



Fac. CC. Económicas y Empresariales
Universidad de La Laguna



Fac. CC. Económicas y Empresariales
Univ. de Las Palmas de Gran Canaria

La trimestralización de variables de flujo. Un estudio de simulación de los métodos con indicador de desagregación temporal

Alejandro Rodríguez Caro *
Santiago Rodríguez Feijó
Delia Dávila Quintana

DOCUMENTO DE TRABAJO 2003-01

- Universidad de Las Palmas de Gran Canaria. Departamento de Métodos Cuantitativos en Economía y Gestión.

La trimestralización de variables flujo. Un estudio de simulación de los métodos de desagregación temporal con indicador

Alejandro Rodríguez Caro*

Universidad de Las Palmas de Gran Canaria

Santiago Rodríguez Feijoo**

Universidad de Las Palmas de Gran Canaria

Delia Dávila Quintana***

Universidad de Las Palmas de Gran Canaria

Universidad de Las Palmas de Gran Canaria
Campus de Tafira.
Facultad de CC. Económicas y Empresariales
35017 Las Palmas de Gran Canaria
Spain

(*) e-mail: alek@empresariales.ulpgc.es

Tfno/Fax: +34 928 458 224 / +34 928 451 829

(**) e-mail: santi@empresariales.ulpgc.es

Tfno/Fax: +34 928 451 819 / +34 928 451 829

(***) e-mail: delia@empresariales.ulpgc.es

Tfno/Fax: +34 928 451 818 / +34 928 451 829

La trimestralización de variables flujo. Un estudio de simulación de los métodos de desagregación temporal con indicador

Resumen: En el presente trabajo se estudian las propiedades de seis métodos de desagregación temporal con información auxiliar basados en el propuesto por Chow y Lin (1971), a través de una simulación de Montecarlo. El objetivo del trabajo es determinar el método correcto a utilizar en función de las condiciones de la información auxiliar.

Keywords: Métodos de desagregación temporal, Chow y Lin, Simulación

JEL Classification: C15, C22.

Abstract: In this paper we examine the properties of six time disaggregation methods based on the one proposed by Chow and Lin (1971) using MonteCarlo simulation. The aim of this essay is to determine the method to use under certain conditions of the related series.

Key words: Disaggregation methods, Chow and Lin, Simulation

JEL Classification: C15, C22.

1.- Introducción

La evolución de los métodos de trimestralización ha tenido como punto de inflexión la aparición del propuesto por Chow y Lin en 1971. Este método incorpora, de forma óptima, la información proveniente de variables auxiliares relacionadas con la variable objetivo, denominadas variables indicadores, que son observadas con frecuencia trimestral. En concreto, desarrollan la forma de obtener el mejor estimador lineal insesgado de la serie trimestral desconocida a partir de su información anual y de unas variables auxiliares trimestrales, los indicadores.

Sin embargo, la solución final propuesta por Chow y Lin (1971) depende de la matriz de varianzas covarianzas de la relación trimestral entre la serie objetivo y los indicadores, la cuál es desconocida. En consecuencia, para la aplicación práctica de este método se desarrollan distintas propuestas, todas ellas dirigidas a solucionar el problema del desconocimiento de dicha matriz. En esta línea, los propios autores proponen utilizar una estructura fija de los errores según un esquema autorregresivo de orden uno, justificando tal decisión argumentando que evita los posibles saltos espurios que puede provocar la utilización de la matriz identidad, que sería la solución más inmediata.

Otros autores han planteado distintas alternativas para la matriz de covarianzas trimestrales: Fernández (1981) propone utilizar la ampliación a más de una variable del método de Denton (1971), demostrando que significa suponer que los errores siguen un proceso de camino aleatorio; Litterman (1983) añade al camino aleatorio propuesto por Fernández (1981) el que los errores de éste se distribuyan según un proceso markoviano de orden uno, a fin de lograr una serie con mayor suavidad.

Por otro lado, Stram y Wei (1986) indican la posibilidad de aplicar su propio método de trimestralización sin indicador, a partir de la trimestralización de los errores anuales sobre la base del modelo SARIMA de los errores trimestrales que es compatible con el modelo SARIMA de los errores anuales.

