

# ¿Brotos verdes? ¿Dónde, cuándo y cómo?

**Máximo Camacho**  
Universidad de Murcia

**Gabriel Pérez-Quirós**  
Banco de España y CEPR

**Pilar Poncela**  
Universidad Autónoma de Madrid

## 1. Introducción

En medio de la actual recesión, los analistas, las autoridades económicas y los periodistas han utilizado la expresión *brotos verdes* para referirse a indicios que señalan el final del periodo recesivo. Aunque Norman Lamont, entonces Canciller del Tesoro británico, fue la primera persona en utilizar esta expresión durante la recesión de 1991, su popularidad se debe a Ben Bernanke, Gobernador de la Reserva Federal, cuando el 15 de marzo de 2009 afirmó que detectaba *brotos verdes* de recuperación económica. A partir de esa cita, se ha hecho un uso intensivo de la expresión, con más de 189 millones de búsquedas en Google.

La expresión *brotos verdes* no siempre se ha utilizado con criterios científicos, principalmente por dos motivos. En primer lugar, el término es muy impreciso, atribuyendo a sus usuarios la necesidad de identificar dónde, cuándo y cómo aparece la recuperación, básicamente en función de sus propias creencias. Es evidente que

los síntomas de recuperación no aparecen en todos los indicadores económicos de todos los países con la misma intensidad y al mismo tiempo. De ahí que el usuario escéptico tienda a acentuar el tono negativo de ciertos indicadores, mientras que el usuario optimista tenga la tentación de subrayar los indicios positivos proporcionados por otros indicadores. Quizá sea la falta de precisión en la definición de *brotos verdes* lo que también dificulta las comparaciones internacionales sobre la existencia de dichos brotes. En segundo lugar, en el proceso de búsqueda de *brotos verdes*, los recientes avances en las tecnologías de la información han incrementado de forma exponencial el número de variables con información sobre la economía, acelerando a ritmos nunca vistos su frecuencia de actualización. El coste de comprobar en tiempo real el calendario de publicación de las variables, los últimos datos publicados y sus revisiones dificulta enormemente la labor de actualización del analista al evaluar diariamente si los brotes son realmente verdes.

El objetivo de este trabajo consiste en ofrecer a los agentes económicos una definición estadística de la expresión *brotos verdes* de fácil interpretación por parte de la opinión pública. En concreto, decimos que existen *brotos verdes* si la probabilidad de que la economía se encuentre en recesión en el periodo  $t$  con la información disponible hasta ese periodo es pequeña. Esta definición soslaya los dos problemas anteriormente citados asociados al creciente uso de la expresión *brotos verdes*. En primer lugar, la probabilidad de recesión deja de ser un término impreciso. La inferencia sobre el estado del ciclo se calcula a partir de un modelo estadístico aplicado a los datos, por lo que es transparente y objetivo. Además, como las probabilidades de recesión carecen de unidades de medida, es fácil llevar a cabo comparaciones internacionales. En segundo lugar, si la probabilidad de recesión se calcula sobre la base de un conjunto de variables que los agentes consideran representativas de la actividad económica, porque las variables seleccionadas son buenas aproximaciones de la actividad económica general, dicha probabilidad de recesión debería ser un “estadístico suficiente” para los analistas con el consiguiente ahorro de tiempo y coste para ellos. Nuestra pretensión es, a través de un sencillo algoritmo de cálculo,

obtener una cifra de fácil interpretación que los usuarios puedan actualizar cuando lo necesiten.

Para el cálculo de probabilidades, proponemos un modelo factorial dinámico construido a partir de un conjunto de indicadores económicos que capta las etapas de expansión y recesión como cambios de régimen no observados en la media del factor común. La variable de estado no observada que controla los cambios de régimen se modeliza, al igual que en Hamilton (1989), como un proceso de Markov, pero difiere en una serie de aspectos importantes de otros métodos utilizados en la literatura. En primer lugar, la mayoría de las aplicaciones empíricas ajustan el proceso de cambio de régimen de Markov a la serie del Producto Interior Bruto (PIB), suponiendo que esta variable capta toda la información relevante sobre el estado de la economía. Sin embargo, el comité que se encarga del fechado de ciclos del National Bureau of Economic Research (NBER) define la recesión no sólo como una caída del PIB sino como una caída significativa y generalizada de la actividad económica normalmente visible en la producción, el empleo, la renta real y otros indicadores. Además, aunque estos modelos suelen ser bastante precisos dentro de la muestra (*in-sample*) para identificar los ciclos económicos, el desfase temporal en la publicación de las cifras del PIB hace que pierdan su atractivo a la hora de evaluar en tiempo real la situación actual de la economía. Por ejemplo, en la fecha en que se está redactando este artículo (4 de octubre de 2009), el último dato publicado de PIB de Estados Unidos corresponde al segundo trimestre de 2009. Para calcular la probabilidad de estar hoy en recesión, debemos usar la última observación disponible (2009:II) y, con esa información, predecir la probabilidad de estar en recesión en el presente trimestre (2009:IV). Esto significa perder una información extremadamente valiosa aparecida desde junio hasta octubre.

En segundo lugar, en la línea marcada por Diebold y Rudebusch (1996), algunas propuestas recientes (Kim y Yoo, 1995, Chauvet, 1998, y Kim y Nelson, 1998) estiman diferentes versiones de modelos factoriales dinámicos con cambio de régimen de tipo markoviano

que captan tanto la noción de comovimientos de los indicadores mensuales a lo largo del ciclo económico, como la noción de cambio de régimen. Los indicadores utilizados en estas propuestas se basan en la tradición del modelo factorial dinámico lineal del indicador coincidente de Stock y Watson (1991): siguiendo la lógica de la Contabilidad Nacional de que el PIB puede aproximarse por el lado de la renta, de la oferta y de la demanda, estos autores seleccionan el índice de producción industrial (lado de la oferta), las ventas totales (lado de la demanda) y la renta personal en términos reales (lado de la renta), añadiendo una variable de empleo para captar la idea de que la productividad no sufre cambios drásticos de un periodo a otro. Aunque la inferencia de estas propuestas sobre el estado del ciclo económico ha sido muy precisa, se puede mejorar en varias direcciones. La principal restricción que existe hasta la fecha es la necesidad de disponer de conjuntos de paneles de datos completos, lo que implica que los modelos eran incapaces de superar algunos problemas habituales asociados a la predicción en tiempo real como la existencia de datos de distintas frecuencias y el hecho de no disponer de todos los datos para todas las variables simultáneamente.

Creemos que al incorporar estos dos aspectos a los modelos dinámicos multivariantes no lineales podemos ofrecer una potente herramienta econométrica para dar un tratamiento técnico a la definición de *brotos verdes*, así como a la datación del ciclo, la intensidad y la forma de la recuperación.

En líneas generales, nuestros resultados sugieren que un modelo factorial dinámico con cambio de régimen de Markov es un filtro potencialmente muy útil para transformar la información de un amplio conjunto de indicadores económicos en probabilidades de recesión. Ofrecemos evidencia formal sobre la rapidez con que el análisis en tiempo real puede identificar el último punto de inflexión cíclico en Estados Unidos, la zona del euro<sup>1</sup> y España. Nuestro modelo confirma la presencia de *brotos verdes* en esas tres economías, con

---

1. Los detalles de la aplicación del modelo a la zona del euro pueden verse en Camacho *et al.* (2010b).

diferente intensidad y perfiles temporales en cada una de ellas. Además, confirmamos que la aparición de la citada expresión en la prensa se adelantó en cierta medida a su confirmación por los datos, aun cuando estos últimos incluyen variables con un claro componente de expectativas.

La estructura del artículo es la siguiente. La Sección 2 describe los resultados del análisis univariante convencional que utiliza datos de PIB. La Sección 3 discute la extensión multivariante en un modelo a pequeña escala sin variables de expectativas. La Sección 4 analiza los resultados de un modelo de mediana escala con variables de expectativas. La Sección 5 se dedica al análisis en tiempo real de las predicciones. Por último, la Sección 6 presenta las conclusiones.

## 2. Análisis univariante

Hamilton (1989) propuso por vez primera un excelente marco de análisis de series temporales para el estudio del ciclo económico. Supongamos que el valor esperado de una serie temporal,  $y_t$ , cambia entre dos diferentes estados del ciclo económico, habitualmente denominados expansiones y recesiones. En notación matemática, se supone que  $E(y_t) = \mu_0$  si la economía se encuentra en expansión, y que  $E(y_t) = \mu_1$  si la economía está en recesión. En su propuesta original, Hamilton (1989) supone que la serie temporal es el crecimiento del PIB y que, aparte de los procesos de transición entre expansiones y recesiones, la serie presenta una dinámica autorregresiva. Su especificación econométrica es

$$y_t = \mu_{s_t} + u_t, \quad (1)$$

donde  $u_t$  sigue un proceso AR(4), y  $s_t$  es un variable de estado no observable que toma el valor 0 en las expansiones y 1 en las recesiones. Se supone que la variable de estado sigue una cadena de Markov de orden uno, lo que implica que

$$p(s_t = j | s_{t-1} = i, s_{t-2} = h, \dots, I_{t-1}) = p(s_t = j | s_{t-1} = i) = p_{ij} \quad (2)$$

donde  $i, j = 0, 1$ , e  $I_t$  es el conjunto de información hasta el periodo  $t$ .

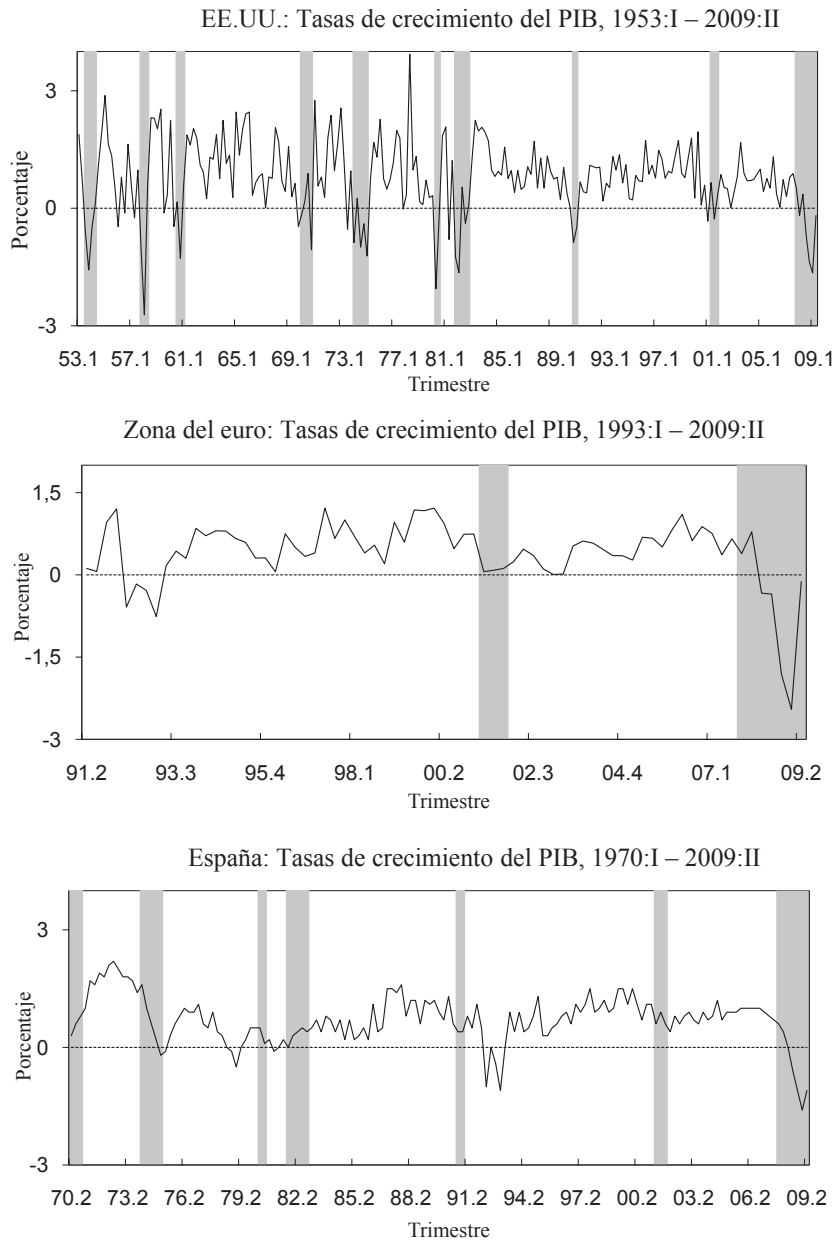
Recientemente, Camacho y Pérez-Quirós (2007) han mostrado que, cuando se tiene adecuadamente en cuenta la transición entre medias que dependen del estado de ciclo, entonces la correlación serial que caracteriza a los cambios de régimen sustituye a la correlación serial que normalmente se modelizaría mediante estructuras autorregresivas. En consecuencia, los modelos que captan de forma precisa la secuencia de recesiones y expansiones son dinámicamente completos y no es necesario incluir parámetros autorregresivos adicionales para captar la dinámica de la serie. En estos casos, el modelo propuesto será

$$y_t = \mu_{s_t} + \varepsilon_t, \quad (3)$$

donde  $\varepsilon_t$  es una secuencia incorrelacionada de errores gaussianos con media cero y varianza  $\sigma^2$ .

