

MODELOS DE PREDICCIÓN DE DEMANDA DE ENERGÍA ELÉCTRICA CON DATOS HORARIOS PARA URUGUAY^{1,2}

Bibiana Lanzilotta, Silvia Rodríguez Collazo
Centro de Investigaciones Económicas CINVE
Avenida Uruguay 1242 - Montevideo – 11100 - Uruguay
srodriguez@cinve.org.uy, bibiana@cinve.org.uy

Recibido 18 de diciembre de 2014, aceptado 28 de diciembre de 2015

Resumen

La imposibilidad de almacenar la energía eléctrica hace de la predicción una herramienta indispensable a la hora de gestionar eficientemente su producción. La modelización de la demanda de energía eléctrica permite al ente productor contar con un conocimiento más refinado de los mercados y de los usuarios del sistema, así como con una mejor posición mediante la reducción de la incertidumbre en la toma de decisiones.

El objetivo de este trabajo consiste en la elaboración de un sistema de predicción para el corto plazo, basado en modelos horarios articulados con los modelos diarios de predicción. Con ese objeto se estiman y evalúan dos propuestas metodológicas para la predicción de la demanda horaria. Por un lado la propuesta base para la comparación consiste en la estimación de un modelo univariante ARIMA-IA para una única serie horaria encadenada que incorpora los efectos de los días especiales, eventos atípicos y un componente SARIMA. Por otro lado se estiman 24 modelos, uno para cada hora del día. Se evalúa la performance predictiva individual de los modelos y se compara el desempeño de ambas alternativas. Finalmente, se compara el desempeño predictivo a un día de estos modelos y se contrasta con los resultados del modelo diario.

Palabras clave: modelos de alta frecuencia, demanda de energía eléctrica, predicción.

¹ Este documento es uno de los resultados del proyecto de investigación FSE_1 2011_1_6209 financiado por la Agencia Nacional de Investigación e Innovación (ANII, Uruguay).

² Agradecemos los valiosos comentarios realizados por Pablo Vogel, Marcos Riveiro y Graciela Ferreira.

PREDICTION MODELS OF ELECTRICITY DEMAND WITH TIME DATA FOR URUGUAY

Bibiana Lanzilotta, Silvia Rodríguez Collazo
Centro de Investigaciones Económicas CINVE
Avenida Uruguay 1242 - Montevideo – 11100 - Uruguay
srodriguez@cinve.org.uy, bibiana@cinve.org.uy

Received December 18th 2014, accepted December 28th 2015

Abstract

The impossibility of storing electrical energy makes predicting an indispensable tool for an efficient management of electricity production. Providing models of electricity energy demand gives to the producer entity a more accurate knowledge of the market and allows reducing the uncertainty in decision making.

The objective of this work is to develop a forecasting system for the short term, based on articulated models with daily schedules prediction models. To this aim, two methodological approaches of modeling are evaluated. The first one is based on the estimation of a univariate ARIMA-IA model to a single series of energy demand. This model incorporates the effects of the special days, atypical events and a SARIMA component. The second methodology is based on the estimation of 24 models, one for each hour. Finally, the individual performance of each predictive model is evaluated and contrasted with the results of a daily predictive model.

Keywords: high frequency time series models, electric energy demand, forecast.

1. INTRODUCCIÓN

La imposibilidad de almacenar la energía eléctrica hace de la predicción una herramienta fundamental e indispensable a la hora de gestionar eficientemente su producción. La modelización de la demanda de energía eléctrica permite al ente productor contar con un conocimiento más refinado de los mercados y de los usuarios del sistema, así como con una mejor posición a través de la reducción de la incertidumbre para la toma de decisiones. Existen diferentes horizontes de predicción relevantes, dependiendo de cuáles sean las decisiones estratégicas que se deban tomar.

El objetivo de este trabajo consiste en la elaboración de un sistema de predicción para el corto plazo, basado en modelos horarios articulados con los modelos diarios de predicción.

En este documento se analizan y evalúan los resultados de un sistema de predicción horaria para la demanda de energía. Con ese objeto se estiman y evalúan dos propuestas metodológicas para la predicción de la demanda horaria.

Por un lado, la propuesta base para la comparación (modelo *benchmark*) consiste en la estimación de un modelo univariante ARIMA-IA para una única serie horaria encadenada, que contiene estacionalidades múltiples dentro del día, dentro de la semana, y dentro del año, las que el modelo contempla a partir de la incorporación de variables representativas del efecto calendario, eventos atípicos y finalmente un componente SARIMA que capta el resto de las regularidades de la serie.

Por otro lado, se estiman 24 modelos, uno para cada hora del día. Estas 24 series presentan también múltiples estacionalidades, en lo fundamental las periodicidades dentro de la semana y dentro del año. La especificación utilizada contempla el efecto de los días especiales, las variables climáticas, sus efectos lineales y no lineales en la demanda, así como la interacción entre estas variables y los eventos atípicos que puedan haberse registrado en el período de modelización a lo que se adiciona un componente SARIMA que recoge la estructura periódica que conservan las series luego del filtrado de estos aspectos mencionados. Al seguir la estrategia de modelización propuesta por Cancelo *et al.* (2008), se diseñan dos ecuaciones para cada hora del día y se implementa un proceso de estimación en dos etapas.

Este sistema predictivo es evaluado a través del desempeño predictivo individual de los modelos y la comparación del desempeño de ambas alternativas metodológicas, considerando la predicción a un paso de los

24 modelos horarios y de 1 a 24 pasos en el modelo horario base. En el proceso de evaluación se analiza la performance predictiva a un día de estos modelos y se compara con los resultados del modelo diario³.

El documento se organiza de la siguiente forma: en la primer sección se reportan algunos trabajos que son referencias en el tema de modelización de demanda de energía con datos de alta frecuencia, tanto a nivel internacional como nacional; en la segunda sección se detallan las principales características de las periodicidades estacionales de las 24 series horarias; en la tercera sección se presentan en detalle los resultados del sistema de predicción horario elaborado a partir de 24 series horarias; en la cuarta sección se presentan los resultados del modelo base de comparación; en la sección cinco se muestran los resultados del desempeño predictivo de los modelos horarios y su comparación con los resultados obtenidos en el modelos diario, y la propuesta metodológica para la utilización del sistema de predicción diario y horario.

2. ANTECEDENTES

Los modelos de predicción han sido el sustento de los sistemas prospectivos de demanda de energía eléctrica. A continuación se presenta un breve conjunto de referencias, centradas en la modelización de demanda de energía con datos de alta frecuencia, tanto a nivel internacional como nacional.

A nivel internacional, existe una vasta literatura que ahonda en esta problemática utilizando para ello datos de alta frecuencia, Canelo y Espasa (1996), Revuelta (2000), Canelo *et al* (2008) y Celi *et al* (2008), entre otros. Buena parte de la literatura se ha enfocado en la detección de patrones de comportamiento de las series de energía eléctrica, como ser Chicco *et al* (2004), Matsukaw (2001), Rubia (2001), entre otros.

