

Guisan, M.C. Modelos econométricos dinámicos y desarrollo económico. Documento nº 96. Año 2007

Econometrics. Faculty of Economics and Business. University of Santiago de  
Compostela, Spain.  
Working Paper Series Economic Development. No. 96  
2007

**Modelos econométricos dinámicos y desarrollo económico: Análisis del salario real, la productividad y el empleo en los países de la OCDE, 1965-2005**

GUISÁN, Maria-Carmen\*

First published December of 2007

**Abstract**

In order to analyse the propagation effect, which is of great importance in the analysis of dynamic relationships in studies of Economic Development, here we present a classification of dynamic models, having into account several situations retarding this important effect, including not only models with lags but also models without explicit lags but with propagation effect through one stock variable, as it happens in the case of the production function when real GDP is explained by the supply side of primary inputs. We present a comparison of several dynamic specifications, including models in levels, in first differences, mixed dynamic models and Error Correction Models, to wages, productivity, employment and GDP in Spain and other OECD countries. The main conclusion regarding the dynamic model specification is that the mixed dynamic model is a good choice for many econometric applications.

JEL classification: B41, C51, C52, O51, E2, E24, O52, O57

Keywords: Dynamic econometric models. Economic Development in OECD Countries. Employment and Production. Wages and Productivity. Mixed Dynamic Model.

Resumen: Analizamos el efecto propagación, que es de gran importancia en el análisis de relaciones dinámicas en estudios de desarrollo económico, y para ello presentamos una clasificación de los modelos dinámicos, teniendo en cuenta varias situaciones e incluyendo no sólo modelos con retardos sino también modelos sin retardos explícitos donde el efecto propagación se transmite a través de una variable stock, como es el caso de la función de producción cuando el PIB real es explicado por el lado de la oferta de inputs primarios. Presentamos una comparación de varias especificaciones dinámicas, incluyendo modelos en niveles, en primeras diferencias, dinámico mixto, y modelos de corrección de error, CE, aplicadas a los salarios, productividad, empleo y PIB en España y en otros países de la OCDE. La principal conclusión en relación con la especificación dinámica es que el modelo dinámico mixto es una buena elección en muchas aplicaciones econométricas.

Palabras clave: Modelos econométricos dinámicos. Desarrollo Económico en países de la OCDE. Empleo y Producción. Salarios y Productividad. Modelo dinámico mixto.

---

\* Maria-Carmen Guisán, Catedrática de Econometría, Facultad de Economía y Empresa, Universidad de Santiago de Compostela, España, [ecgs@usc.es](mailto:ecgs@usc.es)

Nota: Las secciones 2.3 y 2.4 son una versión actualizada de las secciones correspondientes a la misma numeración de Guisán(2001b).

## 1. Introducción

La sección 2.1 se refiere a modelos con retardos en la variable endógena y analiza el modelo de ajuste parcial bajo dos hipótesis: la habitual en la que el valor deseado de la variable endógena se expresa como un modelo dinámico en niveles y bajo una hipótesis menos frecuente, pero con frecuencia más interesante en la práctica, que es la de que el valor deseado de la variable endógena es explicado por un modelo dinámico mixto. Demostramos que de forma similar a la deducción del modelo en niveles a partir de un modelo de ajuste parcial en niveles, podemos obtener un modelo dinámico mixto a partir de un modelo de ajuste parcial expresado en forma de modelo dinámico mixto.

La sección 2.2 se refiere a los retardos en alguna de las variables explicativa, y además de analizar el modelo con retardos geométricos distribuidos en el tiempo, destaca la importancia de los modelos dinámicos sin retardos explícitos, con especial referencia al carácter dinámico de la función de producción y al papel del stock del capital físico (K) como variable explicativa en dicha función. Por lo que respecta al modelo con retardos geométricos demostramos que se puede expresar también en forma de modelo dinámico mixto y el modelo de retardos se expresa en función de un valor inicial y los incrementos sucesivos de la variable exógena.

La sección 2.3 Presenta una clasificación de modelos dinámicos en sentido estricto, cuya principal características es la existencia de *efecto propagación*, así como una definición de los modelos dinámicos en sentido amplio. Es importante en este sentido destacar que los modelos dinámicos en sentido estricto no siempre presentan retardos explícitos en las variables explicativas, pues los modelos en los que una de las variables exógenas es una variable stock son también dinámicos, pues los efectos de un cambio en esa variable exógena se transmiten a la endógena no sólo en el año o momento corriente sino también en numerosos momentos futuros.

La sección 2.4 comenta algunas cuestiones importantes para la especificación y evaluación de los modelos dinámicos.

Por ultimo la sección 3 presenta la estimación y selección de varios modelos dinámicos del empleo en España y del salario real con un pool, o conjunto de datos temporales y atemporales, de 6 países de la OCDE. Se incluyen en dicha sección muchas observaciones de interés respecto a la forma en que deben interpretarse los resultados de las distintas estimaciones y a la forma más adecuada de evaluar los modelos. Por último la sección 4 presenta las principales conclusiones.

## 2. Modelos dinámicos y desarrollo económico.

El desarrollo económico, como hemos visto en Guisán(2007) y en otros estudios, depende de factores de oferta y de demanda, y del equilibrio necesario en distintos mercados y sectores. Los modelos dinámicos, ya sean modelos con retardos explícitos, ya sean modelos sin retardos explícitos, como es el caso de la función de producción, son de gran importancia para analizar la evolución de la renta, el empleo, el salario real, la productividad y otras variables de gran relevancia para el desarrollo socio-económico de los países. Aquí analizamos algunos de los principales enfoques en el planteamiento de modelos dinámicos y las distintas clases de modelos dinámicos de acuerdo con varios criterios de clasificación.

## 2.1. Modelos dinámicos con retardos en la variable endógena.

El *modelo dinámico típico* es un modelo donde Y depende de una o más variables exógenas X y del valor retardado de Y:

$$\text{Modelo dinámico típico: } y_t = \beta_0 + \beta_1 x_t + \beta_2 y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (1)$$

Este modelo se ha estimado con mucha frecuencia, y se le han encontrado justificaciones en los enfoques de ajuste parcial y del modelo con retardos distribuidos de tipo geométrico. En el modelo de ajuste parcial se asume una función para el nivel “deseado” de la variable endógena,  $y_t^*$ , dado por la relación (2a) y un mecanismo de ajuste parcial que relaciona el nivel observado de  $y_t$  con su valor deseado mediante la relación (3):

$$\text{Modelo de ajuste parcial en niveles: } y_t^* = \beta_0 + \beta_1 x_t + \varepsilon_t \quad (2a)$$

$$\text{Mecanismo de ajuste parcial: } D(y_t) = \lambda D(y_t^*) \quad (3)$$

$$\text{Siendo: } D(y_t) = y_t - y_{t-1} \quad D(y_t^*) = y_t^* - y_{t-1}^* \quad 0 < \lambda < 1$$

Despejando  $y_t$  en (3) obtenemos (4) y sustituyendo  $y_t^*$  por el lado derecho de (2a) en (4) resulta (5a):

$$Y_t = \lambda y_t^* + (1 - \lambda) y_{t-1} \quad (4)$$

$$\text{Modelo dinámico típico: } y_t = \beta_0^* + \beta_1^* x_t + \beta_2^* y_{t-1} + \varepsilon_t^* \quad (5a)$$

$$\text{donde: } \beta_0^* = \lambda \beta_0; \quad \beta_1^* = \lambda \beta_1; \quad \beta_2^* = (1 - \lambda); \quad \varepsilon_t^* = \varepsilon_t - \lambda \varepsilon_{t-1}$$

Si  $\lambda$  es próximo a cero  $y_t$  se aproxima a  $y_{t-1}$  y el nivel deseado  $y_t^*$  apenas influye en  $y_t$ , y en cambio si  $\lambda$  es próximo a la unidad  $y_t$  coincide en alto grado con  $y_t^*$  e  $y_{t-1}$  apenas influye en  $y_t$ . Si la perturbación de (1) es un ruido blanco, la de (3) es un proceso de medias móviles de orden 1 (MA(1)).

$$\text{Si en vez de (2a) escribimos: } y_t^* = \beta_0 + \beta_1 D(x_t) + \beta_2 y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (2b)$$

La sustitución de (2b) en (4) resulta:

$$\text{Modelo dinámico mixto: } y_t = \beta_0^* + \beta_1^* D(x_t) + \beta_2^* y_{t-1} + \varepsilon_t^* \quad (5b)$$

$$\beta_0^* = \lambda \beta_0; \quad \beta_1^* = \lambda \beta_1; \quad \beta_2^* = \lambda \beta_2 + 1 - \lambda = 1 + (\beta_2 - 1) \lambda; \quad \varepsilon_t^* = \varepsilon_t - \lambda \varepsilon_{t-1}$$

Si  $\beta_2$  es próximo a la unidad, entonces  $\beta_2^*$  también será próximo a la unidad y el modelo dinámico mixto dado por (5b) se convertiría en un modelo en primera diferencias o modelo dinámico en incrementos:

$$\text{Modelo dinámico en incrementos: } D(y_t) = \beta_0^* + \beta_1^* D(x_t) + \varepsilon_t^* \quad (5c)$$

## 2.2. Modelos dinámicos con retardos en alguna variable exógena.

Un modelo que se utiliza con frecuencia es el que asume que los efectos de una variable explicativa  $x_t$  en distintos momentos del tiempo influyen en  $y_t$  de la siguiente forma:

$$\text{Modelo de retardos distribuidos: } y_t = \alpha_0 + \beta_0 x_t + \beta_1 x_{t-1} + \beta_2 x_{t-2} + \dots + \beta_{n+1} x_{t-n-1} + \varepsilon_t \quad (6a)$$

Se asume que los parámetros son menores a medida que nos alejamos del momento  $t$ , siguiendo un esquema geométrico:  $\beta_i = \beta_0 \lambda^i$  para  $i = 0, 1, 2, \dots, n+1$  (7)

Se asume que  $(n+1)$  es un número relativamente alto, de forma que  $\lambda^{n+1}$  toma un valor próximo a cero, siendo  $\lambda$  un parámetro comprendido entre cero y la unidad, podemos aplicar la transformación de Koyck y expresar  $y_t$  como un modelo dinámico típico:

La transformación de Koyck consiste en restar a  $y_t$  en la relación (6) su valor retardado multiplicado por un parámetro  $\lambda$ , de forma que se obtiene:

$$y_t - \lambda y_{t-1} = \alpha_0 (1 - \lambda) + \beta_0 x_t + \beta_0 \lambda x_{t-1} - \beta_0 \lambda x_{t-1} + \beta_0 \lambda^2 x_{t-2} - \beta_0 \lambda^2 x_{t-2} + \dots + \beta_0 \lambda^n x_{t-n} - \beta_0 \lambda^n x_{t-n} + \varepsilon_t^* \quad (8)$$

donde  $\varepsilon_t^* = \varepsilon_t - \lambda \varepsilon_{t-1}$

Despejando  $y_t$  en (8) obtenemos un modelo dinámico típico en el que, si  $\varepsilon_t$  sigue un ruido blanco, la perturbación  $\varepsilon_t^*$  sigue un proceso MA(1):

$$\text{Modelo dinámico típico: } y_t = \alpha_0 (1 - \lambda) + \beta_0 x_t + \lambda y_{t-1} + \varepsilon_t^* \quad (9a)$$

Si en (6) expresamos la variable exógena en todos los momentos del tiempo en primeras diferencias, excepto en el momento  $(n+1)$  en el que la variable  $x_{t-n-1}$  se expresa en niveles, en la relación (8) la variable exógena estaría en primeras diferencias y obtendríamos el siguiente modelo dinámico mixto.

$$\text{Modelo dinámico mixto: } y_t = \alpha_0 (1 - \lambda) + \beta_0 D(x_t) + \lambda y_{t-1} + \varepsilon_t^*$$

### Modelos dinámicos sin retardos explícitos

En los estudios de desarrollo económico es muy importante tener en cuenta el importante efecto dinámico de las variables explicativas del tipo *stock*. Es un error considerar que los modelos dinámicos tienen que tener retardos explícitos en el regresando o en los regresores. Hay modelos dinámicos muy importantes, como la función de producción, en los que no hay retardos explícitos, pero sí implícitos a través de la variable *stock* de capital (K), como analizaremos más adelante. El stock de capital humano, medido por el nivel educativo de la población tiene mucha importancia también para explicar el grado de desarrollo económico de un país o una región.

