

Previsión del número de ingresos y estancias en los hospitales de corta estancia de Osakidetza

Octubre 1997.ko Urria

Osasun Antolamendu eta Ebaluaziorako Zuzendaritza
Dirección de Ordenación y Evaluación Sanitaria

unidad de kerketa
unitatea
investigación

Autores

Marina Ayestarán Servicio de Estudios e Investigación Sanitaria. Dirección de Ordenación y Evaluación Sanitaria
Santiago Esnaola Servicio de Estudios e Investigación Sanitaria. Dirección de Ordenación y Evaluación Sanitaria
Anjeles Iztueta Área de Metodología. EUSTAT/ Instituto Vasco de Estadística
Cecilia Anitua Servicio de Estudios e Investigación Sanitaria. Dirección de Ordenación y Evaluación Sanitaria

Dirección para correspondencia:

Marina Ayestarán

Servicio de Estudios e Investigación Sanitaria

Dirección de Ordenación y Evaluación Sanitaria

C/ Duque de Wellington, 2. 01010 Vitoria-Gasteiz

E-mail: ikerketa-san@ej-gv.es

Tfn. 945-189245. Fax. 945-189192

PREVISIÓN DE LA UTILIZACIÓN DE SERVICIOS HOSPITALARIOS DE CORTA ESTANCIA DE OSAKIDETZA

Marina Ayestarán¹, Santiago Esnaola¹, Anjeles Iztueta², Cecilia Anitua¹

¹Servicio de Estudios e Investigación y Unidad de Investigación.

Departamento de Sanidad

²Área de Metodología. EUSTAT

INTRODUCCIÓN

La planificación de servicios de salud supone tomar decisiones que conciernen a las necesidades futuras. En el caso de los hospitales, la previsión sobre el número de camas necesarias en un futuro inmediato es uno de los elementos claves para la gestión hospitalaria.

Los esfuerzos desarrollados en los últimos años para mejorar la eficiencia y la calidad de los servicios de Osakidetza han llevado a cambios organizativos, que incluyen entre otros la instauración del servicio de hospitalización a domicilio, los hospitales de día, así como al desarrollo de otras medidas tendentes a la prevención de las estancias innecesarias. En consecuencia se ha producido una disminución en el número de camas disponibles en los hospitales de corta estancia, junto con un aumento del número de ingresos, y una disminución de la estancia media. Así, al comparar el año 1987 con el año 1996, el número de camas hospitalarias descendió de 5130 a 4262, y la estancia media de 10,9 a 6,9. Además, el índice de ocupación hospitalaria se mantuvo cercano al 80%¹. Estos niveles de ocupación son considerados cercanos a los óptimos desde el punto de vista de la eficiencia, y permiten mantener una reserva de camas para hacer frente a aumentos inesperados en el número de ingresos. Sin embargo, de cara al futuro, la continuidad de los esfuerzos de mejora de la eficiencia, junto con la preocupación por la calidad de los cuidados, plantean la necesidad de que las decisiones relativas al número de camas instaladas se adapten de forma óptima a la demanda de servicios hospitalarios. Para ello, sería de gran valor el contar con estimaciones válidas de cuál será la utilización de servicios futura.

La descripción de la evolución de los indicadores de utilización hospitalaria de los últimos años, junto con el análisis del impacto de los cambios organizativos en la utilización hospitalaria, permiten realizar recomendaciones sobre las necesidades futuras de camas, basadas en el juicio de expertos². Un enfoque complementario es el basado en el análisis estadístico de series temporales de las variables de utilización hospitalaria^{3,4}. Haciendo uso de modelos de análisis de series temporales es posible identificar el patrón de comportamiento de los indicadores de utilización hospitalaria en el pasado, y realizar previsiones de cuál será la utilización futura. Estas previsiones pueden ser posteriormente utilizadas para estimar las necesidades de camas futuras suponiendo diferentes escenarios organizativos.