En cuanto a la formulación de modelos horarios para la predicción, se destaca especialmente el trabajo de Canelo, Espasa y Gafe (2008), donde se plantea estimar un modelo para cada hora del día, derivando en un conjunto de 24 modelos para la predicción. Cada uno contempla la estructura de la serie, los efectos lineales y no lineales de las variables climáticas, de feriados, paros y vacaciones, todos ellos de forma dinámica. De acuerdo a los autores, esta metodología permite

³ La propuesta metodológica y los resultados del modelo diario están detallados en Lanzilotta *et al.* (2014).

arribar a menores errores en la predicción de 1 a 3 días, recomendando los modelos diarios para horizontes mayores.

Otra aproximación a la modelización y predicción con datos horarios es la univariada planteada por Taylor Menezes y Mc Sharry (2006). Estos autores encuentran que para frecuencias altas (datos horarios o incluso intrahorarios) la propia estructura de la serie juega un papel crucial en la predicción de muy corto plazo. En particular, encuentran menores errores de predicción en modelos univariados de suavización exponencial y doble estacionalidad (*Exponential smoothing for double seasonality*).

A nivel nacional, se cuenta con el informe de avance de investigación del proyecto “Un sistema de predicción y simulación para la demanda de energía eléctrica en Uruguay” como principal antecedente en el tema, financiado por el fondo María Viñas, edición 2009, elaborado por Lanzilotta, Rosá y Carlomagno (2012). Este trabajo constituye un antecedente directo de la presente investigación, ya que aborda la modelización con datos diarios, así como una completa caracterización de la serie para el caso uruguayo. El mismo identifica a través de una función de transferencia, la estructura dinámica de la serie, los efectos lineales y no lineales de las variables climáticas, y el impacto de los feriados y paros en la demanda de energía.

También a nivel nacional, se cuenta con el estudio de demanda de energía eléctrica realizado por Fernández e Ibarburu (1994) para UTE como resultado del convenio UTE-Universidad de la República. A su vez, en el marco de grupos de trabajo de UTE también se han desarrollado modelos predictivos. En particular cabe destacar los modelos desarrollados en el marco del apoyo en capacitación y asesoramiento llevado a cabo entre los docentes del Departamento de Economía de la Facultad de Ciencias Sociales de la Universidad de la República (FCS, UdelaR) y el Grupo de Demanda de UTE, en 2008-2009. Estos resultados figuran en el informe elaborado por Lanzilotta y Carlomagno (2009).

3. CARACTERÍSTICAS DEL COMPONENTE ESTACIONAL DE LAS 24 SERIES HORARIAS

En series donde las regularidades dentro del año son muy importantes para explicar la variabilidad total de la serie, como en este caso, es relevante preguntarse sobre las propiedades del componente estacional. Existen distintos tipos de comportamiento estacional y por tanto diferentes formas de representarlo. Si la estacionalidad es

determinística, implica que las medias por estación son fijas; un posible instrumento para captar estas medias diferenciales es incluyendo variables indicatrices en el modelo. Si en cambio la estacionalidad es estable pero estocástica, la serie es estacionaria, no contiene raíces unitarias en el polinomio autorregresivo estacional y, por tanto, ni la inclusión de indicatrices estacionales ni la aplicación del filtro Δ_s es adecuada para representar su dinámica. Pero si la estacionalidad evoluciona en el tiempo, en ese caso la estacionalidad no es estacionaria y si contiene s raíces de módulo uno, el filtro Δ_s es el filtro adecuado como transformación estacionaria.

Puede ocurrir que la serie no contenga s raíces de módulo uno, sino que sólo algunas de ellas tengan módulo uno asociadas a algunas frecuencias. El test HEGY se aplica en este trabajo con el objeto de estudiar si la estacionalidad de estas series es no estacionaria. Se contrasta si cada una de las 7 raíces del polinomio autorregresivo estacional, de estas 24 series de demanda horaria, tiene módulo uno.

Estas 24 series horarias de demanda de energía contienen un importante componente estacional en su estructura, la modelización adecuada de la estacionalidad permitiría especificar correctamente los modelos y por tanto obtener una mejor performance predictiva de los mismos.

Con el propósito de realizar un breve análisis exploratorio de las características de estas series, se estimó el espectro de las 24 series. Los periodos que aparecen como más relevantes para explicar la varianza de la serie son el período infinito, correspondiente a la raíz regular, y los periodos estacionales de 7, 3.5 y 2.33 días.

La contribución a la varianza de las series de estas regularidades con periodicidad, 7, 3.5 y 2.33 son distintas si observamos la demanda de cada una de las horas del día. En los gráficos 1, 2, 3 y 4 se representan los valores del espectro para las 24 series horarias en los periodos antes mencionados.

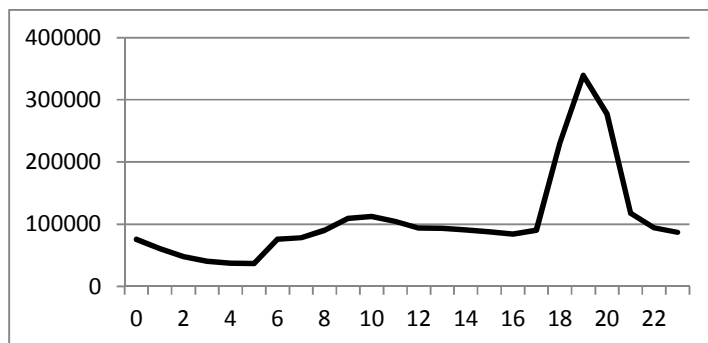


Gráfico 1. Valor del espectro estimado para la frecuencia 0 para cada hora del día