El Gráfico 1 muestra la tasa de crecimiento del PIB real de cada una de esas tres economías para el periodo muestral más amplio del que se dispone (descargado el 4 de octubre de 2009), junto con las áreas sombreadas que indican los periodos de recesión datados por el NBER. En Estados Unidos, los datos cubren el periodo que va entre 1953:I y 2009:II, mientras que en la zona euro abarcan desde 1991:I hasta 2009:II. En el caso de España, utilizando la última serie de datos publicada por el Instituto Nacional de Estadística, disponemos de cifras desde 1970:I hasta 2009:II. Como se supone en el sencillo modelo univariante de cambio de régimen de Markov, las series de PIB presentan tasas de crecimiento negativas durante la mayor parte de las recesiones datadas por el NBER. El Gráfico 2 presenta las probabilidades filtradas dentro de la muestra (in-sample) de que las economías estadounidense, de la zona euro y española estén en recesión estimadas a partir del modelo de la expresión (3). Como ilustra el panel del caso estadounidense, si solamente utilizamos los datos del PIB sin referencia alguna a lo que pueda haber manifestado el NBER, obtenemos un fechado de las recesiones muy similar al que tradicionalmente ha utilizado el NBER. Además, con la última información disponible, la probabilidad de que estas economías se encuentren en recesión es aún muy alta.

### Gráfico 1. Tasas de crecimiento del PIB



**Nota:** Las áreas sombreadas corresponden a las recesiones identificadas por el NBER.

El Cuadro 1 muestra los coeficientes estimados por máxima verosimilitud del modelo (3). Señalamos los resultados más interesantes. En primer lugar, para todo periodo muestral y área económica considerados, la inclusión de la reciente recesión (panel izquierdo) conlleva medias positivas en el estado  $s_t = 0$  y medias negativas en el régimen representado por  $s_t = 1$ . En consecuencia, podemos asociar el primer régimen a las expansiones y el segundo régimen a las recesiones. En segundo lugar, las expansiones son, en general, más persistentes que las recesiones, ya que las estimaciones de  $p_{00}$  son mayores que las de  $p_{11}$ . Las comparaciones internacionales revelan que aunque las recesiones aparentemente son más persistentes en el caso de la zona del euro y de España, parece que este resultado depende en buena medida de las diferentes muestras utilizadas para obtener las estimaciones de los parámetros, ya que la persistencia de las recesiones en Estados Unidos pasa a ser similar a la existente en los dos casos de ámbito europeo cuando la muestra estadounidense utilizada es comparable a las otras dos. En tercer lugar, condicionado a estar en el estado  $i$ , puede derivarse el número esperado de meses que duran las fases del ciclo económico como  $(1 - p_{ii})^{-1}$ , así como la amplitud esperada de ese estado como  $\mu_i (1 - p_{ii})^{-1}$ . En Estados Unidos, la duración y amplitud esperadas de una expansión típica son 16,67 trimestres y 17%, respectivamente, mientras que esas cifras se reducen en el caso de las recesiones a 3,84 trimestres y 1,61%. Estas estimaciones están en consonancia con el conocido hecho de que las recesiones son, en promedio, más cortas y leves que las expansiones. A fin de examinar el grado en que la actual recesión difiere de las anteriores, el panel derecho del Cuadro 1 recoge las estimaciones de los parámetros de cambio de régimen de Markov obtenidos a partir de una muestra que concluye a finales de 2007. En este caso, la previsión es que las recesiones duren 3,44 trimestres e impliquen una pérdida del 1,17%, es decir, cifras próximas a las estimaciones arriba citadas. Por ahora, esta recesión ha durado 7 trimestres y ha ocasionado una pérdida del 3,14%, de forma que está siendo más persistente y severa de lo esperado. En cuarto lugar, y por lo que se refiere a las comparaciones internacionales, cabe señalar que las recesiones en la zona del euro



se prevén más largas (5,88 trimestres) y profundas (pérdidas del 4,52%), aunque estos resultados obedecen básicamente al reducido tamaño muestral del PIB europeo. En el caso de España, las recesiones previstas son las más duraderas (8,33 trimestres) pero las más suaves (pérdida del 0,66%).

**Cuadro 1.** Coeficientes estimados en el modelo de cambio de régimen de Markov

Incluida la última recesión						Excluida la última recesión					
Muestra	$\mu_0$	$\mu_1$	$\sigma^2$	$p_{00}$	$p_{11}$	Muestra	$\mu_0$	$\mu_1$	$\sigma^2$	$p_{00}$	$p_{11}$
EE.UU.											
1953:I	1,02	-0,42	0,60	0,94	0,74	1953:I	1,02	-0,34	0,60	0,94	0,71
2009:II	(0,08)	(0,26)	(0,06)	(0,02)	(0,10)	2007:IV	(0,08)	(0,31)	(0,06)	(0,03)	(0,12)
1974:I	0,92	-0,53	0,50	0,95	0,74	1974:I	0,93	-0,43	0,50	0,96	0,69
2009:II	(0,07)	(0,27)	(0,06)	(0,02)	(0,13)	2007:IV	(0,07)	(0,35)	(0,06)	(0,02)	(0,12)
1991:III	0,76	-0,92	0,24	0,99	0,94	1991:III	0,95	0,46	0,18	0,92	0,88
2009:II	(0,07)	(0,26)	(0,06)	(0,02)	(0,10)	2007:IV	(0,11)	(0,16)	(0,04)	(0,09)	(0,11)
Zona del euro											
1991:III	0,56	-0,77	0,17	0,97	0,83	1991:III	0,64	0,01	0,09	0,95	0,80
2009:II	(0,05)	(0,15)	(0,03)	(0,02)	(0,14)	2007:IV	(0,05)	(0,11)	(0,02)	(0,04)	(0,13)
España											
1974:I	0,91	-0,08	0,21	0,97	0,88	1974:I	1,17	0,45	0,17	0,93	0,95
2009:II	(0,05)	(0,12)	(0,03)	(0,02)	(0,06)	2007:IV	(0,13)	(0,09)	(0,02)	(0,04)	(0,03)
1991:III	0,84	-0,74	0,12	0,97	0,86	1991:III	0,85	-0,51	0,09	0,98	0,78
2009:II	(0,05)	(0,12)	(0,03)	(0,02)	(0,06)	2007:IV	(0,04)	(0,14)	(0,02)	(0,01)	(0,18)

*Nota:* El modelo estimado es  $y_t = \mu_{s_t} + \varepsilon_t$ , donde  $y_t$  es la tasa de crecimiento del PIB,  $\varepsilon_t \sim iidN(0, \sigma^2)$  y  $p(s_t = i / s_{t-1} = j) = p_{ij}$ .

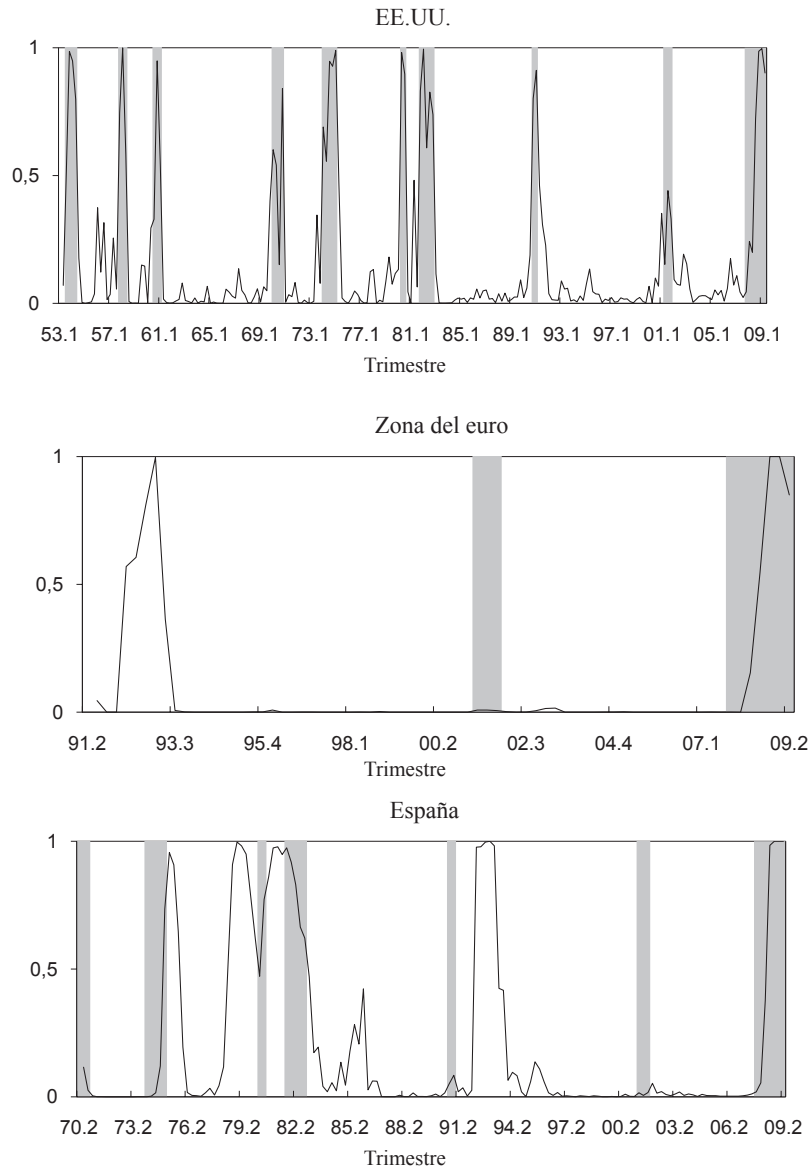
La capacidad de los modelos univariantes de cambio de régimen de Markov para obtener inferencias sobre el ciclo económico en tiempo real merece un comentario final. La elevada coincidencia en periodos de cambio de régimen de las probabilidades calculadas y

de las fases del ciclo económico estadounidense identificadas por el NBER que se observa en el Gráfico 2 puede dar la impresión de que los sencillos modelos univariantes de cambio de régimen de Markov aplicados al PIB se ajustan extremadamente bien al ciclo económico. No obstante, los buenos resultados dentro de la muestra (*in-sample*) observados en dicho Gráfico resultan algo engañosos porque lo que se muestran son las probabilidades filtradas de estar en recesión en un determinado trimestre sobre la base de las tasas de crecimiento del PIB hasta ese trimestre, que obviamente se desconocen cuando se realizan inferencias en tiempo real. Como la publicación de las cifras de PIB suele ser unos 45 días posterior al final del trimestre respectivo, el último trimestre para el que pueden realizarse inferencias de este tipo es el segundo trimestre de 2009. Para inferir la probabilidad de estar en recesión en el vigésimo trimestre (cuarto de 2009), es necesario obtener predicciones de las probabilidades dos periodos hacia delante. Para analizar el efecto del prolongado desfase temporal en la publicación del PIB sobre la inferencia con respecto al ciclo económico, el Gráfico 3 muestra las predicciones de las probabilidades dos periodos hacia delante<sup>2</sup>. Este gráfico nos permite cuestionar la capacidad de los modelos univariantes de cambio de régimen de Markov para inferir probabilidades de recesión en tiempo real: en todas las recesiones, las señales para el seguimiento de la evolución cíclica son poco potentes y llegan demasiado tarde. En consecuencia, la forma natural de proceder parece ser añadir indicadores económicos mensuales que incorporen información más contemporánea sobre el estado del ciclo económico.

