Documento de Trabajo 96-07
Serie de Estadística y Econometría 03
Abril 1996

Departamento de Estadística y Econometría
Universidad Carlos III de Madrid
Calle Madrid, 126
28903 Getafe (España)
Fax (341) 624-9849

MODELIZACION AUTOMATICA DE SERIES DIARIAS DE ACTIVIDAD ECONOMICA*

Antoni Espasa, J. Manuel Revuelta y J. Ramón Cancelo**

Resumen

Las series diarias de actividad económica no han sido estudiadas tan rigurosamente como las series financieras. No obstante, la posibilidad de contar con modelos adecuados a un coste razonable daría potentes herramientas de gestión a empresas e instituciones. Por otro lado, las particularidades que presentan dichas series recomiendan un tratamiento específico, diferenciado del de las series de mayor nivel de agregación temporal. En este artículo se ilustra el problema anterior y se propone una metodología automática de modelización para dichas series.

Palabras Clave

Estacionalidad múltiple; Estacionalidad variable; Efecto calendario; Variables meteorológicas; Variables umbral; Análisis de intervención; Estacionalidad determinística.

* Este documento es una traducción del trabajo "Automatic Modelling of Daily Series of Economic Activity" preparado para el *XII Symposium on Computational Statistics* a celebrar en Barcelona en Agosto de 1996. La versión en inglés se encuentra en el "Working Paper" nº 96-26(07) del Dpto. de Estadística y Econometría, Universidad Carlos III de Madrid.

** Espasa y Revuelta, Departamento de Estadística y Econometría, Universidad Carlos III de Madrid; E-mail: revuelta@est-econ.uc3m.es. Cancelo, Departamento de Economía Aplicada II, Universidad de La Coruña. Los autores agradecen la ayuda recibida de la DGICYT, proyecto PB93-0236.

1. Introducción

El objeto de nuestro estudio lo constituyen aquellas series diarias relacionadas directa o indirectamente con la actividad económica y que denominaremos en adelante *series de actividad económica*. En ellas el problema cuantitativo de interés es la modelización de la esperanza condicional. Esto las contrapone a las series de rentabilidad financiera en las que el objetivo fundamental es la modelización de magnitudes relacionadas con los segundos momentos y para las que se ha desarrollado toda una metodología diferenciada sobre la base de los llamados modelos ARCH, GARCH o a los modelos de volatilidad estocástica (Ruiz, 1993; Taylor, 1994; etc.).

Algunos ejemplos de series que centran nuestro interés son: consumos de bienes energéticos, variables monetarias agregadas, niveles de contaminación, ventas en grandes empresas, series de tráfico, ocupación de medios de transporte, etc.

Nuestro esfuerzo en su modelización queda justificado por la gran importancia que tienen para la actividad cotidiana de múltiples empresas e instituciones. Por ejemplo, en aspectos tales como la reducción de costes en la producción de bienes o en la generación de servicios, que puede ser la base de una mejora de la competitividad, es clave una adecuación lo más precisa posible de la oferta a la demanda. Atender a tales demandas sin incurrir en costes excesivos debido, por ejemplo, al mantenimiento de recursos ociosos requiere una cuantificación precisa del impacto conjunto que variados factores institucionales, sociales, meteorológicos, etc., tienen sobre el consumo, en un intento de conseguir unas predicciones lo más exactas posibles. Además de la vertiente predictiva, estos modelos permiten caracterizar las variables en cuestión parametrizando, por ejemplo: (a) el cambio de unos ciclos estacionales cortos (semanal) en función de otros más largos (mensual o anual) o en función de variables meteorológicas; (b) el efecto de una fiesta en función del día de la semana, de la estación del año, de su posición en el mes y de los valores de variables meteorológicas en los días inmediatamente anteriores; (c) el efecto no lineal de la temperatura, etc. Todos estos parámetros son herramientas muy útiles para la gestión, control y diagnóstico.

Sobre la base de todo lo anterior se justifica un esfuerzo tendente a un mejor conocimiento de las características esenciales de estas series, y al desarrollo de técnicas de modelización lo más sistematizadas posible, que permitan un tratamiento simple y general.

El resto del presente trabajo se organiza según el siguiente esquema: en la sección 2 se realiza un análisis descriptivo de las series de actividad económica; posteriormente se profundiza en esquemas básicos para su tratamiento (sección 3) y en su aplicación al tratamiento simultáneo de varias estacionalidades (sección 4); la corrección del efecto calendario es tratada en la sección 5; frecuentemente, estas series son muy sensibles a determinadas variables exógenas como las meteorológicas lo cual se analiza en la sección 6. El trabajo finalizará con la exposición del esquema básico de tratamiento automático propuesto, sección 7, y con un apartado final de conclusiones en la sección 8.

2. Características Generales

Una primera cuestión que cabe preguntarse es si las técnicas habituales de análisis de series temporales que se aplican a series mensuales, trimestrales, etc., que en adelante llamaremos *series de baja frecuencia*, pueden ser directamente aplicadas a series diarias de actividad económica o si por el contrario conviene desarrollar técnicas específicas para estas series que tengan en cuenta su problemática particular.

En términos generales se puede decir que las series de baja frecuencia se caracterizan por los siguientes aspectos:

a) Existencia de un único ciclo estacional,

b) cuyo periodo parece estar perfectamente determinado y

c) para el que esquemas sencillos de naturaleza estocástica o determinística parecen adecuados.