En este contexto, la utilización en la práctica de una u otra solución queda sujeta a la decisión del investigador, la cual es claramente subjetiva debido al desconocimiento de las propiedades de cada método, y de cómo varían éstas ante cambios en las series, tanto objetivo como indicadores, que intervienen en el proceso de trimestralización. La utilización de éste tipo de métodos por distintos institutos de estadística para elaborar las cuentas trimestrales, hace de especial relevancia la decisión sobre el método a aplicar. El presente trabajo tiene como objetivo estudiar las propiedades que presenta cada uno de los métodos propuestos, en función de las características que pueden presentar, tanto la serie anual objetivo como los indicadores utilizados. Para ello, se desarrolla un ejercicio de simulación, en donde se dispone de un control exhaustivo de las propiedades de las series, que permite definir el método a seguir para determinar que solución de las propuestas es más eficiente en función de la información de partida.

El trabajo se desarrolla presentando, en el primer punto, los métodos de trimestralización considerados en el estudio. En el segundo apartado, se explica el ejercicio de simulación llevado a cabo. En el tercer punto, se muestran los principales resultados obtenidos, quedando el cuarto y último para las conclusiones más relevantes.

2.- Los Métodos de Trimestralización Con Indicador Analizados

Chow y Lin (1971) obtienen el mejor estimador lineal e insesgado de la serie trimestral, mediante la estimación de la relación anual entre los indicadores y la variable objetivo. Esto es, parten de la relación (1).

$$Y = B' y = B' x\beta + B'u \quad (1)$$

donde Y es el vector de datos anuales conocidos, y es el vector de datos trimestrales desconocidos, x es la matriz de datos trimestrales integrada por las variables indicador, β es el conjunto de parámetros que relacionan ambas variables, y B es la matriz de paso de trimestral a anual, que toma la forma (2) para el caso de una variable objetivo flujo

$$B' = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & . & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & . & 0 & 0 & 0 & 0 \\ . & . & . & . & . & . & . & . & . & . & . & . & . \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & . & 1 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

Los autores obtienen la expresión de trimestralización (3), así como la expresión de estimación de los parámetros (4) de la relación anual (1).

$$\hat{y} = x\hat{\beta} + VB(B'VB)^{-1}(Y - B'x\hat{\beta}) \quad (3)$$

$$\hat{\beta} = [x'B(B'VB)^{-1}B'x]^{-1}x'B(B'VB)^{-1}Y \quad (4)$$

en donde V representa a la matriz de covarianzas de la perturbación trimestral. Como se puede observar de las expresiones (3) y (4), el único elemento desconocido es dicha matriz V. Este es el principal problema para la aplicación práctica del método.

En la literatura sobre el tema se encuentran diversas soluciones, la primera consiste en suponer que los errores trimestrales se comportan como un ruido blanco, de tal forma que, la estimación a realizar en la expresión (4) se corresponde con la de mínimos cuadrados ordinarios (V=I). En adelante denominaremos a esta solución CL-trivial. En realidad esta solución implica repartir los errores anuales estimados por la regresión en partes iguales, entre los correspondientes trimestres, lo cuál puede provocar la presencia de saltos espurios entre el cuarto trimestre de un año y el primero del siguiente.

La solución propuesta por Chow y Lin (1971) para evitar estos saltos consiste en suponer que los errores trimestrales se distribuyen según un proceso autorregresivo de orden uno. Para ello, se estima la regresión anual (1), a partir de la cual se obtiene el coeficiente autorregresivo anual de orden uno (ϕ_a), utilizando los errores de dicha estimación anual. Posteriormente, se estima el parámetro autorregresivo trimestral (ϕ) mediante la relación (5)¹:

$$\phi_a = \frac{\phi(\phi + 1)(\phi^2 + 1)^2}{2(\phi^2 + \phi + 2)} \quad (5)$$

Como es obvio, el conocimiento de ϕ implica el conocimiento de V, si se admite el supuesto de que la perturbación aleatoria trimestral se comporta como un AR(1), y, ello a su vez, permite poder aplicar en la práctica las expresiones (2) y (4). Sin embargo, el uso de esta solución presenta nuevos problemas. Así, para valores de ϕ_a inferiores a cero aparecen dos valores trimestrales por cada uno anual, y además, no se pueden estimar valores para el coeficiente trimestral inferiores a -0.1305.

