

# ***APROXIMACIÓN A UN MODELO ESTOCÁSTICO DE LA DEMANDA DE ENERGÍA ELÉCTRICA APLICABLE A SIMULACIONES DEL DESPACHO ÓPTIMO DE LOS INTERCAMBIOS ENTRE PAISES***

Eliana Cornalino, Administración del Mercado Eléctrico, E-mail: [ecornalino@adme.com.uy](mailto:ecornalino@adme.com.uy)  
Ruben Chaer, Administración del Mercado Eléctrico, E-mail: [rchaer@adme.com.uy](mailto:rchaer@adme.com.uy)

## **Resumen**

En el presente trabajo se propone un modelado de la Demanda de energía eléctrica del sistema con miras a su uso en las herramientas de Programación de la Operación Óptima del Sistema de Mediano y Corto Plazo que tiene en cuenta las correlaciones entre la Demanda y la disponibilidad de energía de origen eólico y solar.

El estudio verifica que la variable más preponderante en cuanto a su influencia sobre la demanda es la temperatura, entendiéndose útil de todas formas la utilización de un modelo que combine todas las variables de interés para contemplar correctamente las respectivas covarianzas en la generación de series sintéticas para simulación o predicción de la demanda de corto plazo.

A modo de ensayo para validación del modelo se presentan los resultados de éste aplicado al pronóstico de los siguientes siete días de demanda diaria, lo cual es útil a efectos de la programación semanal de la operación del sistema. El pronóstico de demanda se realiza a partir de los pronósticos de temperatura, generación eólica y solar y de la demanda ocurrida en la semana anterior al inicio del pronóstico.

En el escenario actual en que se está intentando dinamizar los intercambios energéticos entre los países de la región, el trabajo propone una metodología para el modelado conjunto de la demanda de más de un país para maximizar el provecho que los operadores de los Sistemas puedan hacer de eventuales complementariedades tanto a nivel de Programación Estacional como a nivel de Programación Semanal y Diaria. Se presentan análisis comparativos con la demanda de Argentina, como caso de estudio.

**Palabras Clave** – Demanda Eléctrica; Modelado;

## **1. Introducción**

El modelado del sistema eléctrico uruguayo sobre la plataforma SimSEE utiliza el modelo CEGH [1] para la representación de variables aleatorias como los aportes hidráulicos, la generación eólica, la generación solar, etc. Hasta ahora la demanda, dadas sus particularidades en cuanto a comportamiento diario y semanal con una curva bastante definida no se había modelado con este método, utilizándose en general curvas de demanda base a las que se les sumaba ruido de baja amplitud con distintas técnicas.

El presente trabajo muestra un posible modelo CEGH para realizar la simulación y predicción de la demanda diaria a corto plazo, basándose en la correlación de la aleatoriedad de la demanda y las otras variables participantes con dependencia meteorológica, siendo a tales efectos la temperatura la de mayor importancia.

La generación eólica y solar están relacionadas indirectamente con la demanda debido a, por ejemplo, la relación que existe entre los días despejados y la alta radiación solar esperada, así como las bajas temperaturas esperadas en noches despejadas de invierno (que conllevan a un aumento de la demanda) y los altos niveles de generación eólica esperables en dichas condiciones. En el análisis del modelo encontrado se realiza la interpretación de cada uno de los coeficientes obtenidos en base a estas consideraciones.

Se descartó la utilización de la variable aportes hidrológicos en el modelo debido a la baja incidencia sobre la demanda que se estima puedan tener los estados meteorológicos que generan dichos aportes cuando estos se producen en lugares alejados de la cuenca.

Los datos utilizados son series horarias de demanda y temperatura, y series de potencia eólica y solar simuladas a partir de datos de viento y radiación solar reales del período. El período de datos utilizado va desde julio de 2012 a junio de 2015.

La serie de datos de demanda fue procesada para quitar la tendencia creciente característica.

El análisis de la demanda Argentina se realizó en base a datos de temperatura y demanda registrados en los años 2005 y 2006, realizando el mismo procesamiento sobre la demanda para eliminar la tendencia creciente de los datos.

Debido a que la dependencia de la demanda con la temperatura es opuesta según se trate de la época fría o cálida del año, los datos se clasificaron según el mes del año, separando los datos comprendidos entre abril y setiembre (ambos inclusive) y los comprendidos entre octubre y marzo. A los primeros se los etiquetó como “invierno” ya que el comportamiento de esta partición se corresponde con la época fría, donde a mayor temperatura menor demanda, y al segundo grupo se le denomina “verano”, ya que presentan el comportamiento opuesto.

## **2. Análisis de dependencia de las variables involucradas**

La demanda eléctrica en Uruguay posee una fuerte correlación con la temperatura siendo más fuerte la correlación con períodos de promediados mayores a un día.

En la figura Fig. 1 se muestran las relaciones entre las tres variables consideradas y el promedio semanal de la demanda diaria para el período de estudio particionado en “invierno” y “verano” según se detalló anteriormente.