Lo anterior facilita el desarrollo de metodologías sistematizadas de tratamiento, como la metodología ARIMA, desarrollada por Box y Jenkins (1970).

Frente a esas características, en las series diarias, o *series de alta frecuencia* en general, destacan, entre otros, los siguientes aspectos:

a) Existencia de varios ciclos estacionales sobrepuestos, siendo los más comunes el semanal, mensual y anual.

b) Aparición de ciclos de periodo variable por irregularidades del calendario, como la existencia de años bisiestos, las distintas duraciones de los meses o el efecto de la presencia de distinto número de fines de semana en los diferentes meses.

c) Exigencia de combinación de esquemas determinísticos y estocásticos para captar mejor las estacionalidades.

d) Los esquemas determinísticos, cuando son necesarios para un determinado efecto cíclico, suelen ser variables en función de otro ciclo o de variables meteorológicas.

e) Dependencia importante, y con frecuencia de naturaleza no lineal, de variables exógenas como las meteorológicas, y muy especialmente de la temperatura, lluvia, luminosidad y viento.

f) Complejo efecto de calendario en lo que se refiere a fiestas, periodos vacacionales, etc.

Junto a estas características, las series diarias, al igual que las series de baja frecuencia, suelen tener un nivel no estacionario que habitualmente es tendencial.

Como consecuencia de todo lo anterior resulta difícil la búsqueda sistemática de modelos tomando como base los planteamientos comunmente utilizados y se revela de gran interés el planteamiento de estrategias específicas de modelización para este tipo de series. Ese es el objetivo fundamental del presente estudio.

En los gráficos 1, 2 y 3 aparecen algunas de las series que van a centrar nuestra atención. En ellas se aprecia cómo, aún siendo de naturaleza muy distinta, todas se ajustan a los aspectos anteriores. En la figura 4(A) aparecen con más detalle los patrones cíclicos para el caso de una serie eléctrica, comprobando cómo, en este ejemplo, el patrón semanal es el dominante. En 4(B) se ilustra cómo este patrón varía según el periodo del año. El efecto calendario y el de la temperatura pueden apreciarse en las figuras 4(C) y 4(D), respectivamente.

3. Esquemas de Modelización

Para la modelización de cualquier característica que se encuentre en una serie temporal es posible recurrir a dos tipos de esquemas básicos: puramente determinísticos o puramente estocásticos. Las características particulares de algunas series obligan también al uso de esquemas mixtos de los anteriores.

3.1. Esquemas Determinísticos

3.1.1. Tendencia

Se modeliza mediante polinomios temporales. Estos esquemas suelen ser excesivamente rígidos por lo que los esquemas estocásticos o mixtos resultan, en general, preferibles.

3.1.2. Ciclos Estacionales

La estacionalidad puede seguir un esquema estable o variable en el tiempo. La modelización de un ciclo de periodo s que tenga una evolución constante en el tiempo puede realizarse mediante s variables artificiales, según el esquema

$$Y_t = w_1\delta_{1t} + w_2\delta_{2t} + \ldots + w_s\delta_{st},$$

donde los w_i son constantes y las δ_{it} son variables artificiales que toman el valor 1 cuando t se corresponde al momento estacional i y 0 en el resto de los casos. Dado que la tendencia se modeliza con una estructura adicional, el conjunto de variables estacionales utilizadas debe cumplir que la suma de los coeficientes w_i valga cero.

El tratamiento de periodicidades de longitud variable, como puede ser la mensual (véase la sección 3.2.4), mediante este tipo de esquemas requiere ciertas aproximaciones (Espasa, 1993). En general se suelen agrupar tras la misma variable artificial días de comportamiento homogéneo respecto al ciclo particular. Un ejemplo de esto sería lo que ocurre con muchas series de agregados monetarios, ventas, etc., en las que se aprecia una estacionalidad mensual que se restringe a un efecto de principio (efecto evolutivo), mediados (efecto fijo) y fin de mes (efecto evolutivo). En este caso tres variables artificiales serían suficiente para su caracterización, si bien la de principio y la de fin de mes vendrían afectadas por un filtro dinámico. En el caso de la estacionalidad determinística anual se requieren, evidentemente, un mayor número de restricciones, siendo muy variados los diferentes esquemas a contemplar dependiendo de cada serie particular. No obstante, puede desarrollarse un procedimiento automático para identificar estas restricciones, el cual describimos en la sección 7.