Una solución alternativa es la propuesta por Fernández (1981). Este autor trata de añadir una mayor suavidad a la serie trimestral finalmente estimada. Para ello, supone que la perturbación trimestral sigue un camino aleatorio, quedando el modelo trimestral propuesto como el descrito en (6)

$$\begin{aligned} y_j &= x_j\beta + u_j \\ u_j &= u_{j-1} + \varepsilon_j \end{aligned} \quad (6)$$

El autor demuestra que la solución coincide con la del método propuesto por Denton (1971) ampliado a más de una variable auxiliar y que se expresa como (7)

$$\begin{aligned} \hat{y} &= x\hat{\beta} + (D'D)^{-1}B(B'(D'D)^{-1}B)^{-1}[Y - B'x\hat{\beta}] \\ \hat{\beta} &= [x'B(B'(D'D)^{-1}B)^{-1}B'x]^{-1}x'B(B'(D'D)^{-1}B)^{-1}Y \end{aligned} \quad (7)$$

donde D es la matriz de diferenciación (8):

¹ Véase, por ejemplo, Pavía (1997)

$$D = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & \cdot & 0 & 0 & 0 \\ -1 & 1 & 0 & \cdot & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 1 & \cdot & 0 & 0 & 0 \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ 0 & 0 & 0 & \cdot & -1 & .1 & .0 \\ 0 & 0 & 0 & \cdot & .0 & -1 & 1 \end{bmatrix} \quad (8)$$

Basándose en la propuesta de Fernández (1981), Litterman (1983) añade una penalización de alisado sobre la serie trimestral resultante, como posteriormente demostraron Pinheiro y Coimbra (1983), partiendo del modelo trimestral definido en (9):

$$\begin{aligned} y_j &= x_{1,j} \beta_1 + x_{2,j} \beta_2 + \dots + x_{k,j} \beta_k + u_j \\ u_j &= u_{j-1} + \varepsilon_j \\ \varepsilon_j &= \alpha \varepsilon_{j-1} + e_j \end{aligned} \quad (9)$$

Esta solución añade la dificultad de tener que estimar el valor de α . Para ello se utiliza la expresión (10)² en donde q es el coeficiente de correlación de primer orden de la diferencia de los residuos anuales.

$$q = \frac{\alpha^9 + 3\alpha^8 + 7\alpha^7 + 13\alpha^6 + 18\alpha^5 + 22\alpha^4 + 22\alpha^3 + 18\alpha^2 + 14\alpha + 10}{2\alpha^5 + 6\alpha^4 + 14\alpha^3 + 26\alpha^2 + 36\alpha + 44} \quad (10)$$

De igual forma que en (5) la expresión (10) genera nuevas dificultades. En este caso, no existen valores trimestrales por debajo de valores anuales de q de 0.1666667.

Stram y Wei (1986) y Stram y Wei (1990) desarrollan un método de trimestralización sin indicador, basándose en la obtención del modelo SARIMA trimestral congruente con el correspondiente modelo SARIMA de la serie anual. Proponen solucionar el problema de la matriz V de la solución de Chow y Lin (1971) mediante la aplicación de su método de trimestralización sin indicador sobre la serie de error anual de la relación (1). De tal forma que, la serie trimestral se obtendría como el producto de los parámetros estimados por los indicadores trimestrales, más la serie de error trimestralizada.

2.- El Proceso de Simulación Implementado

Presentamos en primer lugar las características de las series trimestrales originales sobre las que se van a construir los escenarios objeto de estudio, y que, además de ser el punto de partida del ejercicio, son el elemento de comparación de las series trimestralizadas. En segundo lugar, se comenta la forma de simular cada una de las series trimestrales originales, bajo cada uno de los escenarios previamente definidos. En tercer lugar, se definen los estadísticos con los que analizar los resultados de los distintos métodos de trimestralización en su comparación con las series trimestrales originales. Todo el ejercicio de simulación se ha llevado a cabo en el programa *Econometric Views 3.1*.