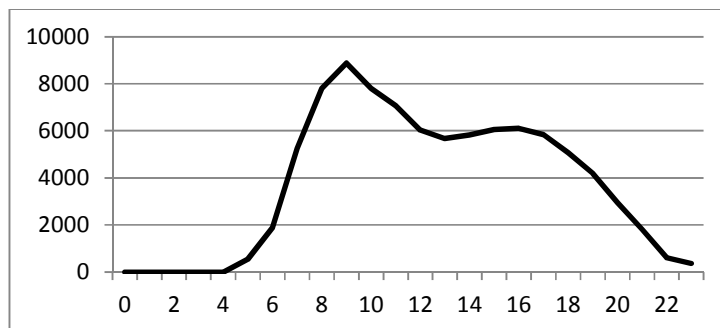


Gráfico 2. Valor del espectro para el período 2.33 para cada hora del día

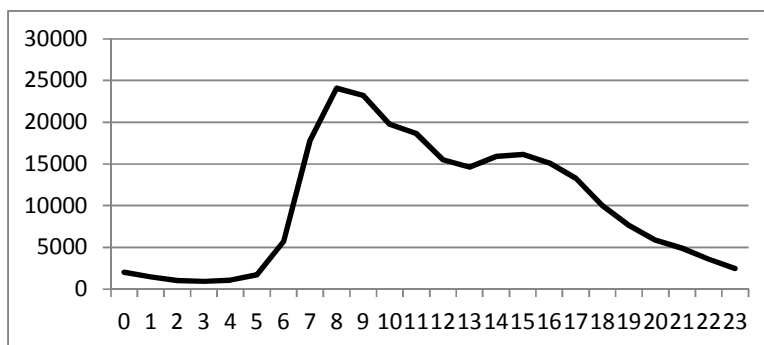


Gráfico 3. Valor del espectro para el período 3.5 para cada hora del día

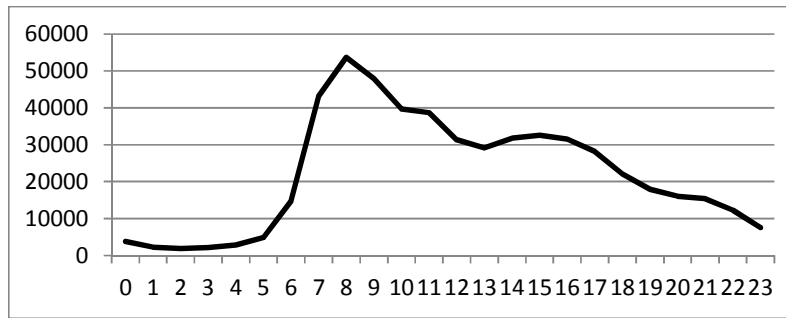


Gráfico 4. Valor del espectro para el periodo 7 para cada hora del día

Existen diferentes tests para contrastar la no estacionariedad de la estacionalidad de la serie. Los tests generalmente aplicados refieren a series con frecuencia trimestral o mensual, en este caso, la frecuencia de los datos es diaria por tanto se aplica una extensión de las versiones de test HEGY para frecuencias mayores. En este trabajo se aplicó el test HEGY, siguiendo la propuesta para series diarias que aparece en Rubia (2001).

La hipótesis de partida es que no necesariamente las 24 series tienen un comportamiento estacional similar. Tal es así que es admisible encontrar raíces de módulo uno asociadas a algunas frecuencias estacionales pero no a todas. Los resultados aparecen en el Cuadro 1. La muestra para las 24 series va desde 2007/01/01 a 2012 /11/18, por lo que se cuenta con más de 2149 observaciones.

Se contrasta si la demanda para cada una de las 24 horas del día contiene siete raíces de módulo unitario; esto es, la raíz regular y las seis raíces correspondientes a las frecuencias estacionales. La especificación utilizada para la regresión auxiliar del test HEGY incluye una constante, seis indicatrices del día de la semana, los siete regresores, z_i que filtran la serie de modo de remover todas las raíces, excepto la que se pretende contrastar a través del parámetro π_i .

Hora	Frecuencias			
	0	2*Pi/7	4*Pi/7	6*Pi/7
0	RU	RU	No RU	No RU
1	RU	RU	No RU	No RU
2	RU	RU	No RU	No RU
3	RU	RU	No RU	No RU
4	RU	RU	No RU	No RU
5	RU	RU	No RU	No RU
6	RU	RU	No RU	No RU
7	RU	RU	No RU	No RU
8	RU	RU	No RU	No RU
9	RU	RU	No RU	No RU
10	RU	RU	No RU	No RU
11	RU	RU	No RU	No RU
12	RU	RU	No RU	No RU
13	RU	RU	No RU	No RU
14	RU	RU	No RU	No RU
15	RU	RU	No RU	No RU
16	RU	RU	No RU	No RU
17	RU	RU	No RU	No RU
18	RU	RU	No RU	No RU
19	No RU	RU	No RU	No RU
20	No RU	RU	No RU	No RU
21	RU	RU	No RU	No RU
22	No RU	RU	No RU	No RU
23	RU	RU	No RU	No RU

Cuadro 1. Resumen de los resultados del Test HEGY

A continuación se transcribe la ecuación general aplicada:

$$d(y, 0,7) = c + \sum_{i=1}^{i=6} a_i S_i + \sum_{j=1}^{j=7} \pi_j Z_j + \sum_{i=1}^{i=60} \beta_i * d(y, 0,7) \quad (1)$$

La hipótesis nula (H_0) para cada uno de los coeficientes es, $\pi_i = 0$ y la hipótesis alternativa (H_1) $\pi_i < 0$, si la raíz tiene módulo menor a uno, no se rechaza la estacionariedad.

Dos de estas raíces son reales y otras tres contienen parte real e imaginaria; se realiza el contraste individual de cada π_i y el contraste conjunto de las raíces complejas ($\pi_{2k} = \pi_{2k+1} = 0$). La significación individual de los π_i se realiza construyendo el estadístico t , a partir de los resultados de la regresión auxiliar, que tiene una distribución no estándar⁴.

La significación conjunta de $\pi_{2k} = \pi_{2k+1} = 0$ se realiza construyendo el estadístico F, que tampoco tiene una distribución estándar. El número de rezagos a incluir en cada regresión auxiliar será el necesario para obtener residuos incorrelacionados. El poder del test está unido a la correcta especificación de H_1 .

Los resultados indican que la raíz uno, correspondiente a la frecuencia 0, se encontró en la mayoría de las series horarias, excepto en la hora 19, 20 y 22. De acuerdo al test, la raíz estacional correspondiente a la frecuencia $2/7$ π sería de módulo uno en todas las horas. Y las raíces correspondientes a las frecuencias $4/7$ π y $6/7$ π tienen módulo menor a uno.

Estos resultados indican que la estacionalidad de las serie no tendría un carácter estrictamente determinístico, pero tampoco contiene siete raíces de módulo 1, por lo cual la aplicación del filtro diferencia estacional podría implicar una sobre diferenciación⁵. Pero el objeto de estos modelos es predecir el comportamiento futuro de las series en el corto plazo, el efecto de especificar una estacionalidad evolutiva y aplicar una diferencia de orden 7 cuando no se encuentran 7 raíces de módulo uno conlleva menores errores que suponer estacionalidad estacionaria o determinística cuando se ha encontrado evidencia de

⁴ En Rubia (2001) aparecen las tablas con los valores críticos del estadístico t y F para cada especificación de la regresión auxiliar.

⁵ Se especificaron 48 modelos, 24 aplicando una diferencia regular y una estacional y 24 aplicando una diferencia regular más siete indicatrices de los días de la semana. El primer caso implica modelizar la estacionalidad de la serie como estocástica y no estacionaria, y en el segundo caso implica modelizar la estacionalidad de la serie como de carácter determinístico. Aunque los resultados no se detallan en este documento, el nivel de incertidumbre del modelo, recogido a través del desvío, ha sido menor en los modelos donde se incluye una diferencia regular y una estacional.

alguna raíz unitaria estacional. La alternativa a aplicar un filtro estacionario, que filtre sólo algunas de las raíces (las unitarias), tiene el inconveniente de la imposibilidad de interpretar los resultados de la modelización. En base a estas consideraciones es que en este trabajo se aplica el filtro delta 7.

4. PROPUESTA METODOLÓGICA Y RESULTADOS DE LA MODELIZACIÓN

4.1 Descripción de los componentes de los modelos

La estrategia de modelización de la demanda horaria de energía que se desarrolla en esta sección consiste en considerar cada hora del día como una serie individual, por lo que se construirán 24 modelos de estimación de la demanda. La especificación utilizada, que se desarrolla en lo que sigue, implica adaptar el modelo de predicción diario a las características de las series horarias. Se contempla el efecto de los días especiales, las variables climáticas, sus efectos lineales y no lineales en la demanda, así como la interacción entre estas variables, los eventos atípicos que puedan haberse registrado en el período de modelización así como la estructura periódica que conservan las series luego del filtrado de estos aspectos mencionados. Siguiendo la estrategia de modelización propuesta por Cancelo *et al.* (2008), se diseñan dos ecuaciones para cada hora del día y se implementa un proceso de estimación en dos etapas.