Se puede observar la relación casi lineal con la temperatura, con pendiente positiva en verano y negativa en invierno, como es natural.

La relación respecto de la potencia solar media semanal muestra como es de esperar alguna similitud en su tendencia a la relación con la temperatura, debido a la fuerte correlación positiva entre ambas.

En cuanto a la relación con la potencia eólica se observa, en invierno un pequeño corrimiento de las demandas hacia valores más altos cuando las potencias eólicas son mayores, lo cual podría relacionarse al descenso de las sensaciones térmicas debido a los altos vientos y/o a la estratificación atmosférica estable que genera bajas sensaciones térmicas durante la noche y altos vientos a alturas típicas de generación eólica. En verano por el contrario, las potencias eólicas mayores presentan menor probabilidad de coincidir con demandas altas.

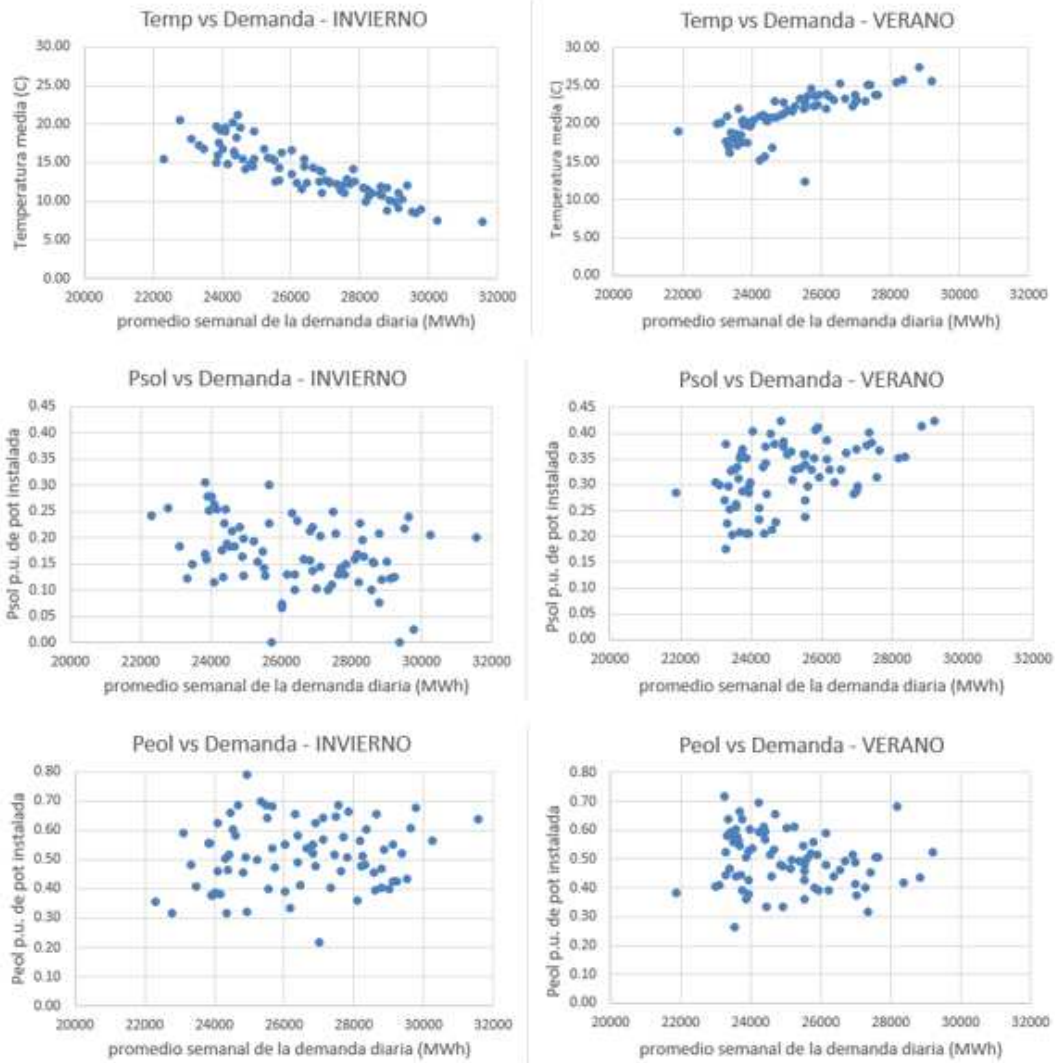


Fig. 1 Promedios semanales de Temperatura (arriba), Potencia Solar (medio) y Potencia Eólica (abajo) en relación a la demanda media semanal en MWh/día

En la figura Fig. 2 se muestran las relaciones entre las tres variables consideradas y el promedio diario de la demanda para el período de estudio en lugar de promedios semanales como se mostró anteriormente. Como se puede apreciar las relaciones son menos notorias presentando los gráficos una dispersión mucho mayor.