² Véase, por ejemplo, Pavía (1997)

El proceso de simulación parte de la definición de una serie de escenarios que permiten generar la serie trimestral de partida, tanto de la variable objetivo como de sus indicadores. Para cada uno de estos escenarios se simulan 500 series temporales. Estas series son anualizadas mediante la suma de los correspondientes trimestres, para su posterior trimestralización, por cada uno de los métodos propuestos. De esta manera, se obtiene, para cada serie objetivo, tantas series trimestrales como métodos de trimestralización se estudian. La comparación de estos valores estimados con los datos reales inicialmente simulados, permite estudiar la precisión de cada uno de los métodos de trimestralización, la comparación entre los mismos, y como le afecta a cada uno de ellos las propiedades de partida con las que fueron simuladas cada serie

a.- Los escenarios de simulación

Los escenarios a estudiar vienen determinados principalmente por aquellas características que definen la relación entre la variable objetivo y la variable auxiliar. En el presente ejercicio de simulación se utilizará una sola variable como indicador. Según la expresión (1) ésta, recordamos, viene dada por

$$y_j = \alpha + \beta x_j + u_j \tag{11}$$

Sobre la base de la expresión (11), la primera característica estudiada es el modelo ARIMA generador de los datos de la serie auxiliar trimestral (x_j). En este sentido, el modelo más complejo que se estudia viene expresado por la ecuación (12).

$$(1 - \phi_1 L)(1 - L)^d x_j = (1 - \theta_1 L)\varepsilon_j \tag{12}$$

con ξ_j ruido blanco y los valores para los cuales se particulariza este modelo se muestran en la tabla 1

Tabla 1: Modelos ARIMA propuestos para los indicadores

Modelo	Parámetro	Modelo n°	
		I(0) a=0	I(1) a=1
ARIMA(1,a,0)	$\phi_1 = -0.7$	1	9
	$\phi_1 = 0.7$	2	10
ARIMA(0,a,1)	$\phi_1 = -0.7$	3	11
	$\phi_1 = 0.7$	4	12
ARIMA(1,a,1)	$\phi_1 = -0.6 \theta_1 = -0.4$	5	13
	$\phi_1 = -0.6 \theta_1 = 0.4$	6	14
	$\phi_1 = 0.6 \theta_1 = -0.4$	7	15
	$\phi_1 = 0.6 \theta_1 = 0.4$	8	16

La segunda característica estudiada corresponde con el modelo ARIMA generador de la perturbación aleatoria trimestral (u_j) de dicha relación (11). Un total de seis modelos han sido objeto de estudio, estos son:

- a. Ruido Blanco (RB)
- b. AR(1) con parámetro -0.8 (ARNE)
- c. AR(1) con parámetro 0.8 (ARPO)
- d. MA(1) con parámetro 0.8 (MA)

- e. ARI(1,1) con parámetro 0.8 integrado regularmente
- f. IMA(1,1) con parámetro 0.8 integrado regularmente

La tercera característica atañe al grado de ajuste entre la variable objetivo y la variable indicador. Dos son los niveles que se han estudiado, medidos a través del coeficiente de determinación de la relación trimestral (11): Un grado de relación alto (R2A) que toma valores entre el 90% y el 95%, y un grado de relación bajo (R2B), que supone unos valores para el coeficiente de determinación entre el 65% y el 70%.

La cuarta característica es el valor y signo del parámetro beta (β) de la ecuación (11). En este caso se han estudiado tres valores: parámetro positivo y valor mayor que la unidad (+1), tomando el parámetro valores entre 1.5 y 2; parámetro negativo y en valor absoluto mayor que la unidad (-1), con valores en el intervalo (-2,-1.5); y parámetro positivo y menor que la unidad (+0) tomando en este caso valores entre 0.5 y 0.99.

La última característica estudiada concierne al tamaño de la muestra a trimestralizar. En el presente trabajo se utilizan tres tamaños muestrales distintos, y que corresponden con 15, 25, y 50 años.

b.- El proceso de generación de las series

El proceso seguido para generar las series trimestrales originales que se van a trimestralizar ha sido el siguiente:

1. Creación de los indicadores (x_j): Estas series se simulan siguiendo los modelos ARIMA propuestos³. Una vez simuladas, se comprueba mediante la estimación del correspondiente modelo, que no existen diferencias superiores a ± 0.05 unidades del valor paramétrico propuesto, con una variabilidad, medida a través de la desviación típica de entre 245 y 255 unidades. En el proceso de simulación, además de comprobar que cumplieran las condiciones anteriores, se le añadió la condición de normalidad y de no negatividad. Si alguna de las series no cumplían con alguna de las cuatro condiciones era desechada y simulada de nuevo. Por otro lado, con el fin de evitar problemas en la simulación, debido a la generación de números aleatorios en los datos iniciales de las series, éstas fueron simuladas con cien datos más de los necesarios. Los primeros cien datos de las series eran eliminados antes de proceder a estudiar las cuatro condiciones ya comentadas.
2. Creación de las series de error (e_j): El proceso de creación de las series de error es similar al de los indicadores, salvo que inicialmente se crean con desviación

³ Véase tabla 1

típica igual a uno (este valor será modificada más adelante), y además, incorrelacionado con el indicador correspondiente.