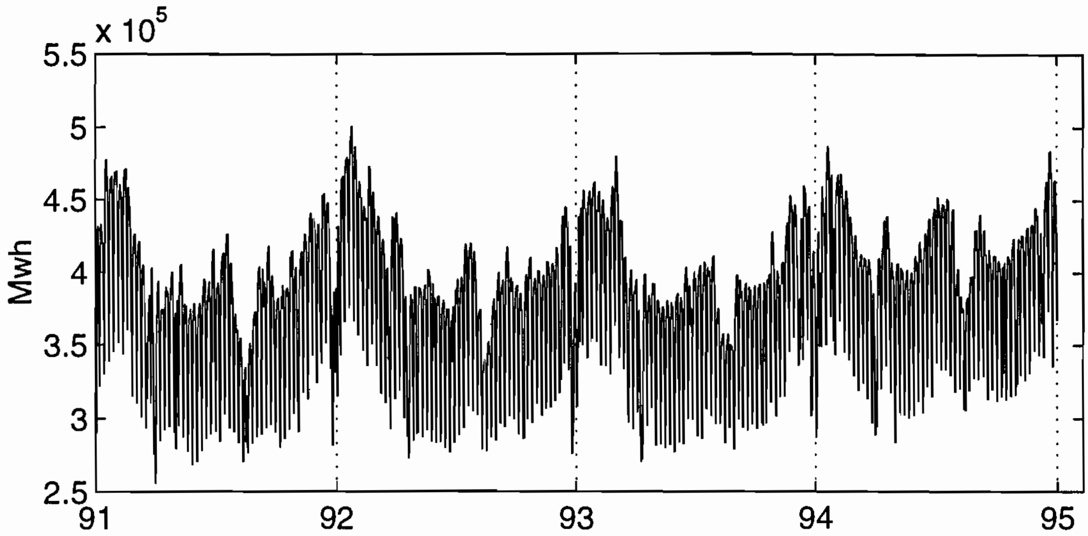

Fig. 1. Demanda de electricidad en España

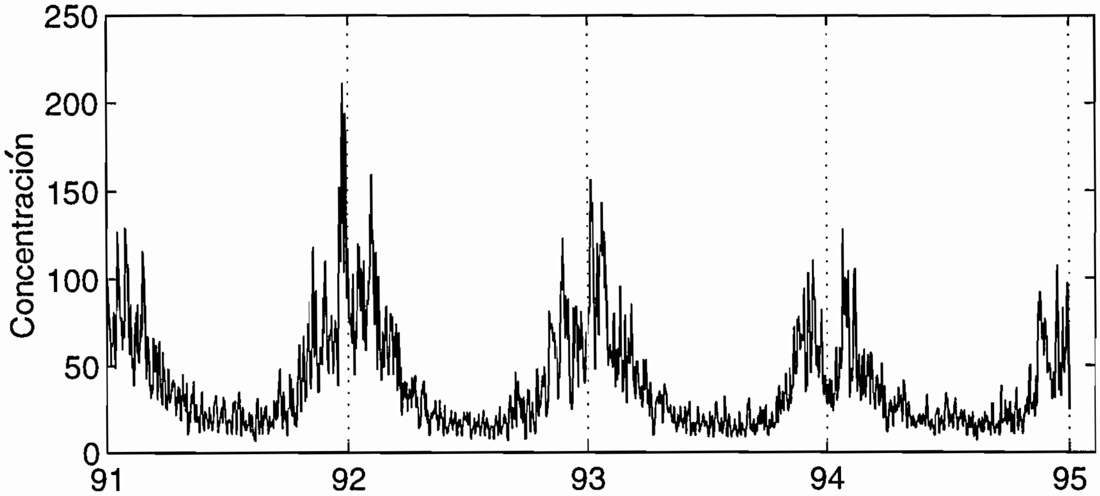

Fig. 2. Contaminación por SO2 en Madrid

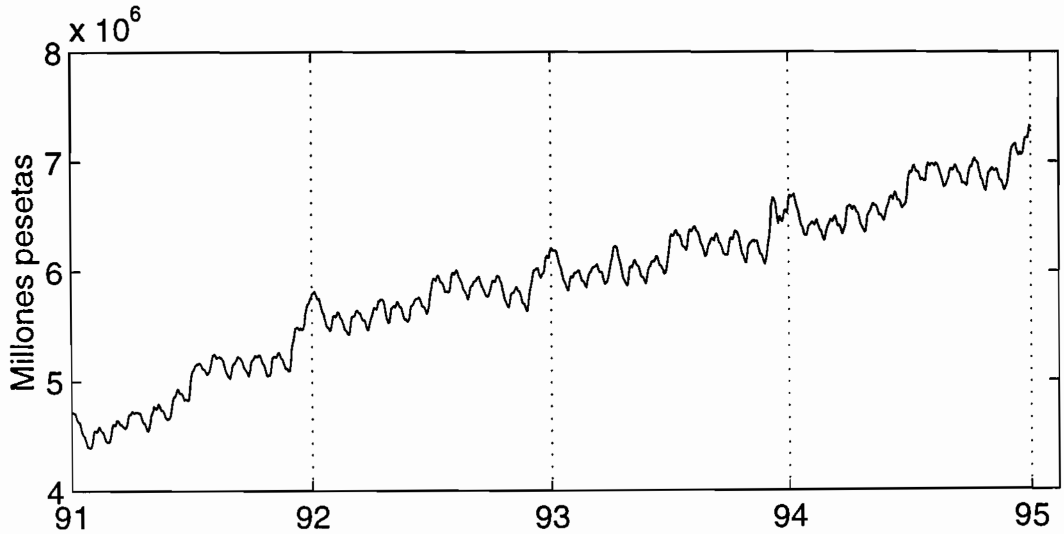

Fig. 3. Circulación fiduciaria en España

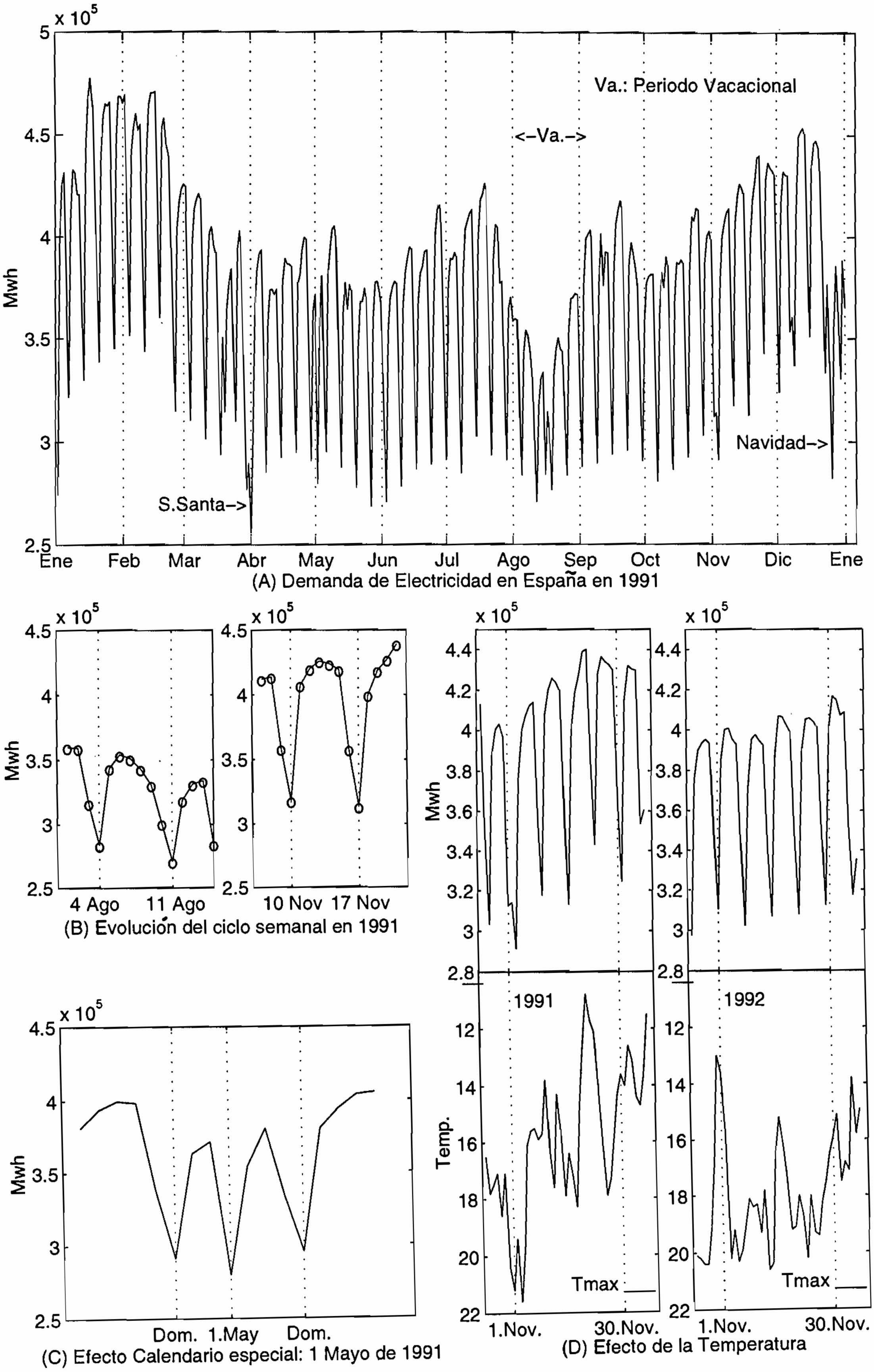

Fig. 4. Estudio de la Demanda de Electricidad en España

Una forma muy útil de dar flexibilidad a los esquemas determinísticos anteriores es permitiendo cierta variabilidad temporal en los patrones estacionales determinísticos. Así, por ejemplo, la estacionalidad semanal se la puede hacer variar en función de la posición de la semana dentro del mes, de la estación del año en que se encuentre y del valor que tomen ciertas variables meteorológicas.

3.2. Esquemas Estocásticos

3.2.1. Tendencia

Las características de las series suelen hacer deseable una modelización estocástica de la tendencia. Esta se implementa mediante el operador de diferencias Δ^d. Siguiendo a Espasa y Peña (1995) el comportamiento tendencial de un proceso se puede caracterizar mediante el binomio *I(d,m)*, donde la primera cifra indica el número de raices unitarias y los valores uno o cero en la segunda la presencia o no de una media no nula en el proceso estacionario. El comportamiento mayoritariamente encontrado en las series de actividad económica es cuasilineal - polinomio tendencial en la función de predicción de orden *(d+m-1)* - lo cual requiere, en función de la referencia anterior, esquemas del tipo *I(1,1)* o *I(2,0)*.

3.2.2. Ciclos Estacionales

La modelización de una estacionalidad estable de periodo s mediante esquemas estocásticos se hace típicamente mediante la aplicación a la serie original del operador suma

$$U_{s-1}=(1+L+L^2+\ldots+L^{s-1}).$$

En el caso de que la serie necesite además una diferencia regular, ambos esquemas combinados dan lugar al operador de diferencia estacional

$$(1-L)U_{s-1}=(1-L^s).$$

La modelización de una estacionalidad cambiante mediante esquemas estocásticos es compleja y requiere muchos grados de libertad. Por otro lado, su uso normalmente se hace innecesario ante la buena adaptación a los datos que tienen los esquemas determinísticos variables. Cuando esto no sea así, puede ser debido a una fuerte dependencia de la estacionalidad respecto a alguna variable meteorológica. En este caso un buen ajuste se puede conseguir recurriendo de nuevo a un esquema determinístico estacional cambiante pero que también sea función directa de esas variables.

