



UNIVERSIDAD DE LA REPÚBLICA  
Facultad de Ciencias Económicas y de Administración  
Instituto de Estadística

**Predicción y estacionalidad intra diaria de la demanda de energía eléctrica  
en Uruguay**

**Silvia Rodríguez Collazo    Fernando Massa**  
**Diciembre 2014**

Serie DT (14 / 06) - ISSN : 1688-6453

# Predicción y estacionalidad intra diaria de la demanda de energía eléctrica en Uruguay

Silvia Rodríguez Collazo <sup>1</sup>

*Instituto de Estadística - Facultad de Ciencias Económicas y de Administración - UdelaR.*

Fernando Massa <sup>2</sup>

*Instituto de Estadística - Facultad de Ciencias Económicas y de Administración - UdelaR.*

## RESUMEN

Las series horarias con fuerte patrón estacional se caracterizadas por la alta frecuencia con la que se registran los datos. En la medida que el registro es muy frecuente es posible captar periodicidades en los datos que no son detectables cuando la información aparece agregada. La modelización de la demanda horaria de energía eléctrica debería contemplar la existencia de múltiples estacionalidades, el efecto de los días especiales, fines de semana, feriados, e incluso la influencia de variables de tipo meteorológico. En este trabajo se estima y predice la demanda por hora y a lo largo del día de energía eléctrica de Uruguay, mediante 24 modelos horarios, uno para cada hora del día. A partir de la aplicación del test HEGY adaptado a series de frecuencia diaria, Rubia (2001), se define una representación determinística para captar las periodicidades intra semanales dentro del modelo. El proceso de modelización se realiza en dos etapas, en la primer etapa el modelo recoge la periodicidad semanal, incorporando su interacción con los días especiales. En la segunda etapa se incorpora la estacionalidad mensual mediante la inclusión de variables meteorológicas considerando el vínculo no lineal entre la demanda de energía eléctrica y la temperatura, así como los eventos atípicos y un componente SARIMA-IA para recoger la estructura remanente. El vínculo no lineal entre demanda de energía eléctrica y temperatura se especifica mediante la inclusión de umbrales. La búsqueda iterativa de los umbrales se realiza siguiendo la propuesta de Cancelo y Espasa (1991) y Cancelo et al. (2008).

**Palabras clave:** Demanda de energía eléctrica, series alta frecuencia, SARIMA, estacionalidad múltiple.

Código JEL : C53 - Q47

---

<sup>1</sup>silva@iesta.edu.uy

<sup>2</sup>fmassa@iesta.edu.uy

## Introducción

La creación y estimación de modelos de predicción de demanda de energía con el objetivo de predecir su dinámica en el corto plazo juega un papel importante en el proceso de planificación, dado que la electricidad no es posible de ser almacenada. Pequeñas reducciones de los errores de predicción que se puedan obtener, al mejorar la modelización implican un ahorro de dinero muy importante para las empresas vinculadas al negocio de generación y satisfacción de demanda de energía eléctrica. Por tanto el análisis la y aplicación de diferentes metodologías con el fin de obtener reducciones en los errores de predicción implican un avance en ese sentido.

En los últimos años han habido estímulos para el desarrollo y la aplicación de una amplia variedad de metodologías con el fin de investigar diversas maneras de modelizar estas dinámicas con el objeto de predecir de forma lo más precisa posible su trayectoria futura. Estos estudios se han realizado desde diferentes perspectivas y opciones metodológicas, el enfoque de series temporales es uno de los que se ha aplicado con frecuencia.

En este trabajo se estima y predice la demanda por hora y a lo largo del día de energía eléctrica de Uruguay, mediante 24 modelos horarios, uno para cada hora del día. A partir de la aplicación del test HEGY adaptado a series de frecuencia diaria, Rubia (2001), se define una representación determinística para captar las periodicidades intra semanales dentro del modelo. El proceso de modelización se realiza en dos etapas, en la primer etapa el modelo recoge la periodicidad semanal, incorporando su interacción con los días especiales. En la segunda etapa se incorpora la estacionalidad mensual mediante la inclusión de variables meteorológicas considerando el vínculo no lineal entre la demanda de energía eléctrica y la temperatura, así como los eventos atípicos y un componente SARIMA- IA para recoger la estructura remanente. El vínculo no lineal entre demanda de energía eléctrica y temperatura se especifica mediante la inclusión de "umbrales", la búsqueda iterativa de los mismos se realiza siguiendo la propuesta de Cancelo y Espasa (1991) y Cancelo et al. (2008).

En lo que sigue el trabajo se organiza de la siguiente manera, en la sección 1 se presentan los antecedentes más cercanos al trabajo tanto internacionales como nacionales, en la sección 2 se detalla la metodología utilizada para la modelización, estimación y predicción de la demanda horaria de energía de Uruguay. La sección 3 se destina a analizar las características de la estacionalidad intrasemanal, centrándose en los resultados obtenidos de la aplicación del test HEGY. En la sección 4, se presentan los resultados. Finalmente en la sección 5 se realizan algunos comentarios finales y por último se detalla la bibliografía.

### 1. Antecedentes

Existe una vasta literatura vinculada a la modelización de series de alta frecuencia, también es muy extensa la literatura desarrollada en torno a la modelización de las series de actividad económica, relevadas con frecuencia mayor al mes. Si centramos la atención en la literatura de modelización de las series de actividad económica y dentro de ella, a la modelización y predicción de la generación de energía eléctrica de corto plazo, la literatura que se ha desarrollado a lo largo del tiempo es extensa.

A nivel internacional, existe una vasta literatura que se ocupa de esta temática utilizando para ello datos de alta frecuencia, y en especial enfocada a la detección de patrones de comportamiento de las series de energía eléctrica como son Cancelo y Espasa (1991), Cancelo y Espasa (1996), Revuelta (2000), Cancelo, Espasa y Grafe (2008) y Rubia (2001) entre otros. En estos documentos el foco ha sido en diferentes aspectos que hacen la caracterización, representación y estimación de las estacionalidades múltiples. En Cancelo y Espasa (1991) se centran en la modelización y estimación de la dinámica no lineal que se puede encontrar entre temperatura y demanda de energía eléctrica. En Cancelo y Espasa (1996) se asientan las bases de la modelización que luego se profundizará en Cancelo, Espasa y Grafe (2008). En Revuelta (2000) se profundiza en el análisis del efecto calendario y su modelización en el marco de un modelo de predicción de energía eléctrica para España. En Rubia (2001) se desarrolla una extensión al test HEGY para contrastar la existencia de raíces unitarias estacionales en series con frecuencia diaria.