3. Crear la serie trimestral objetivo (y_j). Para ello se usa la relación (11). Además, dado que la relación tiene que tener un nivel predeterminado de ajuste, es necesario modificar la desviación típica de la serie de error. La nueva desviación típica (S_u) viene definida en función del valor del coeficiente de determinación deseado (R^2), el parámetro β y la desviación típica de la serie indicador (S_x), mediante la relación (13)

$$S_u = \sqrt{\frac{(1 - R^2)\beta^2 S_x^2}{R^2}} \quad (13)$$

Posteriormente se cambia la desviación típica de la serie original (S_e), para adecuarla al valor calculado según (13) utilizando la expresión (14)

$$u_j^* = \frac{S_u}{S_e} u_j \quad (14)$$

c.- Los estadísticos de análisis

Una vez que se dispone de los datos originales con periodicidad trimestral, estos son agregados obteniendo las series anuales, tanto para la variable objetivo como para los indicadores. Las series anuales de la variables objetivo y la anual y trimestral del indicador son las que se utilizarán para trimestralizar por cada uno de los métodos.

El análisis de los resultados se realiza mediante la comparación entre las variables objetivo trimestrales originales y las trimestralizadas por cada uno de los métodos. Los estadísticos propuestos para realizar el análisis de las series trimestralizadas miden el grado de ajuste de los datos originales (y_j^{or}) y la serie timestralizada por el método M (y_j^M). Las dos medidas utilizadas han sido la Raíz del Error Cuadrático Medio en Porcentaje de Media (RECM)

$$RECM^M = \frac{\sqrt{\sum_{j=1}^{4T} (y_j - y_j^M)^2}}{\sum_{j=1}^{4T} y_j} \quad (15)$$

y el Error Absoluto Medio en Porcentaje de Media (EAM)

$$EAM^M = \frac{\sum_{j=1}^{4T} |y_j - y_j^M|}{\sum_{j=1}^{4T} y_j} \quad (16)$$

3.- Resultados de la Simulación

Tras estudiar todos los casos independientemente, hemos observado que los resultados se mantienen en cada uno de los casos, por ello, para no resultar reiterativo en el análisis, se parte de lo general a lo particular resaltando los aspectos más significativos

Por tanto, el esquema de presentación de los resultados obtenidos del ejercicio de simulación se estructura de la siguiente forma: en primer lugar analizaremos los obtenidos de forma global por los métodos de trimestralización propuestos. En segundo lugar, se introduce un mayor nivel de desagregación a través de las distintas características definidas en el epígrafe 2.a del trabajo, con el objeto de examinar las diferencias que se producen de forma global, y determinar si estas afectan de la misma manera o no a cada uno de los métodos de análisis.

En la tabla 2 se muestran los distintos estadísticos obtenidos para cada uno de los métodos de trimestralización, entre los cuales se ha incluido el método trivial sin indicador como punto de referencia. En líneas generales, se observa como el uso de cualquiera de los métodos mejora los niveles de eficiencia frente al método más simple (Trivial). Este hecho, unido a trabajos que demuestran la mejora en la eficiencia en los modelos estimados con datos desagregados⁴, así como reducciones en la varianza de la predicción al utilizar datos de mayor frecuencia⁵, justifica el uso de estos modelos, y como consecuencia, la necesidad de conocer cuál de ellos presenta mejores resultados.

Tabla 2: Resultados por Método de Trimestralización

		METODO					
		TRIVIAL	FERNANDEZ	TRIVIAL-CL	AR1	SW	LITTERMAN
EAM	Media	7.63%	3.30%	3.39%	3.26%	5.25%	2.28%
	Mediana	7.47%	2.62%	2.75%	2.59%	2.88%	1.43%
RECM	Media	9.55%	4.14%	4.25%	4.23%	6.30%	2.86%
	Mediana	9.36%	3.27%	3.47%	3.45%	3.61%	1.79%

Sin embargo el método de SW obtiene valores más similares a los obtenidos por el método trivial que el resto. La pregunta que queda por responder es si esto es debido a alguna característica en particular, u obtiene malos resultados de forma general. En las tablas 3 a 8 se presenta el estadístico raíz del error cuadrático medio en porcentaje de media, combinando los distintos métodos con las características estudiadas.