El presente trabajo surgió de la necesidad de contar con estimaciones de las necesidades de camas instaladas en los hospitales de corta estancia de Osakidetza para el año 1997, y se planteó con un doble objetivo. En primer lugar, pretendía obtener estimaciones de los ingresos y de las estancias que se producirían a lo largo de 1997. Además, se exploró la utilidad del uso de una herramienta de previsión de la utilización de servicios hospitalarios de corta estancia de Osakidetza, en el contexto de la planificación hospitalaria. La herramienta debiera ser capaz de: 1) producir previsiones válidas y precisas, basándose en los datos disponibles en un momento dado, 2) permitir conocer la calidad de las previsiones, y 3) permitir la actualización de los modelos y de las previsiones a medida que se dispusiera de nuevos datos observados. En este documento se presentan los resultados relativos a las previsiones de ingresos y de estancias hospitalarios en los hospitales de corta estancia de Osakidetza, para cada una de las Áreas Sanitarias y cada uno de los meses de 1997, a partir de los datos mensuales del período comprendido entre enero de 1991 y diciembre de 1996.

MÉTODOS

A partir de los datos mensuales de los 12 hospitales de corta estancia de Osakidetza, se calcularon los promedios de ingresos por día y de estancias por día para cada Área Sanitaria y para cada uno de los meses del período 1991-1996. Esos promedios diarios permiten tener en cuenta la influencia de la diferente duración de los meses del año.

Las previsiones fueron obtenidas mediante modelos estadísticos de series temporales univariados **ARIMA** (Auto Regressive Integrated Moving Average) de Box-Jenkins⁵. Estos modelos realizan las previsiones basándose en lo ocurrido en el pasado. Para ello tienen en cuenta tanto los valores observados en períodos anteriores (componente autoregresivo) como los factores aleatorios ó de innovación en cada uno de ellos (componente de media móvil). Este último componente innovador de cada período se refiere a la diferencia entre el valor observado en el período y el valor previsto a partir de los datos de períodos anteriores (ver Anexo 1). La identificación del modelo exige que las series sean estacionarias. Una serie es estacionaria en el tiempo cuando es constante en media y varianza, esto es, cuando la serie oscila de forma

homogénea en torno a un valor constante de la media. Para lograr la estacionariedad respecto a la media se diferencian los valores de la serie, mientras que la estacionariedad en la varianza se consigue mediante una transformación, frecuentemente logarítmica, de los datos. La construcción de los modelos ARIMA se realizó siguiendo el proceso iterativo de identificación del modelo, estimación de los parámetros, y diagnóstico del modelo estimado⁶ (ver Anexo 2). Los modelos obtenidos como resultado de ese proceso fueron evaluados en diferentes aspectos. Respecto a los parámetros estimados, se calculó el estadístico t para cada uno de ellos, concluyendo que eran significativamente distintos de cero. Se evaluó la bondad de los modelos construidos a partir de estadísticos de ajuste a los datos. Se testó las autocorrelaciones de los residuos para concluir que eran “ruido blanco” a partir del estadístico debido a Box-Pierce.

La Figura 1 representa los pasos seguidos para obtener los resultados. En una **primera etapa** se obtuvieron previsiones cuya calidad pudiera ser contrastada. Se utilizaron los datos observados durante el periodo 1991-1995 para construir los modelos ARIMA y obtener las previsiones puntuales y su intervalo de confianza del 95% para los meses de 1996. La calidad de las previsiones fue evaluada mediante la comparación de los valores observados y previstos para ese año: se calculó el error de previsión (observado-previsto), el error absoluto, y el porcentaje del error absoluto. Además se evaluó la calidad de las previsiones examinando si los datos observados quedaban incluidos dentro de los intervalos de confianza de las previsiones.

En la **segunda etapa** se construyeron nuevos modelos con el total de valores observados disponibles para el período 1991-1996, y se obtuvieron las previsiones mensuales puntuales y de intervalo para el año 1997. Este proceso de construcción de nuevos modelos, tras añadir a los datos observados los de 1996, se asemeja al proceso que se seguiría en el futuro para actualizar los modelos.

