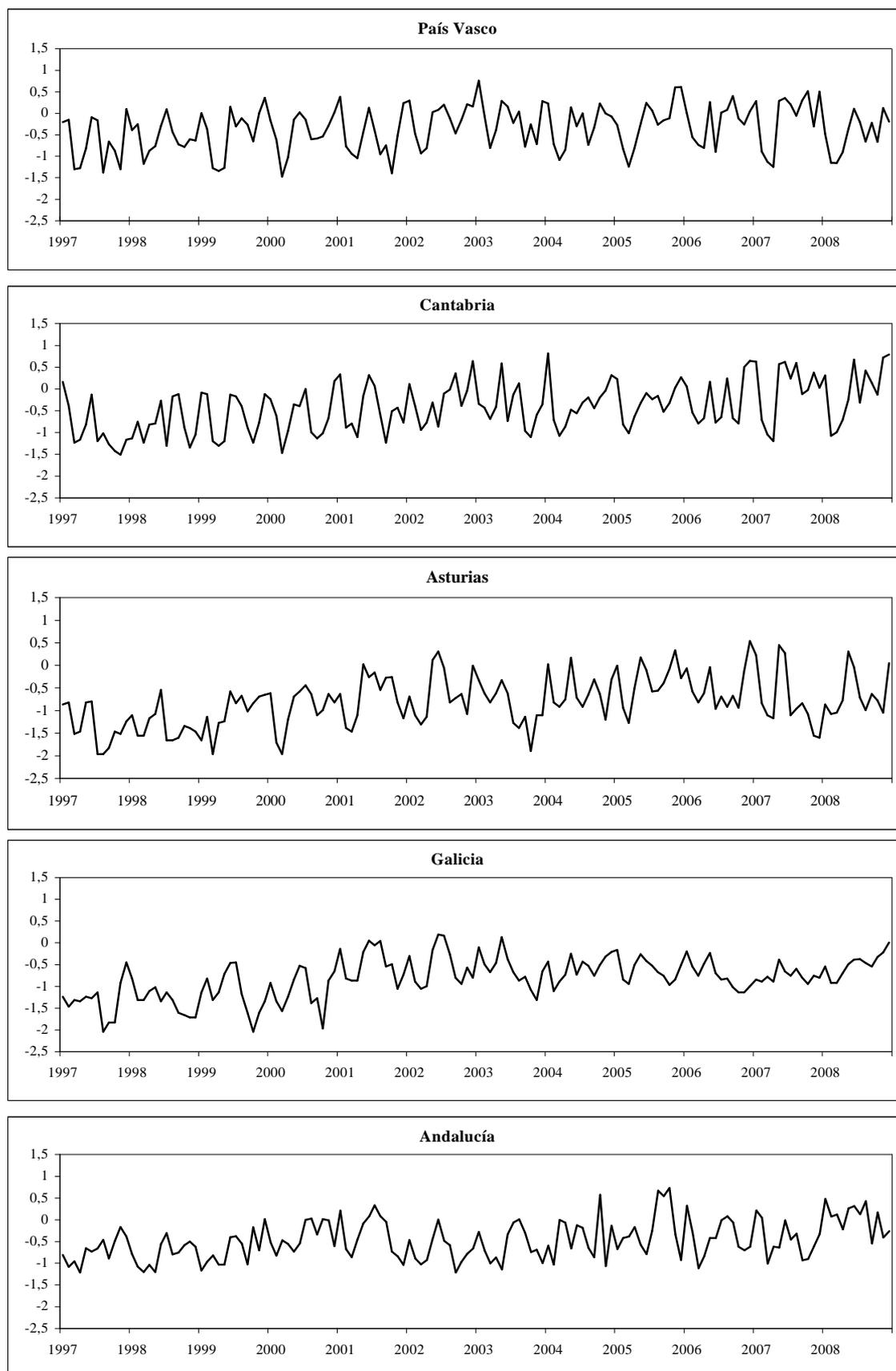


Figura 1. Evolución de los precios del verdel por comunidad autónoma.