---

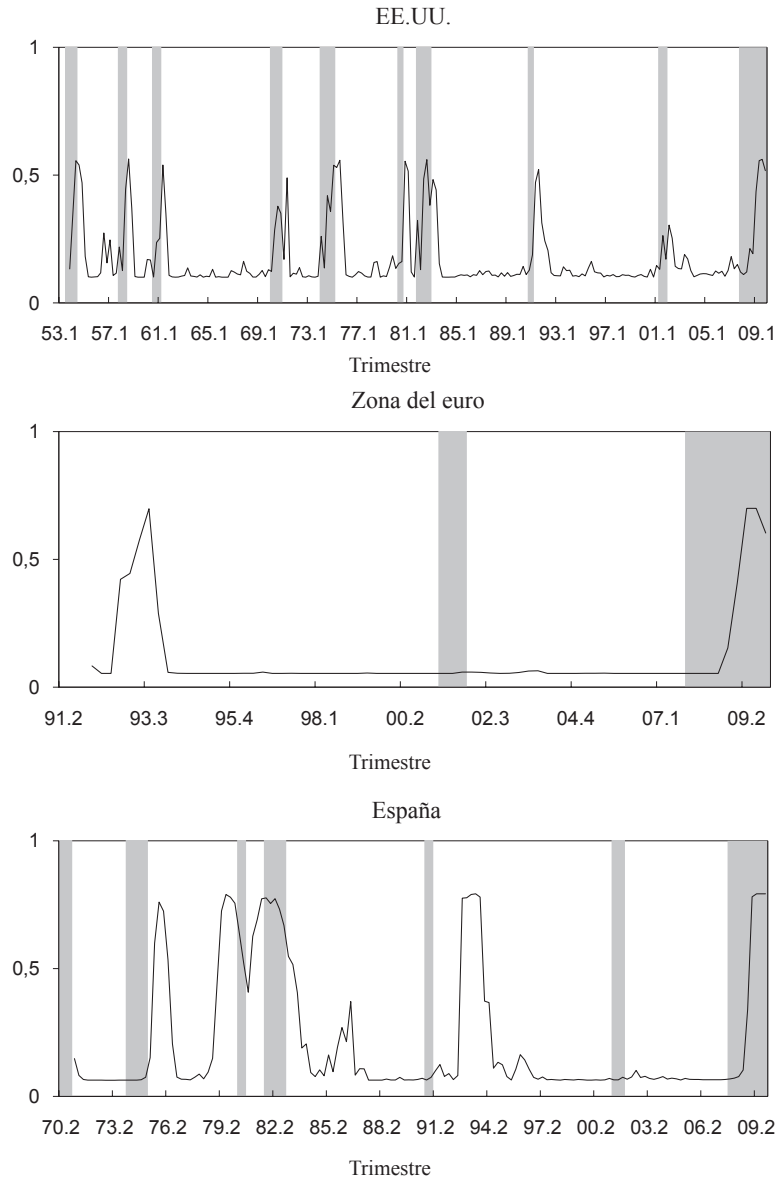
2. Obsérvese que este ejercicio no tiene en cuenta el efecto de las revisiones de los datos, el cual amplificaría el deterioro de la identificación dentro de la muestra (*in-sample*) de los ciclos económicos.

**Gráfico 2.** Probabilidades filtradas de recesión a partir de las tasas de crecimiento del PIB



*Nota:* Las áreas sombreadas corresponden a las recesiones identificadas por el NBER.

**Gráfico 3:** Probabilidades filtradas de recesión dos periodos por delante a partir de las tasas de crecimiento del PIB



*Nota:* Las áreas sombreadas corresponden a las recesiones identificadas por el NBER.

### 3. Análisis multivariante

La introducción de mejoras en el modelo de cambio de régimen markoviano del PIB para incorporar indicadores económicos puede resultar conveniente por dos motivos. En primer lugar, porque al publicarse con un menor desfase temporal, pueden añadir información más contemporánea. En segundo lugar, porque de encontrarse sincronizados con el PIB, podrían contribuir a mejorar la señal de aparición de puntos de cambio en la fase del ciclo económico. Con esta finalidad, Kim y Yoo (1995), Chauvet (1998) y Kim y Nelson (1998) combinaron el modelo factorial dinámico y el de cambio de régimen de Markov para incorporar las dos características básicas de los indicadores del ciclo económico: comovimiento y asimetría. Aplicaciones recientes del modelo pueden encontrarse en Chauvet y Hamilton (2006) y Chauvet y Piger (2008). Sin embargo, estas propuestas empíricas no permiten tratar la falta de datos que aparece en los datos medidos con distintas frecuencias o en los paneles de datos incompletos. Camacho, Pérez-Quirós y Poncela (2010a) justifican que es posible tratar la falta de datos en estos modelos si extendemos al modelo no lineal de cambio de régimen de Markov la propuesta de Mariano y Murasawa (2003). En este trabajo aplicamos dicha extensión.

#### 1. Marco teórico

Comencemos con un modelo factorial dinámico de un solo factor común, el índice que queremos construir, que sigue un proceso de cambio de régimen de Markov. Sea  $\mathbf{x}_t = (x_{1,t}, \dots, x_{N,t})'$  el vector de  $N$  series temporales observadas que es generado por el factor común no observado,  $f_t$ , y por  $N$  componentes específicos o idiosincrásicos

$$\begin{matrix} \mathbf{x}_t & = & \Lambda(B) & f_t & + & \mathbf{u}_t, \\ N \times 1 & & N \times 1 & 1 \times 1 & & N \times 1 \end{matrix} \quad (4)$$

donde  $\Lambda(B) = (\Lambda_1(B), \Lambda_2(B), \dots, \Lambda_N(B))'$  es la matriz de carga de los factores, con  $\Lambda_i(B) = \beta_0^i + \beta_1^i B + \dots + \beta_{q_i}^i B^{q_i}$ , siendo  $B$  el operador de retardos. El factor común sigue un proceso autorregresivo de cambio de régimen de Markov con media cambiante:

$$f_t = \mu_{s_t} + \frac{a_t}{\phi(B)}, \quad (5)$$

donde  $\phi(B) = 1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p$ . Suponemos que  $s_t$  evoluciona según una cadena de Markov irreducible con 2 estados cuyas probabilidades de transición vienen definidas en (2). También consideramos que los componentes específicos o idiosincrásicos presentan la siguiente estructura dinámica

$$\begin{matrix} \mathbf{F}(B) & \mathbf{u}_t & = & \boldsymbol{\varepsilon}_t, \\ N \times N & N \times 1 & & N \times 1 \end{matrix} \quad (6)$$

donde  $\mathbf{F}(B) = \text{diag}(F_i(B))$  es una matriz diagonal que recoge la dinámica específica de cada perturbación idiosincrásica, con  $F_i(B) = 1 - \phi_{i1} B - \dots - \phi_{ip_i} B^{p_i}$ ,  $i = 1, \dots, N$ , y  $\boldsymbol{\varepsilon}_t$  es un ruido blanco multivariante de media cero con matriz de covarianzas diagonal  $\Sigma_\varepsilon$ <sup>3</sup>.

## 2. Selección de variables

Para que la estimación de este modelo no lineal sea factible, el número de variables a analizar debe ser reducido y la selección de variables a incluir en el análisis debe realizarse de forma cuidadosa. Obsérvese, sin embargo, que el problema de selección de variables no sólo afecta a los modelos a pequeña escala. Los tradicionales modelos lineales a gran escala nunca utilizan todas las series temporales disponibles en tiempo real a todos los niveles de desagregación para todos los países y regiones incluidos en el análisis. Además, el nivel de complejidad que los modelos a gran escala incorporan al análisis no siempre está justificado. En el contexto de predicción, Boivin y Ng (2006) han sugerido recientemente que, dado el escaso número de categorías que existen en los datos macroeconómicos, la precisión de las predicciones no necesariamente aumenta con el número de

---

3. Obsérvese que el modelo permite la existencia de perturbaciones comunes que afectan a la economía ( $a_t$ ), así como de perturbaciones específicas para cada indicador económico ( $\boldsymbol{\varepsilon}_t$ ).

series incluidas en el modelo, ya que cabe la posibilidad de que estas series sólo añadan correlación cruzada al ruido idiosincrásico. Por último, Banbura y Rünstler (2007) obtienen que la mayor parte del contenido predictivo de su modelo a gran escala se limita a un pequeño conjunto de variables.

En consecuencia, comenzamos con un modelo sencillo, a partir de la sugerencia de Stock y Watson (1991). Su idea sigue la lógica de la Contabilidad Nacional, a saber, que se pueden obtener estimaciones robustas de PIB calculándolo por el lado de la renta, de la oferta y de la demanda. Así pues, para obtener estimaciones robustas de la actividad económica, estos autores seleccionan el índice de producción industrial (IPI) (lado de la oferta), las ventas totales (lado de la demanda) y la renta personal real menos los pagos de transferencias (lado de la renta), añadiendo una variable de empleo para captar la idea de que la productividad no cambia drásticamente de un periodo a otro. Además, debido a su importancia para determinar el estado del ciclo económico, ampliamos este conjunto inicial de indicadores mediante la inclusión de la serie de PIB.

El Cuadro 2 presenta una descripción de las series utilizadas para cada economía, el periodo muestral disponible y la fuente de datos. Conforme señalamos en este cuadro, los datos disponibles poseen todas las características arriba mencionadas, muestras que acaban en distintos periodos según las variables y datos medidos con distintas frecuencias. En el caso de la zona euro, no disponemos de variables de renta, por lo que utilizamos los datos de sueldos y salarios publicados por Eurostat. Además, la periodicidad de las series de empleo no es mensual, sino trimestral. Por motivos de disponibilidad de datos, en España utilizamos la cifra de ventas de las grandes empresas (procedente de la Agencia Tributaria) en lugar de las ventas al por menor, el número de afiliados a la Seguridad Social en lugar del empleo y los salarios pagados (procedentes de la Agencia Tributaria) en lugar de la renta.

**Cuadro 2.** Indicadores utilizados en el modelo factorial con cambio de régimen de Markov (de 5 series)

Series	Muestra	Fuente	Frecuencia
EE.UU.			
Producción Industrial	1960:01 - 2009:08	Datastream	Mensual
Ventas al por menor	1960:01 - 2009:08	Datastream	Mensual
Ocupados no agrícolas	1960:01 - 2009:09	Bureau of Labor Statistics	Mensual
Renta personal menos pagos de transferencias	1960:01 - 2009:08	Datastream	Mensual
Producto Interior Bruto	1960:I - 2009:II	St. Louis FRED	Trimestral
Zona del euro			
Producción Industrial	1990:01 - 2009:07	Eurostat	Mensual
Ventas al por menor	1995:01 - 2009:07	Eurostat	Mensual
Ocupados no agrícolas	1991:I - 2009:II	Eurostat	Mensual
Renta personal menos pagos de transferencias	1995:01 - 2008:12	Eurostat	Mensual
Producto Interior Bruto	1990:I - 2009:II	Eurostat	Trimestral
España			
Producción Industrial	1983:01 - 2009:08	INE	Mensual
Ventas al por menor	1995:01 - 2009:08	Agencia Tributaria	Mensual
Ocupados no agrícolas	1983:01 - 2009:09	Ministerio de Trabajo	Mensual
Renta personal menos pagos de transferencias	1995:01 - 2008:12	Agencia Tributaria	Mensual
Producto Interior Bruto	1983:I - 2009:II	INE	Trimestral

*Nota:* Para describir la muestra, los dos últimos dígitos identifican el mes (o trimestre, en romanos).