⁴ Véase Palm y Nijman (1984), Nijman y Palm (1988) y Weiss(1984)

⁵ Véase Nijman y Palm (1985) y (1990), y Lütkepohl (1986)

En primer lugar se analizan los resultados obtenidos en función de la estructura de los errores trimestrales (tabla 3). Se observa como el valor medio del método de SW (5.25%) viene muy determinado por el 16.23% en el modelo media móvil no integrado, mientras que en el resto de modelos del error propuestos, los resultados del método de SW se ajustan a los obtenidos por el resto de métodos estudiados.

En consecuencia, los malos resultados del método de SW vienen marcados por el bajo nivel de ajuste cuando los errores trimestrales siguen un determinado proceso, lo cual no invalida el método en el resto de modelos propuestos, es decir, el problema del método de SW es puntual y no general.

Tabla 3: RECM por Modelo de Error

		METODO					
		TRIVIAL	FERNANDEZ	TRIVIAL- CL	AR1	SW	LITTERMAN
EAM	RB	8.45%	5.08%	4.90%	4.98%	4.90%	5.12%
	ARPO	7.20%	2.67%	2.94%	2.62%	2.72%	2.59%
	ARNE	8.87%	5.53%	5.41%	5.37%	5.43%	5.30%
	MA	8.06%	4.47%	4.38%	4.47%	16.23%	4.75%
	ARI	6.53%	.69%	1.10%	.87%	.74%	.41%
	IMA	6.69%	1.34%	1.63%	1.23%	1.45%	1.10%
RECM	RB	10.56%	6.34%	6.12%	6.21%	6.12%	6.37%
	ARPO	9.03%	3.36%	3.70%	3.29%	3.41%	3.24%
	ARNE	11.04%	6.84%	6.70%	6.64%	6.72%	6.55%
	MA	10.09%	5.60%	5.48%	5.60%	18.78%	5.97%
	ARI	8.19%	.96%	1.41%	2.05%	.96%	.53%
	IMA	8.40%	1.72%	2.09%	1.60%	1.84%	1.39%

Los resultados por modelo del error nos permiten observar también los mejores ajustes que se obtienen cuando se trabaja con modelos integrados (ARI e IMA) con respecto a los modelos no integrados. Con el fin de aportar una mayor claridad se ha optado por eliminar en los análisis posteriores el modelo media móvil, dada la distorsión que producen los resultados obtenidos por el método de SW.

A través de la tabla 4 se analizan los resultados en función de los tres tamaños muestrales considerados. Se puede ver como éstos muestran una ligera tendencia a mejorar cuando se dispone de un mayor número de años. Por ejemplo, el método de Litterman pasa de un 2.94%, con quince años disponibles, a un 1.16% con 50 años.

Tabla 4: RECM por número de años

	Nº AÑOS	METODO					
		TRIVIAL	FERNANDEZ	TRIVIAL- CL	AR1	SW	LITTERMAN
EAM	15.00	7.74%	3.30%	3.44%	3.29%	3.27%	2.94%
	25.00	7.57%	3.05%	3.18%	2.98%	3.03%	1.48%
	50.00	7.33%	2.84%	2.97%	2.77%	2.84%	1.16%
RECM	15.00	9.66%	4.12%	4.29%	4.42%	4.07%	3.66%
	25.00	9.48%	3.82%	3.99%	3.92%	3.79%	1.86%
	50.00	9.20%	3.59%	3.73%	3.54%	3.57%	1.46%

Por último, la influencia de los modelos SARIMA generador de los datos se aborda de forma separada en función de tres características: la estructura del modelo, el orden de integración y el signo de los parámetros. La tabla 5 muestra los resultados en función de la estructura media móvil, autorregresiva o mixta del modelo. Las diferencias son

significativas entre los tres, quedando, en casi todos los casos, en peor lugar la estructura media móvil.

Tabla 5: RECM por modelo SARIMA general.