### 2.3. Concepto y clases de modelos dinámicos

En las publicaciones econométricas se habla mucho de modelos dinámicos pero existe cierta confusión en el uso habitual del término y por ello es importante clarificar esta cuestión.

En el Cuadro 1 presentamos una clasificación de los modelos dinámicos en sentido estricto y en el Cuadro 2 la de los modelos que no son dinámicos en el sentido estricto aquí considerado pero que son dinámicos en un sentido amplio utilizado con frecuencia en diversos estudios econométricos. En ambos casos indicamos algunos ejemplos correspondientes a las distintas clasificaciones.

<b>Cuadro 1</b>	
Clasificación de los modelos dinámicos en sentido estricto (con <i>efecto propagación</i> : cambios en una exógena X se transmiten a Y a través del tiempo)	
1.- Según la persistencia del efecto: amortiguados y no amortiguados.	
2.- Según el tipo de retardos:	
a) autorregresivos, cuando, además de alguna variable exógena, figura el regresando retardado como variable explicativa: $Y=f(X, Y(-1))$	
b) con retardos en alguna variable exógena, de tipo infinito o muy numerosos, los cuales mediante la transformación de Koyck equivalen a los autorregresivos.	
c) sin retardos explícitos en la relación principal pero implícitos a través de una variable stock o de una relación auxiliar: $Y=f(X)$ con X variable stock y/o $X=f(Z, Y(-1))$	
3.- Según la dirección de la relación causal:	
a) unidireccionales: $Y= f(X, Y(-1))$ o $Y=f(X)$ con X variable stock, siendo en ambos casos X independiente de Y(-1).	
b) bidireccionales superdinámicos: $Y=f(X, Y(-1))$ ó $Y=f(X)$ con X variable stock y, en ambos casos, $X =f(Z, Y(-1))$ .	
c) otros bidireccionales: $Y=f(X)$ , X no stock y $X=f(Z, Y(-1))$	
4.- Por la forma de expresar la relación funcional entre las variables:	
a) dinámico en niveles: $Y=f(X, Y(-1))$	
b) dinámico en incrementos simple, sin efecto CE: $Y=f(DY(-1), DY(-2), DX, DX(-1), DX(-2))$	
c) dinámico en incrementos con efecto CE, sin y con inclusión de DX:	
c1) $DY=f(DY(-1), DY(-2), DX(-1), DX(-2), \hat{u}(-1))$	
c2) $DY=f(DY(-1), DY(-2), DX, DX(-1), DX(-2), \hat{u}(-1))$	
d) dinámico mixto, en nivel y en incremento: $Y=f(DX, Y(-1))$	

Nota: Una variable stock es aquella cuyo valor es acumulativo a través del tiempo, por ejemplo el stock de capital físico en la función de producción. La letra D indica incremento:  $DX= X_t - X_{t-1}$ . CE significa corrección del error y el residuo  $\hat{u}$  en el modelo CE es el residuo de la estimación MCO de la denominada relación a largo plazo:  $Y = f(X)$ .

Denominamos modelos dinámicos en sentido estricto a aquellos en los que la variación de una variable explicativa en un momento del tiempo supone un impacto sobre la variable explicada en numerosos momentos futuros. El impacto inicial se transmite a través de un efecto propagación y afecta de forma importante a la evolución de la variable explicada durante numerosos períodos de tiempo. La relación dinámica puede ser unilateral o bilateral.

No consideramos dinámicos en sentido estricto a aquellos modelos como los Arima y los Var que no incluyen ninguna variable exógena explicativa, y que por lo tanto no son causales y no permiten medir el efecto propagación. En el contexto de un modelo VAR a veces se analizan efectos dinámicos de determinados *shocks*, o impulsos, proporcionados por un acontecimiento externo que incrementa en un determinado momento del tiempo el valor de alguna de las variables del modelo, lo que equivale a incorporar una variable exógena de tipo variable ficticia, y por lo tanto el modelo VAR con variable ficticia puede considerarse como un modelo que es también dinámico en sentido estricto, pues permite analizar la propagación del efecto de una variable exógena a través del tiempo.

## Cuadro 2

Modelos dinámicos en sentido amplio (incluyen retardos) que no son dinámicos en sentido estricto (sin efecto propagación)

1.- Modelos autorregresivos no causales:

a) Uniecuacional: Modelo Arima:  $Y = f(Y(-1), Y(-2) \dots)$

b) Multiecuacional: Modelo Var, con dos o más ecuaciones, sin exógenas.

$$Y = f(X(-1), X(-2), Y(-1), Y(-2) \dots)$$

$$X = f(X(-1), X(-2), Y(-1), Y(-2))$$

En los modelos de este grupo no hay ninguna variable exógena y por lo tanto no hay efecto propagación. Cuando en el contexto de estos modelos se incluye el efecto de un shock, impacto determinado por algún cambio exógeno, equivale a incluir una variable ficticia con un efecto en un momento determinado, y se puede analizar la propagación de ese efecto. En el caso de incluir alguna variable ficticia ya estaríamos en presencia de una variable exógena y por lo tanto el modelo sería también dinámico en sentido estricto.

2.- Modelos causales con algún retardo en X pero sin efecto propagación:

$$Y = f(X, X(-1), X(-2)), \text{ con } X \text{ independiente de } Y, Y(-1), Y(-2), \dots$$

Este grupo está formado por modelos con un número muy pequeño de retardos. Si los retardos fuesen numerosos el modelo podría expresarse como un modelo dinámico típico como hemos visto en la sección 2.2 y por lo tanto sería dinámico en sentido estricto ya que el efecto propagación se extendería por numerosos momentos del tiempo.

La propagación es con frecuencia de tipo amortiguado, de forma que el efecto es cada vez menor a medida que nos alejamos del momento del impacto inicial. Algunos libros sólo analizan modelos dinámicos de este tipo y excluyen los de tipo no amortiguado, en los que el efecto puede ser constante, o incluso creciente, a través del tiempo, pero nosotros consideramos que también deben analizarse ya que se presentan en la realidad económica y en concreto en el tema del desarrollo económico.

Denominamos modelos autorregresivos a los que presentan entre las variables explicativas valores retardados de la variable endógena y modelos con retardos en las exógenas, o abreviadamente modelos con retardos, a los que la presentan en las exógenas. Ambas circunstancias pueden darse también conjuntamente en un mismo modelo. Los modelos autorregresivos sólo son dinámicos en sentido estricto si son causales, es decir si incluyen alguna variable exógena como explicativa.

Existen algunos importantes modelos dinámicos no amortiguados, en los que el efecto de la variable exógena puede tener un carácter permanente, que no tiende a disminuir con el paso del tiempo, bien de carácter constante o de carácter creciente. Algunos modelos basados en la función de producción pueden transmitir efectos creciente no amortiguados durante numerosos períodos a través del incremento del stock de capital.

En este libro denominamos modelos superdinámicos a los modelos en los que un incremento exógeno en X provoca un efecto duradero en Y, durante numerosos períodos, y además presentan una relación bilateral en la que el incremento de Y influye en el comportamiento futuro de X. Son modelos en los que  $X=f(Y(-1))$  y la relación de Y con X es del tipo:  $Y=f(X, Y(-1))$  o  $Y=f(X)$  con X variable stock.

En un sentido amplio nosotros consideraremos dinámicos a todos los que lo son en sentido estricto y también a los que lo son en sentido amplio, es decir a todos los que figuran en los Cuadros 2 y 3.

Cuando entre las variables explicativas figura una variable stock, como el stock de capital físico disponible en una función de producción, hay que tener en cuenta que el modelo es dinámico aunque no figuren explícitamente retardos en la relación principal, ya que existe relación causal y efecto propagación, de forma que los impulsos que provoca el incremento del stock se transmite a Y en numerosos momentos futuros del tiempo.

#### **2.4.- Especificación y selección de modelos dinámicos**

Para seleccionar un modelo dinámico generalmente podemos estimar varias especificaciones alternativas, considerando por ejemplo las opciones del apartado 4 del Cuadro 2 respecto a la forma de la relación, e interpretar los resultados teniendo en cuenta, como en los demás modelos, cuestiones como la cointegración, la bondad del ajuste, la significatividad de los parámetros y la capacidad predictiva. También es muy importante realizar análisis de causalidad como se indica en Guisán(2007) y en otros estudios, y otros contrastes interesantes de especificación como los que se mencionan en Guisán(1997) y en otros textos de metodología econométrica.

### *Cointegración y estacionariedad*

Para seleccionar la especificación más adecuada generalmente se tiene en cuenta, como en los modelos no dinámicos, el análisis de cointegración para saber si se cumple la hipótesis de que la perturbación es estacionaria.

La perturbación de un modelo econométrico no necesita ser ruido blanco y puede seguir cualquier proceso ARMA (p,q) pero es muy conveniente que sea estacionaria, pues en caso de no serlo la esperanza matemática, y/o la varianza, de  $u$  podría aumentar a lo largo del tiempo de forma que la trayectoria de la variable dependiente y la de la variable explicativa  $X$  se alejarían y el modelo no explicaría correctamente la evolución de  $Y$ .

En general la perturbación es estacionaria y en modelo con datos anuales es también muy frecuente que la perturbación sea además de estacionaria un ruido blanco, es decir un ARMA (0,0). Si  $p$  y/o  $q$  es distinto de cero, lo que se deduce del análisis de los residuos del modelo, se vuelve a estimar el modelo por un método máximo-verosímil que incluye la consideración de la perturbación como un proceso ARMA.

En caso de que la perturbación no sea estacionaria en un modelo en niveles puede ocurrir que se convierta en estacionaria si reformulamos el modelo como dinámico mixto, como se indica en Guisán (1999), (2001b) y (2002).

Algunos autores como Granger y Newbold (1976) destacaron el problema que se presenta en series temporales a causa de las numerosas correlaciones existentes entre distintas variables que siguen tendencias temporales, tanto si se deben a la causalidad como a la casualidad. Destacaron el peligro de aceptar como causales relaciones no causales, a las que denominaron espurias, y señalaron que éstas últimas podían presentar parámetros significativos y elevada bondad del ajuste en casos en que el modelo estaba mal especificado y tenía una perturbación no estacionaria. En nuestra opinión este problema es en general fácil de resolver cuando los investigadores econométricos tienen conocimientos teóricos y aplicados de la economía real. Más complicado resulta distinguir en ocasiones el sentido de la causalidad, como se indica en Guisán(2007).

Posteriormente Granger (1981) y Engle y Granger (1987) desarrollaron la teoría de la cointegración, proponiendo el test EG que según estos autores permitiría distinguir claramente las regresiones causales de las espurias. Otro test de cointegración que se utiliza con frecuencia es el ADF o test aumentado de Dickey y Fuller.