Algunas de las variables seleccionadas tienen periodicidad mensual, pero otras son trimestrales. Para utilizar todas ellas dentro del modelo, vamos a transformar todas las variables trimestrales en sus homólogas mensuales, como en Mariano y Murasawa (2003). Esta transformación genera ciertos polinomios de retardos que aparecen en la matriz de carga de los factores  $\Lambda(B)$  de la expresión (4).



Conviene realizar una última observación. En España, algunas series se publican mensualmente pero se refieren a tasas de crecimiento anual. Para obtener resultados comparables, transformamos todos los indicadores mensuales en tasas de crecimiento anual. En consecuencia, las tasas de crecimiento anual,  $x_t$ , pueden expresarse como suma de las variables mensuales subyacentes desfasadas:

$$X_t = \sum_{j=0}^{11} z_{t-j} \quad (7)$$

Esta transformación también genera polinomios de retardos en la matriz de carga de los factores  $\Lambda(B)$  de la expresión (4).

### 3. Especificación y estimación del modelo

Si suponemos que todas las variables se observan con frecuencia mensual, el modelo admite una representación sencilla en el espacio de estados. Supongamos que la parte idiosincrásica o específica en todas las series trimestrales es AR(2), lo que significa que las series mensuales que se derivan a partir de éstas son AR(6). Sea  $f_t^x$  el vector  $12 \times 1$  cuyos componentes son el factor común y sus primeros once retardos y  $u_{xt}$  el vector que contiene los componentes idiosincrásicos y sus retardos para todas las variables del modelo; por último, definamos el vector de estado de los componentes no observados (comunes o idiosincrásicos)  $h_t$  como

$$h_t = \left( f_t^x, u_{xt}' \right)'$$

Así pues, la ecuación de medida (que vincula los factores comunes y los componentes idiosincrásicos no observados con las variables observadas) puede expresarse como

$$\begin{matrix} x_t & = & H_t & h_t & + & v_t \\ N \times 1 & & N \times k & k \times 1 & & N \times 1 \end{matrix} \quad (8)$$

donde  $v_t$  es ruido multivariante  $(0, R)$  con  $R$  diagonal. La matriz  $H_t$  contiene parámetros desconocidos tales como los coeficientes de carga de los factores  $\lambda_i$ ,  $i=1, \dots, N$  que reflejan el grado de ponderación del factor común en cada serie observada. La ecuación de transición (que recoge la dinámica del modelo) viene dada por

$$h_t = m_{s_t} + F h_{t-1} + V_t, \quad (9)$$

$$\begin{matrix} k \times 1 & k \times 1 & k \times k & k \times 1 & k \times 1 \end{matrix}$$

donde  $V_t$  es ruido multivariante  $(0, Q)$  con  $Q$  diagonal. Todos los detalles técnicos del modelo, con la definición exacta de todas las variables y matrices, se encuentran en Camacho *et al.* (2010a,b). Los datos no observados (debido a que los datos se recogen a distintas frecuencias o a que no se dispone de las últimas observaciones para todas las variables) se tratan mediante la adaptación del procedimiento de Mariano y Murasawa (2003) a este marco no lineal, conforme se lleva a cabo en Camacho *et al.* (2010a,b). El modelo se estima por máxima verosimilitud aproximada, como en Kim y Yoo (1995) y Chauvet (1998). Estimamos las probabilidades filtradas de recesión  $P(s_t = 1 | I_t)$  para evaluar el estado del ciclo económico.

#### 4. Resultados empíricos

El Cuadro 3 presenta las estimaciones de máxima verosimilitud de los coeficientes más importantes para las tres economías consideradas. Como era de esperar, el PIB y, en menor medida, el IPI muestran los mayores coeficientes de carga de los factores. Aunque la magnitud del resto de los coeficientes de carga dependen del país analizado, la ponderación de los salarios no es significativa en la zona euro, probablemente debido a que los salarios son una mala aproximación a la variable renta. Además, la media del factor común es positiva en el primer estado y negativa en el segundo, por lo que, de forma tentativa, a esos estados los denominaremos expansiones y recesiones, respectivamente.

**Cuadro 3.** (Principales) Parámetros estimados del modelo factorial con cambio de régimen de Markov (de 5 series)

Pesos factoriales ( $\lambda_i$ )					Parámetros de cambio de régimen			
PIB	Renta	Ventas	IPI	Empleo	$\mu_0$	$\mu_1$	$p_{00}$	$p_{11}$
EE.UU.								
0,36	0,07	0,08	0,16	0,05	0,22	-1,11	0,98	0,93
(0,02)	(0,01)	(0,01)	(0,01)	(0,01)	(0,06)	(0,13)	(0,01)	(0,03)
Zona del euro								
0,49	0,006	0,08	0,18	0,03	0,08	-2,03	0,99	0,91
(0,04)	(0,03)	(0,03)	(0,01)	(0,01)	(0,08)	(0,47)	(0,01)	(0,13)
España								
0,26	0,08	0,08	0,11	0,06	0,14	-2,06	0,99	0,94
(0,04)	(0,02)	(0,01)	(0,01)	(0,01)	(0,07)	(0,28)	(0,01)	(0,08)

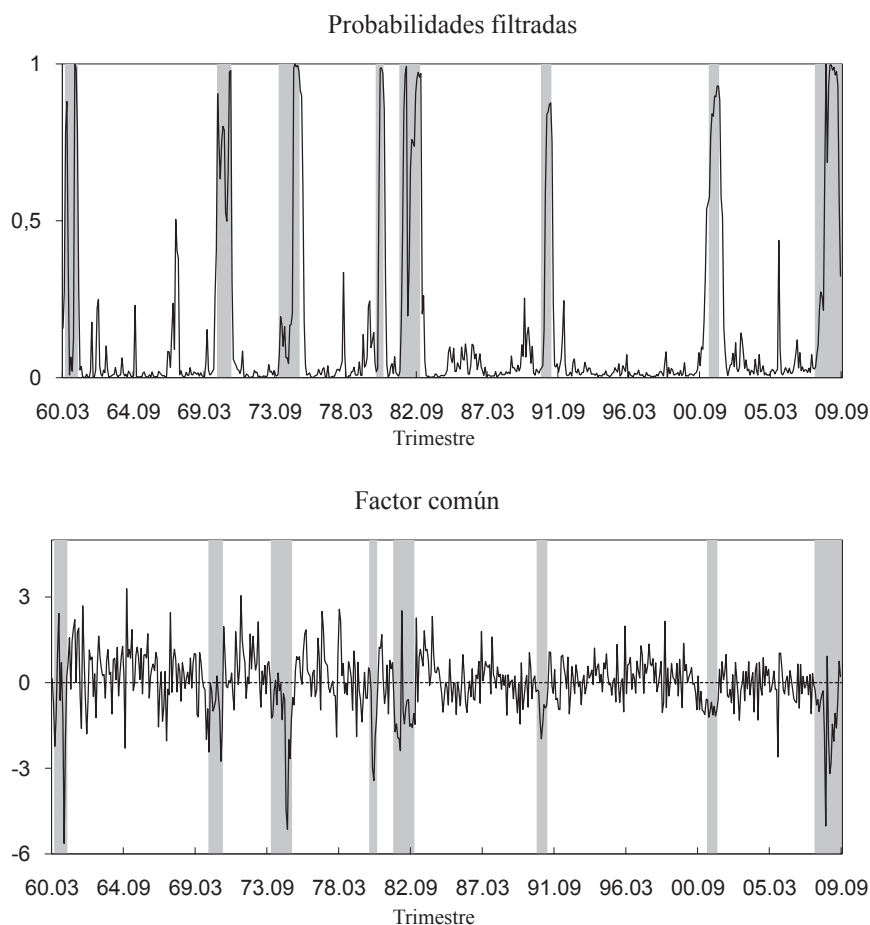
*Nota:* Los pesos factoriales (errores estándar entre paréntesis) miden la correlación entre el factor común y cada uno de los indicadores que aparecen en las columnas. Véase una descripción de los indicadores en el Cuadro 2.

El Cuadro 3 se completa con los Gráficos 4, 5 y 6, que muestran el factor común estimado para cada economía y las probabilidades filtradas de recesión. Pese a los posibles problemas derivados del escaso tamaño muestral de los agregados de la zona del euro, la evolución de los factores comunes presenta una clara concordancia con la dinámica del ciclo económico en Estados Unidos y en España y contiene información visual relevante sobre la intensidad de sus expansiones y recesiones<sup>4</sup>. Estos gráficos ilustran asimismo la evolución de las probabilidades de recesión estimadas, cuyos valores máximos concuerdan con el fechado oficial de las recesiones estadounidenses y con el fechado generalmente aceptado de las desaceleraciones en España. Con respecto a las probabilidades más

4. Los problemas derivados del corto periodo muestral de los datos de la zona del euro se abordan en la siguiente sección.

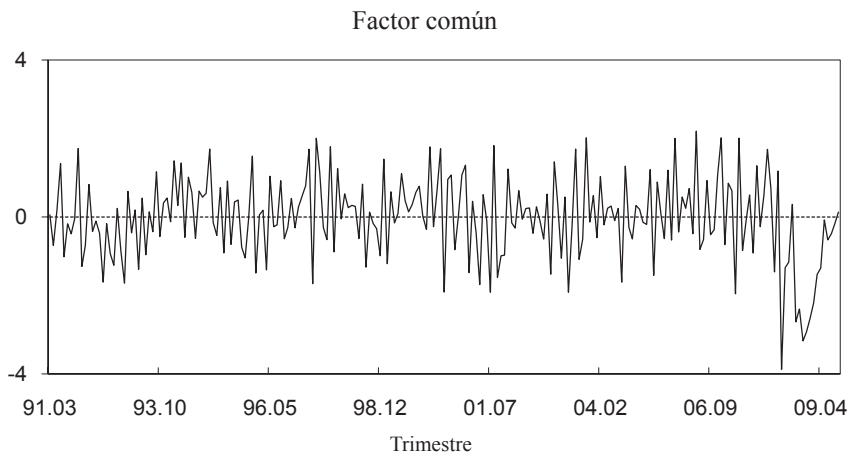
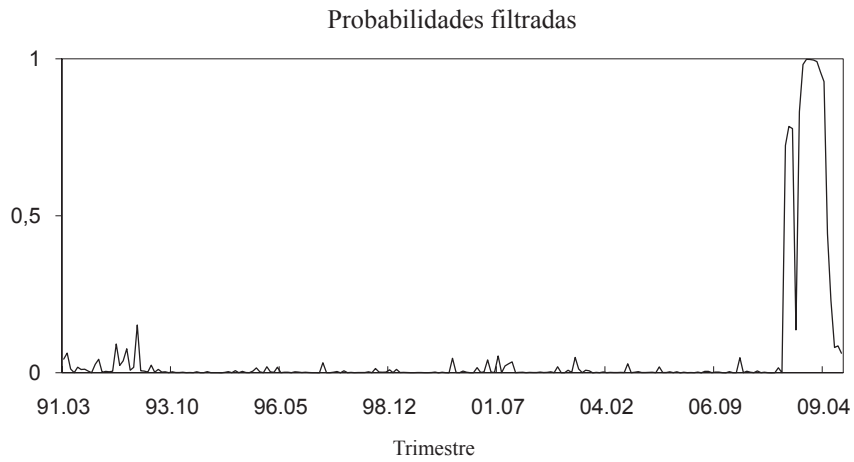
recientes, el modelo infiere probabilidades de recesión en septiembre de 2009 de 0,3 en Estados Unidos y de 0,7 en España. Ambas cifras recogen mejoras significativas con respecto a las probabilidades de recesión superiores a 0,9 existentes en ambas economías durante abril y mayo.