3.2.3. Descomposición de los Operadores Suma

Todo operador suma U_{s-1} puede descomponerse en función de sus armónicos, estando cada uno asociado a una determinada frecuencia según la expresión $f_{i,s}=2\pi i/s$, con $i=1\ldots[s/2]$. Así, por ejemplo, el operador semanal (U_6), muy común es series diarias, tendrá la siguiente descomposición

$$U_6=(1-2\cos(2\pi/7)L+L^2)(1-2\cos(2\pi/3.5)L+L^2)(1-2\cos(2\pi/2.3)L+L^2),$$

recogiendo cada uno de los términos periodicidades de 7, 7/2 y 7/3 días, respectivamente. En este caso sólo son tres las frecuencias afectadas, pero para el caso de operadores suma de mayor orden como el anual (U_{364}) serán 182 las frecuencias filtradas. Esto sugiere la posibilidad de trabajar directamente con los armónicos realmente necesarios en vez de con el operador suma completo. Además, se hace evidente el posible exceso de raices unitarias en bandas estrechas en torno a determinadas frecuencias si se emplean simultáneamente varios operadores suma correspondientes a distintas estacionalidades. Por ejemplo, si tomamos los operadores $(1\text{-}L)^{30}$ y $(1\text{-}L)^{365}$, para cualquier armónico del primero existe un j tal que $f_{i,30} \simeq (2\pi j/365)$, por lo que aplicar el primer filtro en presencia del segundo no es recomendable.

3.2.4. Heterogeneidad en los Periodos Estacionales

En series diarias los periodos de algunos ciclos presentes en la serie no son en general constantes por la presencia de meses de distinta duración o por la existencia de años bisiestos. Esto es aún más relevante si las series con las que tratamos son series que carecen de dato para algún día de la semana. El caso típico son lo que se llaman *series laborables*, caracterizadas por la falta de información en el fin de semana. Este sería el caso, por ejemplo, de la serie de circulación fiduciaria del Banco de España (fig. 3). En este caso pueden aparecer meses de entre 20 y 23 días laborables y años de 260, 261 ó 262 días laborables.

En este caso, los operadores suma no comparan, en determinadas fechas, momentos homogéneos en el ciclo. Con ello, la aplicación del operador suma provoca una cierta distorsión en dichas fechas, que puede ser compensada por esquemas determinístas, tal como se hace en Cancelo y Espasa (1987).

Este efecto no se da en el ciclo semanal y su correspondiente esquema estocástico U_6, pero se hace especialmente apreciable en la estacionalidad anual y sobre todo en la mensual. La presencia de meses de diversas longitudes hace incluso dudar del orden adecuado del operador suma mensual. Esto desaconsejará en general el uso de esquemas estocásticos específicos para esta estacionalidad. Si la estacionalidad evoluciona de forma suave el efecto distorsionador de las heterogeneidades temporales anteriores será menor pues los días sobre los que actúa el filtro, con o sin distorsión, tienen comportamiento parecido dentro de la estacionalidad.

4. Modelización de Distintas Estacionalidades Simultáneas

4.1. Problemas que se Plantean

Como ya se ha comentado, lo más común en series diarias será la presencia de más de una estacionalidad, por lo que serán varios los esquemas de modelización que habrá que combinar.

El planteamiento de varios esquemas estocásticos diferenciados basados en operadores suma, plantearía, en función de todo lo analizado, dos problemas fundamentales:

a) Solapamiento de armónicos de frecuencias similares provenientes de los distintos operadores suma. Esto, como ya hemos visto, conduce a sobreparametrización con raices unitarias.

b) La aplicación de armónicos correspondientes a periodicidades no presentes en la serie. Esto es especialmente relevante cuanto mayor sea el orden del operador suma.

Por todo ello, nuestro planteamiento parte de la selección de una de las estacionalidades como principal, dándole prioridad a la hora de elegir su esquema, aunque la mayor parte de las veces será estocástico. Además, se permite la desagregación del operador suma en función de los armónicos que lo componen. Posteriormente, nuestra experiencia muestra que las estacionalidades residuales de otros periodos que aún permanezcan se recogen de forma más precisa mediante conjuntos de esquemas determinísticos, fijos o variables, o mediante algunos armónicos de frecuencias relevantes de dichas estacionalidades. El caso más claro es el de la estacionalidad mensual respecto a la anual.

Por otro lado, siempre habrá que tener en cuenta la posibilidad de que ciertas estacionalidades sean recogidas por variables exógenas. Por ejemplo, en el caso de la estacionalidad anual, en ocasiones está suficientemente bien contemplada a través de variables meteorológicas y variables binarias que recojan el efecto de los periodos vacacionales.

Queda aún por elegir un criterio de discriminación rápido entre los múltiples esquemas alternativos a plantear, de forma que se pueda determinar una lista de modelos provisionales de partida para estudios más profundos. Nosotros nos hemos inclinado por el *criterio de reducción de la varianza residual.*

4.2. El Criterio de Reducción de la Varianza Residual

No existe un soporte teórico que haga incuestionable a este método, sino que son fundamentos intuitivos y la experiencia los que han demostrado sus buenos resultados. A esto se añade su simplicidad y rapidez computacional, factor decisivo en series como las nuestras de varios miles de observaciones. Esto queda ilustrado en referencias como Cancelo y Espasa (1991a) y Espasa (1993).