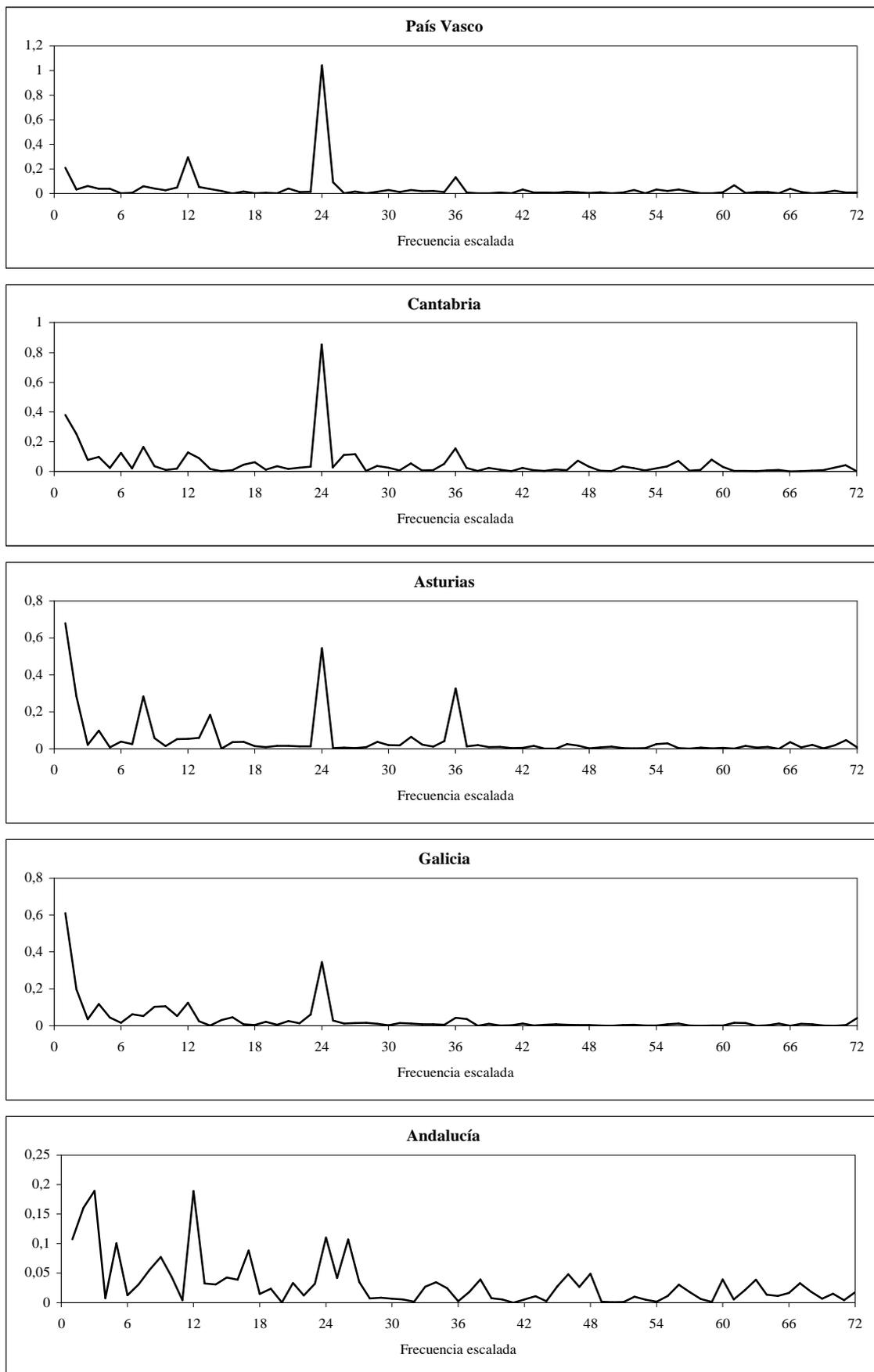


Figura 2. Periodogramas de los precios del verdel por comunidad autónoma.