En este enfoque se considera que la perturbación aleatoria cumple la condición de ser estacionaria si la variable endógena del lado izquierdo del modelo está cointegrada con la variables constituida por la función lineal existente entre las variables explicativas en la parte determinista del modelo. Se dice que ambas variables están cointegradas si son integradas del mismo orden y además su diferencia es integrada de orden cero, de forma que esa diferencia, que es la perturbación aleatoria del modelo, es estacionaria.

Muchos autores piensan que se le ha dado una importancia exagerada al tema de la cointegración, ya que en la práctica no es tan frecuente que se confundan relaciones causales con las espurias ya que los conocimientos de las teorías y de la realidad

económica evitan casi siempre ese problema. Además los tests propuestos tienen muchos problemas en la forma en que habitualmente se aplican.

Efectivamente este enfoque tiene muchas limitaciones como se señala en Maddala (1992) y Guisán (1999) y no se puede aplicar en los rígidos términos con los que generalmente se aplica. En este último trabajo se analiza la causalidad y cointegración con datos de los países de la OCDE llegando a la conclusión de que los tests de cointegración son con frecuencia poco útiles ya que pueden aceptar como causales relaciones espurias y aceptar como espurias relaciones causales.

En este sentido hay que tener en cuenta que la perturbación es generalmente estacionaria en los modelos econométricos que se basan en relaciones lógicas entre las variables económicas, y por lo tanto el peligro de regresiones espurias casi no existe en la práctica si el econométra tiene amplios conocimientos de Economía.

En algunos casos puede haber un pequeño problema de no estacionariedad si la alguna variable del modelo dinámico en niveles tiene un orden de integración mayor que las otras pero eso tiene fácil solución expresando esa variable en incrementos en vez de en niveles.

En cualquier caso los tests de cointegración se utilizan con frecuencia de forma inadecuada, ya que se suelen aplicar considerando sólo dos opciones: aceptación de la cointegración o rechazo, sin tener en cuenta que en el test EG con frecuencia el resultado es de incertidumbre con evidencia muy fuerte a favor de la aceptación. No es lógico que se aplique de esa manera, rechazando cuando hay incertumbre bastante favorable a la aceptación, y por lo tanto debe ser utilizado con precaución.

En la práctica puede ser conveniente aplicar el test ADF a los residuos del modelo estimado y considerar que la perturbación es estacionaria si dicho test permite rechazar la hipótesis de no cointegración. Este test es más favorable que el test EG para reconocer un modelo causal y por lo tanto su utilización tiene un peligro menor que el EG de considerar espurias regresiones que son causales. En caso de utilizar el test EG es importante tener en cuenta las situaciones de incertidumbre y si en estas existe un grado de evidencia importante hacia la hipótesis de cointegración.

Si el test ADF no permite rechazar la no cointegración, con evidencia favorable a la no cointegración, es preferible reformular la especificación del modelo, analizando para ello los ordenes de integración de las variables explicativas y transformando las que dificulten la cointegración de niveles a primeras diferencias, en caso de que las consideremos relevantes para la explicación de Y, o eliminándolas del modelo en caso de que no exista una clara evidencia de su relevancia.

Muchas veces la condición de cointegración se cumple con más facilidad en el modelo dinámico mixto que en el modelo dinámico en niveles y por lo tanto en esos casos puede ser preferible la selección del modelo dinámico mixto, aunque en ocasiones los valores de los parámetros y su significatividad resultan mejores en el modelo en niveles.

### *Elección de la forma funcional del modelo dinámico*

Durante mucho tiempo la forma generalmente elegida por los economistas que seguían el desarrollo metodológico de la corriente econométrica principal, basado en las aportaciones de la Cowles Comisión, era el de modelos dinámicos en niveles. Posteriormente algunos autores como Nelson y Plosser (1982) consideraron que era preferible estimar el modelo dinámico en incrementos para evitar que, en algunos casos, la perturbación fuese no estacionaria, ya que si ello ocurría en el modelo en niveles el problema desaparecía en el modelo en incrementos.

Sin embargo está no fué una solución generalmente útil, ya que los modelos en incrementos con frecuencia proporcionan malos resultados al eliminar información importante de la relación a largo plazo entre las variables. Recibieron críticas de varios autores y en especial de Maddala (1992) y su uso disminuyó de forma notable.

El modelo EC propuesto por Engle y Granger y seguido por muchos autores, permite tener en cuenta la relación a largo plazo y también variaciones a corto plazo. En general los modelos EC funcionan mejor en la versión contemporánea, en la cual se considera el impacto del incremento contemporáneo de la exógena, incluyendo la variable  $Dx$  en la relación a corto plazo. Los modelos EC en versión no contemporánea sólo incluyen incrementos retardados en la relación a corto plazo, si bien tienen en cuenta en parte la causalidad contemporánea en la relación a largo plazo.

El modelo dinámico mixto también es interesante y tiene mucha lógica, ya que distingue entre el efecto de los valores anteriores de las exógenas, que se transmiten al modelo a través del valor de la endógena retardada y de los incrementos de dichas exógenas en el período corriente. Sus resultados son genralmente tan buenos como los del modelo EC.

En general parece existir una preferencia en la actualidad por los modelos que combinan niveles y retardos, como el modelo CE y el modelo dinámico mixto, pero no siempre son mejores que el modelo dinámico en niveles. En general todos ellos son mejores que el modelo dinámico en incrementos, pero en algunos casos también pueden obtenerse buenos resultados con modelos en incrementos. Un modelo dinámico mixto se convierte en un modelo de incrementos en el caso de que el valor del parámetro de la endógena retardada sea igual a la unidad.

En el caso de la estimación del modelo dinámico en niveles en el que  $Y=f(X, Y(-1))$  hay que distinguir el *efecto a corto plazo del efecto a largo plazo*, como se explica en Guisán (1997) p.146. En caso de que el coeficiente de  $Y(-1)$  sea menor que la unidad, lo que ocurre con frecuencia, el efecto a largo plazo de  $X$  sobre  $Y$  viene medido por el coeficiente de  $X$  dividido por la diferencia entre 1 y el coeficiente de  $Y(-1)$ . Es decir si el modelo incluye  $(k-1)$  variables exógenas y el regresando retardado como  $k$ -ésimo regresor, entonces los efectos de cada  $X_{it}$  son:

*Efecto a corto plazo:*  $\beta_i$  para  $i=1,2,\dots,(k-1)$

*Efecto a largo plazo:*  $\beta_i / (1 - \beta_k)$  Si  $0 < \beta_k < 1$

En la elección de la forma funcional es importante tener en cuenta la bondad del ajuste y la significatividad de los parámetros. También es conveniente que las relaciones de multicolinealidad, u otros problemas, no subestimen o sobreestimen los valores de los parámetros y que los coeficientes estimados tengan valores realistas.

Es importante destacar que la bondad del ajuste en el caso de que comparemos modelos con la variable explicada en niveles (Y) con modelos con la variable en primeras diferencias (D(Y)) no debe compararse con el coeficiente de determinación ajustado de Y con el coeficiente de determinación ajustado de D(Y), pues en su cálculo interviene la SCT (suma de cuadrados totales de la variable endógena) la cual no es comparable si en un caso se trata de SCT de Y y en otro de la SCT de D(Y). En ese caso se debe utilizar el error Standard (S.E.) u otros indicadores que no se ven afectados por el hecho de que la variable endógena esté en niveles o en primeras diferencias.

#### *Evaluación de la capacidad predictiva*

Además de los estadísticos y contrastes que figuran en las secciones indicadas del Capítulo 8 de Guisán (1997) los programas econométricos incluyen generalmente los gráficos CUSUM Y CUSUMQ para evaluar los modelos en función de su capacidad de predicción. La instrucción Forecast del programa E-Views nos presenta algunas medidas de la capacidad predictiva como el MAPE y el estadístico de Theil.

Estos contrastes se basan en los residuos recursivos, entendiendo por residuo recursivo en el momento t, el error que corresponde a la predicción del momento t con el modelo estimado hasta el momento t-1:

$$e_t = y_t - x'_t b_{t-1} \quad \text{para } t = (k+2), (k+3), \dots, T$$

siendo  $b_{t-1}$  el vector de estimadores MCO obtenidos con la muestra de tamaño t-1.

El estadístico CUSUM tiene la siguiente fórmula:

$$W_t = \sum_{i=k+2}^t w_i \quad \text{para } t = (k+2), (k+2), \dots, T$$

siendo  $w_t$  el error de predicción en el momento t estandarizado, es decir restada su esperanza matemática, que es cero, y dividido por su desviación típica estimada:

$$w_t = e_t / s_{et} \quad \text{error de predicción estandarizado}$$

$$s_{et} = s (1 + x'_t (X'_{t-1} X_{t-1})^{-1} x_t)^{1/2} \quad \text{desviación típica estimada del error de predicción}$$

$s^2 = \text{SCE}/T$  estimador consistente de la varianza de la perturbación

El estimador de la varianza de la perturbación es único para toda la muestra, es decir la SCE que figura en el numerador corresponde a la regresión efectuada con la muestra de tamaño T. Es el estimador consistente de la varianza de la perturbación e interviene en la fórmula de la varianza estimada del error de predicción.

Si el modelo tiene una especificación correcta y parámetros estables, al modificar el tamaño de la muestra, el estadístico  $W_t$  toma valores próximos a cero y tiende a no sobrepasar las bandas entre las que debe oscilar.

El estadístico CUSUMQ es el cociente entre los cuadrados de  $W_t$  y  $W_T$ , y por lo tanto su valor estará comprendido entre cero y uno, y no debe, generalmente, sobrepasar las bandas que establecen sus límites de oscilación.

En la próxima sección seleccionamos un modelo dinámico para el empleo no agrario en España y analizamos la bondad del ajuste, la cointegración, la significatividad de los parámetros y la capacidad predictiva. También comparamos la bondad del ajuste para la selección de un modelo dinámico que relaciona el salario real con la productividad del trabajo en seis países de la OCDE.

### 3. Modelos dinámicos del empleo y el salario real.

Presentamos a continuación la estimación de modelos dinámicos de empleo no agrario en España, y de modelos del salario real estimados con un pool de seis países de la OCDE. Un análisis más detallado de los modelos de empleo se puede ver en el Documento nº 77 de esta serie (Guisan(2004))y en otros estudios citados en la bibliografía. En dicho documento se comparan modelos de empleo basados en la ecuación de producción, la ecuación de productividad, la ecuación de mantenimiento del tipo de beneficio deseado, junto a otras especificaciones.

#### 3.1. Estimación de modelos dinámicos de empleo, 1960-2005

Los gráficos 1 y 2 muestran, respectivamente, la evolución de las tasas de empleo total y de empleo no agrario en España, en comparación con los quince países que componían la Unión Europea antes del año 2004 (UE15) y con Estados Unidos. Las tasas están expresadas en porcentaje respecto a la población total de cada país o conjunto de países. Los datos han sido elaborados a partir de las estadísticas de la OCDE.