**Gráfico 4:** Probabilidades filtradas de recesión y factor común a partir del modelo multivariante de cambio de régimen de Markov (de 5 variables) para Estados Unidos

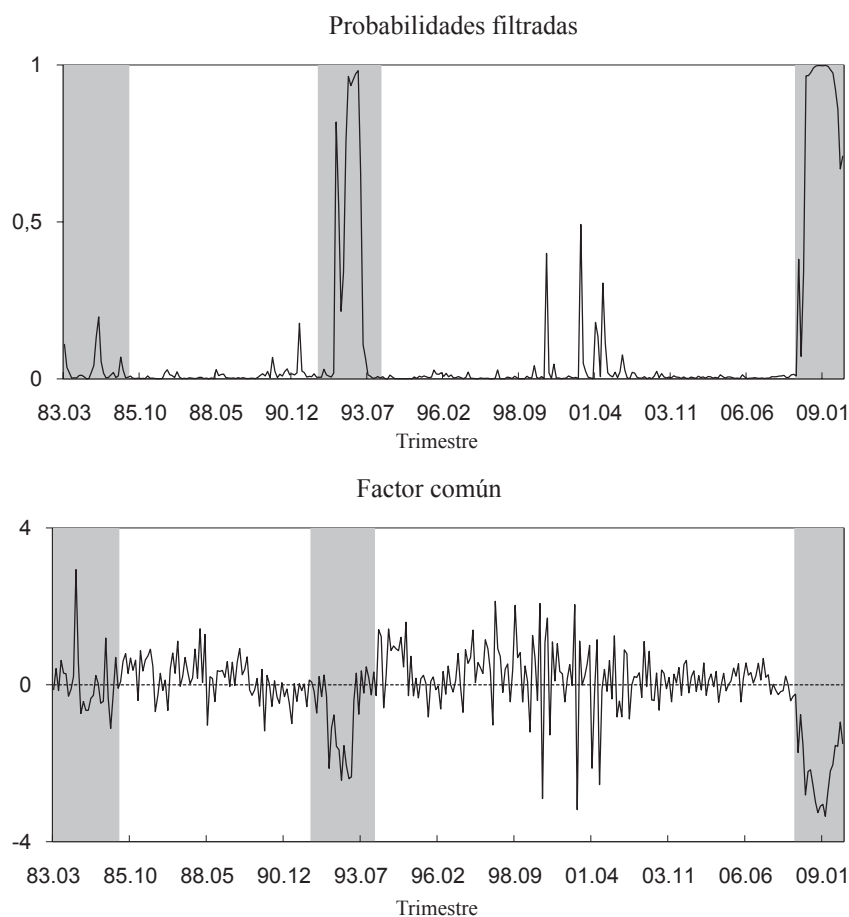


*Nota:* Las áreas sombreadas corresponden a las recesiones identificadas por el NBER.

**Gráfico 5:** Probabilidades filtradas de recesión y factor común a partir del modelo multivariante de cambio de régimen de Markov (de 5 variables) para la zona del euro



**Gráfico 6:** Probabilidades filtradas de recesión y factor común a partir del modelo multivariante de cambio de régimen de Markov (de 5 variables) para España



*Nota:* Las áreas sombreadas corresponden a las recesiones identificadas por el NBER.

Aunque no resulta fácil determinar el umbral de las probabilidades filtradas de recesión que marca el fin de la recesión, vamos a considerar que una economía se encuentra en recesión si las probabilidades estimadas de que exista ese régimen superan 0,5<sup>5</sup>. Conforme a los

5. Hamilton (1989) utilizó este umbral en su propuesta original.

resultados precedentes, que utilizan información hasta el 4 de octubre de 2009, la economía estadounidense ya ha salido de la recesión, mientras que la economía española parece estar encaminándose hacia el final de su periodo de recesión. Resulta interesante señalar que la secuencia temporal de los signos de recuperación difiere notablemente de la evolución temporal del proceso de popularización de la expresión *brotos verdes*. El número máximo de búsquedas de esta expresión en Google tuvo lugar en la semana del 10 de mayo y continuó siendo extremadamente alto hasta la semana del 24 de mayo. Sin embargo, el conjunto de indicadores que utilizamos para inferir las probabilidades de recesión no mostraba ningún cambio real de la actividad económica en esas fechas<sup>6</sup>. En nuestro proceso de búsqueda de explicaciones a ese diferente perfil temporal, en la siguiente sección ampliaremos los modelos con algunos indicadores que incluyen las expectativas de los agentes sobre el futuro de la economía.

#### 4. Ampliación de la especificación original

En la literatura sobre modelos factoriales dinámicos a pequeña escala, existen dos propuestas lineales que incorporan indicadores de expectativas<sup>7</sup>. La primera es el denominado modelo Euro-Sting (Camacho y Pérez-Quirós, 2010a) que analiza la evolución económica de la zona del euro. La segunda es el modelo Spain-Sting (Camacho y Pérez-Quirós, 2010b) estimado para la economía española<sup>8</sup>. Aunque ambos modelos han sido diseñados en marcos lineales, aquí los ampliamos para tomar en consideración la dinámica no lineal.

---

6. En mayo de 2009, Marcelle Chauvet aún sugería una probabilidad de recesión en Estados Unidos de 0,77. Véase <http://sites.google.com/site/marcellechauvet/probabilities-of-recession>.

7. Debido a restricciones de factibilidad, recuérdese que no podemos utilizar modelos a gran escala ya que queremos proponer extensiones de cambio de régimen de Markov.

8. Aruoba, Diebold y Scotti (2009) propusieron un interesante modelo factorial a pequeña escala para la economía estadounidense que utiliza variables semanales. Nosotros aún no hemos desarrollado la extensión no lineal de ese modelo para EE.UU., pero forma parte de nuestra futura agenda investigadora.

El modelo de la zona euro recoge sucesivas ampliaciones del modelo original que presentamos en la sección anterior. En la línea de Stock y Watson (1991), ampliamos el modelo para captar el conjunto de indicadores de expectativas disponibles con mayor inmediatez en la zona del euro<sup>9</sup>. En ese sentido, añadimos el indicador de clima económico de la zona del euro (ESI), el índice de clima económico alemán (IFO), el indicador económico global belga (BNB) y los índices de confianza de los directores de compras de la zona del euro (PMI) en los sectores de servicios (PMIS) e industrial (PMIM). Las principales características de estos indicadores informales son que representan expectativas de mercado y que su disponibilidad es inmediata, por lo que pueden observarse puntualmente en el mes de referencia.

Una vez ampliado el modelo con estos indicadores, proponemos un método para decidir si añadir o no nuevos indicadores a ese conjunto inicial. El método, basado en el supuesto de que el principal objetivo del modelo es ofrecer predicciones de crecimiento del PIB, consiste en añadir una variable siempre que eleve el porcentaje de la varianza del crecimiento del PIB explicado por el factor común. Con este método, terminamos añadiendo las exportaciones fuera de la zona euro y el índice de nuevos pedidos industriales (INO, producción industrial total sobre pedido) al conjunto inicial de variables<sup>10</sup>.

El modelo de la economía española comparte la misma filosofía. Parte del modelo estimado en la sección precedente, cuyo conjunto inicial de variables incluye la producción industrial (excluida construcción), la cifra total de ventas de las grandes empresas de

---

9. No incluimos la renta personal disponible porque no disponemos de esta serie para la zona del euro. Como mostramos en la sección precedente, la serie de salarios es una mala aproximación a la variable renta.

10. Para tener en cuenta las revisiones de las cifras del PIB, incluimos las estimaciones preliminares y las primeras estimaciones como variables adicionales en el modelo.



la Agencia Tributaria, el número de afiliados a la Seguridad Social y los salarios totales pagados por las grandes empresas (Agencia Tributaria). Los indicadores informales utilizados para la economía española son el índice de confianza de los directores de compras (PMI) y el indicador de clima económico elaborado por la Comisión Europea. Para evitar solapamientos en la información por el lado de la oferta, seleccionamos el indicador de confianza industrial (ICI) como índice de producción del sector industrial y el PMI del sector servicios (PMISE) como índice de producción del sector servicios. Por el lado de la demanda, seleccionamos el indicador de ventas al por menor.

El modelo resultante ajusta los datos de PIB de manera muy precisa, siendo la varianza del PIB explicada por el factor común del 79%. Sin embargo, dada la importancia del sector de la construcción en la explicación del reciente auge y posterior crisis de la economía española, tratamos de descomponer el lado de la oferta entre industria, servicios y construcción, mediante la selección de las series más fiables para cada uno de esos sectores. Para la industria, seleccionamos la serie de producción industrial; para los servicios, escogemos las pernoctaciones hoteleras (el turismo representa más del 11% del PIB español), mientras que para la construcción optamos por el consumo de cemento. Introducimos mejoras en el lado de la demanda a través de la inclusión de las exportaciones (como complemento de la demanda interna captada por la cifra de ventas de las grandes empresas) y de las importaciones (como indicador de demanda que las empresas domésticas no pueden satisfacer). Por último, añadimos el crédito total con el fin de incluir una variable que capte la transmisión de la crisis financiera a la economía real. Con estas inclusiones, la varianza del PIB explicada por el factor se eleva hasta el 80%<sup>11</sup>.

---

11. Esta mejora no es de poca importancia. Las variables adicionales suelen estar correlacionadas con la parte idiosincrásica de algunas de las variables iniciales, lo que implica que la estimación del factor está sesgada hacia este subgrupo. En ese caso, la varianza del PIB explicada por el factor suele disminuir.

En línea con las ideas sugeridas en la Sección 3, ampliamos estos dos modelos para tener en cuenta la dinámica no lineal de cambio de régimen de Markov. Los resultados de la estimación se presentan en el Cuadro 4 y las probabilidades filtradas de estar en recesión en cada periodo se muestran en los Gráficos 7 y 8. Con arreglo a los resultados obtenidos, la duración esperada de una recesión en la zona del euro y en España es de 15 y 13 meses, respectivamente. En la zona del euro, la probabilidad de recesión aumentó desde 0,11 en marzo de 2008 hasta 0,98 en junio de 2008, cayendo posteriormente desde 0,96 en febrero de 2009 hasta 0,07 en abril de 2009. Así pues, el modelo sugiere que el final de la expansión sería en abril de 2008 y el final de la recesión en marzo de 2009, de modo que la recesión duró alrededor de un año, menos incluso de lo esperado. En España, la probabilidad de recesión aumentó de 0,22 en abril de 2008 hasta 0,99 en junio, por lo que el modelo fecha, de forma tentativa, el fin de la expansión en mayo de 2008<sup>12</sup>. Pese a que el modelo revela signos de recuperación, todavía es demasiado prematuro —incluso incorporando los indicadores de expectativas— afirmar que la recesión ha terminado, ya que la probabilidad de recesión en septiembre se sitúa en torno a 0,3. Con todo, aunque la recesión finalizase pronto, su duración sería superior a un año, es decir, mayor de lo esperado.

---

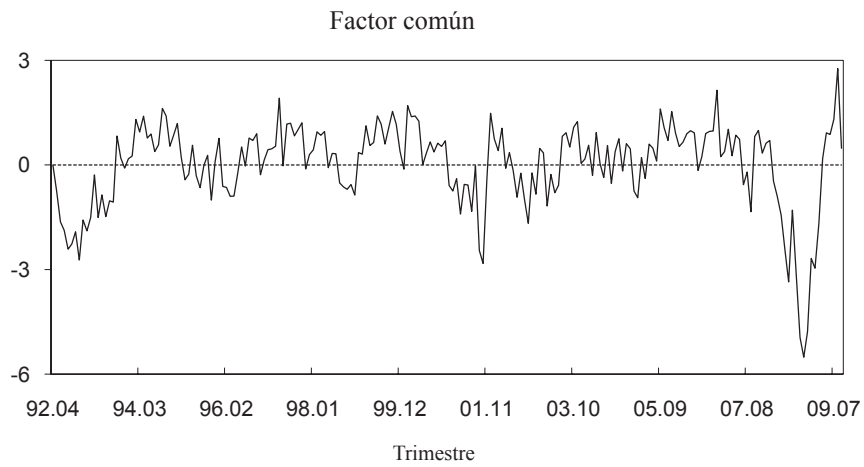
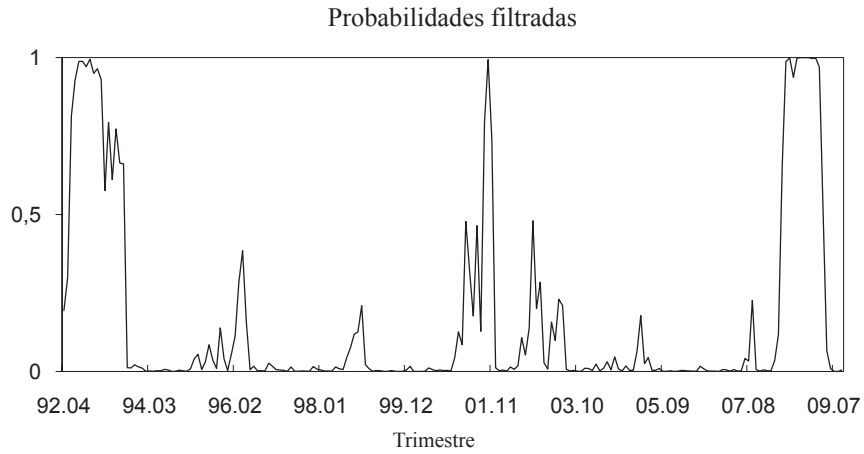
12. Se produce un salto aún más temprano de la probabilidad desde 0,01 en febrero hasta 0,50 en marzo.