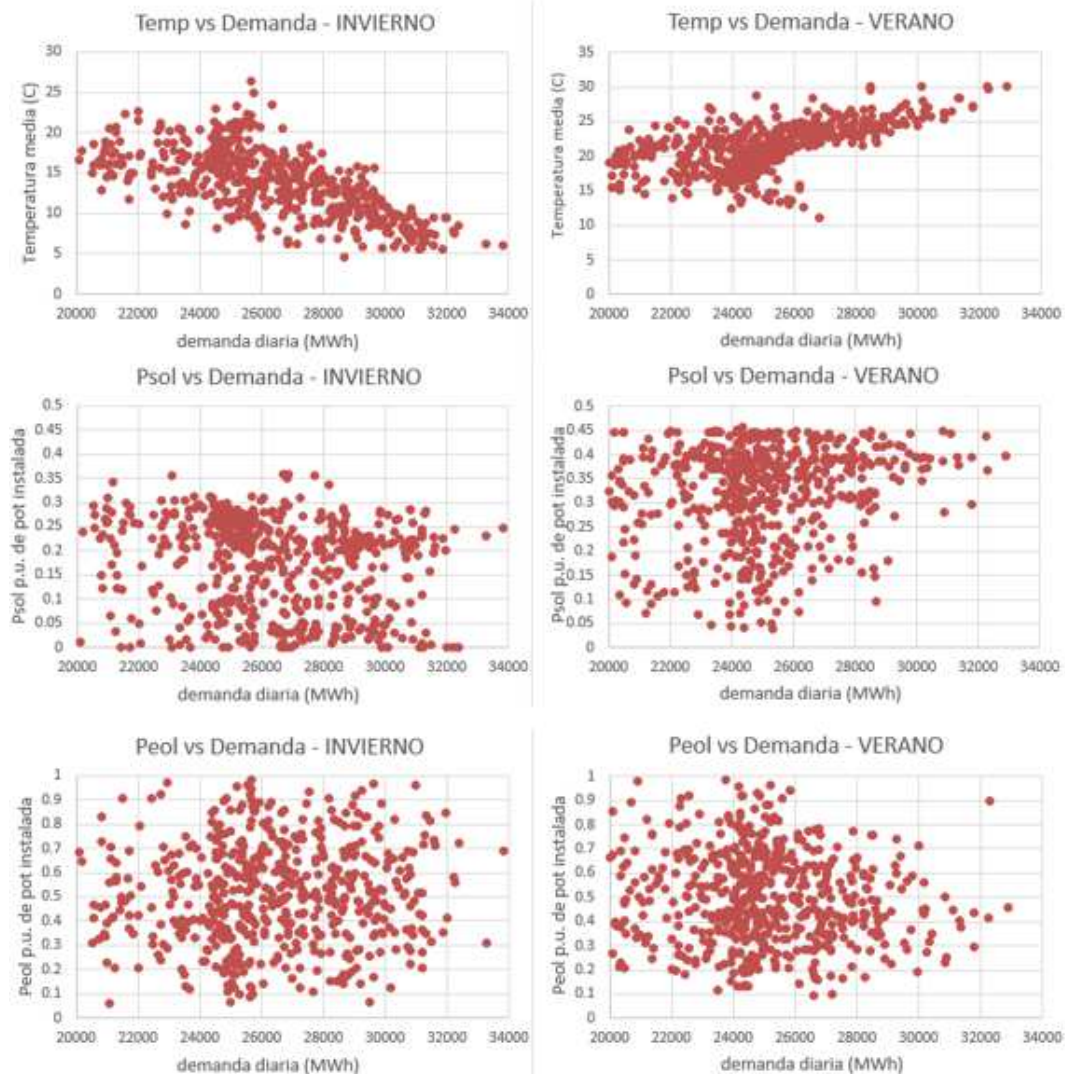


Fig. 2 Promedios diarios de Temperatura (arriba), Potencia Solar (medio) y Potencia Eólica (abajo) en relación a la demanda diaria en MWh

### 3. Identificación del modelo CEGH

El programa AnalisisSerial permite realizar la identificación de un modelo CEGH con dos modalidades.

Tipo de modelo

$X[k+1] = \sum(A_h X[k-h]; h = 1 \dots NR) + B R[k]$

$Y[k] = \sum(A_h X[k-h]; h = 0 \dots NR) + B R[k]$

La modalidad clásica permite estimar el valor del paso siguiente (k+1) de cada variable en base a los valores del paso anterior (k) de todas las variables involucradas, incluso la variable en cuestión. Este modelo sirve para producir series sintéticas de varias variables respetando sus covarianzas y probabilidades condicionadas. El error que se minimiza en la construcción del modelo es el de la estimación del valor del paso siguiente, únicamente. Es así que en casos de variables con mucha memoria o inercia, el modelo tiende a dar gran importancia al valor de la propia variable en el paso anterior y despreciar el aporte de las otras variables involucradas.

Para la predicción de una variable en un horizonte de tiempo dado mayor a un paso, en base a pronósticos de otras variables conocidas (o pronosticadas), es necesario que el modelo minimice el error de

predicción de la variable en todo el horizonte de tiempo, sin contar con la información del valor de la propia variable en el paso anterior.