En la ecuación (2) se recoge lo que se denomina efecto calendario en la demanda horaria. Al tomar en consideración el análisis sobre las características de la estacionalidad de la demanda horaria señaladas en la sección anterior, se modela la diferencia regular y estacional del logaritmo de la demanda de cada hora del día.

Dentro de las opciones metodológicas para incorporar en el modelo el efecto de los días especiales se sigue la línea metodológica propuesta en Cancelo *et al.* (2008), aplicada en Lanzilotta *et al.* (2012) y Lanzilotta *et al.* (2014).

Los feriados fijos se clasifican en cuatro grupos según su incidencia en el consumo de energía. Por un lado el 25 de diciembre y el 1 de enero, los feriados con mayor influencia en el consumo. En un segundo lugar se encuentran el 1 de mayo, el 1 de marzo y el 25 de agosto. El tercer grupo está definido por el 6 de enero, el 18 de julio y el 2 de noviembre. Finalmente, en el cuarto conjunto están incluidos los feriados laborables del 18 de mayo, el 19 de junio y el 12 de octubre. Separadamente se especifica el efecto de los feriados móviles, en este

caso, carnaval (*Carn*) y pascua (*Pasc*). Pero hay una diferenciación con el trabajo de Lanzilotta *et al.* (2012) con la forma en que se introducen estas variables indicatrices para los días feriados fijos y su efecto en la demanda diaria de energía. En la modelización de las 24 ecuaciones horarias de la demanda, el período considerado va desde 2007/01/01 a 2012/11/18 con el objeto que los modelos incorporen en la estimación de sus parámetros la posible modificación en los comportamientos y la modificación en el equipamiento utilizado. En tal período, no es posible construir variables que recojan la interacción del efecto del día feriado y el día de la semana, por tanto las variables que indican grupos de días feriados no distinguen si el día antes o después del feriado es jueves o viernes, por ejemplo. Esto implica un cierto grado de pérdida de información y de detalle pero esa dinámica en parte se recoge en la estructura del modelo. Lo que no queda bien representado da lugar a un residuo de mayor magnitud.

En todos los casos, como figura en la ecuación 2, se considera el efecto dinámico de los mismos en la demanda y se incluye finalmente en la especificación sólo cuando este efecto en la demanda horaria es significativo.

$$\Delta\Delta_7\ln D_t = \sum_{j=1}^{j=4} \Delta\Delta_7(G_{j,t})f_1(L)' + \Delta\Delta_7f_{10}(L)'Pasc_t + \Delta\Delta_7f_{11}(L)'Carn_t + \Delta\Delta_7f_{12}(L)'Paro_t + \varphi(L)_t \quad (2)$$

Pasc indica el domingo de Pascua, en tanto que *Carn* marca el martes de Carnaval. La variable *Paro* recoge todos los paros generales de actividad. $f(L)_i$ representa un vector de polinomios asociados al operador de retardos L que capta la dinámica de los efectos de los días especiales. Y es el polinomio $\varphi(L)$, una estructura SARIMA para los errores.

En la ecuación 3 recoge el efecto que las variables climáticas tienen en la demanda. Se ha documentado y justificado en forma extensa en la literatura el efecto no lineal de la temperatura en la demanda, Cancelo *et al.* (1996), Cancelo *et al.* (2008), entre otros autores y para el caso de Uruguay los antecedentes más próximos en el tiempo son los trabajos de Lanzilotta *et al.* (2012) y contemporáneamente Lanzilotta *et al.* (2014).

$$\begin{aligned}
Y = & a_1 b_1 + a_2 b_1(-1) + a_3 b_2 + a_4 b_2(-1) + a_5 b_2(-2) + a_6 b_4 + a_7 b_4(-1) \\
& + a_8 b_3 + a_9 b_3(-1) + a_{10} b_3(-2) + a_{11} HR * ver + a_{12} viento * inv \\
& + a_{13} veranillos + \sum_{i=1}^{i=11} \Delta\Delta_7 Mes_{i,t} + \sum_{i=1}^{i=5} \Delta\Delta_7 Atípico_{i,t} + \frac{\theta(L)}{\Phi(L)} a_t
\end{aligned} \quad (3)$$

En base a los quiebres estimados en Lanzilotta *et al.* (2012) y aplicando la misma definición de las variables que recogen el efecto temperatura que en Lanzilotta *et al.* (2014), se consideran los cuatro tramos de temperatura con efecto diferencial en la demanda horaria: el primer tramo, para temperaturas menores a 16°C. El efecto opuesto en la demanda se recoge cuando la temperatura media es mayor a 25°C. Separadamente se modeliza el efecto en la demanda cuando las temperaturas medias se ubican entre 10°C y 16°C, y entre 16°C y 25°C, lo que puede asociarse a rangos de temperatura con bajo efecto en la demanda en los meses fríos y los cálidos⁶.

Como en Lanzilotta *et al.* (2014) se definen las siguientes variables para recoger el efecto de las temperaturas extremas y templadas en los meses cálidos y fríos:

$$b1 = \begin{cases} temp & \text{si } 15.99 < temp < 25 \text{ y meses} = 10,11,12,1,2,3,4 \\ 0 & \text{en el resto} \end{cases}$$

$$b2 = \begin{cases} temp & \text{si } temp > 24.99 \\ 0 & \text{en el resto} \end{cases}$$

$$b3 = \begin{cases} temp & \text{si } temp < 10.01 \\ 0 & \text{en el resto} \end{cases}$$

$$b4 = \begin{cases} temp & \text{si } 10.01 < temp < 16 \text{ y meses} = 5,6,7,8,9 \\ 0 & \text{en el resto} \end{cases}$$

La variable Y representa los residuos provenientes de la primer ecuación; esto es la variable demanda filtrada por el efecto calendario; $temp^7$ es la temperatura promedio observada en grados Celsius.

⁶ Se consideran, como en Lanzilotta *et al.* (2012), meses cálidos a los que van de octubre a abril y meses fríos de mayo a setiembre.

⁷ Estas variables fueron proporcionadas por la Dirección Nacional de Meteorología, Dirección de climatología y documentación, División climatología aplicada.

Se incluyen también las siguientes variables:

HR, la humedad relativa observada, expresada en puntos porcentuales.

Ver, son los meses definidos como “cálidos”, comprenden los meses de octubre a abril.

Inv, son los meses definidos como “fríos”, comprenden los meses de mayo a setiembre.

*HR * Ver*, es una variable que considera la interacción entre la humedad relativa en los meses cálidos.

Viento, que recoge la intensidad del viento, expresada en kt, donde 1 kt equivale a 1.85 km por hora.

*Viento*Inv* es una variable que recoge el efecto de la interacción entre la intensidad del viento en los meses fríos.

Veranillo recoge la secuencia de días calurosos dentro de los meses definidos como fríos.

Inviernillo recoge la secuencia de días fríos en dentro de los meses definidos como cálidos.