**Cuadro 4.** (Principales) parámetros estimados de las ampliaciones de los modelos Euro-STING y Spain-STING con cambios de régimen de Markov

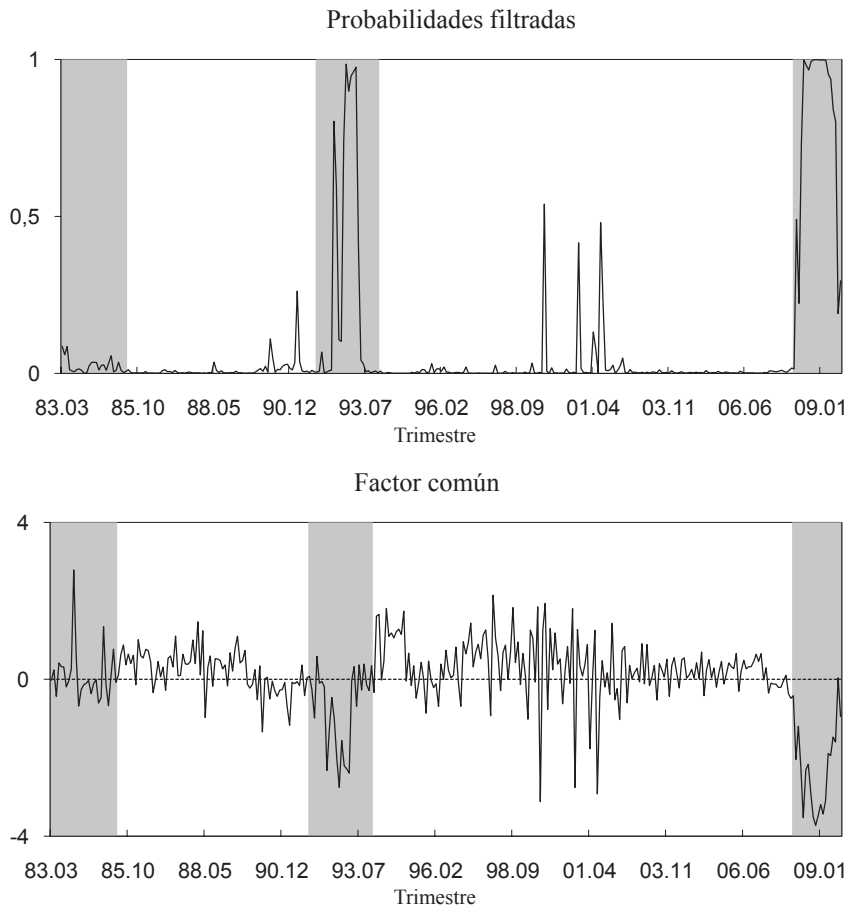
Zona del euro			España		
Indicador	Estimación	Desviación típica	Indicador	Estimación	Desviación típica
PIB	0,286	(0,034)	PIB	0,236	(0,044)
IPI	0,361	(0,045)	Salarios	0,073	(0,018)
Ventas	0,101	(0,033)	Ventas	0,083	(0,014)
INO	0,331	(0,047)	IPI	0,095	(0,009)
Exports.	0,202	(0,052)	Empleo	0,062	(0,003)
ESI	0,078	(0,010)	Exports.	0,069	(0,016)
BNB	0,100	(0,023)	Imports.	0,091	(0,012)
IFO	0,084	(0,012)	Pernocts.	0,055	(0,020)
PMIM	0,113	(0,014)	Cemento	0,076	(0,012)
PMIS	0,101	(0,018)	Crédito	0,018	(0,007)
Empleo	0,125	(0,037)	ICI	0,061	(0,009)
			Indicador Ventas Minor.	0,026	(0,019)
			PMIS	0,047	(0,019)
Parámetros de cambio de régimen de Markov					
$\mu_0$	0,37	(0,11)	$\mu_0$	0,22	(0,09)
$\mu_1$	-2,03	(0,38)	$\mu_1$	-2,31	(0,31)
$p_{00}$	0,97	(0,02)	$p_{00}$	0,99	(0,01)
$p_{11}$	0,93	(0,06)	$p_{11}$	0,92	(0,09)

*Nota:* El primer bloque recoge los parámetros de ponderaciones factoriales. El segundo bloque recoge las medias dentro de la expansión ( $\mu_0$ ) las medias dentro de la recesión ( $\mu_1$ ), y las probabilidad de estar en expansión ( $p_{00}$ ) y en recesión ( $p_{11}$ ).

**Gráfico 7:** Probabilidades filtradas de recesión y factor común a partir del modelo Euro-STING con cambio de régimen de Markov para la zona del euro



**Gráfico 8:** Probabilidades filtradas de recesión y factor común a partir del modelo Spain-STING con cambio de régimen de Markov para España



Nota: Las áreas sombreadas corresponden a las recesiones identificadas por el ECRI.

Con respecto a la amplitud de la última recesión, cabe destacar que traducir la información proporcionada por el factor común mensual (en el Cuadro 4, las estimaciones son -2,03 y -2,31 para la zona del euro y España, respectivamente) en amplitud del ciclo requiere un cierto álgebra. En primer lugar, obtenemos las tasas de crecimiento trimestral esperadas estandarizadas (-6,09 en la zona

del euro y -6,93 en España). Sin embargo, para transformarlas en una tasa de crecimiento trimestral esperado durante un periodo de recesión, hemos de tener en cuenta que están multiplicadas por 0,28 y 0,23, respectivamente, y que hay que deshacer la estandarización. Tras estas transformaciones, la tasa de crecimiento esperado en las recesiones es -0,79 en la zona del euro y -0,22 en España. Por tanto, la amplitud esperada de las recesiones sería de alrededor del 3% en la zona del euro y del 1% en España, mucho menor que el 4% que ya se ha perdido durante la actual recesión.

## 5. Análisis en tiempo real

El estudio del ciclo económico de la sección precedente se basó en el análisis de las probabilidades filtradas, que son inferencias sobre el estado de la economía a partir de la información disponible<sup>13</sup>. Sin embargo, las probabilidades inferidas, ilustradas en los Gráficos 2 a 8, no se calculan a partir del volumen exacto de información que estaría disponible en la fecha de realización de las predicciones, sino a partir de los datos publicados al final del periodo muestral que ya incorporan revisiones. Estas restricciones a la disponibilidad de datos pueden ofrecer una falsa impresión de buenos resultados, sobre todo con respecto a la capacidad del modelo para anticipar puntos de cambio del ciclo económico. A fin de examinar la auténtica capacidad en tiempo real del modelo para anticipar dichos puntos de cambio, construimos muestras con los datos exactamente disponibles en cada fecha y calculamos las probabilidades de recesión en tiempo real, diariamente actualizadas para los dos últimos años.

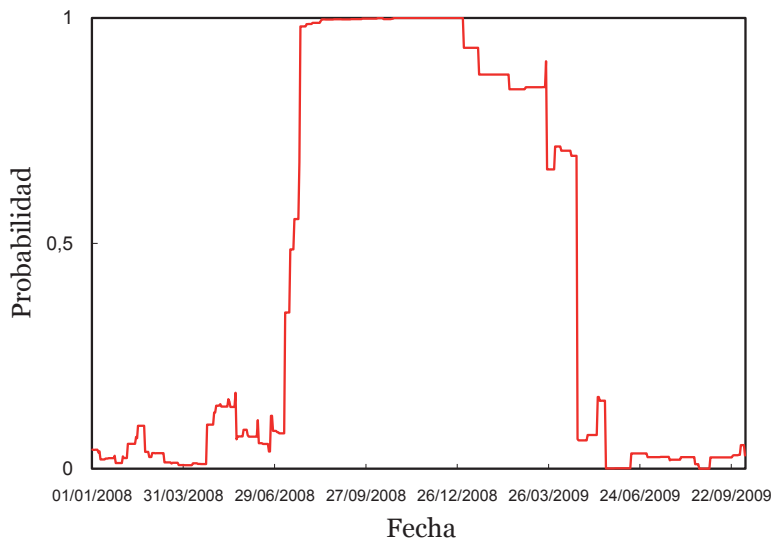
El Gráfico 9 ilustra las probabilidades diarias de recesión calculadas a partir de la información exacta que habría estado disponible cada uno de los días del periodo de predicción. Según

---

13. Alternativamente, pueden obtenerse probabilidades suavizadas, que se calculan a partir de la información de toda la muestra. Sin embargo, las probabilidades filtradas ofrecen una imagen más fidedigna de la precisión de los modelos para inferir las probabilidades de los estados ya que utilizan información no disponible cuando se realizan las inferencias.

este gráfico, la probabilidad de recesión creció a mediados de julio de 2008 hasta valores muy próximos a uno. Cabe destacar que esta temprana señal de malas noticias sobre el estado de la economía de la zona euro representa una mejora en la identificación de los puntos de cambio con respecto a otros métodos de fechado de ciclos económicos convencionales. En julio, la última lectura disponible del PIB era la correspondiente al primer trimestre de 2008, que aún arrojaba una cifra positiva y muy elevada (0,78). Como las cifras del PIB del segundo y tercer trimestres de 2008 fueron negativas, si se considera que dos caídas consecutivas del PIB marcan el inicio de la recesión, ésta no habría podido ser identificada formalmente antes de la fecha de publicación del PIB del tercer trimestre, es decir, el 15 de noviembre de 2008.

**Gráfico 9:** Probabilidades filtradas de recesión diarias en tiempo real y factor común a partir del modelo Euro-STING con cambio de régimen de Markov para la zona del euro



Además, el Gráfico 9 nos permitiría examinar en qué medida los *brotos verdes* son reales en la zona del euro con arreglo a la definición de baja probabilidad de recesión. Hacia mediados de abril de 2009, la probabilidad de recesión disminuyó de forma acusada

desde valores cercanos a 0,8 hasta valores próximos a cero. Al igual que en el caso del final de la expansión, observamos evidencias del final de la recesión antes que otros métodos de fechado de ciclos convencionales, ya que la última cifra disponible de crecimiento del PIB aún era muy negativa (-2,45% en el primer trimestre de 2009). Por último, vamos a examinar los mecanismos subyacentes en estos signos favorables que marcan los cambios en las probabilidades. Cuando la probabilidad de recesión aún era alta a comienzos de abril, los valores de algunos indicadores informales como el ESI y el PMIM eran de 64,6 y 33,9, respectivamente. Sin embargo, las lecturas inmediatamente posteriores a esa fecha fueron de 82,8 y 49,3, sugiriendo una significativa mejora. Además, las buenas noticias se vieron confirmadas por los indicadores formales publicados más tarde: el IPI, las ventas al por menor, el INO y las exportaciones registraron fuertes aumentos desde -2,38, -0,78, -3,36 y -10,7 hasta -0,28, -0,21, 2,63 y 4,06, respectivamente.