Con este objetivo se utiliza la segunda modalidad que permite estimar los valores de la variable de interés en cada instante en base a los valores de otras variables en el mismo instante.

Para la programación semanal se requiere predecir la demanda de la próxima semana (próximos 7 días desde  $k+1$  a  $k+7$ ) a partir de la demanda y temperatura ocurridas hasta el día anterior ( $k-1$  a  $k-7$ ) y los pronósticos de las variables disponibles para la semana siguiente.

### a. Modelado a partir de Temperatura, Potencia solar y Potencia eólica

El primer modelo se identificó utilizando tres series de entrada correspondientes al pronóstico de temperatura (T), generación solar (P<sub>sol</sub>) y generación eólica (P<sub>eol</sub>) de los siguientes 7 días, y la demanda de los 7 días anteriores (D<sub>s</sub>).

Para la correcta identificación de los ciclos semanales de la demanda se seteó el Analisiserial con 7 puntos por ciclo lo que produce un deformador de la amplitud de la variable para su transformación desde el espacio real al espacio gaussiano por cada día de la semana.

Se realizaron modelos independientes para verano e invierno. Los coeficientes resultantes para cada modelo se muestran en la *Tabla 1*.

	Peol	Psol	T	Ds	u1
invierno	0.04	-0.12	-0.64	0.25	0.62
verano	-0.01	-0.04	0.67	0.21	0.66

*Tabla 1 Coeficientes de la combinación lineal en el mundo gaussiano*

Se puede observar que la información más importante la aporta la temperatura con coeficientes similares en módulo y de signos opuestos en verano e invierno. El segundo lugar lo tiene la demanda del mismo día de la semana anterior ( $D_s = D(k-7)$ ) con un aporte levemente mayor en invierno que en verano.

Con menor participación aparecen las potencias eólica y solar. El aporte de la potencia eólica es casi despreciable y en el sentido que se esperaría si se interpreta como el efecto producido por el viento sobre la sensación térmica, es decir, a mayor viento, mayor demanda en invierno y menor demanda en verano. Aunque podría deberse a otros aspectos del estado atmosféricos coincidentes con mayores producciones de energía eólicas no necesariamente coincidentes con la percepción de mayores velocidades de viento a baja altura.

El aporte de la potencia solar es negativo en invierno, lo cual es intuitivamente correcto debido a que mayor insolación produce mayor confort térmico. El aporte menor, pero también negativo en verano podría interpretarse por la mayor probabilidad de noches despejadas que acompaña los días de mayor insolación.

Para la evaluación de los resultados obtenidos con el modelo obtenido se consideraron dos períodos de entre 10 y 12 semanas, uno comprendido dentro del período de datos utilizados para identificación del modelo (pero de menor duración) y otro período no comprendido dentro de los datos de entrenamiento.

Cabe aclarar que no se descartaron días feriados de ningún tipo para la identificación del modelo lo cual puede contribuir a la imprecisión del mismo.

Por otro lado, para evaluar la precisión del modelo independientemente de la precisión de los pronósticos de cada variable participante se utilizaron datos históricos reales en lugar de pronósticos para la evaluación de los errores del modelo, es decir, los resultados son los que se obtendrían con el modelo en caso de conocerse los “pronósticos perfectos” de las variables intervinientes.

En las figuras se muestra las bandas de P10 y P90 pronosticadas y promedio por el modelo a partir de 100 simulaciones de una decena de semanas aproximadamente. Para el modelo de invierno en la *Fig. 1* y de verano en la *Fig. 2*

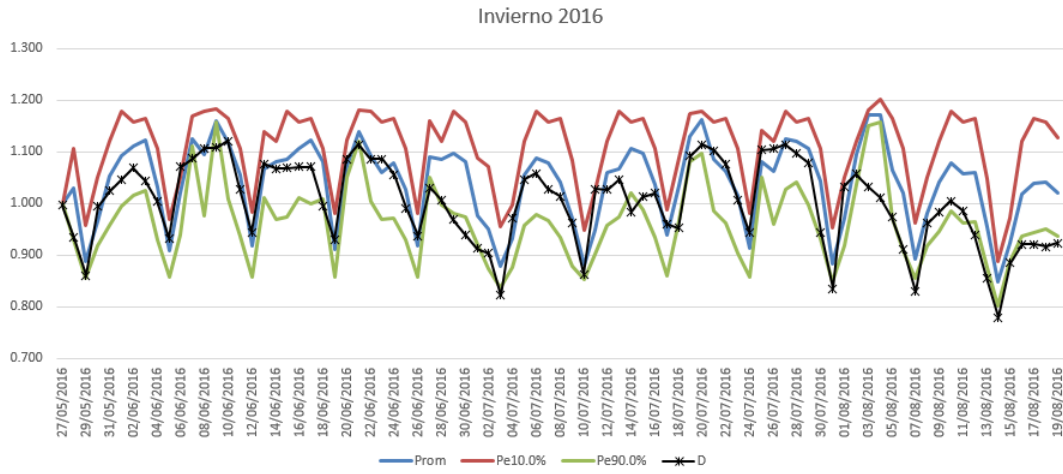


Fig. 1 Comparación de los datos reales con la banda de probabilidad arrojada por el modelo. Invierno.