En el trabajo de Cancelo *et.al* (2008) se presenta un modelo de predicción para la carga eléctrica diaria y 24 modelos para la carga eléctrica horaria de la Red Eléctrica de España. Se interesan por las predicciones a diferentes horizontes de tiempo, hasta 10 días en adelante con los modelos diarios y hasta 24 horas con los horarios.

De acuerdo a los autores las particularidades de este tipo de series consiste en que, en general, contienen tendencia, niveles super impuestos de estacionalidad, dinámicas de corto plazo, la presencia de días especiales, efectos no lineales provenientes generados a partir de las condiciones meteorológicas y una posible dependencia no lineal en el tiempo entre otras. Estas características a su vez no son constantes en el tiempo sino que evolucionan en función de la importancia relativa de cada componente a través del tiempo y de los casos estudiados.

La estrategia básica de modelización consiste en la combinación de 24 modelos horarios y un modelo diario. Los modelos para cada hora contienen una parte que representa lo que se denomina la carga "normal", y otra sensible a las condiciones meteorológicas, un componente que recoge los eventos especiales y finalmente el componente aleatorio.

El efecto de las variables meteorológicas juega un rol fundamental en este modelo, en especial la temperatura. La relación entre demanda y temperatura es no lineal y tiene forma de U. La respuesta es de tipo asimétrica, un grado de incremento en la temperatura cuando ésta es alta es diferente a un grado de incremento en la temperatura cuando esta es baja.

A nivel nacional, los antecedentes más cercanos y que comparten la estrategia metodológica global con los antecedentes internacionales antes mencionados y con este trabajo son Lanzilotta y Rosá (2012) en el se caracteriza y modeliza la demanda diaria de energía eléctrica en Uruguay, identificando la incidencia de días especiales individuales y combinados en la dinámica de muy corto plazo. Se propone un único modelo para toda la muestra, que se sustenta en la exploración de la relación no lineal del consumo energético y las variables climáticas. A partir de los Switching Models de Markov se estiman diferentes quiebres en la función de demanda energética, diferenciando los mismos para estaciones frías y cálidas. El modelo permite la predicción puntual de la demanda diaria de energía eléctrica e intervalos de confianza asociados a distintos horizontes temporales. Una actualización y revisión del mismo es realizada por Lanzilotta, Rodríguez y Rosá (2014). Finalmente en Lanzilotta y Rodríguez (2014b) se elabora de un sistema de predicción para el corto plazo, basado en modelos horarios articulados con los modelos diarios de predicción. Por un lado la propuesta base para la comparación (modelos benchmark) 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, modelos que contemplan el efecto de los días especiales, las variables climáticas, los efectos lineales y no lineales en la demanda de la variable temperatura, eventos atípicos y un componente SARIMA que recoge la estructura periódica que conservan las series luego del filtrado de estos aspectos mencionados.

## 2. Metodología

Con el objeto de representar la dinámica de la demanda horaria de energía eléctrica de Uruguay, se elabora un sistema de predicción, siguiendo la metodología propuesta por Cancelo et.al (2008), en base a la estimación en dos etapas de las periodicidades de la series.

Las demanda intra horaria de energía se caracteriza por presentar estacionalidades múltiples, esto es, los ciclos estacionales mensuales, fundamentalmente determinados por las estaciones del año, los ciclos estacionales que se registran dentro de la semana, así como efecto de la existencia y una influencia importante en la dinámica de la demanda dada por la ocurrencia de días feriados.

Como parte de la estrategia de modelización se especifican 24 modelos, uno para cada hora del día. Para cada hora del día se estiman dos ecuaciones, en la primera se intenta representar el efecto calendario y la estacionalidad intrasemanal, en la segunda ecuación se recogen las periodicidades mensuales, es decir, aquellas determinadas por la estación del año y las condiciones, climáticas y el resto de las periodicidades remanentes se especifican mediante un modelo SARIMA-IA(p,d,q)(P,D,Q).

La modelización de la demanda implica definir una estrategia para la modelización de estas regularidades. En este trabajo se especifica la estacionalidad intrasemanal a través de indicatrices del día de la semana.

En lo que refiere al efecto no lineal de la variable temperatura en la demanda de energía, en la literatura y en especial en Cancelo et.al (2008, 1996,1995,1991) y Lanzilotta et.al (2014,2014b,2012) antecedentes directos de este trabajo, la estrategia de modelización se realiza mediante la estimación de umbrales de temperatura. El supuesto es que la dinámica de la demanda de energía es diferente de acuerdo al nivel de temperatura que se registre en la hora correspondiente. Para ello se estiman umbrales para las temperaturas intermedias, altas y bajas. También en esta etapa se considera el efecto dinámico del umbral de temperatura. Se intenta captar el tiempo promedio en que los ambientes conservan el calor o el frío, a modo de ejemplo si en invierno, se registra un día con temperatura media luego de varios días con bajas temperaturas, es probable que los ambientes aun conserven el frío y se demande más energía, para calefaccionar los ambientes, que si se hubieran registrado varios días de temperatura media. Este evento se capta rezagando la variable que representa el efecto de la temperatura.

Por el contrario si en verano, luego de una seguidilla de días muy calurosos se registra un día de temperatura media, los ambientes pueden llegar a conservar aun el calor de los días anteriores y la demanda de energía motivada para refrigerar el ambiente continúe aunque en el exterior la sensación es más agradable.

Otro punto relevante en la modelización es la forma cómo se especifica la estacionalidad semanal. Este trabajo toma como antecedente inmediato el documento de Lanzilotta et.al

(2014b). En ese trabajo y en éste también se aplica el test HEGY para determinar si hay raíces unitarias en todas o en algunas de las frecuencias estacionales. Para ello se aplica la metodología propuesta por Rubia (2001) para las series de frecuencia diaria. Como resultado de la aplicación del test, se concluye que se rechaza la hipótesis de raíz unitaria en todas las frecuencias estacionales, excepto en la frecuencia  $2\pi/7$  y no se rechaza la existencia de una raíz unitaria regular. Por ello en este trabajo se explora la alternativa de modelizar la estacionalidad semanal de forma determinística. Esto implica que la estacionalidad dentro de la semana es estable y que las medias por estación (en este caso, la semana) son fijas, por lo que el instrumento para modelizarla es la introducción de variables indicatrices del día de la semana. La evaluación del desempeño predictivo del sistema de modelos dará cuenta de los niveles de error asociados a esta estrategia de modelización.

