



Documentos de trabajo

Economía y Finanzas

N° 19-06

2019

Modelización de la demanda de energía eléctrica: más allá de la normalidad

Juan F. Rendón, Alfredo Trespalacios, Lina M. Cortés, Hernán D. Villada

Modelización de la demanda de energía eléctrica: más allá de la normalidad*

Modeling of electrical energy demand: beyond normality

Juan F. Rendón[†]
Alfredo Trespalacios[‡]
Lina M. Cortés[§]
Hernán D. Villada^{**}

Junio 4 de 2019

Resumen

La característica principal que diferencia los mercados de electricidad de otros mercados corresponde con la necesidad de producir la energía en el mismo instante que esta es consumida, a tal punto que en tiempo real los sistemas deben mantener un perfecto balance: en cada momento la demanda de energía eléctrica es igual a la generación. Esta característica impide, por ejemplo, el arbitraje intertemporal por parte de quienes realizan transacciones en este mercado. Al respecto, al modelizar la demanda, es común encontrar análisis econométricos que consideren el supuesto de normalidad; sin embargo, este supuesto puede ignorar, a priori, una eventual presencia de sesgo, curtosis o momentos de orden superior en esta variable. En este trabajo se estudia el enfoque seminoparamétrico (SNP) para describir la demanda de energía eléctrica en Colombia y los residuales de un proceso ARIMA. Se propone la selección de funciones de densidad de probabilidad en términos de una expansión Gram-Charlier finita ajustada por el criterio de máxima verosimilitud. Como caso de estudio se considera la demanda de energía eléctrica en el mercado colombiano. Como resultado se encuentra que la distribución de tipo SNP logra mejor ajuste que la distribución normal para algunas transformaciones de la demanda de energía eléctrica donde se pueden llegar a requerir más de cuatro momentos para representar esta variable.

* Los conceptos expresados en este documento de trabajo son responsabilidad exclusiva de los autores y en nada comprometen a la Universidad EAFIT ni al Centro de Investigaciones Económicas y Financieras (Cief). Se autoriza la reproducción total o parcial del contenido citando siempre la fuente.

[†] Departamento de Finanzas, Facultad de Ciencias Económicas y Administrativas. Institución Universitaria ITM. Colombia. Correo electrónico: juanrendon@itm.edu.co

[‡] Departamento de Finanzas, Facultad de Ciencias Económicas y Administrativas. Institución Universitaria ITM. Colombia. Correo electrónico: alfredotrespalacios@itm.edu.co

[§] Departamento de Finanzas, Escuela de Economía y Finanzas. Universidad EAFIT. Colombia. Correo electrónico: lcortesd@eafit.edu.co. Autor de correspondencia.

^{**} Departamento de Finanzas, Facultad de Ciencias Económicas y Administrativas. Institución Universitaria ITM. Colombia. Correo electrónico: hernanvillada@itm.edu.co

Abstract

The main characteristic that differentiates electricity markets from other markets corresponds to the need to produce energy at the same time it is consumed, to such an extent that in real time the systems must maintain a perfect balance: at each moment the demand for electrical energy is equal to its generation. This characteristic prevents, for example, intertemporal arbitrage by those who carry out transactions in this market. In this regard, when modelling demand, it is common to find econometric analyzes that consider the assumption of normality; however, this assumption may ignore, a priori, an eventual presence of bias, kurtosis or higher order moments in this variable. In this paper, the Semi-Nonparametric approach (SNP) is studied to describe the demand for electricity in Colombia and the residuals of an ARIMA process. We propose the selection of probability density functions in terms of a finite Gram-Charlier expansion adjusted by the criterion of maximum likelihood. As a case study, the demand for electrical energy in the Colombian market is considered. As a result, it is found that the SNP type distribution achieves better adjustment than the normal distribution for some transformations of the electrical energy demand where it can be required more than four moments to represent this variable.

Palabras claves: Demanda de energía, Modelización semi-noparamétrica, Mercado de energía.