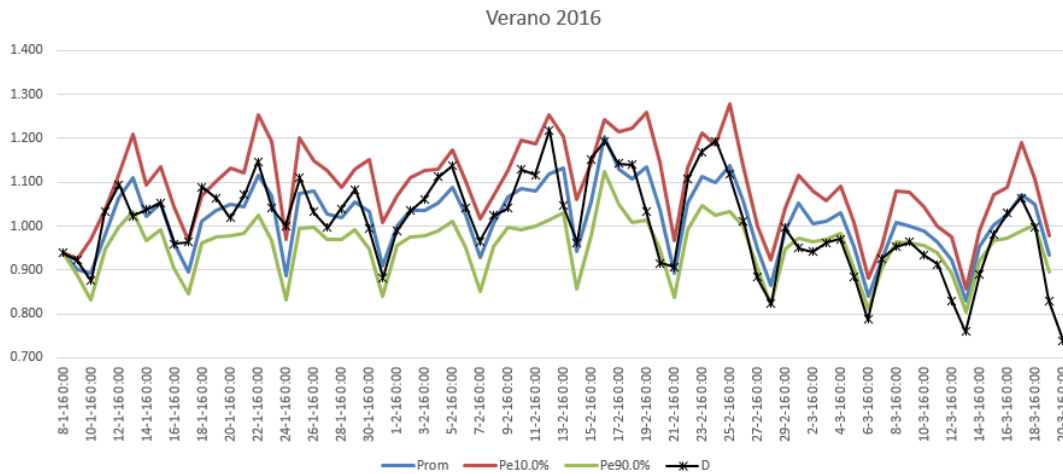


Fig. 2 Comparación de los datos reales con la banda de probabilidad arrojada por el modelo. Verano.

En las figuras Fig. 3 y Fig. 4 se presentan los errores promedio y P10 y P90 para cada día de la semana pronosticado, y para la energía de toda la semana sobre simulaciones de 13 y 12 semanas respectivamente, con el modelo de invierno.

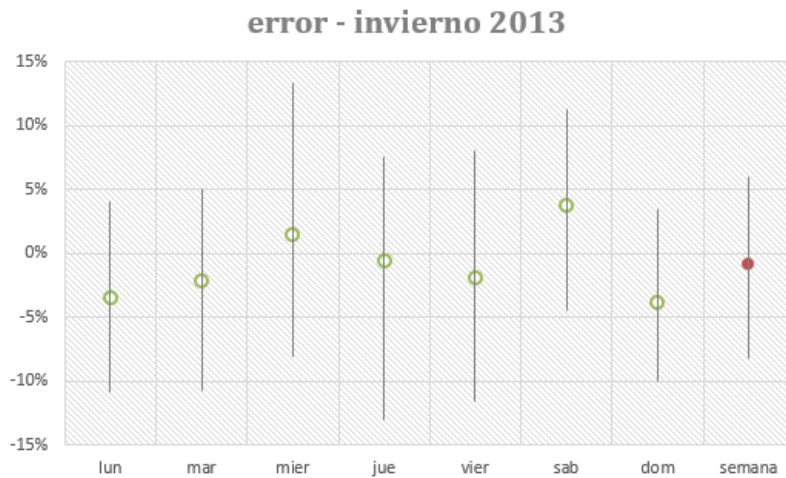


Fig. 3 - Resumen de errores obtenidos por día de la semana. Conjunto de 12 semanas pertenecientes al conjunto de datos de entrenamiento. Invierno

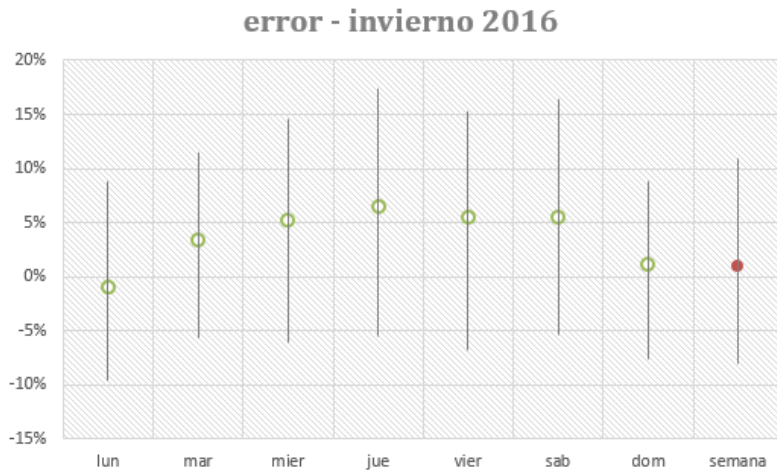


Fig. 4 Resumen de errores obtenidos por día de la semana. Conjunto de 13 semanas no pertenecientes al conjunto de datos de entrenamiento. Invierno.