5. Efecto Calendario

El efecto calendario cobra una especial importancia en nuestra aplicación por la gran sensibilidad que en general presentan estas series a fiestas, periodos vacacionales y acontecimientos especiales como celebración de elecciones, huelgas generales, cambios de horario, etc. Un ejemplo puede apreciarse en la figura 4(C). Por ello, parece obligado un análisis de intervención riguroso previo a cualquier estudio. Su incorporación al modelo la hacemos a través de complejos esquemas de variables artificiales acompañadas de sus correspondientes filtros dinámicos. Un tratamiento minucioso de este problema suele ser imprescindible. Aquí damos una somera descripción de los principales problemas. Para aplicaciones del efecto calendario a series diarias se puede recurrir a Cancelo y Espasa (1991a) y a Espasa (1993).

5.1. Fiestas

Se comprueba que el efecto de una fiesta sobre una serie no es el mismo dependiendo de variados factores. Esto nos empuja a agrupar las fiestas en categorías cuyo efecto se puede considerar parecido con el fin de preservar el principio de parquedad paramétrica y a la vez explicar adecuadamente los datos. Fundamentalmente, hemos seguido los siguientes criterios de agrupamiento:

a) día de la semana,

b) época del año,

c) posición en el mes y

d) temperatura anormalmente alta o baja.

Las fiestas que no permitan su agrupamiento con otras, muy frecuentemente el día primero de mayo y el día de Navidad, reciben un tratamiento específico. Además, la existencia de un gran número de fiestas de carácter local o regional obliga a afectar el análisis con coeficientes correctores en función de porcentajes de la población a la que alcance la fiesta.

5.2. Periodos Vacacionales

Los periodos vacacionales más relevantes son Semana Santa, Navidad y vacaciones de verano (Julio o Agosto en la mayoría de los paises europeos).

Los efectos fundamentales a recoger en periodos vacacionales de larga duración son:

a) Cambios en la tendencia y en el nivel (gráfico 4(A)).

b) Cambios en la estructura del ciclo semanal (gráfico 4(B)).

c) Efectos especiales de determinados días (día de Navidad, Nochevieja, días de Semana Santa, etc., gráfico 4(A) y 4(C))

Para modelizar estos efectos hemos utilizado, combinaciones de escalones truncados a los que se sobreponen, siguiendo a Cancelo y Espasa (1991a), filtros dinámicos adecuados para cada caso.

5.3. Eventos Especiales

Eventos tales como huelgas generales, días de elecciones, etc., también deben tenerse en cuenta. Incluso en algunas series es recomendable incorporar los ajustes horarios que se realizan los últimos domingos de marzo (día de 23 horas) y de septiembre (día de 25 horas).

6. Variables Exógenas

El uso de indicadores u otros tipos de variables exógenas en la modelización de series diarias depende en gran medida del sector al que pertenezca la serie. No obstante, se ha comprobado que gran número de ellas se ven muy afectadas, aparte de las consideraciones estacionales mencionadas anteriormente, por variables meteorológicas. Esta relación se convierte en esencial en series relacionadas con el sector eléctrico, contaminación o transporte. Es por ello que en la modelización propuesta se tienen también en cuenta dichas variables y, muy especialmente, la temperatura.

El efecto de estas variables en nuestras series es, en bastantes casos, no lineal y pueden concebirse distintos esquemas en su formulación y estimación. Engle *et al.*(1986) proponen un método semiparamétrico; Engle *et al.*(1992) utilizan primeras y segundas potencias de la variable meteorológica; Cancelo y Espasa (1991b) buscan umbrales significativos con los cuales definir diferentes segmentos en el rango de variación de la variable, aproximando en cada uno la relación por una función lineal.

Estas variables pueden presentar también un efecto dinámico. Esto quiere decir que una misma temperatura producirá distintos efectos en función de los valores que se hayan registrado en los días anteriores. En muchos casos el esquema puede ser aún más complejo pues esta dependencia puede ser distinta dependiendo de la estación del año, de que se trate de un día laborable o de un fin de semana, etc.

El método mencionado anteriormente de Cancelo y Espasa (1991b) ha demostrado buenos resultados tanto para la modelización del efecto no-lineal como para recoger el efecto dinámico.

7. Metodología Automática de Tratamiento

Todo lo anterior puede materializarse en una metodología de modelización automática de series diarias. En su formulación nos hemos ceñido a una descripción de los aspectos esenciales y más frecuentes de las series diarias de actividad económica.

Es posible encontrar varios entornos para la programación automática de series temporales. Cabe destacar el programa SCA-Expert (Long-Mu, 1993), el programa STAMP en el contexto de modelos estructurales (desarrollado por el profesor Harvey y asociados) o el programa TRAMO (Gomez y Maravall, 1994a y 1994b). Todos están diseñados para series generalmente con una única estacionalidad y en cualquier caso estable. Esto se cumple razonablemente en series de baja frecuencia, pero no en las diarias. Por ello es necesario un tratamiento más específico para estas series. En adelante, suponemos que existen dos estacionalidades importantes *s1* y *s2*, que en la mayor parte de los casos serán semanal y anual.