		METODO					
		TRIVIAL	FERNANDEZ	TRIVIAL- CL	AR1	SW	LITTERMAN
EAM	AR	7.10%	3.05%	3.18%	3.00%	3.04%	1.84%
	MA	8.16%	3.10%	3.24%	3.04%	3.10%	2.14%
	ARMA	7.46%	3.05%	3.19%	3.01%	3.03%	2.06%
RECM	AR	8.88%	3.82%	3.98%	3.93%	3.80%	2.32%
	MA	10.22%	3.89%	4.05%	3.95%	3.87%	2.67%
	ARMA	9.34%	3.83%	3.99%	3.97%	3.78%	2.57%

Las mayores diferencias de ajuste se aprecian ante cambios en el orden de integración de la variable a trimestralizar. En el presente trabajo se pone de relieve, como se puede ver en la tabla 6, la diferencia significativa que se produce entre las series con orden de integración uno regular y las variables no integradas. Por ejemplo, el método AR(1) pasa de un 4.27% en su RECM en variables no integradas a un 3.64% en variables integradas regularmente.

Tabla 6: RECM por orden de integración

		METODO					
		TRIVIAL	FERNANDEZ	TRIVIAL- CL	AR1	SW	LITTERMAN
EAM	I(0)	10.37%	3.38%	3.56%	3.29%	3.42%	2.32%
	I(1)	4.72%	2.74%	2.83%	2.74%	2.68%	1.75%
RECM	I(0)	12.96%	4.24%	4.46%	4.27%	4.27%	2.89%
	I(1)	5.93%	3.45%	3.55%	3.64%	3.35%	2.19%

El último elemento del indicador es el signo de los parámetros del modelo. Para ilustrar el efecto del mismo, se muestra en la tabla 7 los resultados por signo para el modelo del indicador autorregresivo de orden uno, cuyos resultados se pueden extender al resto de casos.

Tabla 7: RECM por Signo del parámetro

		METODO					
		TRIVIAL	FERNANDEZ	TRIVIAL- CL	AR1	SW	LITTERMAN
EAM	NEGATIVO	8.72%	3.24%	3.38%	3.13%	3.24%	2.00%
	POSITIVO	5.49%	2.85%	2.97%	2.87%	2.84%	1.68%
RECM	NEGATIVO	10.84%	4.06%	4.23%	4.03%	4.05%	2.49%
	POSITIVO	6.92%	3.59%	3.73%	3.83%	3.55%	2.14%

De los resultados se puede concluir que existe una diferencia significativa en función del signo del parámetro. Parámetros negativos conllevan peores resultados que los parámetros positivos. Este hecho se justifica por el patrón más errático que se produce en las series con parámetro negativo, mientras que las series con parámetro positivo presentan una mayor suavidad lo que, a su vez, implica un mejor ajuste a la hora de estimar los trimestres desconocidos.

Los resultados por signo del parámetro β de la relación (11) muestran diferencias significativas, tanto por el valor del parámetro, éstas más acusadas, con peores resultados cuando el parámetro es inferior a uno, como por signo del mismo, teniendo

mejores resultados cuando el parámetro es positivo. En cuanto a la bondad del ajuste los resultados son los esperados, es decir, mejores resultados cuando la relación entre las dos variables es más alta.

Tabla 9: RECM por Signo del parámetro β de la relación (11)

		METODO					
		TRIVIAL	FERNANDEZ	TRIVIAL- CL	AR1	SW	LITTERMAN
EAM	R2A positivo>1	7.58%	1.96%	2.05%	1.93%	1.95%	1.28%
	R2A negativo <-1	7.62%	1.97%	2.06%	1.94%	1.96%	1.30%
	R2A positivo <0	5.35%	1.39%	1.45%	1.37%	1.38%	.92%
	R2B positivo>1	9.10%	4.80%	5.01%	4.73%	4.78%	3.18%
	R2B negativo<-1	9.20%	4.85%	5.06%	4.78%	4.83%	3.24%
	R2B positivo<0	6.43%	3.40%	3.55%	3.35%	3.39%	2.26%
RECM	R2A positivo>1	9.49%	2.46%	2.57%	2.54%	2.44%	1.60%
	R2A negativo <-1	9.54%	2.47%	2.58%	2.54%	2.45%	1.63%
	R2A positivo <0	6.70%	1.74%	1.82%	1.80%	1.73%	1.15%
	R2B positivo>1	11.38%	6.03%	6.28%	6.20%	5.97%	3.97%
	R2B negativo<-1	11.51%	6.09%	6.34%	6.27%	6.03%	4.05%
	R2B positivo<0	8.05%	4.27%	4.45%	4.40%	4.23%	2.82%

4.- Conclusiones

En este trabajo se han estudiado distintos métodos de trimestralización de variables anuales usando información adicional a la de la propia variable objetivo. Los resultados obtenidos aportan evidencia en el sentido de que dichos métodos son más eficientes que el reparto simple del dato anual en cuatro partes iguales y, además, el trabajo pone de manifiesto la importancia que sobre cada uno de los métodos pueden tener las propiedades, tanto de la variable objetivo como del indicador.