Los resultados del modelo de verano se presentan en las figuras Fig. 5 y Fig. 6 mostrando de igual manera los errores promedio y P10 y P90 para cada día de la semana pronosticado, y para la energía de toda la semana sobre simulaciones de 9 y 10 semanas respectivamente.

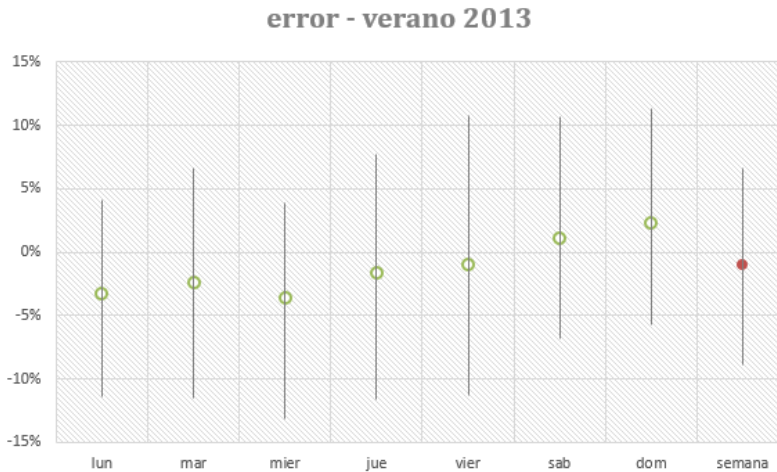


Fig. 5 Resumen de errores obtenidos por día de la semana. Conjunto de 9 semanas pertenecientes al conjunto de datos de entrenamiento. Verano.

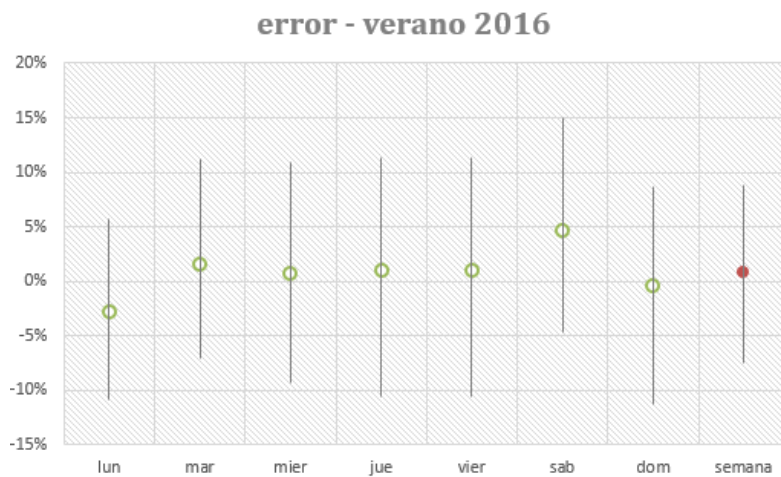


Fig. 6 Resumen de errores obtenidos por día de la semana. Conjunto de 10 semanas no pertenecientes al conjunto de datos de entrenamiento. Verano.

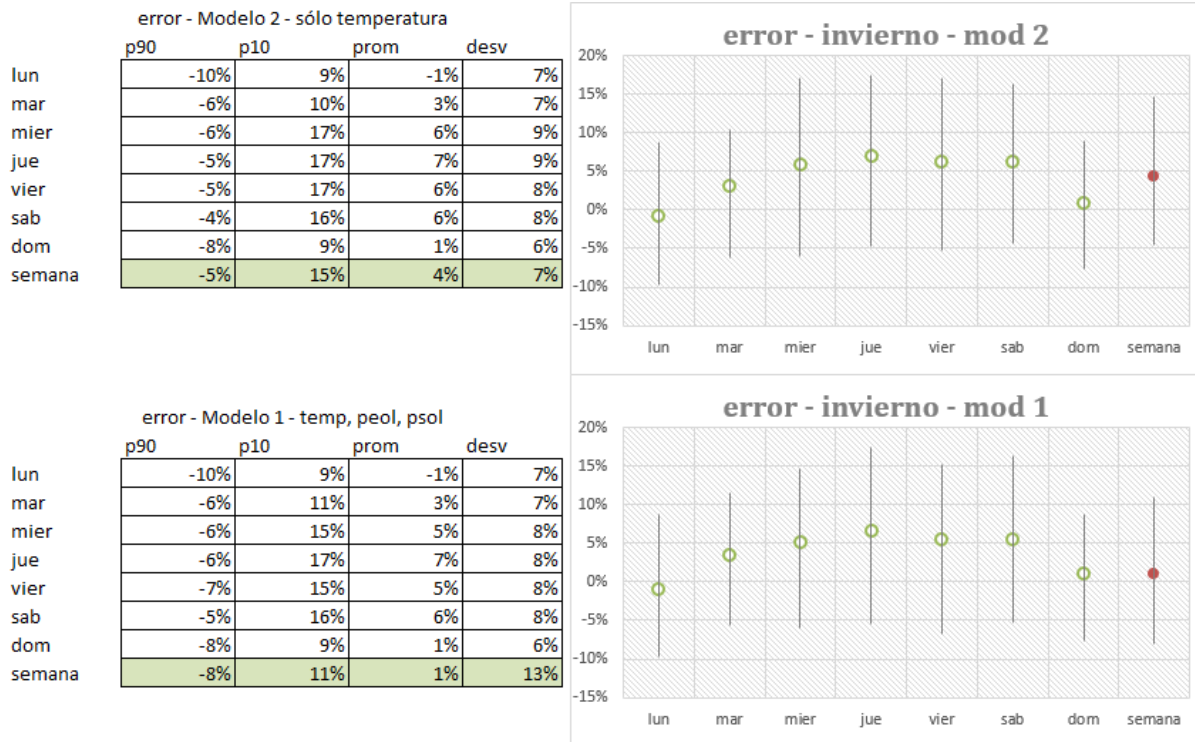
## b. Modelado a partir de la Temperatura