Adicionalmente se incluye un conjunto de variables indicatrices del mes (*Mes*), que recogen la estacionalidad mensual asociada a las variaciones de actividad.

Se especifican un conjunto de variables indicatrices que señalan eventos atípicos en el período muestral (*Atípico*), en general atípicos aditivos (*AO*) y una estructura SARIMA para los errores.

4.2. Efecto de las variables climáticas en la demanda horaria

En esta sección se analiza el efecto diferencial que tienen las variables climáticas en la demanda de energía en las distintas horas del día. Para ello se presentan los resultados seleccionando algunas horas específicas, definiendo cuatro grupos de horas que comprenden horas en la madrugada, en la mañana, en la tarde y al inicio de la noche.

	HORA 0	p valor	HORA 1	p valor	HORA 2	p valor	HORA 3	p valor
B1	0.0007	0.00	0.0007	0.00	0.0007	0.00	0.0009	0.00
B1(-1)	-0.0006	0.00	-0.0007	0.00	-0.0006	0.00	-0.0007	0.00
B2	0.0023	0.00	0.0022	0.00	0.0023	0.00	0.0028	0.00
B2(-1)	-0.0019	0.00	-0.0017	0.00	-0.0014	0.00	-0.0016	0.00
B2(-2)							-0.0011	0.00
B4	0.0000	0.88	0.0000	0.89	-0.0002	0.36	-0.0008	0.00
B4(-1)	-0.0004	0.03	-0.0004	0.04	-0.0003	0.08	0.0002	0.25
B3	0.0022	0.00	0.0021	0.00	0.0020	0.00	0.0010	0.00
B3(-1)	-0.0015	0.00	-0.0012	0.00	-0.0010	0.00	-0.0002	0.53
B3(-2)							-0.0004	0.04
HR*VER	0.0000	0.57	0.0000	0.81	0.0000	0.43	0.0000	0.10
VIENTO*INV	0.0006	0.00	0.0005	0.01	0.0004	0.02	0.0007	0.00
VERANILLOS	-0.0505	0.00	-0.0537	0.00	-0.0481	0.00	-0.0449	0.00

Cuadro 2. Efecto de las variables climáticas en las horas 0,1,2 y 3

Nota: las cifras en negrita destacan los coeficientes no significativos al 5%

Las variables que recogen el efecto de temperaturas extremas, denominadas B2 y B3 son significativas para las horas 0,1 ,2 y 3 cuando se considera la temperatura en el momento t, en ocasiones la dinámica en períodos anteriores no tiene efecto en la demanda de esa hora, como el caso del frío extremo en las 3 de la madrugada.

En cuanto al efecto en la demanda, tanto calor extremo como frío extremo determinan un incremento en la demanda de similar magnitud, excepto en la hora 3. Cuando las temperaturas en invierno están entre 10 y 16°C, la demanda horaria no sufre modificaciones.

Tal y como se puede esperar, la mayor intensidad del viento en invierno genera mayor demanda y la ocurrencia de veranillos en los meses fríos reduce la demanda. Sin embargo, la interacción entre humedad relativa en los meses cálidos no influencia la demanda en estas horas, excepto en la hora 3, cuyo efecto es positivo.

	HORA 7	p valor	HORA 8	p valor	HORA 9	p valor
B1	0.000978	0.00	0.000783	0.00	0.000619	0.00
B1(-1)	-0.000697	0.00	-0.000626	0.00	-0.000877	0.00
B2	0.003315	0.00	0.001928	0.00	0.001791	0.00
B2(-1)	-0.002005	0.05	-0.001377	0.00	-0.001028	0.00
B4	-0.001652	0.00	-0.001685	0.00	-0.001869	0.00
B4(-1)	0.001006	0.00	0.000984	0.00	0.001168	0.00
B3	4.02E-05	0.89	9.13E-05	0.76	-0.000513	0.05
B3(-1)	0.000616	0.03	0.000508	0.08	0.000459	0.07
HR*VER	-2.72E-05	0.20	-1.16E-05	0.61	4.14E-05	0.04
VIENTO*INV	0.000409	0.05	0.000752	0.00	0.001079	0.00
VERANILLOS	-0.047068	0.00	-0.051734	0.00	-0.045098	0.00
INVIERNILLOS	0.01994	0.06	0.020704	0.04	0.014327	0.05

Cuadro 3. Efecto de las variables climáticas en las horas 7,8 y 9

Nota: las cifras en negrita destacan los coeficientes no significativos al 5%

En estas horas de la mañana, a diferencia que en las horas de la madrugada, las temperaturas intermedias afectan la demanda pero con signo contrario. Las temperaturas intermedias durante los meses cálidos dan lugar a un incremento en la demanda de menor magnitud a medida que la hora avanza. En cambio las temperaturas intermedias durante los meses fríos reduce la demanda de energía en cualquiera de las 3 horas.

El frío extremo no afecta la demanda sino hasta avanzada la hora 9. En cambio el calor extremo tiene un impacto positivo en la demanda en cualquiera de las tres horas.

La mayor intensidad del viento en invierno genera un efecto cada vez más pronunciado en la demanda con el avance de las horas.

Tanto la ocurrencia de eventos de altas temperaturas en los meses fríos como bajas temperaturas en los meses cálidos afecta la demanda en el sentido esperado, siendo mayor el efecto de la ocurrencia de veranillos que de inviernos en las tres horas analizadas.

	HORA 14	p valor	HORA 15	p valor
B1	0.00069	0.00	0.00011	0.60
B1(-1)	-0.00093	0.00	-0.00063	0.00
B2	0.00250	0.00	0.00176	0.00
B2(-1)	-0.00164	0.00	-0.00095	0.00
B4	0.00002	0.93	0.00160	0.00
B4(-1)	-0.00086	0.00	-0.00109	0.00
B3	0.00105	0.02	0.00722	0.00
B3(-1)	-0.00090	0.04	-0.00319	0.00
HR*VER	0.00002	0.61	0.00011	0.03
VIENTO*INV	0.00114	0.00	-0.00008	0.71
VERANILLOS	-0.04136	0.00	-0.05061	0.00

Cuadro 4. Efecto de las variables climáticas en las horas 14 y 15

Nota: las cifras en negrita destacan los coeficientes no significativos al 5%

Tanto el frío extremo como el calor intenso tienen un efecto positivo en estas primeras horas de la tarde. Los días con temperaturas intermedias en los meses cálidos no afectan la demanda de la hora 14 pero sí la de la hora siguiente. Lo contrario ocurre con los días templados de los meses cálidos. Frío extremo y calor intenso incrementan la demanda en las horas 14 y 15.

Los veranillos reducen la demanda y el efecto de la humedad relativa; en los meses cálidos es muy baja en la hora 15 y nula en la hora anterior.