## **2.1 Caracterización de la estacionalidad intrasemanal**

La demanda de energía eléctrica se caracteriza por tener un fuerte comportamiento estacional, presentando estacionalidades múltiples, esto es, periodicidades dentro del año, dentro de la semana y dentro del día. Además muestra una fuerte influencia de la ocurrencia de días especiales, como feriados fijos y móviles.

La modelización de la demanda implica definir una especificación para la estacionalidad, el antecedente inmediato anterior a este documento es el trabajo de Lanzilotta y Rodríguez (2014), en el mismo se opta por caracterizar la estacionalidad intrasemanal como estocástica y no estacionaria, aplicando a los datos una diferencia estacional como transformación estacionaria.

Con el objeto de definir si la estacionalidad intra semanal es de tipo determinístico, o contiene 7 raíces unitarias estacionales se aplicó la extensión de Rubia (2001) del test HEGY para series con frecuencia diaria.

Las características de la estacionalidad de la demanda de energía por hora se presume pueden ser diferentes, por lo que se aplica el test separadamente a las 24 series.

El test indica que 21 series de las 24 contienen una raíz unitaria regular y dos raíces unitarias estacionales correspondientes a la frecuencia  $2\pi/7$ . A partir de estos resultados, ya obtenidos en Lanzilotta y Rodríguez (2014b), se consideró representar en el modelo a la estacionalidad intra semanal a través de siete variables indicatrices. No se considera como alternativa aplicar una transformación estacionaria que filtre exclusivamente las raíces detectadas porque aunque se pueda obtener una ganancia en precisión en la transformación aplicada, se pierde en términos de interpretación. Las variables de demanda de energía por hora filtradas por la raíz 1 y las raíces unitarias estacionales correspondientes a la frecuencia  $2\pi/7$ , no tienen una interpretación directa, por esta razón se incluyen las indicatrices y se explora el poder predictivo del modelo en la etapa de evaluación del mismo.

## **2.2 Modelización del efecto calendario**

Está ampliamente documentado en la literatura que la ocurrencia de un día feriado modifica el comportamiento de consumo de energía de los hogares y las empresas, por tanto es

necesario modelizar estos eventos. Por otro lado se requiere diferenciar un feriado fijo de un feriado móvil. Adicionalmente es necesario considerar el día de la semana en que cae el feriado, se representa por tanto esta interacción entre feriado y día de la semana.

Pero no alcanza con indicar si el día es feriado o hábil y si el feriado es fijo o móvil, es necesario recoger el efecto dinámico que estos días pueden tener en la demanda de energía. La demanda de energía puede mostrar variaciones los días previos o posteriores al feriado, El efecto dinámico en la modelización se especifica mediante la inclusión de rezagos y adelantos de variable indicatriz del feriado hasta tres períodos. Tendremos un conjunto de días feriados “fijos”, que se conmemoran en esa fecha, cualquiera sea el día de la semana y feriados móviles como turismo, carnaval, 6 de enero, 1° de mayo, 18 de julio, 25 de agosto y 25 de diciembre.

Para poder estimar el efecto de cada feriado por separado es necesario tener una muestra muy larga, cuando el objetivo es la predicción de corto plazo y se presumen cambios de comportamiento en los consumidores que dan lugar a modificaciones en la dinámica de la demanda, contar con una muestra actualizada es deseable. Para poder compatibilizar estos puntos es que se agrupan los feriados.

Se conformaron 3 grupos de feriados. El primer grupo (G1) que incluye el 1/1 y el 25/12, el grupo 2 (G2) que agrupa a los días 18/7, 25/8 y 1/5 y el tercer grupo (G3) que incluye el 6/1, 19/4, 18/5, 19/6, 12/10 y 2/11.

### **2.3 Estimación de los umbrales de temperatura**

En la literatura se ha estudiado abundantemente la influencia de las variables meteorológicas en la demanda de energía, en especial el papel de la temperatura.

La literatura sugiere que relación entre la demanda y la temperatura es de tipo no lineal y que se da una respuesta asimétrica en la medida que el incremento en un grado de la temperatura tiene un impacto diferente en la demanda cuando la temperatura es baja, que cuando es alta. Por esto, se plantea la alternativa de estimar los umbrales a partir de los cuales la demanda presenta efectos aproximadamente lineales ante variaciones en la temperatura.

Para la estimación de los umbrales se aplica la metodología sugerida en Cancelo *et.al* (1991,1995) y luego aplicada en Cancelo *et.al* (2008) y Lanzilotta *et.al* (2012,2014,2014b).

El procedimiento de búsqueda de los umbrales es de carácter empírico. Se determinan, los umbrales relevantes y la duración del efecto dinámico.

Para estimar los umbrales, el proceso de búsqueda se inicia a partir de una grilla de temperaturas tomando separadamente tramos de temperaturas “altas” y “bajas”. El supuesto es que la respuesta de la demanda es diferente para ciertos tramos de temperatura. La demanda puede tanto no responder a variaciones en la temperatura, esto es, la variación de la temperatura no afecta el consumo de energía, como pueden existir respuestas diferenciales en el consumo según la temperatura en ese momento sea baja (en general asociada a meses fríos) o alta (en general asociada a meses cálidos). La hipótesis es que un incremento en un grado en la temperatura, cuando la misma en momentos del tiempo muy cercanos ya es alta, afecta de forma diferente a la demanda que la caída en la temperatura en un grado se da en cuando el registro en tiempos cercanos fue bajo también. La búsqueda de umbrales para temperaturas frías comprende una grilla que va desde 8 grados centígrados a 18 grados centígrados. Para las temperaturas cálidas la grilla va de 18 a 26 grados centígrados. Se excluyen las temperaturas extremas, esto es mayores a 26 grados y menores a 8 grados como límites superior e inferior para la búsqueda de la grilla.