Gráfico 1. Tasa de empleo total

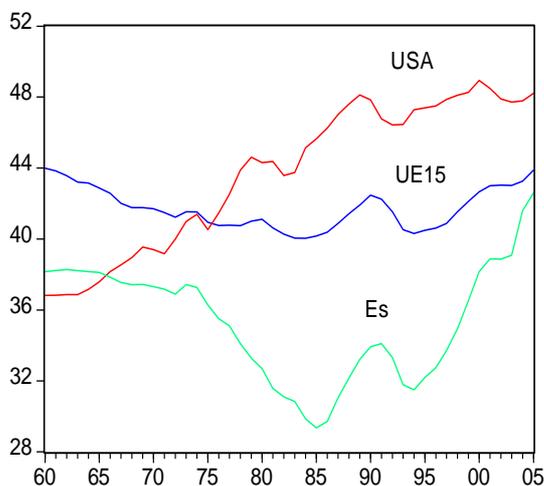
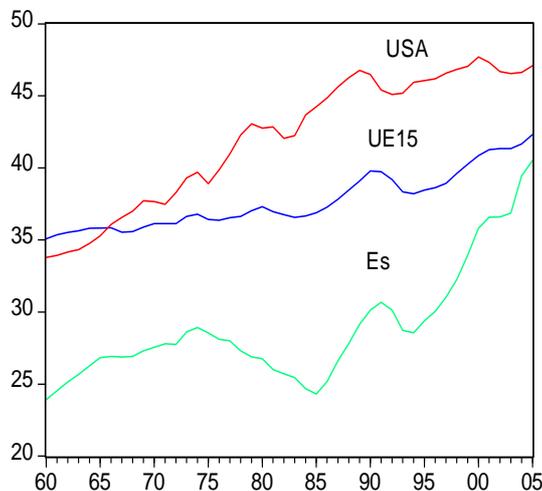


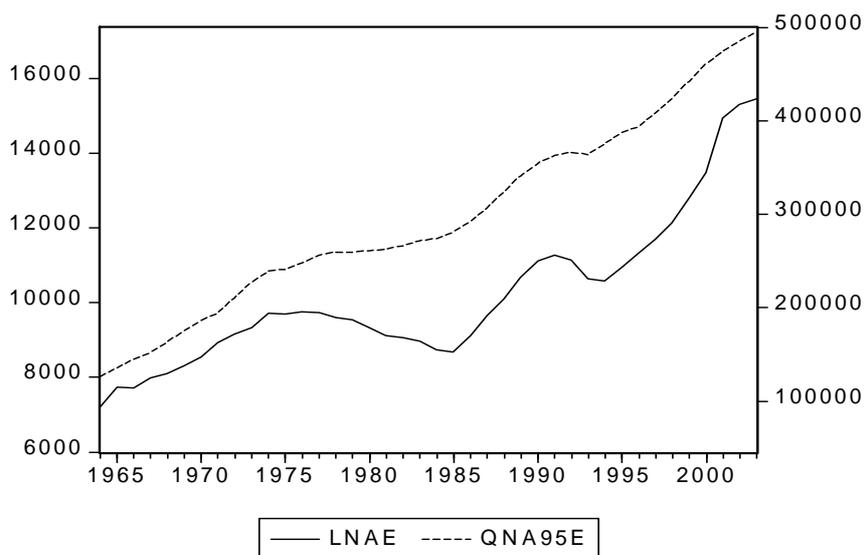
Gráfico 2. Tasa de empleo no agrario



Fuente: Elaboración propia a partir de OECD: Labour Force Statistics, para los datos de empleo y del OECD: National Accounts Statistics, para los datos de población.

El gráfico 3 muestra la evolución del empleo y del valor añadido no agrario de España expresados, respectivamente, en miles de personas y en millones de Euros (según el tipo de cambio pesetas/Euro de la entrada en vigor del Euro), a precios de 1995.

Gráfico 3. Empleo y el Valor Añadido real no agrarios de España



Observamos que en períodos de alto crecimiento de QNA el empleo también crece, mientras que en períodos de escaso crecimiento de QNA el empleo se estanca y en períodos de estancamiento de QNA el empleo decrece.

Presentamos ahora una estimación de modelos dinámicos del empleo no agrario de España, LNAE.

Modelo 1. LNAE. Modelo en niveles

Dependent Variable: LNAE		Sample: 1965 2002		
Method: Least Squares		Included observations: 38		
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-266.2713	492.0438	-0.541154	0.5918
QNA95E	1.243690	1.564183	0.795105	0.4319
LNAE(-1)	1.011299	0.090185	11.21360	0.0000
R-squared	0.970276	Mean dependent var	10134.84	
Adjusted R-squared	0.968577	S.D. dependent var	1827.821	
S.E. of regression	324.0082	Akaike info criterion	14.47507	
Sum squared resid	3674345.	Schwarz criterion	14.60435	
Log likelihood	-272.0264	F-statistic	571.2448	
Durbin-Watson stat	0.832334	Prob(F-statistic)	0.000000	

Nota: Presenta varios problemas: 1) el coeficiente de QNA no es significativo y debería de serlo. 2) El coeficiente del regresando retardado es mayor que la unidad y, en este caso, debería de ser menor. 3) Hay autocorrelación. En conjunto no es una especificación correcta.

## Modelo 2. LNAE. Modelo en incrementos

Dependent Variable: D(LNAE)

Method: Least Squares

Sample: 1965 2002

Included observations: 38

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
D(QNA95E)	28.70232	3.752533	7.648787	0.0000
R-squared	0.457609	Mean dependent var		214.5723
Adjusted R-squared	0.457609	S.D. dependent var		343.8170
S.E. of regression	253.2116	Akaike info criterion		13.93229
Sum squared resid	2372296.	Schwarz criterion		13.97539
Log likelihood	-263.7135	Durbin-Watson stat		1.173749

## Modelo 3. LNAE. Relación a largo plazo del modelo CE sin corregir autocorrelación.

Dependent Variable: LNAE

Method: Least Squares

Sample: 1965 2002

Included observations: 38

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	4901.866	364.1363	13.46163	0.0000
QNA95E	17.64897	1.169582	15.08998	0.0000
R-squared	0.863485	Mean dependent var		10134.84
Adjusted R-squared	0.859693	S.D. dependent var		1827.821
S.E. of regression	684.6573	Akaike info criterion		15.94691
Sum squared resid	16875204	Schwarz criterion		16.03310
Log likelihood	-300.9913	F-statistic		227.7074
Durbin-Watson stat	0.165713	Prob(F-statistic)		0.000000

## Modelo 3.1. LNAE. Relación a corto plazo, modelo CE no contemporáneo

Dependent Variable: D(LNAE)

Method: Least Squares

Sample(adjusted): 1966 2002

Included observations: 37 after adjusting endpoints

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-187.8790	79.27916	-2.369841	0.0238
D(LNAE(-1))	0.330464	0.178586	1.850442	0.0732
D(ZQNA95E(-1))	33.78704	9.964315	3.390805	0.0018
UF(-1)	-0.134418	0.069468	-1.934957	0.0616
R-squared	0.624566	Mean dependent var		206.1853
Adjusted R-squared	0.590436	S.D. dependent var		344.5961
S.E. of regression	220.5319	Akaike info criterion		13.73177
Sum squared resid	1604933.	Schwarz criterion		13.90592
Log likelihood	-250.0377	F-statistic		18.29942
Durbin-Watson stat	1.916539	Prob(F-statistic)		0.000000

Modelo 3.2. LNAE. Relación a corto plazo, modelo CE contemporáneo  
 Dependent Variable: D(LNAE2)  
 Method: Least Squares  
 Sample(adjusted): 1966 2002  
 Included observations: 37 after adjusting endpoints

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-191.7443	66.86072	-2.867816	0.0072
D(LNAE2(-1))	0.424805	0.138062	3.076926	0.0042
D(ZQNA95E)	32.29064	7.484459	4.314358	0.0001
UF(-1)	-0.078982	0.067396	-1.171912	0.2496
R-squared	0.676328	Mean dependent var	206.1853	
Adjusted R-squared	0.646904	S.D. dependent var	344.5961	
S.E. of regression	204.7657	Akaike info criterion	13.58342	
Sum squared resid	1383656.	Schwarz criterion	13.75757	
Log likelihood	-247.2932	F-statistic	22.98504	
Durbin-Watson stat	2.214216	Prob(F-statistic)	0.000000	

Modelo 3.3. Relación a largo plazo del modelo CE con corrección de la autocorrelación

Dependent Variable: LNAE2  
 Method: Least Squares  
 Sample: 1965 2002  
 Included observations: 38

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-12172.52	10144.93	-1.199862	0.2383
ZQNA95E	44.43578	6.674459	6.657585	0.0000
AR(1)	0.978071	0.015757	62.07075	0.0000
R-squared	0.985639	Mean dependent var	10134.84	
Adjusted R-squared	0.984819	S.D. dependent var	1827.821	
S.E. of regression	225.2114	Akaike info criterion	13.74761	
Sum squared resid	1775207.	Schwarz criterion	13.87690	
Log likelihood	-258.2046	F-statistic	1201.091	
Durbin-Watson stat	1.778068	Prob(F-statistic)	0.000000	
Inverted AR Roots	.98			

Modelo 4. LNAE. Modelo Dinámico Mixto

Dependent Variable: LNAE  
 Method: Least Squares  
 Sample: 1965 2002  
 Included observations: 38

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
D(ZQNA95E)	41.60019	7.259536	5.730419	0.0000
LNAE(-1)	0.983831	0.007902	124.5009	0.0000
R-squared	0.982808	Mean dependent var	10134.84	
Adjusted R-squared	0.982331	S.D. dependent var	1827.821	
S.E. of regression	242.9653	Akaike info criterion	13.87491	
Sum squared resid	2125158.	Schwarz criterion	13.96110	
Log likelihood	-261.6233	Durbin-Watson stat	1.452758	

Nota: Buenos resultados: 1) Bajo valor de S.E., significatividad de los coeficientes, 2) valor del coeficiente de LNAE ligeramente menor que la unidad como es esperable en este caso, 3) no hay autocorrelación y además el test ADF permite aceptar la estacionariedad de la perturbación y que es una relación cointegrada.

En el Modelo 1 el coeficiente de QNA no resulta significativo debido a que existe un alto grado de multicolinealidad. El efecto a largo plazo de QNA sobre LNA en el modelo en niveles no se puede calcular en este caso con la fórmula habitual, indicada en la sección 2.4, debido a que el coeficiente estimado del regresando retardado es mayor que la unidad.

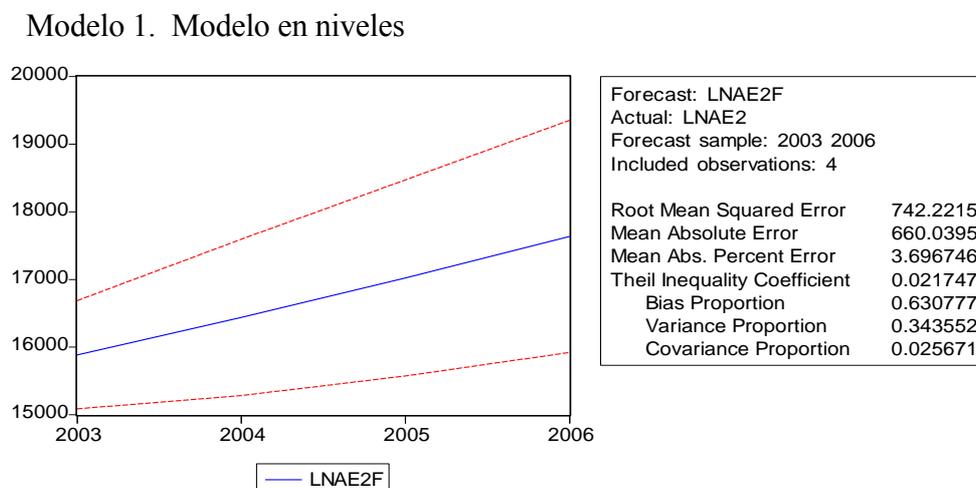
El modelo dinámico mixto presenta resultados más realistas, ya que LNAE(-1) tiene un coeficiente significativamente menor que la unidad, de forma que explica por qué el empleo tiende a disminuir o a estancarse cuando no se incrementa de forma suficiente el Valor Añadido real no agrario (QNA). El coeficiente del incremento de QNA es 41, lo que significa que un incremento de un millón de Euros en el Valor Añadido real no agrario implica, según el modelo estimado, un incremento de 41 mil empleos y por lo tanto se necesitan 24 mil Euros, a precios de 1995, de Valor Añadido real no agrario en promedio por cada empleo.