	HORA 19	p valor	HORA 20		HORA 21	
B1	-0.00042	0.01	-0.00045	0.00	-0.00017	0.14
B1(-1)	-0.00024	0.15	-0.00023	0.09	-0.00017	0.15
B2	-0.00010	0.42	-0.00011	0.32	0.00021	0.04
B2(-1)	0.00051	0.00	0.00049	0.00	0.00057	0.00
B2(-2)					-0.00053	0.00
B4	-0.00001	0.94	-0.00018	0.24	-0.00033	0.03
B4(-1)	0.00087	0.00	0.00097	0.00	0.00064	0.00
B3	0.00054	0.04	0.00070	0.04	0.00012	0.69
B3(-1)	0.00109	0.00	0.00357	0.00	0.00338	0.00
B3(-2)					-0.00094	0.00
HR*VER	0.00011	0.02	0.00012	0.00	0.00006	0.02
VIENTO*INV	-0.00041	0.00	-0.00068	0.00	-0.00048	0.00
VERANILLOS	-0.00122	0.78	-0.02353	0.00	-0.03048	0.00

Cuadro 5. Efecto de las variables climáticas en las horas 19, 20 y 21

Nota: las cifras en negrita destacan los coeficientes no significativos al 5%

En este último cuadro se resumen los efectos en la tardecita y noche temprana. El efecto de las temperaturas intermedias en los meses cálidos y fríos es opuesto en las horas 19 y 20 que en las 21 horas.

El calor intenso (B2) no tiene efecto en la demanda de las horas 19 y 20, pero sí afecta la demanda de la hora 21. Al contrario de lo que ocurre con el frío intenso (B3), no tiene efecto en la demanda de las 21 horas pero sí en la de las 19 y 20 horas.

En resumen, los efectos de estas variables climáticas muestran importantes diferencias entre horas, por lo que son un instrumento muy útil a la hora de diferenciar el comportamiento de la demanda dentro del día.

La estimación final se realiza en dos etapas, como se detalló más arriba; en la primera ecuación se recoge fundamentalmente el efecto de los días especiales, y en la segunda, el efecto de las variables climáticas. En cada ocasión se incorpora la dinámica pasada mediante la inclusión de componentes autorregresivos y de medias móviles.

En el Cuadro 6, se reporta para cada hora del día los desvíos estándar de la primera y segunda ecuación. En él se puede ver con claridad la reducción resultante en el desvío de la ecuación 1 a la ecuación 2. Esa reducción en la incertidumbre da cuenta del efecto positivo que tiene la inclusión de las variables meteorológicas en la modelización del comportamiento de la demanda horaria.

	Ecuación 2	Ecuación 1
HORA 0	0,0281	0,0331
HORA 1	0,0278	0,0326
HORA 2	0,0267	0,0319
HORA 3	0,027	0,0324
HORA 4	0,0261	0,0319
HORA 5	0,0254	0,0308
HORA 6	0,0286	0,0337
HORA 7	0,0331	0,04
HORA 8	0,0307	0,0396
HORA 9	0,0278	0,0361
HORA 10	0,0289	0,0355
HORA 11	0,0309	0,0372
HORA 12	0,0331	0,0394
HORA 13	0,0381	0,044
HORA 14	0,0377	0,045
HORA 15	0,0391	0,0483
HORA 16	0,04	0,0497
HORA 17	0,0388	0,048
HORA 18	0,0348	0,0417
HORA 19	0,0301	0,0373
HORA 20	0,0263	0,0319
HORA 21	0,0229	0,0267
HORA 22	0,0253	0,0306
HORA 23	0,0319	0,0386

Cuadro 6. Desvíos estándar de los modelos para cada una de las 24 horas

La magnitud del desvío nos permite acercarnos al nivel de incertidumbre del modelo; en el Cuadro 6 se presentan los desvíos de cada uno de los 24 modelos horarios. Los modelos con menor desvío corresponden a las horas 21 y 22 de la noche y hora 5 y 4 de la madrugada. En el otro extremo, los de mayor desvío son los modelos para las horas 16, 15 y 17 horas.

5. MODELO HORARIO DE COMPARACIÓN

Como modelo de comparación del sistema de 24 modelos horarios base se estimó un modelo univariante ARIMA-IA para una única serie horaria encadenada (*Ddah*).

Por razones prácticas, el período muestral de estimación se reduce respecto del sistema de 24 modelos horarios, considerándose entre 1/01/2010 hora 00:00 hasta el 18/11/2012 hora 23:00. El número de observaciones totales es de 25.272. A diferencia de las series por hora, la estacionalidad de esta serie horaria completa incluye la derivada de las 24 horas del día. Por este motivo, y de acuerdo a lo que surge del análisis de los correlogramas y de los test de raíces unitarias⁸, la transformación estacionaria de la serie corresponde a $D(ddah, 1, 168)$, donde *ddah* corresponde al log de la serie de demanda horaria de energía eléctrica.

La especificación del modelo se presenta en la Ec. (4):

$$\begin{aligned} \Delta\Delta_{168} \ln Ddaht = & \\ & \sum_{j=1}^{j=4} \Delta\Delta_{168}(G_{j,t}) + \Delta\Delta_{168}f_1(L) \hat{Pasc}_t + \\ & \Delta\Delta_{168}f_2(L) \hat{Carn}_t + \Delta\Delta_{168}f_2(L) \hat{Hora} + \sum_{i=1}^{i=7} Dias_{i,t} + \\ & \sum_{i=1}^{i=s} \Delta\Delta_{168}Atípico_{i,t} + \frac{\theta(L)}{\phi(L)} a_t + \varphi_t, \end{aligned} \quad (4)$$

Donde G corresponde a la dummy de grupos; *Pasc*, a la dummy que recoge el efecto pascua; *Carn*, al efecto por días festivos de Carnaval; Días son indicatrices de los días de la semana; y Hora, a la variable que recoge el efecto de cambio de hora en los meses de marzo y octubre. Por su parte, $f(L)$ representa a los polinomios autorregresivos.

La estructura de componentes de medias móviles y autorregresivos se presenta en el cuadro 7⁹.

⁸ Se incluyen en anexo.

⁹ Los *outliers* estimados fueron numerosos, no obstante lejos de representar 1% de la muestra. La estimación completa se presenta en Anexo.

	Coef	t - ratio
ρ_1	0,36	57,06
ρ_2	-0,12	-17,53
ρ_3	-0,03	-4,45
ρ_4	-0,02	-3,4
ρ_5	-0,05	-7,64
ρ_6	-0,1	-15,12
ρ_{12}	-0,03	-5,09
ρ_{72}	-0,05	-8,01
ρ_{168}	0,09	15,44
φ_{24}	0,98	677,33
θ_{168}	-0,98	-1307,83
θ_{24}	-0,58	-101,02

Cuadro 7. Componentes autorregresivos y medias móviles

El error estándar del modelo es de 1,2%. Los contrastes de normalidad no arrojaron resultados satisfactorios lo cual es esperable en muestras tan grandes como esta.