Se parte estimando el logaritmo de la variación de la demanda de energía eléctrica ( $\Delta \log DEE_t$ ) corregido del efecto calendario:

$$\Delta(\log DEE_t - \delta EfCal_t) = \eta_t$$

Donde la variable denominada a efectos expositivos, EfCal resume la especificación de las variables incluidas para representar el efecto calendario (en este caso 3 grupos de indicatrices de feriados, los días de la semana, pascua, carnavál, una variable que indica los 1° de marzo donde hay cambio de mandato, cada 5 años y los rezagos correspondientes). El residuo estocástico ( $\eta_t$ ) se regresa con el diferencial de la variable de umbral de temperatura y sus correspondientes efectos dinámicos.

Se considera la temperatura media del día (a la hora dada)  $T_t$ . La búsqueda del umbral para temperaturas bajas recorre desde los 8° a los 18° moviéndose de a un grado:

$$C_t^i = \begin{cases} i - T_t, & T_t \leq i \\ 0, & T_t > i \end{cases}$$

Siendo  $i$ , los distintos umbrales de frío, es decir  $i = \{8, 9, 10, \dots, 18\}$ .

$$H_t^j = \begin{cases} T_t - j, & T_t \geq i \\ 0, & T_t < i \end{cases}$$

Siendo  $j$ , los distintos umbrales de calor, es decir  $i = \{19, 20, 21, \dots, 26\}$ .

Se estiman los modelos y se selecciona aquel umbral cuya ecuación estimada da lugar al mínimo desvío estimado de los residuos de cada modelo. Se consideró alternativamente como criterio de selección del umbral, aquel umbral que diera lugar a un modelo estimado con mínimo AIC, en cualquiera de los casos no varían los resultados.

Una vez seleccionado el primer umbral, se incorpora la variable a la especificación, se reinicia la búsqueda y se ubica el segundo umbral. Las búsquedas de umbrales de frío y de calor se llevan a cabo de manera independiente. Finalmente se estima el modelo con todos los umbrales y allí se determina el número de rezagos finales de cada umbral a incluir, esto es, la dinámica a incluir en el modelo correspondiente al efecto temperatura. En base a este procedimiento se estiman cuatro umbrales. Para las temperaturas cálidas, el umbral es 26°. Para las temperaturas frías el umbral es 12° y luego hay dos tramos intermedios, entre 12° y 15°, umbral templado-frío y entre 19° y 26° umbral templado cálido. Se espera encontrar efectos diferenciales en la demanda entre esos tramos de temperatura.

### 3. Caracterización de la demanda de energía horaria de Uruguay

#### 3.1 Estacionalidad intra semanal

La relevancia de las periodicidades estacionales es fundamental en estas series, en lo que sigue se presentan los resultados de la aplicación del test HEGY para datos con frecuencia diaria. El test indica que 21 series de las 24 horas no se rechaza la existencia de una raíz unitaria regular y en las 24 series, dos raíces unitarias estacionales correspondientes a la frecuencia  $2\pi/7$ .

**Cuadro 1**  
**Resultados de la aplicación del test HEGY**

	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

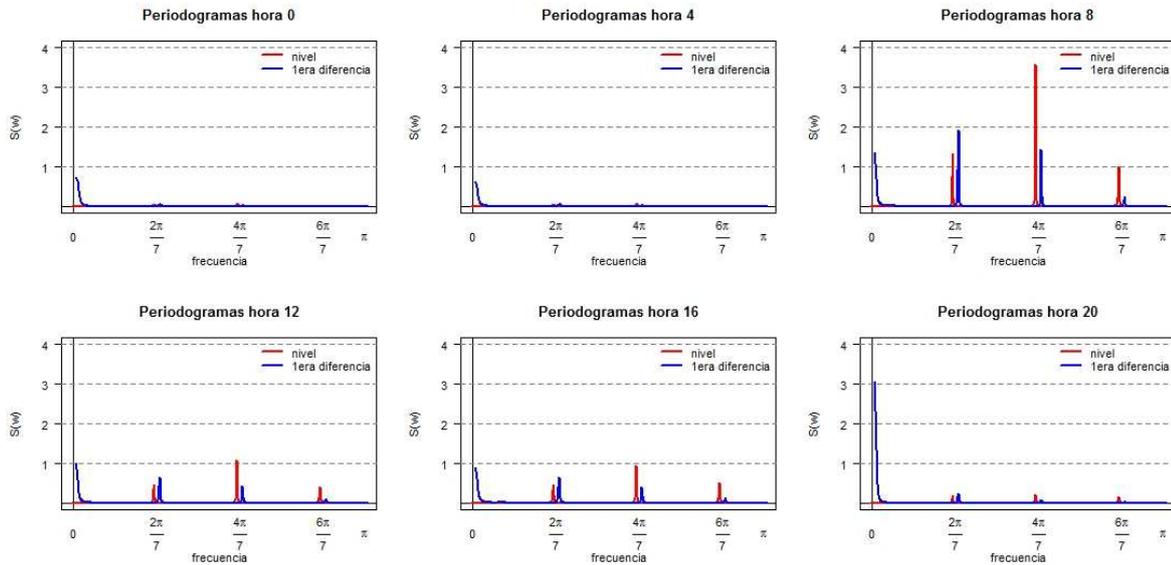
Fuente: Lanzilotta y Rodríguez (2014)

De acuerdo a estos resultados se aplica el filtro primera diferencia a las 24 series. Como se puede observar en los gráficos que se presentan a continuación, la estacionalidad es diferente de acuerdo a las horas del día. En los periodogramas se puede ver cómo el máximo en todas las horas se registra en la frecuencia cero, o período infinito, los otros “picos” se ubican fundamentalmente en las frecuencias estacionales  $2\pi/7$ ,  $4\pi/7$  y  $6\pi/7$ , que se

corresponden con períodos de 7, 3.5 y 2.33 días. En términos generales la frecuencia estacional más relevante sería  $2\pi/7$ .

**Figura 1**

**Periodogramas de las horas 0, 4, 8, 12, 16 y 20 en primera diferencia y en niveles**



Fuente: Elaboración propia

Como es sabido, al aplicar el filtro primera diferencia a los datos, el peso de las frecuencias en la variabilidad de la serie se modifica.

En las series transformadas, en su mayoría la frecuencia que más contribuye a explicar la variabilidad es  $4\pi/7$ , que se corresponde con un período de 3.5 días.