En este ejemplo los modelos 3.3, 3.2, 4 y 3.1 son los que tienen una mejor bondad del ajuste, teniendo en cuenta el menor valor de S.E. En general los modelos 3.2 y 4 son los que proporcionan mejores resultados, pero no así el modelo 3.1, el cual proporciona con frecuencia peores resultados que el modelo 4. En este caso el coeficiente estimado para el efecto de QNA sobre LNA es muy parecido en los modelos 3.3 y 4, pero con frecuencia el modelo 4 resulta mejor que el modelo 3.3 en este sentido, ya que la corrección de la autocorrelación a veces distorsiona los valores de los coeficientes estimados.

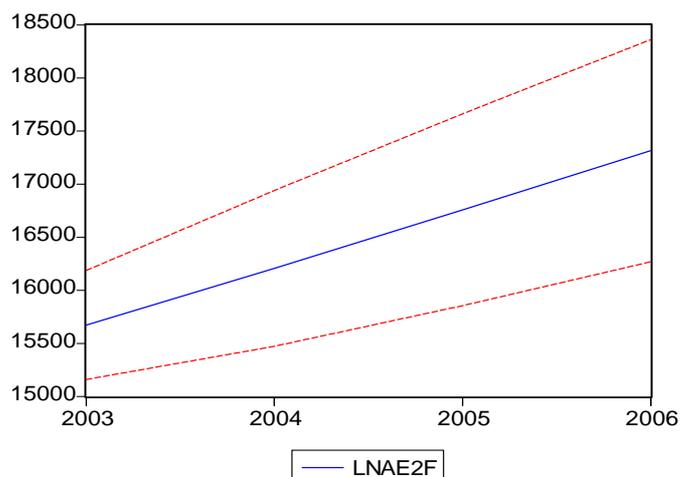
El modelo dinámico mixto es con frecuencia preferible a los demás por su sencillez de cálculo respecto al modelo CE, por su mayor bondad del ajuste respecto a los modelos en niveles y en incrementos, y en también respecto al model CE no contemporáneo, y porque con gran frecuencia sus variables cointegran mejor que las de los modelos en niveles o en incrementos.

### *Comparación de la capacidad predictiva*

Comparamos la capacidad predictiva de varios modelos con la instrucción Forecast del programa E-Views en el período 2003-2006.

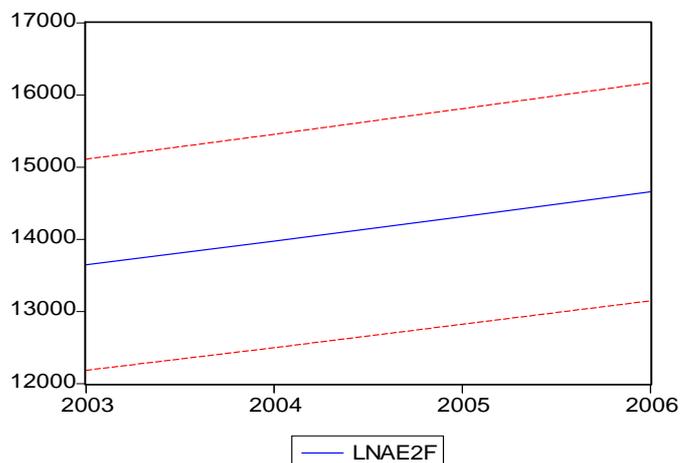


### Modelo 2. Modelo en incrementos



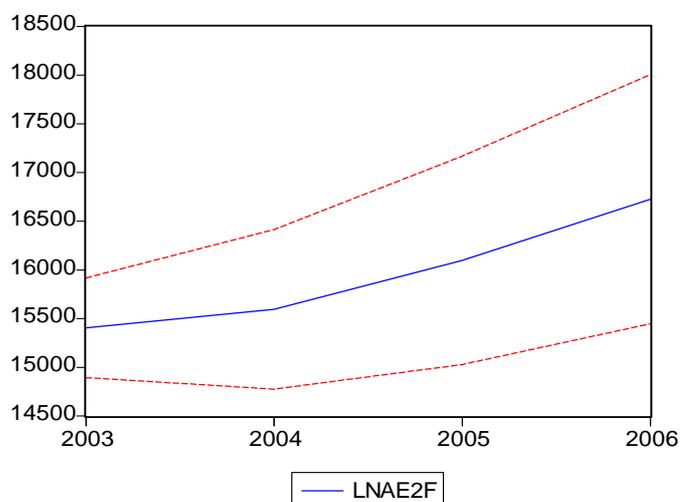
Forecast: LNAE2F	
Actual: LNAE2	
Forecast sample: 2003 2006	
Included observations: 4	
Root Mean Squared Error	978.0984
Mean Absolute Error	848.5826
Mean Abs. Percent Error	4.735287
Theil Inequality Coefficient	0.028879
Bias Proportion	0.752702
Variance Proportion	0.235610
Covariance Proportion	0.011688

### Modelo 3. Relación a largo plazo del modelo CE sin corregir autocorrelación



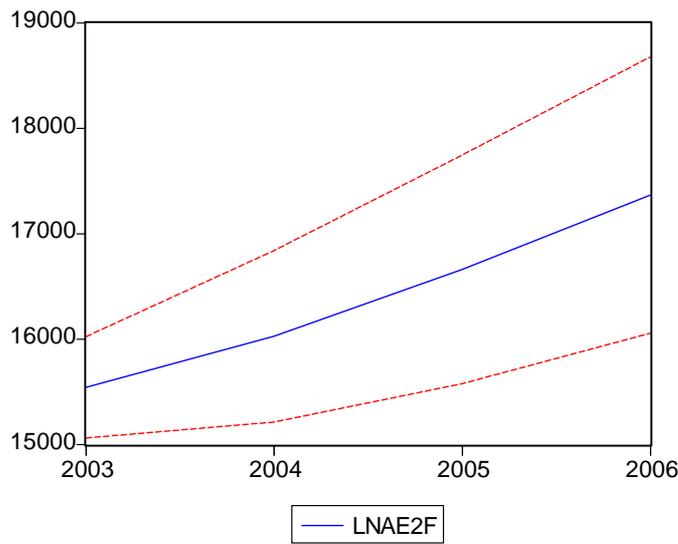
Forecast: LNAE2F	
Actual: LNAE2	
Forecast sample: 2003 2006	
Included observations: 4	
Root Mean Squared Error	3264.969
Mean Absolute Error	3185.628
Mean Abs. Percent Error	18.18439
Theil Inequality Coefficient	0.103566
Bias Proportion	0.951989
Variance Proportion	0.047366
Covariance Proportion	0.000645

### Modelo 3.1. Relación a corto plazo del modelo CE no contemporáneo



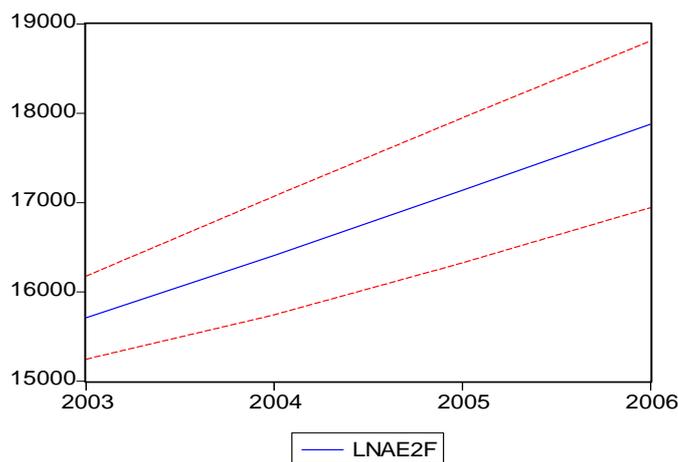
Forecast: LNAE2F	
Actual: LNAE2	
Forecast sample: 2003 2006	
Included observations: 4	
Root Mean Squared Error	1516.484
Mean Absolute Error	1380.275
Mean Abs. Percent Error	7.766556
Theil Inequality Coefficient	0.045494
Bias Proportion	0.828429
Variance Proportion	0.144302
Covariance Proportion	0.027269

### Modelo 3.2. Relación a corto plazo del modelo CE contemporáneo



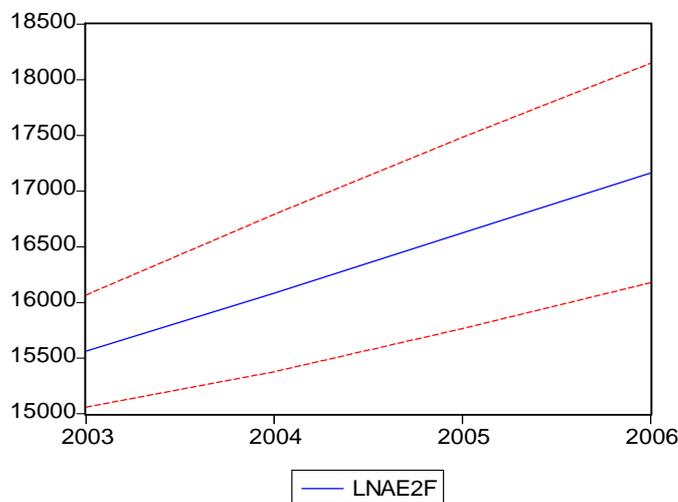
Forecast: LNAE2F	
Actual: LNAE2	
Forecast sample: 2003 2006	
Included observations: 4	
Root Mean Squared Error	1032.792
Mean Absolute Error	935.5366
Mean Abs. Percent Error	5.261533
Theil Inequality Coefficient	0.030570
Bias Proportion	0.820533
Variance Proportion	0.151665
Covariance Proportion	0.027802

### Modelo 3.3. Relación a largo plazo del modelo CE con corrección de la autocorrelación



Forecast: LNAE2F	
Actual: LNAE2	
Forecast sample: 2003 2006	
Included observations: 4	
Root Mean Squared Error	632.7055
Mean Absolute Error	553.7267
Mean Abs. Percent Error	3.098672
Theil Inequality Coefficient	0.018515
Bias Proportion	0.765928
Variance Proportion	0.195293
Covariance Proportion	0.038780

### Modelo 4. Modelo dinámico mixto



Forecast: LNAE2F	
Actual: LNAE2	
Forecast sample: 2003 2006	
Included observations: 4	
Root Mean Squared Error	1098.790
Mean Absolute Error	977.8307
Mean Abs. Percent Error	5.478172
Theil Inequality Coefficient	0.032567
Bias Proportion	0.791951
Variance Proportion	0.199256
Covariance Proportion	0.008793

Observamos que todos los modelos comparados proporcionan una buena capacidad predictiva en el período 2003-2006, excepto el modelo a largo plazo sin corrección de la autocorrelación el cual tiene un porcentaje del MAPE (Mean Absolute Percent Error) muy elevado, mayor del 18%. El segundo modelo que peor predice en este conjunto es el modelo CE no contemporáneo con un porcentaje del MAPE del 7.7%. Los demás modelos muestran valores del MAPE menores. A pesar de los problemas que presentaba el modelo 1 en la fase de estimación su capacidad predictiva es buena.

#### **4. Conclusiones**

El modelo a largo plazo con corrección de la autocorrelación (Modelo 3.3), el modelo dinámico mixto (Modelo 4) y el modelo CE contemporáneo (Modelo 3.2) resultan en conjunto los mejores, teniendo en cuenta los resultados de la estimación y de la capacidad predictiva, si bien otros modelos con peores resultados en la fase de estimación proporcionaron buenos resultados en la fase de predicción.