Con el objeto de explorar las fuerzas y las limitaciones prácticas de la estrategia de análisis y de las estimaciones obtenidas, los resultados obtenidos fueron discutidos con responsables de la gestión hospitalaria del Departamento de Sanidad y de Osakidetza.

RESULTADOS

Se analizaron un total de ocho series, cuatro correspondientes al número de estancias hospitalarias por día y cuatro al número de ingresos hospitalarios por día, por cada una de las Áreas Sanitarias y el total de la Comunidad Autónoma Vasca. En todos los casos eran series de datos mensuales correspondientes al período que va desde enero de 1991 hasta diciembre de 1996.

Todas las series mostraron un comportamiento bien definido al observar su representación gráfica. En cuanto a las estancias hospitalarias se observa en el primer gráfico de las figuras 2-5 un claro patrón de comportamiento estacional, con un pico pronunciado de bajada en el mes de agosto (verano) y dos picos más en los meses de diciembre (Navidad) y abril (Semana Santa). Además se observa en estas series una tendencia descendente. En cuanto a los ingresos hospitalarios los gráficos muestran un mismo comportamiento estacional junto con una tendencia ascendente.

Las Tablas 1-4 presentan los parámetros de los modelos ARIMA contruidos. Se ve que todos ellos tienen un factor estacional de longitud 12, que recoge el comportamiento cíclico observado gráficamente mediante una diferencia de primer orden. Además todos incluyen una diferencia de primer orden en el primer factor, lo que recoge la tendencia lineal observada en los gráficos. En todos estos modelos se ha identificado un componente de media móvil de primer orden en el primer factor. Esto indica que la innovación que se introduce en la serie en un período se mantiene en el modelo durante un período, siendo su influencia determinada por el valor del parámetro correspondiente. Además, en los modelos correspondientes a la variable '*estancias por día*' se ha identificado un componente de media móvil de primer orden en el factor estacional, indicando con esto que la innovación producida en el período t está influyendo en alguna medida (cuantificada por el valor del parámetro) en el valor en el mismo período del ciclo siguiente. En los modelos correspondientes a la variable '*ingresos por día*' se dio una mayor variedad de modelos ajustados. En algunos casos se identificó un componente de media móvil de primer orden en el factor estacional, y en otros un componente autorregresivo de lag 7^a.

^a La especificación del componente autorregresivo de lag 7 fuera de la notación compacta del modelo indica que es un componente aislado, es decir, que no se trata de orden 7, lo cual implicaría la existencia de todos los parámetros de orden inferior.

Los resultados de la **primera etapa** están recogidos en las Figuras 2-9 y en las Tablas 5-12. Al comparar los valores observados y previstos para el año 1996, la media de los errores absolutos para las previsiones del número de estancias por día osciló entre 24 (Gipuzkoa) y 54 (Bizkaia). Para el total de la Comunidad resultó una media de error absoluto de 95 estancias por día. El promedio de los porcentajes de error absoluto fue en todos los casos menor del **5%**, variando desde el 2,2% de Gipuzkoa hasta el 4,8% de Bizkaia, con un porcentaje promedio para la Comunidad del 2,8%. Por otro lado los valores observados quedaban en casi todos los casos dentro de los intervalos de confianza estimados. Por áreas, la única en la que en un caso la observación salió algo del intervalo estimado fue Araba, en el último mes del período pronosticado. En el total de la Comunidad ocurrió en dos ocasiones, en el primero y en el último de los períodos pronosticados.

En el caso de los ingresos por día, el promedio de los errores absolutos durante el período osciló entre 3 (Araba) y 10 (Bizkaia). Para el total de la Comunidad el promedio de error absoluto fue de 13. El promedio de los porcentajes de error absoluto fue también menor al **5%** en todos los casos, desde el 2,8% en Araba hasta el 4,2% en Bizkaia, y siendo para el total de la Comunidad del 2,7%. Por otro lado con esta variable ingresos en todos los casos quedaron los valores observados dentro de los intervalos de confianza calculados.