En base a estos resultados, considerando que una diferencia de orden estacional implicaría una sobre diferenciación se selecciona especificar el comportamiento estacional del crecimiento de la demanda mediante la inclusión de siete indicatrices. En el proceso de evaluación de la performance predictiva de los modelos se evaluará esta alternativa seleccionada.

## 4. Resultados

### 4.1 Especificación de los modelos

Se cuenta con datos de demanda de energía y temperatura horaria desde 2007/01/01 a 2012/11/18. Se estiman los modelos considerando toda la muestra y al momento de evaluar el

desempeño predictivo se corta la muestra en el mes correspondiente a la evaluación, se reestima el modelo y se predice a futuro.

La modelización comprende dos ecuaciones para cada hora, en la primer etapa se capta la estacionalidad intra semanal mediante la especificación de la estacionalidad como se mencionó anteriormente y el efecto calendario mediante la inclusión de tres grupos de variables que captan el efecto de los días especiales. El primer grupo (G1) que incluye los feriados del 1/1 y el 25/12, el grupo 2 (G2) que agrupa a los días 18/7, 25/8 y 1/5 y el tercer grupo (G3) que incluye el 6/1, 19/4, 18/5, 19/6, 12/10 y 2/11. Adicionalmente se marca el domingo de pascua y los rezagos correspondientes para captar el efecto de la semana de turismo. A partir de las 7 de la mañana se capta el efecto del feriado de turismo, pero el día donde la reducción en la demanda es más importante es el viernes. También se incluye una variable que marca el feriado móvil de carnaval y su dinámica así como una indicatriz si en ese año (el primero de marzo ) hubo cambio de mando de modo, de captar el efecto en la demanda producto de la ocurrencia de esos días especiales.

La Ecuación 1:

$$\Delta \log(DDE_t) = \sum_{i=1}^{i=6} \alpha_i \Delta día_i + \sum_{i=-1}^{i=6} \beta_i \Delta pascua_i + \sum_{i=1}^{i=6} \sum_{j=1}^{j=3} \sum_{k=0}^{k=3} \gamma_{ijk} \Delta (Grupo_{t-k}^j * día_i) + \sum_{i=3}^{i=6} \phi_i \Delta carnavaal_i + \delta Cambio\_mando + \varepsilon_t$$

Los residuos de esta primer ecuación ( $\hat{\varepsilon}_t$ ) se regresan con las variables que recogen el efecto de la temperatura en la demanda así como sus correspondientes rezagos, un componente que recoge la estructura no captada por las variables antes mencionadas y un conjunto de variables que modelizan los puntos raros.

Ecuación 2, donde se recoge la estacionalidad anual, periodicidades remanentes y puntos raros.

$$\hat{\varepsilon}_t = \sum_{i=0}^{i=1} \kappa_i H19_{t-i} + \sum_{i=0}^{i=1} \lambda_i H26_{t-i} + \sum_{i=0}^{i=3} \nu_i C12_{t-i} + \sum_{i=0}^{i=3} \varphi_i C15_{t-i} + \sum \tau_i Outliers_{t,i} + \frac{\theta(L)}{\phi(L)} \eta_t$$

En el Cuadro 2 se resumen los coeficientes de las indicatrices que recogen el efecto de la estacionalidad intra semanal. La variable omitida es el sábado. En general las medias de los días de la semana son significativamente diferentes de la de los sábados (en el cuadro se presenta entre paréntesis los niveles de significación). De la hora 0 a la hora 3, la demanda promedio durante la semana se ubica por debajo de la demanda de los sábados. A las 5 de la mañana la demanda se ubica por encima de la de los sábados de martes a viernes pero a partir de las 6 de la mañana sólo los domingos la demanda es inferior a los sábados.

Hasta las doce del medio día la mayor diferencia con la demanda de los sábados se da los días miércoles junto con los viernes en algunos casos. De las 13 a las 16 horas el viernes es el día con mayor demanda y a partir de las 17 horas inclusive martes y miércoles son los días con demanda media mayor.

**Cuadro 2**  
**Coefficientes de las indicatrices de la estacionalidad intrasemanal**

Variable	Hora 0	Hora 1	Hora 2	Hora 3	Hora 4	Hora 5
d_domingo	-0.052 (***)	-0.049 (***)	-0.05 (***)	-0.06 (***)	-0.071 (***)	-0.087 (***)
d_lunes	-0.077 (***)	-0.077 (***)	-0.067 (***)	-0.057 (***)	-0.042 (***)	-0.02 (***)
d_martes	-0.017 (***)	-0.026 (***)	-0.021 (***)	-0.012 (***)	-0.001	0.017 (***)
d_miercoles	-0.009 (***)	-0.019 (***)	-0.014 (***)	-0.005 (**)	0.005	0.023 (***)
d_jueves	-0.013 (***)	-0.022 (***)	-0.016 (***)	-0.008 (***)	0.002	0.02 (***)
d_viernes	-0.005 (***)	-0.013 (***)	-0.009 (***)	-0.002	0.008 (***)	0.024 (***)
Variable	Hora 6	Hora 7	Hora 8	Hora 9	Hora 10	Hora 11
d_domingo	-0.122 (***)	-0.172 (***)	-0.189 (***)	-0.18 (***)	-0.157 (***)	-0.141 (***)
d_lunes	0.034 (***)	0.105 (***)	0.118 (***)	0.105 (***)	0.097 (***)	0.099 (***)
d_martes	0.064 (***)	0.133 (***)	0.14 (***)	0.119 (***)	0.107 (***)	0.108 (***)
d_miercoles	0.068 (***)	0.137 (***)	0.143 (***)	0.121 (***)	0.108 (***)	0.109 (***)
d_jueves	0.065 (***)	0.132 (***)	0.138 (***)	0.117 (***)	0.104 (***)	0.104 (***)
d_viernes	0.068 (***)	0.134 (***)	0.141 (***)	0.121 (***)	0.108 (***)	0.108 (***)
Variable	Hora 12	Hora 13	Hora 14	Hora 15	Hora 16	Hora 17
d_domingo	-0.127 (***)	-0.122 (***)	-0.124 (***)	-0.128 (***)	-0.129 (***)	-0.127 (***)
d_lunes	0.09 (***)	0.087 (***)	0.097 (***)	0.1 (***)	0.096 (***)	0.085 (***)
d_martes	0.097 (***)	0.094 (***)	0.103 (***)	0.105 (***)	0.101 (***)	0.091 (***)
d_miercoles	0.097 (***)	0.093 (***)	0.101 (***)	0.104 (***)	0.101 (***)	0.091 (***)
d_jueves	0.093 (***)	0.09 (***)	0.099 (***)	0.103 (***)	0.1 (***)	0.091 (***)
d_viernes	0.097 (***)	0.096 (***)	0.105 (***)	0.107 (***)	0.101 (***)	0.089 (***)
Variable	Hora 18	Hora 19	Hora 20	Hora 21	Hora 22	Hora 23
d_domingo	-0.114 (***)	-0.098 (***)	-0.073 (***)	-0.048 (***)	-0.017 (***)	-0.014 (***)
d_lunes	0.064 (***)	0.05 (***)	0.054 (***)	0.064 (***)	0.074 (***)	0.059 (***)
d_martes	0.073 (***)	0.06 (***)	0.063 (***)	0.071 (***)	0.08 (***)	0.065 (***)
d_miercoles	0.073 (***)	0.059 (***)	0.062 (***)	0.069 (***)	0.078 (***)	0.064 (***)
d_jueves	0.073 (***)	0.06 (***)	0.061 (***)	0.069 (***)	0.079 (***)	0.068 (***)
d_viernes	0.068 (***)	0.053 (***)	0.05 (***)	0.053 (***)	0.062 (***)	0.059 (***)