Observamos que el empleo no agrario de España ha crecido mucho en el período analizado, si bien todavía la tasa de empleo en proporción a la población está todavía por debajo de los demás países de este estudio. Observamos unas políticas económicas más erráticas y más irregulares en España pues los demás países muestran evoluciones más suaves y menos descensos en la evolución de la tasa de empleo. El aumento del empleo lamentablemente no ha sido acompañado en el período 1980-2005 de un incremento del salario real en España suficiente para lograr un grado elevado de convergencia con los otros países de este estudio, como ponen de manifiesto los datos que se incluyen en el Anexo y los que figuran en Guisán(2007).

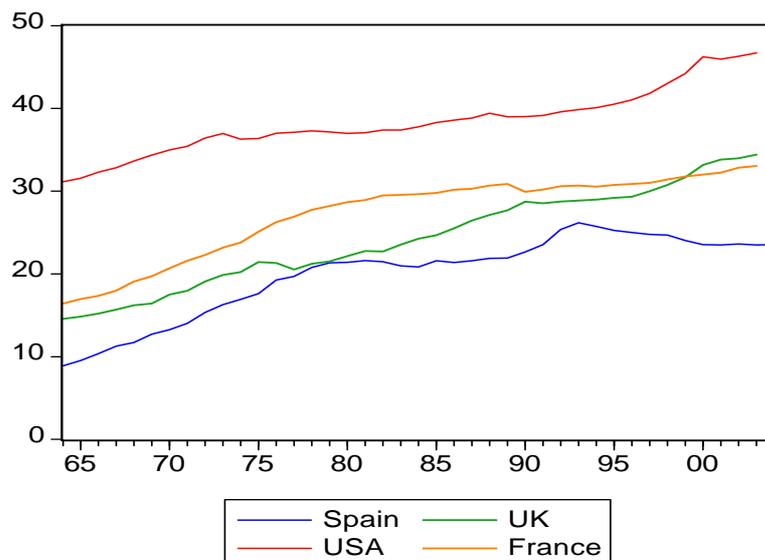
#### **3.2. Modelos del salario real y la productividad: pool de 6 países de la OCDE**

En Guisán(2007) hemos analizado la relación de causalidad entre salario y productividad, y comprobamos que el modelo dinámico mixto permite poner de manifiesto el efecto positivo que tiene la productividad media del trabajo sobre el salario real medio.

Ahora vamos a comparar la estimación de varias especificaciones dinámicas para la relación entre el salario y la productividad, tras observar en el gráfico 6 la evolución del salario real de España con los de otros países de la OCDE, medido en miles de dólares por trabajador. Este concepto de salario corresponde al coste laboral por trabajador obtenido dividiendo el valor real de las remuneraciones de asalariados (*Compensation of Employees*) de la Contabilidad Nacional de OCDE(2006 a), por el número de trabajadores asalariados (*employees*) de OCDE(2006 a). En el Anexo incluimos los datos utilizados.

Como observamos en la tablas de datos de Guisán(2007) el salario real de España se ha incrementado muy poco en el período 1980-2005. También observamos que la evolución al final del período fue mejor en Gran Bretaña que en Francia. Estados Unidos con el nivel más elevado experimentó un cierto estancamiento, con ligero crecimiento, en el período 1975-1995, y un incremento más acelerado en 1995-2005.

Gráfico 6. Salario real de España, en miles dólares del 2000 según TCs.



En Guisan y Cancelo(2006) y Guisán y Aguayo(2007) analizamos la relación entre salario y productividad y las principales causas de la diferencia entre Estados Unidos y la Unión Europea, concluyendo que una suavización de la presión fiscal sobre el trabajo y la inversión productiva, y un mayor apoyo al capital humano en la Unión Europea favorecería un mayor nivel de convergencia en la renta per cápita real y en el salario real medio de la UE hacia los niveles superiores de Estados Unidos.

Aquí presentamos los resultados de varios modelos dinámicos del salario real con datos del período 1965-2000, expresados en miles de dólares a precios y tipos de cambio de 1990, siendo W90 el salario real y PM la productividad media del trabajo. El signo ? en las siguientes tablas es un indicador de país. El indicador ? varía desde Ax para Alemania unida; E, para España; F para Francia; It para Italia, UK para Gran Bretaña y U para Estados Unidos. En las estimaciones de las desviaciones típicas se ha utilizado la corrección de White, como es frecuente en los datos de panel, para que los contrastes de hipótesis de nulidad de parámetros sean válidos aún en presencia de heterocedasticidad.

La relación entre W90 y PM no es espuria aún cuando el test ADF no permita aceptar la existencia de cointegración (debido a incertidumbre) en algunos casos, como los de España y Francia. El residuo de la regresión del modelo dinámico mixto es claramente estacionario, y por lo tanto la relación está cointegrada, con un valor del estadístico ADF de -5.73 en Alemania, -4.65 en Francia, -3.87 en España, -3.68 en Gran Bretaña, y de -4.89 en USA, claramente a la izquierda del valor crítico -1.95 correspondiente al test ADF en la opción (n,0) (sin ordenada en el origen y sin retardos). También es estacionario para la opción (c,1) pero es preferible la opción (n,0) ya que el término constante y el parámetro del retardo no resultaron significativos. Los problemas que presenta la interpretación de los tests de cointegración se analizan con mayor detalle en Guisan(2001a) y Guisan(2002).

Modelo 1.1. W90. Modelo dinámico en Niveles sin efectos fijos  
 Dependent Variable: W90? Method: Pooled Least Squares  
 Sample: 1966 2000  
 Included observations: 35 Number of cross-sections used: 6  
 Total panel (balanced) observations: 210  
 White Heteroskedasticity-Consistent Standard Errors & Covariance

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	1.366263	0.171936	7.946329	0.0000
PM?	-0.000448	0.014385	-0.031155	0.9752
W90?(-1)	0.964384	0.025763	37.43307	0.0000
R-squared	0.989881	Mean dependent var		26.19486
Adjusted R-squared	0.989784	S.D. dependent var		5.678989
S.E. of regression	0.574012	Sum squared resid		68.20430
Log likelihood	-179.8941	F-statistic		10125.12
Durbin-Watson stat	1.571052	Prob(F-statistic)		0.000000

Nota: El coeficiente de PM tiene el signo incorrecto a causa de la multicolinealidad y de problemas derivados de esta forma funcional que no es adecuada para estas variables.

Modelo 1.2. W90. Modelo dinámico en niveles con efectos fijos  
 Dependent Variable: W90? Method: Pooled Least Squares  
 Sample: 1966 2000  
 Included observations: 35 Number of cross-sections used: 6  
 Total panel (balanced) observations: 210  
 White Heteroskedasticity-Consistent Standard Errors & Covariance

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	2.549706	0.581647	4.383594	0.0000
PM?	0.016457	0.018718	0.879237	0.3803
W90?(-1)	0.897494	0.045436	19.75280	0.0000
E--AR(1)	0.671330	0.133739	5.019701	0.0000
AX--AR(1)	-0.067582	0.158499	-0.426384	0.6703
F--AR(1)	0.475811	0.191845	2.480184	0.0140
IT--AR(1)	0.315137	0.166845	1.888803	0.0604
UK--AR(1)	0.783379	0.118226	6.626115	0.0000
U--AR(1)	0.815281	0.200461	4.067039	0.0001
R-squared	0.991330	Mean dependent var		26.19486
Adjusted R-squared	0.990984	S.D. dependent var		5.678989
S.E. of regression	0.539222	Sum squared resid		58.44286
Log likelihood	-163.6760	F-statistic		2872.639
Durbin-Watson stat	2.191300	Prob(F-statistic)		0.000000

Modelo 2. D(W90). Modelo dinámico en incrementos sin retardo de D(Y)  
 Dependent Variable: D(W90?) Method: Pooled Least Squares  
 Sample: 1966 2000  
 Included observations: 35 Number of cross-sections used: 6  
 Total panel (balanced) observations: 210  
 White Heteroskedasticity-Consistent Standard Errors & Covariance

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
D(PM?)	0.471820	0.044381	10.63114	0.0000
R-squared	0.063170	Mean dependent var		0.430889
Adjusted R-squared	0.063170	S.D. dependent var		0.609647
S.E. of regression	0.590077	Sum squared resid		72.77201
Log likelihood	-186.7006	Durbin-Watson stat		1.591931

Modelo 3. W90. Relación a largo plazo en el modelo CE

Dependent Variable: W90?

Method: Pooled Least Squares

Sample: 1966 2000

Included observations: 35

Number of cross-sections used: 6

Total panel (balanced) observations: 210

White Heteroskedasticity-Consistent Standard Errors & Covariance

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	4.561762	0.662210	6.888699	0.0000
PM?	0.545648	0.016114	33.86160	0.0000
R-squared	0.872874	Mean dependent var		26.19486
Adjusted R-squared	0.872262	S.D. dependent var		5.678989
S.E. of regression	2.029693	Sum squared resid		856.8878
Log likelihood	-445.6280	F-statistic		1428.167
Durbin-Watson stat	0.087908	Prob(F-statistic)		0.000000

Modelo 3.1. D(W90). Relación a corto plazo: modelo CE no contemporáneo

Dependent Variable: D(W90?)

Method: Pooled Least Squares

Sample(adjusted): 1967 2000 Number of cross-sections used: 6

Total panel (balanced) observations: 204

White Heteroskedasticity-Consistent Standard Errors & Covariance

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.217684	0.064704	3.364315	0.0009
D(W90?(-1))	0.274368	0.162227	1.691258	0.0923
D(PM?(-1))	0.115406	0.084323	1.368630	0.1727
UF?(-1)	-0.037844	0.027941	-1.354409	0.1771
R-squared	0.109226	Mean dependent var		0.425389
Adjusted R-squared	0.095865	S.D. dependent var		0.616574
S.E. of regression	0.586276	Sum squared resid		68.74382
Log likelihood	-178.5147	F-statistic		8.174642
Durbin-Watson stat	2.199538	Prob(F-statistic)		0.000037

Modelo 3.2. D(W90). Relación a corto plazo: modelo CE contemporáneo

Dependent Variable: D(W90?)

Method: Pooled Least Squares

Sample(adjusted): 1967 2000 Number of cross-sections used: 6

Total panel (balanced) observations: 204

White Heteroskedasticity-Consistent Standard Errors & Covariance

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.095619	0.065663	1.456214	0.1469
D(W90?(-1))	0.263832	0.137943	1.912612	0.0572
D(PM?)	0.280137	0.079838	3.508829	0.0006
UF?(-1)	-0.041384	0.026539	-1.559351	0.1205
R-squared	0.165034	Mean dependent var		0.425389
Adjusted R-squared	0.152509	S.D. dependent var		0.616574
S.E. of regression	0.567613	Sum squared resid		64.43700
Log likelihood	-171.9154	F-statistic		13.17686
Durbin-Watson stat	2.173302	Prob(F-statistic)		0.000000

Modelo 4.1. W90. Modelo dinamico mixto sin ordenada en el origen

Dependent Variable: W90?