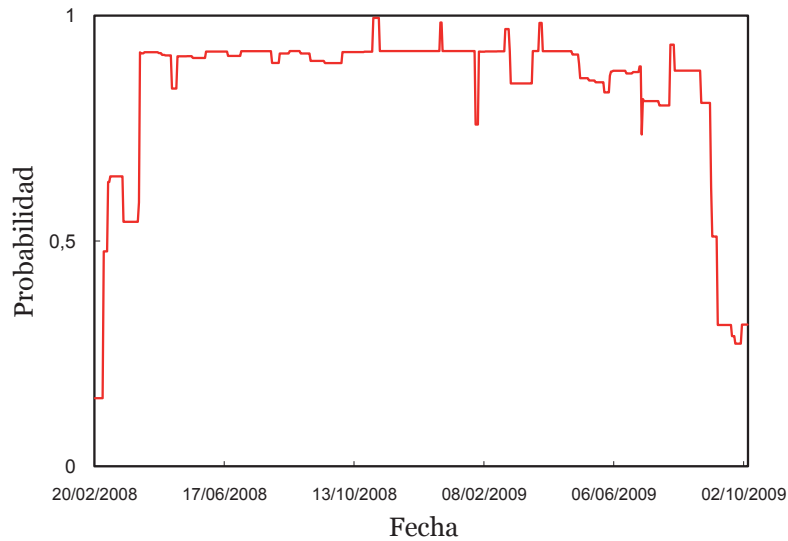
Pasemos ahora a la economía española. Las probabilidades de recesión inferidas diariamente, que ilustra el Gráfico 10, muestran un patrón análogo, aunque no sincronizado. En primer lugar, al igual que en el caso de la zona del euro, ya a mediados de febrero de 2008 podríamos haber dicho que la economía española se encontraba en recesión, cuando el último dato disponible de PIB todavía correspondía a 2007:IV y anunciaba una aceleración en el crecimiento de 0,7 en el tercer trimestre hasta 0,8 (dato no revisado del cuarto trimestre de 2007). En consonancia con la zona del euro, los primeros indicadores que mostraron signos tempranos de deterioro fueron los indicadores informales —el indicador de confianza industrial, el PMISE y el indicador de ventas al por menor—, que disminuyeron en dos meses. En concreto, el índice de confianza industrial pasó de -4,2 a -9,3, el indicador de ventas al por menor cayó de -13,1 a -26,3, mientras que el PMIS disminuía de 51 a 46<sup>14</sup>. De nuevo, las señales de recesión se vieron luego confirmadas por las posteriores lecturas de los indicadores formales.

---

14. En el caso de algunos de estos indicadores, las caídas observadas fueron las mayores de su historia.

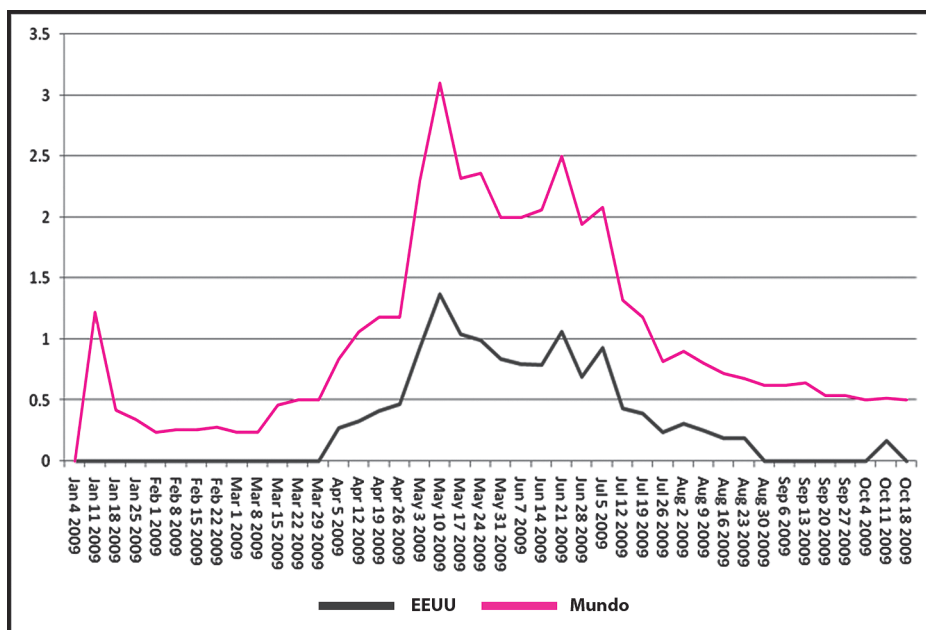


**Gráfico 10:** Probabilidades filtradas de recesión diarias en tiempo real y factor común a partir del modelo Spain-STING con cambio de régimen de Markov para España



En el caso español, las probabilidades de recesión han permanecido próximas a uno hasta mediados de septiembre de 2009. El descenso de esas probabilidades observado desde entonces fue prontamente señalado por los indicadores informales. En particular, el PMI de servicios creció desde 40,8 en agosto hasta 45,3 en septiembre, el ICI remontó desde su mínimo histórico de -40 en marzo hasta -28 en septiembre y el indicador de ventas al por menor subió de -29,4 a -21,8. Estos últimos datos publicados son, en la mayoría de los casos, similares a las cifras registradas a comienzo de 2008 y, por tanto, compatibles con tasas de crecimiento del PIB positivas. Sin embargo, puede que sea demasiado prematuro considerar la reducción de las probabilidades de recesión hasta valores cercanos a 0,3 como un claro síntoma de *brotos verdes* o, por el contrario, sólo de malas hierbas. Debemos esperar a que la publicación de los indicadores formales que aún no están disponibles confirme o desmienta las buenas noticias.

**Gráfico 11:** Número de búsquedas de la expresión *brotos verdes* en Google



*Nota:* El número de búsquedas en millones.

Permítasenos una última observación relacionada con la posible falta de sincronía entre el proceso de búsqueda de *brotos verdes* y la confirmación efectiva en los datos macroeconómicos de que la recuperación es un hecho. A estos efectos, el Gráfico 11 recoge la evolución del número de búsquedas de la expresión *brotos verdes* en Estados Unidos y en todo el mundo durante el año 2009<sup>15</sup>. Las señales de recuperación que encontramos en la zona del euro hacia mediados de 2009 muestran una sincronía aproximada con el número máximo de búsquedas de la expresión *brotos verdes*. Sin embargo, las señales de recuperación presentan evidentes retardos con respecto a la ansiedad mundial por buscar esos *brotos verdes*.

15. Para construir el Gráfico 11, utilizamos Google Trends, una función de la web de Google que muestra la frecuencia con que se introduce una determinada secuencia de búsqueda en un cierto periodo de tiempo.

## 6. Conclusiones

Durante el año 2009, la expresión *brotos verdes* se ha popularizado notablemente con el significado de prelude del crecimiento económico que sigue a una recesión. Sin embargo, la expresión es muy imprecisa y carece de sentido económico evidente. En este trabajo, definimos *brotos verdes* como una probabilidad de recesión baja. En esta línea, aportamos sentido económico a la expresión de forma que nos permita examinar dónde, cuándo y cómo se inicia la recuperación. Al objeto de inferir las probabilidades de recesión, proponemos una ampliación, mediante cambios de régimen de Markov, del modelo factorial dinámico propuesto por Camacho y Pérez-Quirós (2010a). El modelo es capaz de dar tratamiento a indicadores disponibles a distintas frecuencias y a la ausencia de datos característica del problema de distintos retrasos en la publicación de los datos económicos causado por la falta de sincronía en la publicación de las estadísticas.

Con datos hasta el 4 de octubre de 2009, observamos síntomas de recuperación en Estados Unidos, la zona del euro y España, con ciertas diferencias en su claridad y fechado. Cuando el análisis se desarrolla con conjuntos de datos en tiempo real, las probabilidades de recesión en la zona del euro son cercanas a cero desde mayo de 2009, que es el mes en que se alcanza el número máximo de búsquedas de la expresión *brotos verdes* en Google. En España, los signos de recuperación son más leves, especialmente cuando los indicadores informales se excluyen del conjunto de datos utilizados.

Por último, existe una creciente literatura sobre la forma en que finalizará la recesión, es decir, si será una recesión “en forma de V” o “en forma de L”. El primer tipo de recesiones tiene lugar cuando la economía sale con rapidez y fuerza de la recesión, considerándose, por tanto, que sus efectos sobre la producción sólo son transitorios. El segundo tipo de recesiones es el que viene seguido de una leve recuperación, por lo que se entiende que sus efectos sobre la producción son permanentes. En este contexto, Camacho, Pérez-Quirós y Rodríguez (2009) presentan evidencia de la desaparición

de la fase cíclica de fuerte crecimiento que solía observarse al término de las recesiones en Estados Unidos y muestran que la pérdida de este *efecto plucking* puede explicar parte de la Gran Moderación<sup>16</sup>. Estos autores postulan que ambos fenómenos podrían obedecer a cambios en la gestión de inventarios derivados de los avances en las tecnologías de la información y la comunicación.

## Referencias

- Aruoba, B., Diebold, F.X. y Scotti, Ch. (2009). “Real-time measurement of business conditions”. *Journal of Business and Economic Statistics* 27, 417-427.
- Boivin, J., y Ng, S. (2006). “Are more data always better for factor analysis?”. *Journal of Econometrics*, 132, 169-194.
- Banbura, M., y Rünstler, G. (2007). “A look into the factor model black box: publication lags and the role of hard and soft data in forecasting GDP”. Banco Central Europeo, documento de trabajo 751.
- Camacho, M., y Pérez-Quirós, G. (2007). “Jump-and-rest effect of U.S. business cycles”. *Studies in Nonlinear Dynamics and Econometrics* 11, article 3.
- Camacho, M., y Pérez-Quirós, G. (2010a). “Introducing the Euro-STING: Short Term INDicator of Euro Area Growth”. *Journal of Applied Econometrics*, 25, 663-694.
- Camacho, M., y Pérez-Quirós, G. (2010b). “Spain-STING: Spain Short Term INDicator of Growth”. *The Manchester School*, en prensa.
- Camacho, M., Pérez-Quirós, G., y Poncela, P. (2010a). “Markov-switching dynamic factor models in real time”. Manuscrito no publicado.
- Camacho, M., Pérez-Quirós, G., y Poncela, P. (2010b). “Green shoots in the Euro area. A real time measure”. Manuscrito no publicado.

---

16. Camacho, Pérez Quirós y Saiz (2008) muestran que la ausencia de la tercera fase en las últimas recuperaciones es común a la totalidad de las principales economías industrializadas.

- Camacho, M., Pérez-Quirós, G., y Rodríguez, H. (2009). "Are the high-growth recovery periods over?". Banco de España, documento de trabajo 1209.
- Camacho, M., Pérez Quirós, G., y Saiz, L. (2008). "Do European business cycles look like one?". *Journal of Economic Dynamics and Control* 32, 2165-2190.
- Chauvet, M. (1998). "An econometric characterization of business cycle dynamics with factor structure and regime switches". *International Economic Review* 39: 969-96.
- Chauvet, M., y Hamilton, J. (2006). "Dating business cycle turning points in real time". En *Nonlinear Time Series Analysis of Business Cycles*, editado por C. Milas, P. Rothman y D. Van Dijk. Amsterdam, Elsevier Science.
- Chauvet, M., y Piger, J. (2008). "A comparison of the real-time performance of business cycle dating methods". *Journal of Business and Economic Statistics* 26, 42-49.
- Diebold, F., y Rudebusch, G. (1996). "Measuring business cycles: A modern perspective". *Review of Economics and Statistics* 78, 67-77.
- Hamilton, J. (1989). "A new approach to the economic analysis of nonstationary time series and the business cycles". *Econometrica* 57, 357-384.
- Kim, C., y Nelson, C. (1998). "Business cycle turning points, a new coincident index, and tests of duration dependence based on a dynamic factor model with regime switching". *Review of Economics and Statistics* 80, 188-201.
- Kim, C., y Yoo, J.S. (1995). "New index of coincident indicators: A multivariate Markov switching factor model approach". *Journal of Monetary Economics* 36, 607-630.
- Mariano, R., y Murasawa, Y. (2003). "A new coincident index os business cycles based on monthly and quarterly series". *Journal of Applied Econometrics* 18, 427-443
- Stock, J., y Watson, M. (1991). "A probability model of the coincident economic indicators". En *Leading Economic Indicators: New Approaches and Forecasting Records*, editado por K. Lahiri y G. Moore. Cambridge, University Press.