Nota: Nivel de significación entre paréntesis: 1% (\* \* \*), 5% (\* \*), 10% (\*)

Fuente : Elaboración propia

En el Cuadro 3 se muestran los desvíos estándar estimados de las ecuaciones 1 y 2 así como la reducción del desvío al incorporar la ecuación 2. Esto significa que al incorporar las variables que recogen la estacionalidad dentro del año (umbrales de temperatura, el ARMA y los outliers) la reducción promedio de la incertidumbre para cada hora se ubica en un 20%.

**Cuadro 3**  
**Reducción del desvío estándar estimado**

Hora	Ec. 1	Ec. 2	Reducción
0	0.033	0.026	20.40%
1	0.034	0.027	21.10%
2	0.034	0.026	22.50%
3	0.033	0.025	23.90%
4	0.033	0.025	24.60%
5	0.032	0.024	24.00%
6	0.033	0.027	16.60%
7	0.037	0.030	19.80%
8	0.035	0.027	24.10%
9	0.032	0.026	17.80%
10	0.032	0.029	11.60%
11	0.035	0.031	10.70%
12	0.038	0.033	13.70%
13	0.042	0.036	12.80%
14	0.044	0.039	11.90%
15	0.047	0.038	19.40%
16	0.049	0.039	19.50%
17	0.048	0.038	19.80%
18	0.042	0.034	17.60%
19	0.038	0.031	18.50%
20	0.032	0.026	19.70%
21	0.026	0.021	19.40%
22	0.028	0.023	17.20%
23	0.031	0.026	15.80%

Fuente :Elaboración propia

## 4.2 Evaluación del desempeño predictivo de los modelos horarios

En lo que sigue se evalúa el desempeño de predictivo de los modelos. Se han seleccionado dos tipos de indicadores para evaluar el desempeño, el error absoluto medio de las predicciones (EAMR) a 2 pasos y del error relativo de las predicciones a 1 paso, para cada hora del día y cada uno de los meses del año. En el Cuadro 4 se presentan los resultados para cada hora de esos días y así como el promedio del día.

**Cuadro 4**  
**Desempeño predictivo de los modelos horarios**  
**Error absoluto medio relativo (EAMR)**

	Enero	Febrero	Marzo	Abril	Mayo	Junio	Julio	Agosto	Setiembre	Octubre	Noviembre	Diciembre
hora0	1.00%	1.20%	1.30%	1.00%	0.60%	0.70%	1.30%	1.50%	1.00%	0.50%	0.90%	1.40%
hora1	1.40%	1.80%	1.30%	1.50%	0.20%	0.50%	2.70%	1.70%	1.20%	0.70%	0.70%	1.90%
hora2	1.20%	2.40%	1.20%	1.20%	0.20%	0.20%	1.90%	1.00%	1.10%	0.90%	0.50%	2.40%
hora3	0.40%	2.60%	1.20%	0.60%	0.60%	0.30%	1.50%	2.30%	1.00%	1.00%	0.40%	2.70%
hora4	0.90%	2.40%	0.80%	0.70%	0.60%	0.20%	1.30%	2.30%	1.20%	1.20%	0.70%	2.70%
hora5	1.00%	2.70%	1.10%	1.00%	0.30%	0.40%	1.00%	1.90%	1.40%	1.20%	0.90%	2.40%
hora6	0.90%	2.20%	0.60%	0.30%	2.10%	0.40%	0.60%	2.20%	1.00%	1.20%	1.20%	1.90%
hora7	1.20%	2.10%	1.20%	1.40%	0.40%	1.70%	1.50%	2.20%	1.80%	0.60%	1.60%	0.70%
hora8	2.00%	2.20%	1.80%	1.70%	0.80%	3.10%	1.10%	2.10%	1.70%	0.30%	1.20%	0.10%
hora9	1.40%	1.00%	1.60%	0.70%	1.70%	0.70%	0.20%	1.50%	1.90%	0.80%	1.30%	0.90%
hora10	1.20%	1.20%	2.50%	0.80%	3.00%	1.60%	0.40%	1.40%	1.90%	1.60%	0.70%	1.20%
hora11	0.20%	0.30%	1.00%	1.20%	3.60%	1.70%	0.40%	2.20%	2.50%	2.30%	1.00%	1.60%
hora12	0.40%	0.30%	1.90%	1.90%	4.40%	1.90%	0.50%	2.20%	2.10%	2.10%	1.10%	1.60%
hora13	0.60%	1.80%	1.90%	2.40%	5.00%	0.60%	0.30%	3.30%	1.80%	2.20%	1.10%	3.30%
hora14	0.80%	1.80%	2.70%	1.90%	4.50%	0.40%	0.50%	4.80%	2.50%	2.20%	1.70%	2.60%
hora15	1.80%	1.30%	3.00%	2.10%	4.30%	0.70%	2.50%	2.50%	1.30%	1.30%	2.60%	3.50%
hora16	1.80%	1.90%	2.90%	2.40%	4.40%	0.80%	2.90%	3.10%	0.80%	1.90%	2.40%	3.00%
hora17	1.70%	1.50%	2.60%	1.90%	4.70%	2.30%	2.00%	3.60%	0.50%	1.70%	2.60%	2.30%
hora18	1.60%	1.40%	2.20%	0.60%	3.80%	1.40%	2.50%	2.60%	1.20%	2.00%	2.90%	2.30%
hora19	1.10%	1.30%	1.60%	0.30%	2.60%	0.90%	0.80%	2.10%	0.70%	3.80%	2.30%	2.20%
hora20	1.70%	1.70%	3.20%	0.30%	2.70%	1.10%	0.80%	2.60%	1.50%	2.30%	1.10%	2.10%
hora21	1.10%	1.80%	1.40%	0.20%	1.70%	0.90%	0.80%	2.90%	1.50%	0.90%	0.80%	0.90%
hora22	0.60%	1.70%	1.40%	0.40%	0.90%	0.50%	1.10%	3.10%	2.00%	2.40%	0.90%	1.00%
hora23	0.70%	2.00%	1.50%	0.10%	0.70%	0.30%	0.50%	2.70%	1.90%	2.80%	0.80%	0.90%
Día	0.50%	0.40%	1.10%	1.00%	2.30%	0.30%	0.10%	1.80%	1.50%	1.30%	1.00%	1.90%