De modo de obtener un modelo más simplificado sólo a efectos de pronosticar la demanda sin tener en cuenta la evolución de las potencias eólica y solar generadas se realizó con la misma metodología un modelo dependiente únicamente de la temperatura, obteniéndose los coeficientes mostrados en la *Tabla 2*.

	Temperatura	Demanda -7	Ruido
Verano	0.66	0.21	0.66
Invierno	-0.64	0.28	0.63

*Tabla 2 Coeficientes de la combinación lineal en el mundo gaussiano – Modelo 2*

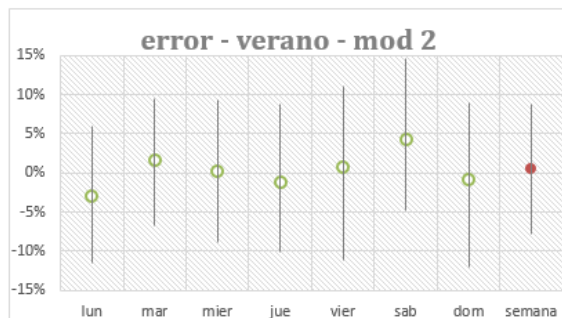
En las *Tabla 3* y *Tabla 4* se observa que la performance de ambos modelos es muy similar desde el punto de vista del error medio esperado y la dispersión de éste.



*Tabla 3 – Resumen de resultados por día de la semana para el modelo 1 y modelo 2 de invierno*



error - Modelo 2 - sólo temperatura				
	p90	p10	prom	desv
lun	-12%	6%	-3%	6.6%
mar	-7%	10%	2%	6.4%
mier	-9%	9%	0%	7.2%
jue	-10%	9%	-1%	7.3%
vier	-11%	11%	1%	8.8%
sab	-5%	15%	4%	7.4%
dom	-12%	9%	-1%	8.0%
semana	-8%	9%	0%	6.2%



error - Modelo 1 - temp, peol, psol				
	p90	p10	prom	desv
lun	-11%	6%	-3%	6.4%
mar	-7%	11%	2%	6.8%
mier	-9%	11%	1%	7.7%
jue	-11%	11%	1%	8.8%
vier	-11%	11%	1%	8.8%
sab	-5%	15%	5%	7.4%
dom	-11%	9%	0%	7.7%
semana	-8%	9%	1%	6.3%

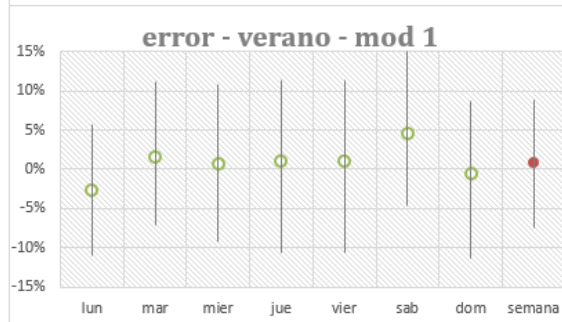


Tabla 4 Resumen de resultados por día de la semana para el modelo 1 y modelo 2 de verano

#### 4. Comparación con la demanda Argentina

El análisis de la demanda de Argentina realizado se basó en datos de demanda y temperatura diarias del período 2005- 2006 [2].

El comportamiento presentado por las demandas diarias y las temperaturas medias diarias argentinas (ver Fig. 7) es similar al presentado en Uruguay (ver Fig. 8), con diferencias más apreciables en el invierno donde se puede apreciar que en argentina el comportamiento no es tan lineal. Esto se explica por la gran participación de otros energéticos en la calefacción y, sobretudo, el calentamiento de agua sanitaria de los hogares argentinos, lo cual casi no ocurre en Uruguay. En verano no se aprecian tales diferencias, lo cual es razonable debido a que para la refrigeración domiciliar la fuente más utilizada es la electricidad en ambos países.