Las Figuras 10 y 11, y las Tablas 13 y 14 presentan las previsiones obtenidas durante la **segunda etapa**, para cada una de las Áreas Sanitarias y para el total de la Comunidad. La precisión de los intervalos disminuye a medida que se avanza en el tiempo, obteniéndose mejores previsiones a más corto plazo.

En cuanto a la evaluación de estos resultados por parte de los responsables de gestión hospitalaria de Osakidetza, se destacó la importancia de esta herramienta como medio de obtener previsiones rápidas y actualizables con nuevos datos. También se planteó como medio de identificar sucesos significativos al comparar las previsiones realizadas con los datos observados. Por otro lado, la principal limitación planteada fue la amplitud de los intervalos

^a El componente autorregresivo de lag 7 se introduce un poco de forma forzada para ajustar el modelo y probablemente desaparecerá cuando se disponga de más datos.

de confianza estimados. Ello es debido al nivel de confianza utilizado, el 95%, por lo que se planteó la posibilidad de ofrecer los resultados con intervalos al nivel aceptable del 90%.

DISCUSIÓN

Los resultados de este trabajo muestran que los modelos ARIMA lograron previsiones válidas y precisas de los ingresos y de las estancias hospitalarias. Las estimaciones obtenidas incurrieron en un promedio de error absoluto inferior al **5%**.

La aproximación de series temporales, y en concreto los modelos ARIMA, han sido ampliamente aplicados a la previsión de la utilización de los servicios hospitalarios^{2,3,4}. Kao y Tung, por ejemplo, utilizaron los modelos ARIMA para pronosticar ingresos y estancias mensuales por servicio hospitalario. Al evaluar las previsiones para los servicios de mayor utilización, obtuvieron un promedio de error del **10%**. En otros casos, las previsiones obtenidas mediante modelos ARIMA, aplicados a la utilización de servicios hospitalarios pediátricos por asma, fueron comparadas con las obtenidas por el método de alisado exponencial de Winters. La superioridad de los modelos ARIMA frente al modelo de Winters, en cuanto a la validez y a la precisión de las previsiones, compensó la mayor complejidad técnica de uso de estos modelos⁸.

La dificultad de cálculo que implica la construcción de estos modelos ha sido en gran medida superada por los paquetes estadísticos actualmente disponibles. Las previsiones obtenidas por estos modelos son particularmente precisas a corto plazo. Los modelos que se construyen tienen en cuenta la gran variabilidad de las series y por ello se ajustan mejor en el corto plazo que en el largo plazo. Las previsiones son adaptativas, esto es, a medida de que se dispone de más datos observados, las previsiones se reajustan mejorando su precisión y validez. Por ello juega un papel determinante en la calidad de la previsión con estos métodos la disponibilidad de los datos lo más actuales y lo más rápidamente posible. En relación a las series de datos utilizados en nuestro trabajo, hay que señalar que en algunos casos en los períodos iniciales los datos observados no parecían muy precisos, por lo que en períodos posteriores las previsiones pueden ser mejorables.

En el contexto general de la previsión de los servicios hospitalarios, los modelos de series temporales son utilizados frecuentemente en contraposición a la aproximación econométrica. Liu⁷ demuestra la aplicación de esta última en la previsión del número de altas y estancias hospitalarias anuales. Ello es debido a que si bien un modelo econométrico permite introducir relaciones estructurales entre variables y describir la realidad de forma más completa, para ello requiere una información mucho más elaborada y costosa. La simplicidad de requerimientos para obtener previsiones aceptables con los métodos de series temporales hace a éstas muy atractivas en la práctica. Basta con disponer de una historia en el tiempo lo suficientemente larga para poder extraer de ella previsiones futuras en función del comportamiento pasado de la misma, sin considerar relaciones con otras variables.