Fuente: Elaboración propia

Para las primeras horas de la madrugada y mañana, de 0 a 6 horas, los mayores EAMR se registran durante los meses de febrero, agosto y diciembre. Sin embargo para el tramo de horas entre 7 y 10 de la mañana los meses con mayores EAMR son mayo y junio. En el tramo de 11 a 17 horas mayo es el mes con mayor EAMR y noviembre para la hora 19. Durante las últimas horas del día, 21 a 23 agosto y noviembre se registran los EAMR más altos. En lo que refiere al EAMR por día, mayo, diciembre y noviembre los EAM alcanzan a un 2.3, 1.9 y 1.8 puntos porcentuales, sin embargo durante junio y julio los mismos son de 0.3 y 0.1% . A lo largo del año, la hora 13 a 16 registran los EAMR más altos, algo por encima de 2% y de la hora 21 a las 6 de la mañana los errores son próximos a 1%.

**Cuadro 5**  
**Desempeño predictivo de los modelos horarios**  
**Error relativo a 1 paso**

	2-Ene	5-Feb	6-Mar	6-Abr	3-May	18-Jun	17-Jul	24-Ago	5-Set	11-Oct	1-Nov	5-Dic
hora0	1.72%	4.30%	-2.00%	-2.30%	-1.90%	1.40%	-1.30%	-4.40%	-0.50%	1.20%	2.60%	3.30%
hora1	2.60%	6.30%	-1.50%	-3.30%	0.10%	0.90%	-4.30%	-2.90%	1.00%	1.60%	2.00%	3.40%
hora2	2.64%	7.10%	-1.50%	-1.80%	-0.10%	0.60%	-2.00%	-2.70%	0.60%	2.40%	1.70%	4.20%
hora3	1.38%	7.30%	-0.90%	-1.20%	0.30%	0.40%	-1.70%	-4.60%	0.70%	2.90%	1.70%	4.70%
hora4	1.65%	7.50%	-0.70%	-1.40%	-0.50%	0.70%	-1.10%	-4.60%	1.20%	2.60%	1.90%	5.00%
hora5	1.42%	7.50%	-1.10%	-2.10%	-0.40%	0.90%	-1.10%	-4.10%	1.50%	2.40%	2.40%	4.70%
hora6	0.34%	6.80%	-1.30%	-1.10%	3.50%	-1.00%	0.40%	-3.20%	0.90%	3.50%	2.00%	3.80%
hora7	-2.10%	5.70%	1.90%	-4.00%	-0.10%	1.50%	-3.30%	-5.10%	1.90%	0.50%	1.30%	1.60%
hora8	-4.00%	7.20%	3.00%	-5.00%	0.30%	3.00%	-3.00%	-3.60%	1.90%	0.30%	1.30%	0.10%
hora9	-1.86%	4.50%	3.10%	-2.20%	2.00%	1.80%	-0.40%	-2.30%	2.60%	-0.80%	1.60%	0.60%
hora10	-2.92%	3.30%	3.40%	-2.10%	5.20%	0.90%	1.00%	0.50%	3.00%	-2.80%	2.60%	1.20%
hora11	0.34%	0.70%	-0.40%	-2.40%	6.40%	1.10%	1.20%	3.40%	5.60%	-5.10%	3.10%	1.70%
hora12	1.05%	-0.90%	0.00%	-3.10%	7.80%	1.50%	1.30%	3.80%	5.20%	-4.30%	2.90%	2.50%
hora13	1.03%	0.90%	-0.70%	-4.10%	9.60%	1.60%	0.90%	5.70%	5.00%	-3.30%	2.50%	6.60%
hora14	1.08%	-2.40%	-2.00%	-4.30%	9.00%	-0.90%	0.60%	8.40%	7.30%	-3.00%	2.70%	4.90%
hora15	-2.53%	-1.90%	-1.70%	-4.40%	9.50%	-1.50%	4.00%	6.30%	4.30%	-2.20%	5.00%	5.30%
hora16	-1.91%	-4.30%	-2.10%	-4.60%	10.80%	-1.80%	4.80%	8.30%	3.00%	-3.20%	4.60%	4.30%
hora17	-1.70%	-5.30%	-3.40%	-4.10%	11.60%	-5.10%	2.90%	9.30%	1.60%	-4.00%	5.00%	3.90%
hora18	-1.94%	-5.90%	-3.70%	-2.30%	8.50%	-5.50%	3.00%	7.50%	3.40%	-3.50%	6.40%	4.20%
hora19	0.24%	-5.10%	-6.00%	-0.90%	5.20%	-3.60%	-0.60%	4.80%	2.20%	-6.50%	5.80%	4.10%
hora20	2.64%	-5.20%	5.00%	-0.30%	6.10%	-2.50%	-2.30%	4.60%	3.60%	-3.80%	3.50%	4.50%
hora21	1.83%	-5.80%	-2.50%	0.00%	3.80%	-1.70%	-2.60%	5.20%	3.90%	-1.60%	1.20%	1.70%
hora22	0.16%	-5.80%	-1.90%	0.70%	0.50%	-0.20%	-2.40%	4.30%	5.30%	-3.40%	0.80%	1.20%
hora23	0.39%	-4.10%	-1.00%	0.00%	-0.20%	-0.40%	-1.60%	3.10%	4.70%	-3.90%	0.20%	-0.60%
Día	0.03%	0.80%	-0.70%	-2.20%	4.40%	-0.50%	-0.20%	2.30%	3.10%	-1.70%	2.70%	3.10%