Method: Pooled Least Squares Sample(adjusted): 1965 2000

Included observations: 36 after adjusting endpoints

Number of cross-sections used: 6

Total panel (balanced) observations: 216

White Heteroskedasticity-Consistent Standard Errors & Covariance

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
W90?(-1)	1.001794	0.002276	440.0788	0.0000
D(PM?)	0.437939	0.060668	7.218585	0.0000
R-squared	0.990214	Mean dependent var	25.91706	
Adjusted R-squared	0.990168	S.D. dependent var	5.887587	
S.E. of regression	0.583782	Sum squared resid	72.93157	
Log likelihood	-189.2290	F-statistic	21654.12	
Durbin-Watson stat	1.567853	Prob(F-statistic)	0.000000	

Nota: En este caso se aceptaría la hipótesis de que el coeficiente de W90(-1) es igual a la unidad y por lo tanto el modelo en incrementos simple proporciona resultados similares del Standard Error (S.E.) y del coeficiente estimado de D(PM).

Modelo 4.2. W90. Modelo dinamico mixto con constante común

Dependent Variable: W90?

Method: Pooled Least Squares

Sample(adjusted): 1965 2000

Number of cross-sections used: 6

Total panel (balanced) observations: 216

White Heteroskedasticity-Consistent Standard Errors & Covariance

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	1.000420	0.178531	5.603618	0.0000
W90?(-1)	0.969036	0.006419	150.9659	0.0000
D(PM?)	0.284038	0.063634	4.463625	0.0000
R-squared	0.991504	Mean dependent var	25.91706	
Adjusted R-squared	0.991424	S.D. dependent var	5.887587	
S.E. of regression	0.545223	Sum squared resid	63.31801	
Log likelihood	-173.9630	F-statistic	12428.82	
Durbin-Watson stat	1.672021	Prob(F-statistic)	0.000000	

Modelo 4.3. Modelo dinamico mixto con efectos fijos.

Dependent Variable: W90?

Method: Pooled Least Squares

Sample(adjusted): 1965 2000

Number of cross-sections used: 6

Total panel (balanced) observations: 216

White Heteroskedasticity-Consistent Standard Errors & Covariance

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
W90?(-1)	0.954283	0.008706	109.6166	0.0000
D(PM?)	0.243646	0.069900	3.485655	0.0006
Fixed Effects				
AX--C	1.450253			
E--C	1.207894			
F--C	1.555710			
IT--C	1.467845			
UK--C	1.207413			
U--C	1.559912			
R-squared	0.991903	Mean dependent var	25.91706	
Adjusted R-squared	0.991631	S.D. dependent var	5.887587	
S.E. of regression	0.538617	Sum squared resid	60.34263	
Log likelihood	-168.7648	F-statistic	3640.186	
Durbin-Watson stat	1.720322	Prob(F-statistic)	0.000000	

Modelo 4.4. Modelo dinamico mixto con pendiente de D(PM) diferente  
 Dependent Variable: W90? Method: Pooled Least Squares  
 Sample(adjusted): 1965 2000 Number of cross-sections used: 6  
 Total panel (balanced) observations: 216  
 White Heteroskedasticity-Consistent Standard Errors & Covariance

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
W90?(-1)	1.001319	0.002269	441.3770	0.0000
AX--D(PMAX)	0.485864	0.167236	2.905262	0.0041
E--D(PME)	0.568891	0.122602	4.640138	0.0000
F--D(PMF)	0.451632	0.077578	5.821616	0.0000
IT--D(PMIT)	0.348511	0.087626	3.977275	0.0001
UK--D(PMUK)	0.430158	0.093905	4.580787	0.0000
U--D(PMU)	0.498129	0.086571	5.753998	0.0000
R-squared	0.990362	Mean dependent var	25.91706	
Adjusted R-squared	0.990085	S.D. dependent var	5.887587	
S.E. of regression	0.586248	Sum squared resid	71.83043	
Log likelihood	-187.5859	F-statistic	3579.263	
Durbin-Watson stat	1.574412	Prob(F-statistic)	0.000000	

Observamos que la introducción de efectos fijos o de ordenada en el origen común mejora la bondad del ajuste del modelo dinámico mixto. El modelo 4.4. en cambio no mejora substancialmente la bondad del ajuste respecto al modelo 4.1 en lo que respecta al valor del Standard Error (S.E.), lo que indica que existe bastante homogeneidad en ese coeficiente. La introducción de ordenada en el origen, ya sea común o diferente para cada país, mejora la bondad del ajuste en el modelo 4, pero parece conducir a una subestimación del coeficiente de D(PM).

Sin tener en cuenta las disminuciones en S.E. debidas a la inclusión de efectos fijos ni ordenada común, el modelo 4.2 resulta mejor que el modelo 3.2 y ambos mejores que los modelos 1.1., 2 y 3.1. Así el modelo dinámico mixto y el modelo CE con relación contemporánea son los que ofrecen mejores resultados en ese sentido, como es habitual.

#### 4. Conclusiones

La estimación de modelos dinámicos de empleo y del salario real pone de manifiesto que los modelos dinámicos mixtos, el modelo CE de corrección de error contemporáneo, y el modelo a largo plazo con corrección de la autocorrelación, son los que presentaron mejores resultados, teniendo en cuenta en conjunto las fases de estimación y de predicción. El modelo CE de corrección de error no contemporáneo no proporciona en general buenos resultados, tanto en lo que respecta a la bondad del ajuste medida por el Error Standard (S.E.) como en lo que respecta a la capacidad predictiva.

Hemos demostrado en las secciones 2.1 y 2.2 que el modelo dinámico mixto puede deducirse tanto del enfoque del modelo de ajuste parcial como del enfoque del modelo de retardos distribuidos con las hipótesis iniciales adecuadas.

La utilización de los contrastes de cointegración debe realizarse con prudencia y con conocimiento de la economía real, y además deben tenerse en cuenta las situaciones de incertidumbre. No deben de considerarse mecánicamente como espurias las relaciones entre variables que no presentan un valor del estadístico ADF a la izquierda

del nivel crítico, ya que en muchos casos, con relaciones no espurias, eso se produce bien por una situación de incertidumbre, que no debe confundirse con rechazo de la cointegración, o bien por problemas en la especificación del modelo. El modelo dinámico mixto presenta en general buenos resultados en el análisis de cointegración.

En el período analizado la tasa de empleo no agrario de España ha mostrado un nivel de convergencia notable hacia las tasas de otros países más desarrollados, después de fases irregulares de descenso e incrementos. En cambio el salario real no ha crecido de forma suficiente para lograr un nivel de convergencia importante, lo que se ha debido a menores niveles de desarrollo industrial y menor gasto en educación e I+D como se pone de manifiesto en algunos estudios citados en la bibliografía, entre otros.

## **Bibliografía**

Aguayo, E. y Guisan, M.C.(2004). “Employment and Population in European Union: Econometric Models and Causality Tests”, Documento de la serie *Economic Development*, nº 80, on line.<sup>1</sup>

Barro,R. and Grossman, H. Y. (1971). “A General Disequilibrium Model of Income and Employment”. *American Economic Review*, vol. 1, pp.82-93.

Blaugh, M. (1980). “The Methodology of Economics”. Cambridge University Press.

Engle, R. and Granger, C.W.J. (1987) “Cointegration and error correction: representation, estimation and testing”. *Econometrica* 35. pp. 251-276.

Granger, C.W.J. (1981) “Some Properties of Time Series Data and their Use in Econometric Specification”. *Journal of Econometrics*, vol.16-nº1, pp.121-150.

Guisán, M.C. (1980). “Forecasting Employment through an International Cobb-Douglas Function”. *Econometric Social World Congress, ESWC, Aix-en-Provence, France*.

Guisán, M.C. (1983). “La predicción de la renta y el empleo”. Servicio de Publicaciones de la universidad de Santiago de Compostela.

Guisán, M.C. (1997). “Econometría”. McGraw-Hill. Madrid.

Guisán, M.C.(1999).“Causalidad y cointegración en modelos econométricos: características, resultados y limitaciones”. Documentos de Econometría, nº17. Servicio de Publicaciones de la universidad de Santiago de Compostela, edici

Guisan, M.C.(2001a). “Causality and Dynamic Relations in Applied Econometrics”. *Applied Econometrics and Economic Development*, Vol. 1-1, pp.5-15.

Guisan, M.C. (2001 b). “Relaciones causales y modelos dinámicos”. Capítulo 2 del libro de Guisán, Cancelo, Neira, Aguayo y Expósito(2001).

Guisan, M.C. (2004). “Modelos econométricos del empleo en España: análisis comparativo de especificaciones dinámicas e impacto de la industria manufacturera sobre el empleo no agrario, 1964-2003”, Documento nº 77 de la serie *Economic Development*, on line.<sup>1,2</sup>

Guisan, M.C.(2007) “Causalidad y desarrollo económico: Análisis econométrico de los países de la OCDE, 1965-2005”, Documento nº 95 de la serie *Economic Development*.

Guisán, M.C. y Cancelo, M.T.(1998). “Educación, inversión y competitividad en los países de la OCDE 1964-94”. Documentos de Econometría, nº 12. Servicio de Publicaciones de la Universidad de Santiago de Compostela.

Guisan, M.C. and Cancelo, M.T.(2006). Employment And Productivity In The European Union And Comparison With The USA, 1985-2005: Analysis of France, Germany, Italy, Spain And The United Kingdom, *Applied Econometrics and International Development*, Vol. 6-3.

Guisan, M.C., Cancelo, M.T. and Aguayo, E. (2001). “Economic Growth and Cycles in European Union, USA and Japan 1900-1999. A general view and analysis of causal relations”, *Review on Economic Cycles*, Vol.3-1.

Guisán, M.C.; Cancelo, M.T.; Aguayo, E. y Díaz, M.R.(2001). “Modelos econométricos interregionales de crecimiento de la industria y los servicios en las regiones europeas, 1985-95”.

Guisán, M.C.; Cancelo, M.T. y Expósito, P.(1998). “Financiación autonómica de la investigación universitaria en los países de la OCDE”. VII Jornadas de la Asociación de Economía de la Educación. Santander.

Guisán, M.C.; Cancelo, M.T., Neira, Aguayo y Expósito, P.(2001) “Crecimiento económico en los países de la OCDE 1: Modelos de crecimiento y empleo en Irlanda, Francia, España, Alemania, USA y Japón”. Edita: Asociación Hispalink-Galicia, edición agotada.

Maddala, G.S. (1996). “Introducción a la econometría”. Prentice-Hall.

Martín, C.et al (2000). “Capital humano y bienestar económico. La necesaria apuesta de España por la educación de calidad”. Círculo de Empresarios. Madrid.

Neira, I. y Guisán, M.C. (1999). “Modelos econométricos de capital humano y crecimiento económico”. Documentos de Econometría, nº 18, edición impresa del Servicio de Publicaciones de la Universidad de Santiago de Compostela, agotado. Versión actualizada on line en Neira y Guisán(2002) y Neira(2003).

Neira, I. y Guisán, M.C. (2002). “Modelos econométricos de capital humano y crecimiento económico: Efecto Inversión y otros efectos indirectos”, Documento de la serie *Economic Development*, nº 62, on line.<sup>1</sup>

Neira, I. (2003). “Modelos econométricos de capital humano: Principales enfoques y evidencia empírica”. Documento de la serie *Economic Development*, nº 64, on line.<sup>1</sup>

Nelson, C.R. and Plosser, C.I. (1982). “Trends and Random Walks in Macroeconomic Time Series, Some Evidence and Implications”. *Journal of Monetary Economics*, vol.10-pp.139-162.

North, D.C. (1989). “Institutions. Institutional Change and Economic Performance”. Cambridge University Press.

OCDE(2006 a). *Labour Force Statistics*. OECD, París.

OCDE(2006 b). *Nacional Accounts Statistics*. OECD. París.

Pulido, A. (2000). “*Economía en acción*”. Colección Economía y Europa. Fundación ICO y Ediciones Pirámide. Madrid.

Anexo 1. El empleo y la población están medidos en miles de personas, y las tasas de empleo en número de empleos por cada mil habitantes.