Los pasos fundamentales que sigue nuestro organigrama son:

A.- Partiendo del esquema general de modelización del efecto calendario descrito en la sección 5, se hace una primera estimación aproximada por MCO para eliminar de la serie, Z_t, dicho efecto ($Z_{At}=Z_t-Y_c\cdot\beta_{MCO}$).

B.- Calculamos el efecto estacional dominante comparando, según el criterio de varianza residual mínima, los esquemas Δ, Δ^2, Δ_{s1}, Δ_{s2}, $\Delta\Delta_{s1}$, $\Delta\Delta_{s2}$ sobre la serie Z_{At} y la propia serie Z_{At}. Con ello se escogerá un operador, dígase $\Delta^d U_{s1-1}$, y *s1* se considerará la estacionalidad dominante. Si el esquema elegido fuera Δ^d se escoge como estacionalidad principal, *sj*, la que dé lugar a una varianza residual mínima sobre el esquema $\Delta^d U_{sj-1}$.

C.- Jerarquizamos según el criterio de reducción de la varianza residual los esquemas $\Delta^d\cdot ESQ_{s1}\cdot Z_{At}$, pudiendo ser ESQ_{s1}:

i) Esquemas determinísticos adecuados relacionados con *s1*
ii) Combinaciones de armónicos componentes de U_{s1-1}
iii) Variables exógenas relacionadas
iv) Ciertas combinaciones de i, ii, iii

Las estimaciones se hacen por MCO. De tales estimaciones se escogen los n mejores esquemas: $\Delta^d\cdot ESQ1_{s1}$, $\Delta^d\cdot ESQ2_{s1}$,...y $\Delta^d\cdot ESQn_{s1}$. Como valor de *n* se tomará en general 2, aunque podrá ser más elevado si existen modelos muy cercanos en varianza residual y es computacionalmente admisible.

D.- Sobre las series resultantes de $\Delta^d \cdot ESQ1_{s1} \cdot Z_{At}, \ldots, \Delta^d \cdot ESQn_{s1} \cdot Z_{At}$ aplicamos de nuevo todas las posibles combinaciones de esquemas i, ii, iii y iv, pero esta vez relacionadas con la estacionalidad *s2*. De nuevo nos quedamos con los *n* mejores modelos: $\Delta^d \cdot ESQ1_{s1s2}$, $\Delta^d \cdot ESQ2_{s1s2}, \ldots$ y $\Delta^d \cdot ESQn_{s1s2}$.

E.- A los modelos anteriores les aplicamos otros posibles esquemas que recojan efectos residuales de los vistos en apartados precedentes - incluyendo una tercera estacionalidad- y sin posibilidad de ser filtrados en las etapas anteriores.

E1.- A partir de aquí tenemos una lista de posibles modelos ($\Delta^d \cdot ESQi_{s1s2*}$), generalmente 2, de los cuales nos centramos en el primero para etapas consecuentes ($\Delta^d \cdot ESQ1_{s1s2*} \cdot Z_{At} = Z_{Et}$).

F.- De forma similar a como proceden los programas TRAMO o SCA-Expert y sobre la base de los resultados de Tiao y Tsay (1983,1984) y Tsay (1984), se establece una etapa de comprobación sobre si alguna de las estacionalidades no estacionarias presentes en la serie no ha sido recogida adecuadamente. En caso de que surja ese problema se pasa al siguiente modelo de la lista del apartado *E1*. Si se rechazan todos los modelos preseleccionados se aplica *F* directamente a Z_{At}, y se toma como esquema no estacionario el puramente estocástico dado por las raices unitarias que aquí aparezcan.

G.- Especificamos un modelo ARMA(p,q) a la serie Z_{Ft}, serie estacionaria que resulta del punto anterior. En el proceso de especificación se utiliza el procedimiento de Revilla *et al.*(1991).

H.- Estimamos por máxima verosimilitud el modelo completo incluyendo todos los elementos determinísticos que hayamos ido incorporando a lo largo del proceso y el de las variables meteorológicas.

I.- Analizamos los estadísticos t de la estimación anterior para ver si el modelo puede simplificarse. También se hacen estadísticos F de cada uno de los conjuntos de variables artificiales estacionales. Finalmente se hace un análisis de residuos para simplificar el modelo o detectar la necesidad de especificaciones ARMA alternativas a la incluida. El análisis de residuos considera también contrastes sobre la presencia de esquemas de varianza condicional. Si todos estos contrastes no rechazan el modelo, éste se escoge como modelo final. En caso contrario se reformula el modelo y se vuelve al apartado *I*. Si dicha reformulación resulta confusa se pasa al siguiente modelo del listado de *E1*.

La ampliación de este proceso automático de modelización para incluir efectos, mencionados en la sección 6, de las variables meteorológicas adicionales a los efectos estacionales es bastante directo aplicando el proceso de Cancelo y Espasa (1991b).

8. Conclusiones

En este estudio hemos motivado la gran utilidad que para empresas e instituciones supondría el disponer de modelos de series diarias para sus variables más sensibles y a un bajo coste. Por otro lado se han discutido las principales características que presentan estas series y que, en general, hacen que metodologías clásicas de tratamiento no den resultados adecuados. Se han tratado caso por caso, de una forma no exhaustiva, alternativas de modelización que pueden resultar de especial interés para nuestra aplicación, así como su problemática asociada, motivando una estrategia de modelización. El éxito de la misma se basa en el diseño adecuado de esquemas alternativos en cada uno de los apartados i) a iv) del apartado *C* de la sección anterior. Estos han de ser capaces de incorporar estacionalidades múltiples cambiantes, con estructura no lineal y de naturaleza mixta, estocástica y determinística, cuando las series lo requieran.