Fuente: Elaboración propia

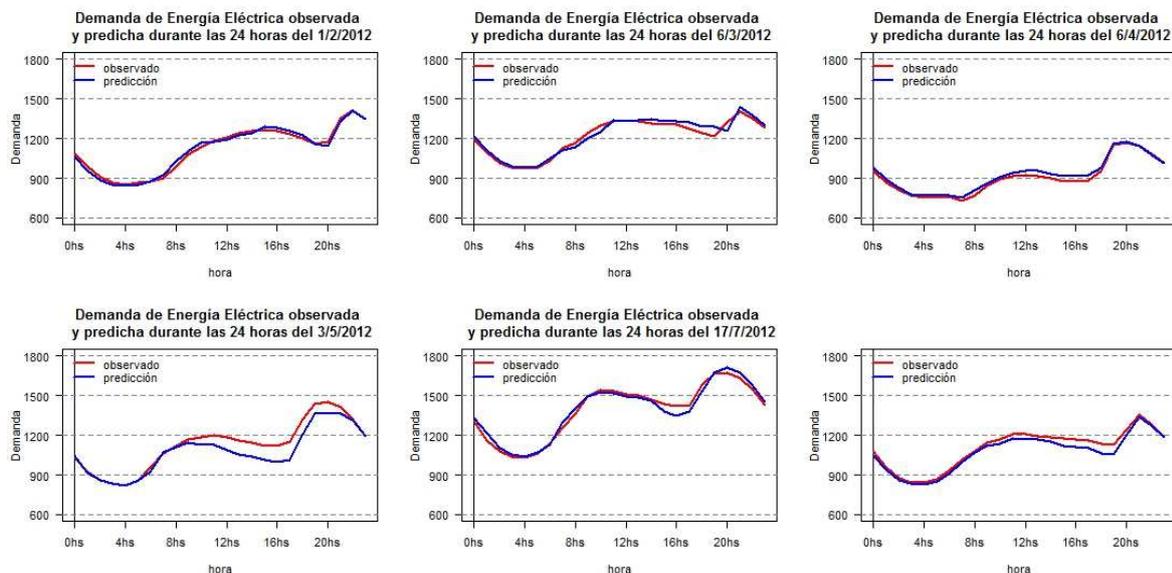
Por otro lado, se han seleccionado diversos días de cada mes, en todos los casos son días no feriados, pese a que algunos de ellos se ubican próximos a un feriado. Es importante tener presente el carácter relativo que tienen los resultados que se presentan en el Cuadro 5, dado que se está observando el error para un solo día. De todos modos a través de él se puede observar que se registra una importante variabilidad entre las horas y a lo largo de los meses. Desde un error relativo próximo a 0 en la hora 21 del 6 de abril a errores muy altos (11,6%) como la hora 17 del 3 de mayo.

Considerando el día completo, enero es el mes con menor error relativo (0.03%) y mayo, como es de esperar de acuerdo a los resultados del Cuadro 4 el que presenta mayor error (4.4%).

En lo que sigue, Figura 2, se muestra la demanda de energía a lo largo de algunos días seleccionados (los días que aparecen en el Cuadro 5) así como la predicción realizada a partir de los modelos horarios. Es otra forma de apreciar el desempeño predictivo pero en este caso gráficamente.

**Figura 2**

**Evaluación del desempeño predictivo a través de las horas en distintos días**



Fuente: Elaboración propia

Si se comparan estos resultados con los obtenidos en Lanzilotta *et al.* (2014b) los errores son sustancialmente más altos. Esto puede deberse a que pese a que los trabajos tienen una raíz común en la metodología aplicada, existen diferencias tanto en la conformación de los grupos de feriados, la modelización de la estacionalidad intra semanal (en un caso es estocástica no estacionaria y en este trabajo es determinística) así como pequeñas diferencias en la especificación del efecto no lineal de la temperatura.

### 5. Comentarios finales

El trabajo tiene un objetivo general, que consiste en modelizar la demanda horaria de energía eléctrica de Uruguay y evaluar el desempeño predictivo de los modelos. Pero no menos importante para los autores, son el ensayo de especificaciones alternativas para la estacionalidad intra semanal, la especificación del efecto calendario y la influencia de la temperatura no lineal y asimétrica en el demanda de energía, ya que constituyen puntos sobre los que a través de este documento se empieza a reflexionar.

Queda para futuros avances realizar modificaciones en la especificación, ensayando variaciones y mejoras a las propuestas realizadas en este documento, así como evaluar el desempeño de los modelos a partir de esos cambios.

## Bibliografía

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

Cancelo, J.R. y A. Espasa (1996) “Modelling and Forecasting Daily Series of Electricity Demand”. Investigaciones, Económicas, vol. XX(3), 359-376

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

Hylleberg, S.; Engle, R.;Granger,C.;Yoo,B. (1990) “Seasonal Integration and Cointegration”. Journal of Econometrics 44, 215-238.

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. y Rosá, T.(2014) “Prediction models for daily demand electric energy in Uruguay: a revised methodological proposal”. CINVE.

Lanzilotta, B.; Rodríguez, S.(2014b) “Modelos de predicción de energía eléctrica con datos horarios para Uruguay”. CINVE.

Revuelta, J.M. (2000) “Desarrollo de una Metodología Automática de Modelización de Series Diarias de Actividad Económica. Aplicación a Series Diarias de Demanda Eléctrica”. Tesis Doctoral, Departamento de Estadística y Econometría, Universidad Carlos III de Madrid.

Rubia, A. (2001) “Testing for Weekly Seasonal Unit Roots in Daily Electricity Demand: Evidence from Deregulated Markets”. WP-EC 2001-21 Universidad de Alicante.