La utilización práctica de estos métodos se ha de valorar en el contexto de la planificación. Para la toma de decisiones se pueden utilizar criterios cualitativos, como puede ser el juicio de expertos, y criterios cuantitativos, basados en modelos estadísticos. Ambos se interrelacionan para adoptar la decisión final. La utilización de los modelos ARIMA vendría a apoyar este segundo aspecto, destacando también entre los modelos de series univariados por su idoneidad. La utilización de los modelos estadísticos en la toma de decisiones se ha de interpretar de modo adecuado. La comprensión del significado de los intervalos de confianza estimados es fundamental en esta utilización. Los intervalos de confianza han de construirse teniendo en cuenta aspectos tales como la sensibilidad de las decisiones al error, adoptándose para su construcción un criterio de “incertidumbre soportable” en función de la “aversión al riesgo” del decisor. Cuanto mayor sea ésta, es decir, cuando menor margen de incertidumbre ó menor riesgo de equivocarse quiera correr (mayor nivel de significación requerido) los intervalos de confianza se harán más anchos pero dentro de ellos se encontrarán los valores observados con el nivel de confianza deseado. Esto se muestra en la figura 12 donde se da la serie de previsiones para un año junto a los intervalos de confianza para distintos niveles. Se observa cómo estos intervalos se van ampliando a medida que elevamos el nivel de confianza requerido. Los datos numéricos se muestran en la tabla 15.

Es de destacar también la utilidad de las previsiones dentro de un sistema general de gestión y control. Ante la previsión de una evolución no deseada en la tendencia de un fenómeno, una respuesta adecuada puede ser introducir

elementos correctores en el sistema que eviten que esas previsiones se cumplan. La finalidad en la obtención de previsiones no es simplemente *acertar*, sino anticipar y advertir sobre lo que ocurrirá si no se lleva a cabo ninguna acción. Así la previsión mediante modelos juega un papel importante en la ayuda a la gestión en los servicios hospitalarios.

En conclusión, el uso de los modelos ARIMA permite realizar previsiones de la utilización de los servicios hospitalarios mediante un método cuantitativo, empírico, basado en los propios datos. Este método proporciona previsiones válidas y precisas a corto plazo de forma rápida y con medidas precisas de la calidad de las mismas. Son previsiones actualizables a medida que se dispone de nuevos datos. Esta metodología de realizar previsiones puede ser aplicable también a otras variables, proporcionando una herramienta cuantitativa importante de ayuda en la toma de decisiones.

Anexo 1. Definición de los modelos ARIMA

El modelo ARIMA de un proceso general con un componente autorregresivo de orden p y un componente de media móvil de orden q se expresa de la forma siguiente:

$$Y_t = \Phi_1 Y_{t-1} + \Phi_2 Y_{t-2} + \dots + \Phi_p Y_{t-p} + a_t - \Theta_1 a_{t-1} - \Theta_2 a_{t-2} - \dots - \Theta_q a_{t-q}$$

$$1 > \Phi_1 > \Phi_2 > \dots > \Phi_p$$

$$1 > \Theta_1 > \Theta_2 > \dots > \Theta_q$$

donde

Y_t refiere la serie output del proceso

a_t refiere la perturbación ó el error aleatorio

Φ_j son los parámetros de la parte autorregresiva y

Θ_j son los parámetros de la parte de media móvil

Anexo 2. Etapas de construcción de los modelos ARIMA

La construcción de los modelos ARIMA se basa en un proceso iterativo, que sigue las etapas siguientes⁶:

1. Identificación del modelo. En esta etapa se intenta encontrar las relaciones estadísticas entre las observaciones históricas de la serie e

identificar un modelo que sea capaz de describir esas relaciones. El diagnóstico se basa en el estudio de la función de autocorrelación (FAC) y de su representación gráfica, el correlograma. La FAC mide las relaciones estadísticas entre las observaciones de la serie, y expresa el grado de asociación entre un valor dado en el tiempo t (z_t) y el valor observado en la unidad de tiempo $t+k$ (z_{t+k}). Teóricamente, cada uno de los modelos se corresponde con un patrón único de autocorrelación. El estudio de las FAC permitirá juzgar sobre la existencia de tendencias (procesos no estacionarios), de componentes estacionales, y sobre la necesidad de diferenciar y/o de realizar transformaciones de la serie con objeto de obtener una serie estacionaria (con una media, varianza y función de autocorrelación constantes en el tiempo). También se estimará la existencia de componente autorregresiva y/o de media móvil en el modelo y sus órdenes.