Por último todo lo anterior se plasma en un esquema automático de tratamiento. Con procedimientos similares, pero sin la estructuración que aquí se formula, Cancelo y Espasa han obtenido resultados muy satisfactorios sobre series de circulación fiduciaria y consumo de energía eléctrica.

Bibliografía

Box, G.E. y Jenkins, G.M. (1970). *Time Series Analysis: Forecasting and Control.* San Francisco, Holden-Day.

Cancelo, J.R. y Espasa, A. (1987). "Un nuevo modelo diario para la predicción de la circulación fiduciaria". Trabajo no publicado. *Servicio de estudios del Banco de España*, Madrid.

Cancelo, J.R. y Espasa, A. (1991a). "Forecasting Daily Demand for Electricity with Multiple-Input Nonlinear Transfer Function Models: A case Study". Working Paper 91-05. Universidad Carlos III de Madrid.

Cancelo, J.R. y Espasa, A. (1991b). "Threshold Modelling of Nonlinear Dynamic Relationships: An application to a Daily Series of Economic Activity". Working Paper 91-05. Universidad Carlos III de Madrid.

Cancelo, J.R. y Espasa, A. (1996). "Using high-frecuency data and time series models to improve yield management". Working Paper. Universidad Carlos III de Madrid.

Engle, R.F., Granger, C.W.J., Rice, J. y Weiss, H. (1986). "Semiparametric Estimates of the relation between weather and electricity sales". *Journal of the American Statistic Association*, 81:310-320.

Engle, R.F., Granger, C.W.J., Romanathan, R. y Valid Araghi, F. (1992). "Probabilistic Methods in Peak Forecasting". *Quantitative Economic Research Inc.* San Diego, California.

Espasa, A. (1993). "Modelling Daily Series of Economic Activity". *Proceedings of the BES section of the Amer. Stat. Assoc.*

Espasa, A. y Peña, D. (1995). "The Decomposition of Forecast in Seasonal ARIMA Models". *Journal of Forecasting*, 14: 565-583.

Gomez, V. y Maravall, A. (1994a). "Program TRAMO. Time Series Regression with ARIMA Noise Missing Observations and Outliers". EUI Working Paper ECO No. 94/31, Department of Economics, European University Institute, Florence.

Gomez, V. y Maravall, A. (1994b). "Estimation, Prediction, and Interpolation for Nonstationary Series with the Kalman Filter". *Journal of the American Statistical Association*, 89: 611-624.

Lon-Mu, L. (1993). "Modeling and Forecasting Time Series Using an Expert System Approach". Working Paper No. 127, University of Illinois at Chicago.

Revilla, P., Rey, P. y Espasa A. (1991). "Characterization of Production in Different Branches of Spanish Industrial Activity, by Means of Time Series Analysis". Working Paper 91-28. Universidad Carlos III de Madrid.

Ruiz, E. (1993). "Modelos para Series Temporales Heterocedásticas". *Cuadernos Económicos del ICE*, 56: 73-108.

Taylor, S. (1994). "Modelling Stochastic Volatility". *Mathematical Finance*, 4: 183-204.

Tiao, G.C. y Tsay, R.S. (1983). "Consistency Properties of Least Squares Estimates of Autoregressive Parameters in ARMA Models". *The Annals of Statistics*, 11: 856-871.

Tsay, R.S. (1984). "Regression Models with Time Series Errors". *Journal of the American Statistical Association*, 79: 118-124.

WORKING PAPERS 1996

Business Economics Series

96-10 (01) David Camino
"The role of information and trading volume on intradaily and weekly returns patterns in the Spanish stock market"

96-11 (02) David Camino
"A transaction cost approach to strategic alliances in telecommunications"

96-13 (03) Clara Cardone
"A single european union deposit insurance scheme? An overview"

96-20 (04) Jaime Rivera Camino
"Reexamining the adoption of the marketing concept"

Economics Series

96-01 (01) Praveen Kujal and Roland Michelitsch
"Market power, inelastic elasticity of demand, and terms of trade"

96-02 (02) Emmanuel Petrakis and Minas Vlassis
"Endogenous wage-bargaining institutions in oligopolistic industries"

96-03 (03) Coral del Río and Javier Ruiz-Castillo
"Intermediate inequality and welfare. The case of Spain, 1980-81 to 1990-91"

96-04 (04) Javier Ruiz-Castillo
"A simplified model for social welfare analysis. An application to Spain, 1973-74 to 1980-81"

96-08 (05) Juan José Ganuza
"Optimal procurement mechanism with observable quality"

96-09 (06) Emmanuel Petrakis and Amrita Dhillon
"On centralized bargaining in a symmetric oligopolistic industry"

96-12 (07) Ezra Einy, Ron Holzman, Dov Monderer and Benyamin Shitovitz
"Core equivalence theorems for infinite convex games"

96-15 (08) Praveen Kujal
"The impact of regulatory controls on industry structure: study of the car and scooter industry in India"

96-17 (09) Olga AlonsoVillar
"Configuration of cities: the effects of congestion cost and government"