## Comentarios

**Antoni Espasa**

Universidad Carlos III de Madrid

Me gustaría felicitar a los autores por este trabajo y otros relacionados, puesto que vienen haciendo notables progresos de alcance internacional en el campo de la modelización y previsión macroeconómicas. En el ámbito nacional, también están realizando una importante contribución a la previsión de la economía española a través de métodos econométricos.

A las previsiones de la economía española publicadas en *Consensus Forecasts* contribuyen 18 instituciones, siete internacionales y once nacionales, pero sólo unas pocas realizan sus previsiones utilizando modelos econométricos que hayan sido presentados y su comportamiento predictivo evaluado en publicaciones académicas internacionales.

Los autores constituyen una de las principales excepciones a este respecto. Desde finales de los años setenta, he venido postulando el uso de modelos econométricos para el análisis a corto plazo de la economía y el libro editado por Espasa y Cancelo (1992) es un buen ejemplo de ello. Por tanto, acojo con gran satisfacción este trabajo y otros relacionados con él elaborados por todos o algunos de estos autores.

De hecho, no debería publicarse ninguna previsión sin un informe técnico que recogiera la metodología utilizada y una evaluación de los resultados previos.

### **Análisis univariante**

Suscribo plenamente, véase Espasa (2004), la conclusión básica del trabajo sobre esta cuestión: los modelos univariantes pueden describir la economía resumida en el PIB, pero para comprenderla es necesario añadir más información. De todos modos, los modelos

univariantes normalmente tienen que ser más complejos que el modelo de Hamilton o que el modelo (3) del artículo. Existe una amplia literatura, mayoritariamente referida al PIB de Estados Unidos, acerca de la necesidad de distinguir más de dos regímenes y de permitir probabilidades de transición no fijas. Martínez y Espasa (1998) estimaron un modelo para el PIB español que incluía ambas sugerencias. De hecho, un interrogante que se plantea al leer el artículo es de qué manera se verían afectados los resultados si se utilizara un modelo no lineal más complejo y posiblemente más realista.

### **Marco teórico multivariante**

La necesidad de un marco multivariante se deriva del hecho arriba mencionado, a saber, que para comprender la evolución del PIB, es preciso contemplar más información. Siguiendo a Stock y Watson (1991), los autores indican que las estimaciones robustas del PIB se obtienen calculándolas por el lado de la oferta, de la demanda y de la renta y que, en consecuencia, para ampliar el conjunto de información, ellos buscan un indicador de cada una de esas tres vertientes, más un variable de empleo.

Para ampliar el conjunto de datos univariantes, puede procederse de dos formas complementarias, véase Espasa y Albacete (2004), a saber, desagregando la variable macroeconómica e incluyendo nuevas variables. En ambos casos, lo que importa es seleccionar información buena y relevante. Si, como es el caso, los componentes del PIB presentan diferentes tendencias, diferentes ciclos y para su determinación se utilizan diferentes teorías económicas, un método pertinente para introducir más información es considerar los datos de los componentes del PIB a partir de las tres vertientes mencionadas o sólo de las dos primeras si no existe información de la tercera, como ocurre en la zona del euro.

Desde mi punto de vista, antes de considerar la introducción de indicadores parciales del PIB, como la producción industrial, los salarios y las ventas, sería conveniente incluir la descomposición

del PIB desde las vertientes de la demanda y de la oferta. Mínguez y Espasa (2006) proponen modelizar los componentes de demanda y de oferta del PIB utilizando en cada caso buenos indicadores adelantados –específicos y generales–, predecirlos y calcular las dos correspondientes previsiones del PIB, que finalmente se combinan. Estos autores muestran que este enfoque resulta bastante preciso en el caso del PIB de la zona del euro. Asimismo, podría aplicarse en este contexto de interpolación mensual. De hecho, Tena y Espasa (2009) interpolan las series de los componentes del PIB siguiendo a Mariano y Murasawa (2003) y, en la línea propuesta en Mínguez y Espasa (2006), modelizan cada componente del PIB por el lado de la demanda y de la oferta, para posteriormente agregar y combinar los resultados.

Otra forma de utilizar la información desagregada consiste en proceder como Hendry y Hubrich (2007), quienes combinan información agregada y desagregada en una ecuación para realizar previsiones directas de la variable agregada.

El modelo del trabajo comentado viene dado por

$$y_i = A \quad f_i + u_i \quad (4)$$

$N \times 1 \quad N \times 1 \quad 1 \times 1 \quad N \times 1$

$$f_i = \mu_{s_i} + \frac{a_i}{\phi(B)}, \quad (5)$$

$$F(B) \quad u_i = \varepsilon_i \quad (6)$$

$N \times N \quad N \times 1 \quad N \times 1$



Se trata de un modelo de factores dinámicos no lineales con disparidad de frecuencias y extremos desiguales. Con él, los autores llevan a cabo una valiosa investigación, respondiendo a importantes cuestiones prácticas y en un marco bastante realista. El artículo es realmente ambicioso y, por esta razón, presenta un interés especial, aunque al mismo tiempo muchos interrogantes quedan por despejar. Me detendré en aquéllos que considero más importantes.

Como el modelo es no lineal, la dimensión  $N$  del conjunto de datos debe ser pequeña. Por tanto, se plantea la cuestión de si sería preferible trabajar con un modelo a gran escala o a pequeña escala. Si tuviéramos un gran conjunto de información de calidad razonable y fuéramos capaces de construir un buen modelo con él, entonces este modelo, en teoría, no podría ser peor que los construidos con menos información. En la práctica, los modelos son desconocidos y deben estimarse, por lo que la incertidumbre de la estimación puede hacer que los modelos a gran escala funcionen peor que los modelos a escala más pequeña. Ésta es una cuestión que no tiene una respuesta general, de modo que el investigador debe contestarla en cada aplicación. A este respecto, habría sido conveniente que los autores hubieran comparado sus resultados con los obtenidos a partir de un modelo a una escala mayor.

En la primera parte del trabajo, la selección de variables se realiza a priori de una forma que, siendo razonable, no puede considerarse como la única posible. ¿Por qué seleccionar el índice de producción industrial (IPI) y no el indicador de confianza de la industria o del conjunto de la economía, entre otros? Los indicadores de clima económico se publican un mes antes que el IPI. ¿Por qué utilizar la cifra de ventas de las grandes empresas en lugar del consumo de productos energéticos o datos de transporte? Para apreciar los méritos del procedimiento propuesto, sería interesante conocer cómo cambian los resultados con otro conjunto razonable de variables alternativas. En la Sección 3.5, los autores consideran la ampliación del conjunto inicial de datos, pero el procedimiento propuesto depende del orden en el que las variables se introducen en dicho conjunto.

Otra cuestión que el trabajo no aborda es si un modelo factorial dinámico no lineal con un reducido número de variables genera mejores resultados que un enfoque factorial dinámico lineal con un número mucho mayor de variables. Además, el trabajo propone el marco no lineal sin contrastar la no linealidad de las variables seleccionadas. En cualquier caso, se plantea un interrogante adicional. Supongamos que se rechaza que los modelos univariantes lineales sean apropiados para las variables; aún así, podría ser difícil obtener un factor común no lineal en caso de que las no linealidades en las variables presentaran características diferentes. Habría sido muy conveniente que los autores hubieran comparado sus resultados con los obtenidos en un marco lineal.

Desde mi punto de vista, resulta difícil justificar la utilización de un único factor común, sobre todo en un marco no lineal. Asimismo, tendría interés en ver una comparación entre el factor común no lineal de este conjunto de datos de frecuencias dispares y muestras con extremos heterogéneos y el factor no lineal de una muestra trimestral homogénea para todas las variables. No es evidente que la interpolación carezca de efectos importantes sobre las no linealidades del factor común.

En este tipo de modelos, la información de las variables adicionales a la variable de interés se utiliza únicamente para extraer un factor común y no para comprobar si, de manera individual, pueden explicar el componente idiosincrásico de esa variable.

Un problema general en la modelización econométrica es qué información utilizar. En el caso de grandes conjuntos de datos, pueden mencionarse dos enfoques básicos. Uno es el enfoque factorial dinámico propuesto originalmente por Stock y Watson y otro es el procedimiento de selección automática del modelo desarrollado por David Hendry (véase, por ejemplo, Hendry y Krolzig (2004) y (2005)). En realidad, un tercero que estoy considerando consiste en seleccionar las principales variables explicativas mediante el procedimiento de Hendry y aplicar la metodología factorial dinámica a las restantes, seleccionar un buen número de factores y

aplicar de nuevo el procedimiento de Hendry con esos factores y las variables explicativas preseleccionadas.

Otra cuestión que resulta preciso controlar es la estabilidad del modelo, por lo que se echan en falta contrastes al respecto.

## Resultados empíricos

A la conclusión de que no se observan signos de recuperación en la economía española también puede llegarse a través de procedimientos más convencionales. En cualquier caso, las expresiones recuperación o “brotos verdes” carecen de una definición precisa, por lo que el público puede utilizarlas de diversas formas. Si la recuperación significa que la economía española ha registrado un punto de inflexión en su tasa de crecimiento intertrimestral, podría decirse que esto es cierto con una alta probabilidad, pero si por recuperación entendemos que la tasa de crecimiento intertrimestral de algún tipo de tendencia subyacente del PIB español ha experimentado un crecimiento positivo, entonces la probabilidad de estar en recuperación es baja.

El datado del ciclo se realiza a partir de la tasa de crecimiento intertrimestral, pero si las conductas de los agentes económicos mostraran una estrecha conexión con sus presupuestos anuales, entonces sería preferible el datado a partir de la tasa de crecimiento interanual.

## Referencias

- Espasa, A., (2004), “Box-Jenkins analysis” en Segura, J. y Rodríguez Braun, C. (eds.), *An Eponymous Dictionary of Economics: a Guide to Laws and Theorems Named after Economists*, Edward Elgar, Cheltenham.
- Espasa, A. y Albacete, R. (2004). “Consideraciones sobre la predicción económica: metodología desarrollada en el Boletín de Inflación y Análisis macroeconómico”, en *Estudios en Homenaje a Luis Ángel Rojo (vol. I), Políticas, Mercados e Instituciones Económicas*, J. Pérez, C. Sebastián y P. Tedde ,(eds.), Editorial Complutense, Madrid, 635-660.

- Espasa, A. y J.R. Cancelo, (1993), *Métodos Cuantitativos para el Análisis de la Coyuntura Económica*, Alianza Editorial, Madrid.
- Hendry, D. y C. Hubrich, 2007, “Forecasting aggregates by disaggregates”, Documento de Trabajo, Nuffield College, Oxford.
- Hendry, D.F. y H-M. Krolzig (2004), “automatic model selection: A new instrument for social science”. *Electoral Studies*, 23, 525-544.
- Hendry, D.F. y H-M. Krolzig (2005), “The properties of automatic Gets modelling”, *Economic Journal*, 115, C32-C61.
- Mariano, R. y Murasawa, Y. (2003) “A new coincident index of business cycles based on monthly and quarterly series”, *Journal of Applied Econometrics*, 18, 427-433.
- Martínez, J.M. y A. Espasa, “Caracterización del PIB español a partir de modelos univariantes no lineales”, *Revista Española de Economía*, v. 15, n. 3, págs. 325-354.
- Mínguez, R. y A. Espasa (2006) “A time series disaggregated model to forecast GDP in the Eurozone”, en Mazzi, G.L. y G. Savio (eds.), *Growth and Cycle in the Eurozone*, Palgrave, Hampshire.
- Stock, J. y Watson, M. (1991), “A probability model of the coincident economic indicators”, en K. Lahiri y G. Moore (eds.), *Leading Economic Indicators: New Approaches and Forecasting Records*, Cambridge University Press, Cambridge.
- Tena, J. de D. y Espasa, A. (2009) “Monthly interpolation and forecast of Spanish GDP and its components”, Documento de Trabajo, Departamento de Estadística, Universidad Carlos III, Madrid.