La evaluación predictiva de este modelo se realizó para cuatro días consecutivos, de 1 a 24 pasos (es decir hasta 24 horas). Los resultados se presentan en el Cuadro 8:

Hora	EAM	11/8/2012	11/9/2012	11/10/2012	11/11/2012
0	0.4%	0.0%	1.2%	-0.2%	0.0%
1	1.3%	0.6%	2.9%	-0.7%	-1.0%
2	1.5%	-0.3%	4.1%	-0.1%	-1.6%
3	1.3%	0.3%	3.2%	-0.3%	-1.3%
4	1.0%	0.1%	2.7%	-0.1%	-0.9%
5	1.2%	-0.5%	3.1%	0.5%	-0.6%
6	2.1%	-1.9%	3.1%	3.4%	-0.1%
7	3.1%	-2.6%	3.8%	4.2%	1.8%
8	3.8%	-4.3%	4.7%	3.7%	2.6%
9	3.4%	-4.4%	4.8%	1.7%	2.5%
10	2.6%	-3.9%	4.1%	0.6%	1.7%
11	1.5%	-2.8%	2.6%	-0.4%	0.2%
12	1.8%	-3.0%	2.0%	-1.5%	-0.6%
13	2.0%	-1.0%	1.0%	-4.1%	-1.7%
14	2.5%	-0.8%	-1.0%	-6.2%	-2.0%
15	3.6%	-0.4%	-3.2%	-7.8%	-2.9%
16	4.2%	-0.8%	-7.0%	-7.0%	-2.2%
17	3.8%	-1.7%	-8.2%	-4.2%	-1.0%
18	3.9%	-2.8%	-7.7%	-2.9%	-2.4%
19	3.2%	-4.2%	-7.1%	-0.7%	-1.0%
20	4.5%	-5.9%	-6.1%	2.4%	3.5%
21	6.5%	-5.8%	-13.8%	2.2%	4.3%
22	7.3%	-4.3%	-17.3%	2.8%	4.7%
23	7.5%	-3.2%	-20.2%	1.9%	4.8%
EAM	1.9%	2.5%	5.6%	2.3%	

Cuadro 8. Error Absoluto Medio¹⁰ y Errores relativos por días y hora del modelo *benchmark*

Como puede observarse los errores crecen a medida que transcurre el día, llegando a errores muy significativos en la hora 23, en la evaluación de 1 a 24 pasos. Si se evalúa el desempeño 1 a 3 pasos adelante, durante las 24 horas de un día (se consideró el 08/11/2012) los resultados son los que se presentan el Cuadro 9. El error a un paso (el error de pronóstico una hora adelante) es relativamente reducido y casi se duplica al proyectarse la siguiente hora (dos horas adelante). Tomando como referencia ese mismo día, los mayores errores a 1 paso se producen a las 13, a las 8 y a las 20¹¹.

¹⁰ Promedio de los errores relativos en valor absoluto.

¹¹ Podría existir cierta arbitrariedad en la elección del día y mes, por lo que sería recomendable realizar esta misma evaluación para otros días elegidos aleatoriamente de otros meses.

	h=1	h=2	h=3
EAM(de 24 hrs)	0.7%	1.3%	1.8%

Cuadro 9. Error Absoluto Medio 1 a 3 pasos adelante (durante las 24 horas del 08/11/2012)

Este modelo constituye un modelo *naif* que no incluye ninguna de las variables climáticas clave contenidas tanto en el sistema de modelos base de 24 series horarias como en el modelo de predicción diario (Lanzilotta *et al.*, 2014). Para la predicción, por tanto, sólo toma información de su propio pasado (con una estructura compleja de medias móviles y componentes autorregresivos) y de algunas variables deterministas que intentan captar algunos efectos como son la ocurrencia de feriados, los días de la semana o festividades especiales. Por ese motivo es esperable que su desempeño predictivo sea inferior al de los modelos que incluyen como determinantes las variables climáticas.

No obstante, como se mencionó anteriormente, este modelo sencillo tiene como principal objetivo servir de comparación con el modelo horario base, es decir del sistema de 24 ecuaciones.

6. EVALUACIÓN DEL DESEMPEÑO PREDICTIVO DE LOS MODELOS HORARIOS

En esta sección se evalúa el desempeño predictivo de los modelos horarios y posteriormente se compara con los resultados del modelo elegido como punto de comparación (presentado en el punto anterior) y con las proyecciones provenientes del modelo diario.

Para analizar el desempeño predictivo del sistema de 24 modelos horarios, es preciso analizar en primer término el error cometido por cada uno de los modelos. Se observa, así, el error absoluto relativo de la predicción a 1 paso. Dado que tomar un único dato puede ser arbitrario, para la presentación en el Cuadro 10 se consideran las predicciones a un paso de tres días contiguos y se calcula el promedio de los errores absolutos.

El error relativo se calcula como la diferencia entre el valor absoluto promedio estimado y el valor observado de demanda, y se compara con el valor observado. Este valor, ratio entre el error de estimación y valor observado expresado en términos porcentuales, es lo que aparece

reportado en el Cuadro 10. Se presentan los resultados para diferentes horas de la madrugada, de la mañana, de la tarde temprana y de la tardecita-noche. A su vez se considera este desempeño para distintos meses del año.

	ENERO	ABRIL	JUNIO	JULIO	OCTUBRE	DICIEMBRE
HORA 0	0.005%	0.01%	0.04%	0.33%	0.27%	0.02%
HORA 1	0.129%	0.11%	0.34%	0.41%	0.11%	0.07%
HORA 2	0.289%	0.00%	0.25%	0.13%	0.04%	0.01%
HORA 3	0.050%	0.23%	0.16%	0.12%	0.10%	0.25%
HORA 7	1.717%	0.02%	0.35%	0.43%	0.52%	0.05%
HORA 8	0.685%	0.26%	0.12%	0.08%	0.21%	0.09%
HORA 9	1.627%	0.74%	0.40%	0.37%	0.72%	0.18%
HORA 14	1.23%	0.58%	0.86%	0.62%	0.37%	0.72%
HORA 15	1.10%	1.04%	0.75%	0.60%	0.59%	1.06%
HORA 19	0.59%	0.37%	0.23%	0.62%	1.23%	0.05%
HORA 20	0.00%	0.12%	0.55%	0.20%	0.29%	0.05%
HORA 21	0.10%	0.48%	0.66%	0.09%	0.09%	0.00%

Cuadro 10. Errores absolutos relativos de la predicción a un paso para los modelos horarios

Nota: las negritas resaltan los errores más elevados

Las horas de la madrugada son las que presentan menor error relativo, en general para casi todos los meses reportados. Para la hora 0, los meses julio y octubre son los meses con mayor error relativo. Para la hora 1, los mayores errores se registran entre julio y junio. Para la hora 2, el peor desempeño se da en los meses de enero y junio. Para la hora 3 esto ocurre en diciembre y abril.

En los horarios de la mañana, para la hora 7, en enero de 2012 el desempeño fue peor que en cualquier otro mes. En enero se ubica el mayor error en el modelo para la hora 8 y 9. En la tarde, específicamente en la hora 14, enero y junio son los meses con mayor error y para la hora 15, enero y diciembre. El peor desempeño para la hora 19 corresponde a octubre y junio para la hora 20 y 21. Es necesario considerar que el máximo error reportado se registra para la hora 7 del mes de enero, y su magnitud es de un 1.7%.

Los errores absolutos relativos de mayor magnitud se registran en enero. No hay que perder de vista que se están tomando promedios de tres días consecutivos.

Las horas de la madrugada son las que presentan menor error relativo, en general para casi todos los meses reportados. Para la hora 0, los meses julio y octubre son los meses con mayor error relativo. Para la hora 1, los mayores errores se registran entre julio y junio. Para la hora 2, el peor desempeño se da en los meses de enero y junio. Para la hora 3, esto ocurre en diciembre y abril.