En este sentido, son de destacar: a) El efecto negativo de la estructura media móvil en los errores sobre el método de Stram y Wei. b) Como la presencia de orden de integración regular, tanto en los errores como en la variable indicador, mejora el ajuste de las series trimestralizadas con respecto a la original. c) Tal y como se esperaba, un aumento en el número de años disponible permite mejorar los resultados. Y, d) el signo negativo en los parámetros empeora los resultados.

En consecuencia con los resultados obtenidos, el método para trimestralizar una variable anual se ajustará a los siguientes pasos:

1. La decisión del método de trimestralización a usar, dados los resultados del presente estudio, ha de tener en cuenta el modelo de la perturbación aleatoria trimestral. Si la misma presenta orden de integración o supera las condiciones específicas del método, el que mejores resultados presenta es el método de Litterman. Sin embargo, la suposición realizada sobre el modelo de la perturbación aleatoria trimestral, donde parece residir la clave de sus buenos

resultados, provoca que el número de series trimestralizadas sea bajo si dicha perturbación no presenta orden de integración.

2. En el caso de no superar las condiciones de aplicabilidad para el método de Litterman, el método que mejor respuesta ofrece en variables integradas es el método de SW, aunque éste también presenta limitaciones en su uso. En concreto, para perturbaciones no integradas, tanto el método de SW, (salvo perturbaciones media móvil donde muestra resultados muy lejos de ser óptimos) como el método AR1, son los que presentan mejores prestaciones, sin diferencias significativas entre ambos.
3. Hay que tener en cuenta que los anteriores métodos no son aplicables a todos los casos posibles, cada uno tiene sus propias condiciones. Si no se cumplen dichas condiciones, el método de Fernández ofrece una solución similar al AR1 y su implementación práctica es mucho más sencilla.

Bibliografía

Chow G.C. and Lin A.L. (1971): "Best linear unbiased interpolation, distribution, and extrapolation of time series by related series", *The Review of Economics and Statistics* 53, 372-375.

Denton F.T. (1971): "Adjustment of monthly or quarterly series to annuals totals: An approach based on quadratic minimization", *Journal of the American Statistical Association* 66, 99-102.

Fernández R.B. (1981), "A methodological note on the estimation of time series", *The Review of Economics and Statistics* 63, 471-476.

Litterman R.B. (1983): "A random walk, Markov model for the distribution of time series", *Journal of Business & Economic Statistics* 1, 169-173.

Lütkepohl, H. (1984): "Linear transformation of vector ARMA processes". *Journal of Econometrics*, 4, 283-293.

Nijman, Th. E. Palm, F.C. (1985): "Series temporelles incompletes en Modelisation Macroeconomiques". *Cahiers Du Seminaire D'econometrie*, 29, 141-168.

Nijman, Th. Palm, F.C. (1988): "Efficiency gains due to missing data procedures in regression models". *Statistical papers*, 29, 249-256.

Nijman, Th. Palm, F.C. (1990): "Predictive accuracy gain from disaggregate sampling in ARIMA models". *Journal of Business and Economic Statistics*, 8, 189-196.

Palm, F.C. Nijman, Th. (1984): "Missing observations in the dynamic regression model". *Econometrika*, 52, 1415-1435.

Pavía, J.M. (1997): La problemática de la trimestralización de series anuales. *Tesis Doctoral*. Universidad de Valencia.

Pinheiro M. and Coimbra C. (1993): "Distribution and extrapolation of time series by related series using logarithms and smoothing penalties", *Economía*, 359-374.

Stram D.O. and Wei W.W.S. (1986): "A methodological note on the disaggregation of time series totals", *Journal of Time Series Analysis* 7, 293-302.

Wei W.W.S. and Stram D.O. (1990): "Disaggregation of time series models", *Journal of the Royal Statistical Society. Series B.* 52, 453-467.

Weiss, A.A. (1984): "Systematic sampling and temporal aggregation in time series models". *Journal of Econometrics*, nº: 26, pp: 271-281