Table A1. Total Employment (thousands): EU5 and the USA

obs	Germany	Spain	France	UK	Italy	EU5	USA
1985	35506	11281	21475	24390	21113	113765	108855
1986	35858	11449	21509	24545	21240	114601	111303
1987	36095	11993	21577	24930	21198	115793	114177
1988	36318	12449	21759	25860	21374	117760	116677
1989	36684	12886	22012	26689	21391	119662	119029
1990	37139	13179	22648	26935	21764	121665	119550
1991	37373	13277	22682	26400	21945	121677	118441
1992	36875	13011	22533	25812	21814	120045	119164
1993	36444	12451	22273	25511	20705	117384	120791
1994	36174	12366	22257	25717	20373	116887	124478
1995	36176	12671	22413	26026	20233	117519	126242
1996	36045	12990	22461	26323	20320	118139	128000
1997	35899	13407	22558	26814	20413	119091	130543
1998	36397	13923	22949	27116	20618	121003	132692
1999	36753	14686	23370	27442	20864	123115	134692
2000	36467	15455	24070	27793	21225	125010	138082
2001	36577	15987	24466	28066	21634	126730	138124
2002	36245	16260	24601	28415	21922	127443	137676
2003	35846	16697	24691	28716	22134	128084	138927
2004	35463	17971	24861	28875	22404	129574	140429
2005	36353	18973	25029	29536	22563	132454	142915

Note: EU5 is the sum of the five European countries of this table, elaborated from OCDE(2006a)

Table A2. Rates of Employment and Population: UE5 and the USA

Año	Rates of employment: tasas de empleo por cada mil habitantes							Population (th)	
	Germany	Spain	France	UK	Italy	EU5	USA	EU5	USA
1985	457	284	388	431	373	400	456	284551	238466
1986	462	288	387	433	375	402	463	285077	240651
1987	464	302	387	439	374	405	470	285652	242804
1988	465	313	388	454	377	411	476	286554	245021
1989	466	323	390	468	377	416	481	287673	247342
1990	468	331	399	471	384	421	478	288880	249911
1991	467	333	398	460	387	419	468	290085	253253
1992	458	326	394	448	384	412	464	291311	256634
1993	449	312	388	442	363	401	465	292535	260011
1994	444	310	386	445	356	398	473	293346	263194
1995	443	317	387	449	353	400	474	294079	266327
1996	440	322	387	454	354	400	475	295031	269448
1997	438	332	388	461	355	403	479	295700	272687
1998	444	345	393	465	358	409	481	296173	275891
1999	448	361	399	469	362	414	483	297039	279062
2000	444	377	409	474	368	420	489	297898	282128
2001	444	386	413	475	375	423	485	299386	284822
2002	439	386	414	480	380	424	479	300706	287456
2003	434	389	413	482	384	424	477	302205	291085
2004	430	416	412	468	389	427	478	303502	293951
2005	441	430	412	468	393	434	482	305011	296497

Tabla A3. Datos de España en el período 1964 2000

obs	W90E	PME	LASAE	LTE	PHE	IHE	LNAE	QNA95E
1964	9.714	14.987	7219.000	11992.000	5.719	1.135	7209.63	126.28
1965	10.411	15.770	7327.000	12110.000	6.012	1.308	7734.52	135.42
1966	11.327	16.742	7468.000	12233.000	6.336	1.453	7727.00	144.97
1967	12.308	17.387	7516.000	12290.000	6.530	1.523	7983.13	152.16
1968	12.795	18.381	7638.000	12393.000	6.879	1.647	8109.34	163.34
1969	13.884	19.810	7799.000	12523.000	7.418	1.794	8307.07	175.48
1970	14.472	20.455	7960.000	12643.000	7.634	1.831	8535.40	186.43
1971	15.339	21.290	8062.000	12712.000	7.916	1.760	8926.42	194.33
1972	16.758	22.994	8351.000	12729.000	8.484	1.992	9152.41	210.06
1973	17.778	24.211	8638.000	13031.000	9.063	2.231	9321.46	227.05
1974	18.467	25.433	8767.000	13102.000	9.481	2.346	9712.13	239.02
1975	19.240	26.005	8864.000	12883.000	9.433	2.217	9704.05	240.70
1976	21.026	26.812	8573.000	12760.000	9.630	2.174	9754.75	247.84
1977	21.500	27.880	8598.000	12766.000	9.787	2.129	9737.25	256.41
1978	22.690	28.793	8380.000	12542.000	9.819	2.048	9599.40	259.25
1979	23.286	29.253	8176.000	12349.000	9.736	1.941	9536.30	259.22
1980	23.379	30.766	7986.000	12222.000	9.877	1.940	9329.68	260.60
1981	23.583	31.577	7730.000	11916.000	9.772	1.873	9120.10	262.12
1982	23.450	32.406	7676.000	11806.000	9.869	1.903	9052.80	266.25
1983	23.758	33.297	7879.000	11755.000	10.035	1.848	8973.13	271.31
1984	23.656	34.777	7567.000	11432.000	10.144	1.713	8741.95	274.02
1985	24.450	35.815	7539.000	11281.000	10.279	1.811	8678.13	280.91
1986	24.059	36.271	7843.000	11449.000	10.575	1.984	9112.60	292.42
1987	24.373	36.716	8215.000	11993.000	11.144	2.257	9655.90	306.94
1988	24.805	37.359	8641.000	12449.000	11.694	2.565	10094.30	322.81
1989	24.699	37.644	9126.000	12886.000	12.224	3.117	10676.82	340.65
1990	25.474	38.164	9515.000	13179.000	12.662	3.280	11106.88	354.33
1991	26.471	38.952	9671.000	13277.000	12.922	3.257	11276.32	362.91
1992	27.781	40.069	9371.000	13011.000	12.971	3.000	11126.03	366.22

1993	28.582	41.439	8980.000	12451.000	12.783	2.690	10631.52	363.67
1994	27.920	42.804	8996.000	12366.000	13.038	2.746	10579.25	374.98
1995	27.103	42.880	9292.000	12671.000	13.365	2.950	10935.55	387.79
1996	26.719	42.688	9603.000	12990.000	13.576	2.962	11372.17	393.57
1997	26.327	42.973	10076.000	13407.000	14.023	3.105	11759.67	408.03
1998	26.416	43.480	10600.000	13923.000	14.596	3.369	12219.28	423.58
1999	25.941	43.244	11405.000	14686.000	15.049	3.684	12909.55	442.14
2000	24.850	43.107	12204.000	15455.000	15.550	4.037	13615.73	460.79

Tabla A4. Salario real y productividad del trabajo en 6 países (miles de dólares de 1990)

obs	W90AX	PMAX	W90E	PME	W90F	PMF	W90IT	PMIT	W90UK	PMUK	W90U	PMU
1964	15.07	21.91	9.71	14.99	17.48	25.74	14.19	21.60	12.52	21.27	24.69	37.03
1965	16.01	22.99	10.41	15.77	18.06	26.88	14.90	22.83	12.74	21.65	25.04	38.19
1966	16.65	23.67	11.33	16.74	18.47	28.05	15.76	24.59	13.05	21.96	25.61	39.39
1967	16.93	24.16	12.31	17.39	19.13	29.27	16.51	26.07	13.46	22.79	26.03	39.64
1968	17.74	25.47	12.80	18.38	20.30	30.58	17.56	27.77	13.90	23.84	26.69	40.46
1969	19.10	27.07	13.88	19.81	20.98	32.24	18.45	29.71	14.10	24.31	27.25	40.52
1970	21.43	28.20	14.47	20.45	22.00	33.62	20.10	31.17	15.03	24.99	27.73	40.28
1971	22.69	28.98	15.34	21.29	22.96	35.07	21.68	31.76	15.40	25.75	28.10	41.16
1972	23.80	30.12	16.76	22.99	23.71	36.40	22.67	33.29	16.38	26.69	28.87	41.91
1973	25.11	31.34	17.78	24.21	24.65	37.84	23.63	35.18	17.06	27.84	29.31	42.62
1974	26.21	31.71	18.47	25.43	25.31	38.59	23.62	36.17	17.34	27.38	28.77	41.65
1975	26.56	31.99	19.24	26.00	26.69	38.62	24.19	35.26	18.38	27.45	28.84	41.95
1976	27.61	33.83	21.03	26.81	27.92	40.02	24.99	37.32	18.28	28.30	29.35	42.58
1977	28.60	34.80	21.50	27.88	28.62	41.19	25.75	38.02	17.61	28.89	29.42	42.86
1978	29.43	35.63	22.69	28.79	29.50	42.15	26.40	39.33	18.22	29.75	29.58	43.14
1979	30.03	36.69	23.29	29.25	29.99	43.40	27.30	41.15	18.47	30.11	29.46	43.01
1980	29.23	36.66	23.38	30.77	30.47	43.93	27.59	42.04	19.00	29.69	29.32	42.56
1981	28.83	36.87	23.58	31.58	30.76	44.45	28.41	42.12	19.52	30.49	29.40	42.80
1982	28.62	37.01	23.45	32.41	31.35	45.37	28.33	42.42	19.49	31.53	29.64	42.28
1983	28.74	38.17	23.76	33.30	31.44	45.92	28.65	42.84	20.20	33.04	29.65	43.16
1984	28.95	39.30	23.66	34.78	31.51	46.94	28.76	43.73	20.81	33.31	29.94	43.97
1985	29.29	40.02	24.45	35.82	31.67	47.95	29.07	44.76	21.17	33.96	30.36	44.52
1986	30.51	40.62	24.06	36.27	32.10	49.02	29.49	45.76	21.88	35.23	30.60	44.81
1987	31.34	41.04	24.37	36.72	32.20	49.96	30.38	47.27	22.70	36.34	30.79	44.85
1988	31.84	42.27	24.80	37.36	32.62	51.64	31.04	48.69	23.27	36.77	31.24	45.55
1989	31.83	43.31	24.70	37.64	32.83	53.04	31.74	50.06	23.77	36.41	30.92	46.12
1990	32.61	44.16	25.47	38.16	31.83	52.78	32.67	50.26	24.64	36.22	30.94	46.46
1991	28.48	45.13	26.47	38.95	32.10	53.11	33.06	50.42	24.48	36.22	31.03	46.42
1992	29.91	46.75	27.78	40.07	32.54	54.03	33.17	51.01	24.66	36.85	31.39	47.44
1993	29.79	46.74	28.58	41.44	32.73	53.96	33.25	53.12	24.70	38.05	31.61	47.94
1994	29.93	48.37	27.92	42.80	32.71	55.44	32.78	55.15	24.92	39.38	31.79	48.24
1995	30.43	48.95	27.10	42.88	33.07	56.24	32.46	57.17	25.03	39.98	32.12	48.79
1996	30.34	49.76	26.72	42.69	33.37	56.91	32.82	57.30	25.16	40.44	32.55	49.83
1997	30.01	51.06	26.33	42.97	33.53	57.96	33.38	57.90	25.68	41.04	33.15	50.78
1998	30.20	51.40	26.42	43.48	33.89	58.90	32.25	58.20	26.70	41.66	34.12	52.11
1999	30.47	51.69	25.94	43.24	34.58	59.52	32.28	58.34	27.40	42.05	35.05	53.44
2000	30.62	52.41	24.85	43.11	35.15	60.38	32.30	59.01	28.44	42.77	36.29	54.99

Nota: La menor productividad de España en comparación con los demás países de la tabla se debe en gran medida a su menor nivel de inversión industrial por habitante y al menor nivel de gasto en capital humano (nivel educativo de la población y gasto en investigación, I+D, por habitante y por investigador) en comparación con los demás países de la tabla.