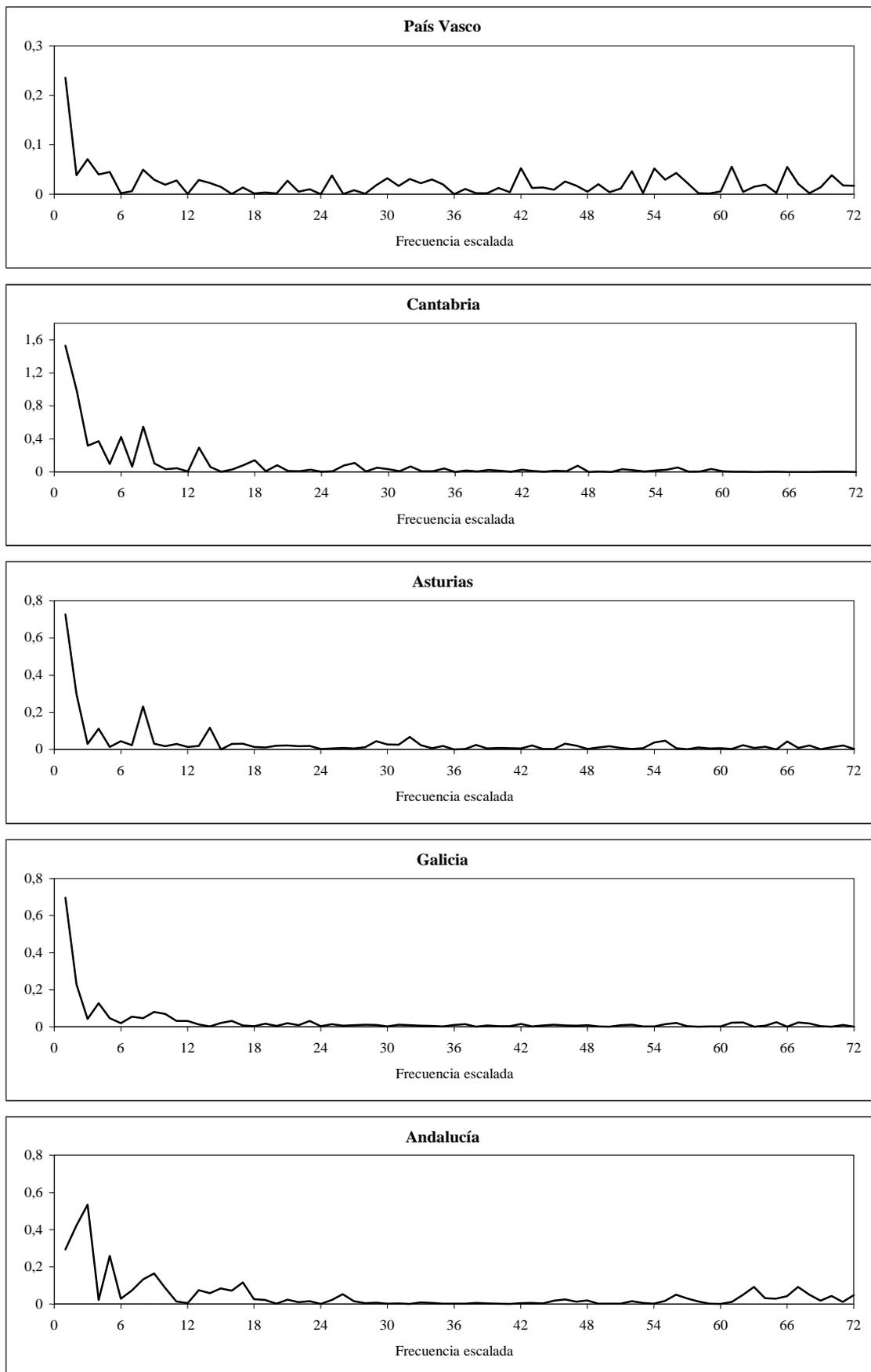


Figura 3. Periodogramas de los precios del verdel por comunidad autónoma filtrados de estacionalidad.