Otra causa posible para el comportamiento mencionado podría estar relacionada con la amplitud geográfica del país y la dificultad de representar en una sola serie de temperaturas el comportamiento de todas las regiones. En verano podría aventurarse que el mayor consumo en aires acondicionados se encuentra más centralizado geográficamente y por ello la relación lineal es más apreciable.

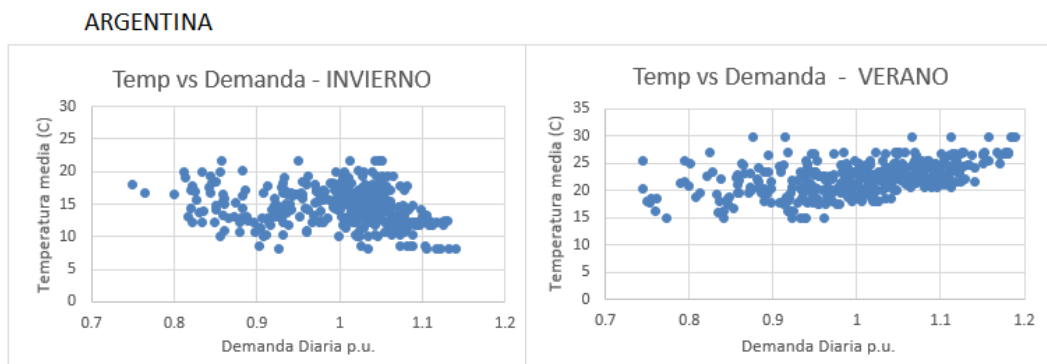


Fig. 7 Relación Demanda – temperatura diarias Argentina

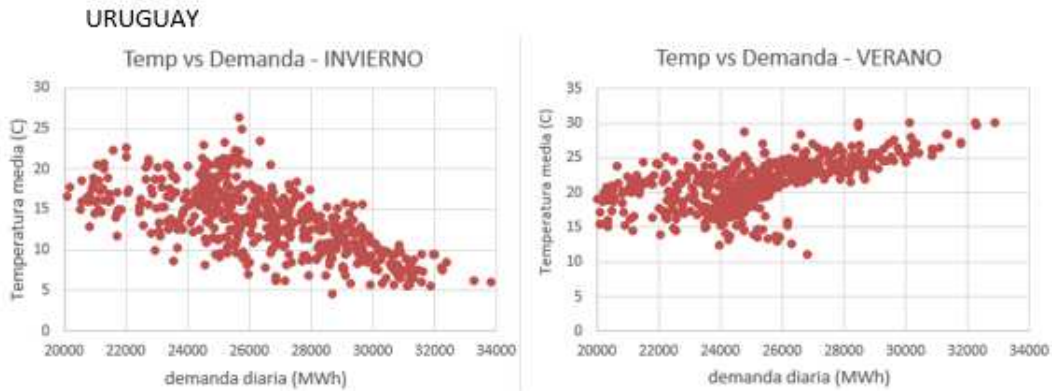


Fig. 8 Relación Demanda – temperatura diarias Uruguay

La misma metodología anteriormente aplicada a la demanda uruguaya es aplicada a los datos disponibles de demanda y temperatura argentinas obteniendo el modelo descrito por los coeficientes mostrados en la Tabla 5

	Temperatura	Demanda -7	Ruido
Verano	0.62	0.16	0.73
Invierno	-0.39	0.24	0.87

Tabla 5 Coeficientes de la combinación lineal en el mundo gaussiano - ARGENTINA

Los coeficientes resultantes muestran una performance algo peor para este modelo, lo cual se observa en los coeficientes multiplicadores del ruido, es decir, la amplitud de la porción de la variable no descrita por las variables de entrada.

Asimismo, en el modelo de invierno se aprecia una dependencia sensiblemente menor con la temperatura, lo cual es coherente con lo mencionado antes respecto a la participación de otros energéticos en Argentina.

## 5. Conclusiones

El estudio verifica que la variable más preponderante en cuanto a su influencia sobre la demanda es la temperatura, entendiéndose útil de todas formas la utilización de un modelo que combine todas las variables de interés para contemplar correctamente las respectivas covarianzas en la generación de series sintéticas para simulación o predicción de la demanda de corto plazo.

De cara a realizar el modelado conjunto de las demandas de Uruguay y Argentina puede concluirse en base a este primer análisis que una primera aproximación es posible de realizar en base al modelo propuesto. De todas formas sería interesante desarrollar un análisis más profundo en base a series de demanda y temperaturas simultáneas de ambos países que permitan detectar eventuales complementariedades existentes tanto a nivel diario como horario.

La metodología aplicada es perfectamente extrapolable tanto a la predicción de la demanda global como la demanda separada de cada uno de los países, una vez éste sea calibrado con las variables explicativas adecuadas.

## References

[1] R. Chaer, Fundamentos de modelo CEGH de procesos estocásticos multivariados. SimSEE. Technical Report , IIE-Fing, Udelar - 2011

[2] CAMMESA, Sitio web <http://portalweb.cammesa.com>.