2. Estimación de los parámetros de los modelos propuestos en la fase previa. Se valorará la significación estadística de las estimaciones, así como su invertibilidad.

3. Diagnósis del modelo estimado, que permita juzgar sobre la adecuación del modelo a los datos, mediante el análisis de residuales. Se estudiará la FAC de los residuales, para valorar su independencia a nivel del primer y segundo "lags", y se pondrá a prueba la hipótesis de que los residuales se distribuyen como "ruido blanco", mediante el estadístico Q de Box-Pierce. Si es así se podrá decir que se ha identificado en el modelo la parte explicable, siendo lo que resta componente aleatorio.

4. Metadiagnósis del modelo, basado en el estudio del ajuste del modelo, usando el estadístico R^2 y la media de los residuales al cuadrado, así como en la calidad de las previsiones realizadas a partir del modelo.

BIBLIOGRAFÍA

¹ Servicio de Información de Asistencia Sanitaria. *Informes Mensuales de Actividad Hospitalaria*. 1991-1996. Dirección de Asistencia Sanitaria. Osakidetza. Servicio Vasco de Salud.

² Pendegast JF, Vogel WB. A multistage model of hospital bed requirements. *Health Services Research* 1988; 23:381-399.

³ Kao EPC, Tung GG. Forecasting demands for inpatient services in a large public health care delivery system. *Socio-Econ Plan Sci* 1980; 14:97-106.

⁴ Farmer RDT, Emami. Models for forecasting hospital bed requirements in the acute sector. *J Epidemiol Comm Health* 1990; 44:307-312.

⁵ Box GEP, Jenkins GM. *Time series analysis: forecasting and control*, Revised Edition. San Francisco. Holden-Day: 1976.

⁶ McCleary R, Hay RA Jr. *Applied time series analysis for the social sciences*. Beverly Hills. Sage Publications: 1980.

⁷ Liu B. Regional hospital needs projection: An input-output approach, *Socio-Econ. Plan. Sci* 1976;10:37-42.

⁸ Esnaola S. *La prévision de l'utilisation des services hospitaliers à l'aide de données épidémiologiques*, (Mémoire M. Sc.) Université de Montréal, 1987.

Tabla 1. Modelos ARIMA para las estancias por día del período 1991/1995.

	^a (p,d,q) ^b $(P,D,Q)_s$ ^c NOINT	Parámetro	Estimación	Error estándar	Valor t
Araba	(0,1,1)(0,1,1) ₁₂ NOINT	^d MA1,1	0.71805	0.10795	6.65
		MA2,1	0.53263	0.16410	3.25
Bizkaia	(0,1,1)(0,1,1) ₁₂ NOINT	MA1,1	0.55850	0.12647	4.42
		MA2,1	0.39464	0.17164	2.30
Gipuzkoa	(0,1,1)(0,1,1) ₁₂ NOINT	MA1,1	0.48996	0.13402	3.66
		MA2,1	0.54835	0.14797	3.71
CAV	(0,1,1)(0,1,1) ₁₂ NOINT	MA1,1	0.78279	0.09439	8.29
		MA2,1	0.43997	0.17298	2.54

Tabla 2. Modelos ARIMA para las estancias por día del período 1991/1996.