En los horarios de la mañana, para la hora 7, en enero de 2012 el desempeño fue peor que en cualquier otro mes. En enero se ubica el mayor error en el modelo para la hora 8 y 9. En la tarde, específicamente en la hora 14, enero y junio son los meses con mayor error y para la hora 15, enero y diciembre. El peor desempeño para la hora 19 corresponde a octubre y junio para la hora 20 y 21. Es necesario considerar que el máximo error reportado se registra para la hora 7 del mes de enero y su magnitud es de un 1.7%.

Los errores absolutos relativos de mayor magnitud se registran en enero. No hay que perder de vista que se están tomando promedios de tres días consecutivos.

Existe cierta heterogeneidad entre los errores relativos absolutos que arroja el modelo base. No obstante, en principio el comportamiento parece ser superior al del modelo de comparación presentado en la sección anterior. No es una regla general para todas las horas y meses analizados. Para obtener una idea global del desempeño del modelo base se hacen las comparaciones predictivas sobre la base de la predicción al cabo de 24 horas.

7. DESEMPEÑO A 24 HORAS Y PROPUESTA DE ANIDAMIENTO

El desempeño diario del modelo horario base se evaluó a partir del error relativo de la sumatoria de las predicciones correspondientes a las 24 horas, calculadas durante 3 días consecutivos elegidos al azar sobre el final de la muestra (8, 9 y 10 de noviembre de 2012). Cabe señalar que el último día seleccionado representaba un *outlier* o dato

atípico en los modelos predictivos diarios (Lanzilotta *et al.* 2014),¹² al igual que en algunos de los modelos horarios.

El resultado de la evaluación del modelo base durante los tres días analizados fue comparado con los correspondientes al modelo *naïf* construido como *benchmark* y el modelo de predicción diaria. En el Cuadro 11 se presentan los resultados.

	Demanda de energía eléctrica (mwh)				Errores relativos		
	Observada	Predicciones del modelo:			Horario benchmark	Horario base	Horario Diario
		Horario benchmark	Horario base	Horario Diario			
08/11/2012	30333	31042	30028	29937	2,3%	-1,0%	-1,3%
09/11/2012	29775	30413	29255	29656	2,1%	-1,7%	-0,4%
10/11/2012	24569	24712	24597	27396	0,6%	0,1%	11,5%
			EAM (3 días)		1,7%	1,0%	4,4%
			EAM (2 días)		2,2%	1,4%	0,9%

Cuadro 11. Desempeño predictivo de los modelos horarios base y *benchmark*, y del modelo predictivo diario, en base diaria. Demanda observada y proyectada, y errores relativos

Los resultados indican que el modelo horario base, que corresponde al sistema de 24 modelos predictivos, es el que en términos generales parece mostrar mejor desempeño a la hora de predecir el día siguiente. Cabe destacar que el modelo horario *benchmark* no supera en ninguno de los tres días evaluados al modelo –sistema de modelos– base. Pero no obstante, excluyendo el día 10 –que como se señaló antes correspondió a un atípico en el modelo diario y en algunas horas del modelo base– es el modelo diario el que posee mejor desempeño. Ese atípico está relacionado con una sensible caída de la temperatura respecto de días anteriores, que dado el mes del año habían presentado temperaturas por encima del promedio. Ello sugiere que en tanto el modelo diario se vio sorprendido por este evento atípico, el horario lo logra captar adecuadamente.

Estos resultados deben considerarse como parciales, debiéndose realizar esta evaluación predictiva comparativa para diferentes días a lo largo de todo el año calendario y en diversos días de la semana. No

¹² De hecho dicho *outlier* es uno de los de mayor significación (de los más grandes) dentro de ese modelo.

obstante, de la evaluación hasta aquí realizada podría afirmarse que tanto el modelo diario como el modelo horario base compuesto por 24 ecuaciones horarias brindan pronósticos ajustados a un día plazo, siempre y cuando no se prevean cambios bruscos de temperatura. Ante estos eventos el mejor pronóstico lo arroja el modelo base horario. Por otra parte, a horizontes más alejados (2 a 7 días) los modelos horarios dejan de ser adecuados y la referencia debe estar dada por el modelo diario.

A su vez, para la predicción horaria deberán considerarse alternativamente ambos modelos horarios de forma de tener al menos tres pronósticos de referencia: el que surge del modelo horario base, el del modelo *benchmark*, y un tercero que surja de la distribución dentro del día del pronóstico horario.

Un punto adicional a tener en cuenta es que en ningún caso en la evaluación predictiva se emplearon pronósticos de las variables climáticas (ya que no estaban disponibles). Esto supone que a los errores computados deberá agregarse la incertidumbre asociada a los pronósticos diarios y horarios de temperatura. La precisión de estos pronósticos deberá considerarse a la hora evaluar la demanda de energía eléctrica predicha.

BIBLIOGRAFÍA

Cancelo, J.R.; Espasa, A. (1995). "Algunas consideraciones sobre la modelización de series diarias de actividad económica". *Actas de las X Jornadas de Economía Industrial*, pp. 195-201.

Cancelo, J.R.; Espasa, A. (1996). "Modelling and forecasting daily series of electricity demand". *Investigaciones Económicas*. Vol. 20 (3), pp. 359-376.

Cancelo, J.R.; Espasa, A. (2001). "Using high-frequency data and time series models to improve yield management". *International Journal of Services Technology and Management*. Vol. 2, pp. 59-70.

Cancelo, J.R.; Espasa, A.; Grafe R. (2008). "Forecasting the electricity load from one day to one week ahead for the Spanish system operator". *International Journal of Forecasting*. Vol. 24, pp. 588-602.

Carlomagno, G.; Lanzilotta, B. (2009). "Modelos de predicción de demanda y generación de energía eléctrica". *Informe de consultoría Convenio UTE Departamento de Economía FCS-UdelaR*.

Espasa A.; Pardo, A.; Meneu V.; E. Valor (2002). "Temperature and Seasonality Influences on Spanish Electricity Load". *Energy Economics*. Vol. 24 (1), pp. 55-70.

Ramanathan, R.; Engle, R.; Granger, C.W.J.; Vahid-Araghi, F.; Brace, C. (1997). "Short-run forecasts of electricity loads and peaks". *International Journal of Forecasting*. Vol.13, pp. 161-174.

Lanzilotta, B.; Rosá, T. (2012). "Un sistema de predicción y simulación para la demanda de energía eléctrica en Uruguay". Informe de avance de investigación. Proyecto financiado por fondo María Viñas, Montevideo, Uruguay.

Lanzilotta,B.; Rosá,T. (2012) "Modelos de predicción de Energía Eléctrica con datos diarios para Uruguay". *CINVE* <http://aladee.org/elae2013/>.

Lanzilotta, B.; Rodríguez, S.; Rosá, T. (2014). "Prediction models for daily demand electric energy in Uruguay: a revised methodological proposal". *CINVE*.

Rubia, A. (2001), "Testing for Weekly Seasonal Unit Roots in Daily Electricity Demand: Evidence from Deregulated Markets". *WP-EC*. Vol. 21.