	^a (p,d,q) ^b $(P,D,Q)_s$ ^c NOINT	Parámetro	Estimación	Error estándar	Valor t
Araba	(0,1,1)(0,1,1) ₁₂ NOINT	^d MA1,1	0.70225	0.09914	7.08
		MA2,1	0.41310	0.14932	2.77
Bizkaia	(0,1,1)(0,1,1) ₁₂ NOINT	MA1,1	0.56810	0.11543	4.92
		MA2,1	0.38188	0.14341	2.66
Gipuzkoa	(0,1,1)(0,1,1) ₁₂ NOINT	MA1,1	0.52558	0.11571	4.54
		MA2,1	0.43490	0.14231	3.06
CAV	(0,1,1)(0,1,1) ₁₂ NOINT	MA1,1	0.73519	0.09693	7.58
		MA2,1	0.31929	0.15151	2.11

^a (p,d,q) : factor regular del modelo ARIMA, siendo p , d , y q el orden de su componente autorregresivo, el de diferenciación y el del proceso de media móvil, respectivamente

^b $(P,D,Q)_s$: factor estacional del modelo ARIMA, siendo P , D , y Q el orden de su componente autorregresivo, el de diferenciación y el del proceso de media móvil, respectivamente; s es el número de observaciones en el ciclo estacional

^cNOINT : el modelo no incluye una constante

^dMA i,j : parámetro de la componente de media móvil, con i el factor (0 factor regular, 1 factor estacional) y j el orden del parámetro

Tabla 3. Modelos ARIMA para los ingresos por día del período 1991/1995.

	${}^a(p,d,q) {}^b(P,D,Q)_s$ cNOINT	Parámetro	Estimación	Error estándar	Valor <i>t</i>
Araba	(0,1,1)(0,1,1) ₁₂ NOINT	^d MA1,1	0.88507	0.07428	11.92
		MA2,1	0.37389	0.16450	2.27
		comp. autoreg. lag 7	^e AR1,1	-0.37339	0.15316
Bizkaia	(0,1,1)(0,1,0) ₁₂ NOINT	MA1,1	0.79175	0.08992	8.81
Gipuzkoa	(0,1,1)(0,1,0) ₁₂ NOINT	MA1,1	0.51794	0.12749	4.06
		comp. autoreg. lag 7	AR1,1	-0.31719	0.14680
CAV	(0,1,1)(0,1,0) ₁₂ NOINT	MA1,1	0.74210	0.10051	7.38
		comp. autoreg. lag 7	AR1,1	-0.36535	0.14543

Tabla 4. Modelos ARIMA para los ingresos por día del período 1991/1996.

	${}^a(p,d,q) {}^b(P,D,Q)_s$ cNOINT	Parámetro	Estimación	Error estándar	Valor <i>t</i>	
Araba	(0,1,1)(0,1,1) ₁₂ NOINT	^d MA1,1	0.86418	0.07168	12.06	
		comp. autoreg. lag 7	MA2,1	0.34494	0.13508	2.55
			^e AR1,1	-0.37563	0.13134	-2.86
Bizkaia	(0,1,1)(0,1,0) ₁₂ NOINT	MA1,1	0.81027	0.07705	10.52	
Gipuzkoa	(0,1,1)(0,1,0) ₁₂ NOINT	MA1,1	0.58155	0.10985	5.29	
		comp. autoreg. lag 7	AR1,1	-0.32744	0.13773	-2.38
CAV	(0,1,1)(0,1,0) ₁₂ NOINT	MA1,1	0.75637	0.08959	8.44	
		comp. autoreg. lag 7	AR1,1	-0.42070	0.13075	-3.22

^a (p,d,q) : factor regular del modelo ARIMA, siendo *p*, *d*, y *q* el orden de su componente autorregresivo, el de diferenciación y el del proceso de media móvil, respectivamente

^b $(P,D,Q)_s$: factor estacional del modelo ARIMA, siendo *P*, *D*, y *Q* el orden de su componente autorregresivo, el de diferenciación y el del proceso de media móvil, respectivamente; *s* es el número de observaciones en el ciclo estacional

^cNOINT : el modelo no incluye una constante

^dMA_{*i,j*} : parámetro de la componente de media móvil, con *i* el factor (0 factor regular, 1 factor estacional) y *j* el orden del parámetro

^eAR_{*i,j*} : parámetro de la componente autorregresiva, con *i* el factor (0 factor regular, 1 factor estacional) y *j* el orden del parámetro