Keywords: Energy demand, Semi-nonparametric modeling, Energy market

Clasificación JEL: C58, Q42

JEL Classification: C58, Q42

1. Introducción

La energía eléctrica se ha convertido en las últimas décadas en uno de los insumos de mayor relevancia para el sostenimiento de la vida moderna, permite a la industria, el gobierno y los hogares apalancar sus objetivos de rentabilidad y bienestar mediante el uso de calefacción, iluminación, limpieza y diversión (Medina & Vicéns, 2011). El análisis de la demanda de energía eléctrica es importante para comprender no solo los patrones de consumo de los usuarios y su relación con los ciclos económico y climático sino también para identificar uno de los elementos que afecta la formación de precio, tanto spot (al contado o bolsa de energía) como en contratos de venta a futuro (contratos de largo plazo o contratos forward) (Lucia & Schwartz, 2002).

De acuerdo con Domeett (2015), la identificación de la dinámica de la demanda de energía eléctrica permite a los agentes privados y estatales la planeación tanto de la producción del país como de políticas públicas. El objetivo de dichas políticas es lograr la sostenibilidad de las empresas y la satisfacción de las necesidades de la población en el corto, mediano y largo plazo como cuestión de seguridad energética. Según definiciones presentadas por la Unidad de Planeación Minero Energética (UPME, 2016), la seguridad energética debe ser entendida como: *i)* Contar con la disponibilidad ininterrumpida de suministro energético a un precio asequible; *ii)* La confiabilidad y la capacidad de reacciones o adaptación, generando mejores resultados económicos y empresariales; *iii)* La disponibilidad y la accesibilidad a los recursos energéticos, la aceptación social y la asequibilidad de los recursos; *iv)* La baja vulnerabilidad o baja probabilidad de daño, de los sistemas energéticos vitales o infraestructura crítica. Tal es su relevancia, que el estudio de la seguridad energética se aborda desde la economía, la estadística, la política, la ingeniería, medio ambiente y ciberseguridad. Tópicos sobre los cuales recaen diferentes tipos de metodologías y herramientas tanto de corte cuantitativo como cualitativo (UPME, 2016).

Desde la economía y la estadística, es común encontrar modelización de tipo econométrico para abordar el tratamiento de las series de la demanda de energía eléctrica. Dicha modelización, usualmente, es realizada considerando que la incertidumbre de las variables está explicada por una distribución normal (definida por un parámetro de ubicación y otro de dispersión), que carece de sesgo y cuya curtosis se mantiene siempre constante. Sin embargo, considerar que la distribución normal logra describir la incertidumbre de la demanda de energía puede limitar los hallazgos de los investigadores o llegar a conclusiones que no obedecen a la realidad de los datos. Por ello, en la presente investigación se aborda la modelización de la demanda de energía eléctrica desde la estadística semi-noparamétrica (SNP), como una opción que permite capturar la incertidumbre de variables aleatorias sin limitarlas solo a dos primeros momentos de la distribución. Algunos estudios que usan modelos de tipo SNP para el tratamiento de series con colas pesadas y sesgo son presentados por Brunner (1992), Mauleon & Perote (2000), Níguez & Perote (2011), Cortés, Mora-Valencia, & Perote (2018), Jondeau & Rockinger (2001).

El objetivo de este estudio es modelizar los rendimientos de la demanda de energía eléctrica en Colombia a partir de series de Gram-Charlier, descrita por Ullah (2004), donde se expresa la función de densidad de probabilidad (pdf) de una variable estandarizada como una combinación lineal de la función normal estándar y sus derivadas ajustadas por el criterio de máxima verosimilitud. Los resultados encontrados permiten

considerar la estadística SNP como una alternativa flexible para la modelización de variables fundamentales en los mercados de energía eléctrica.

Este documento se desarrolla de la siguiente manera: en la segunda sección se presentan elementos para comprender los determinantes de la demanda de energía eléctrica. La tercera sección describe el modelo considerado para representar modelizar la demanda de energía eléctrica. La cuarta sección se presenta los resultados obtenidos del análisis estadístico de la serie como de la estimación del modelo y finalmente en la última sección se presentan las conclusiones del trabajo.

2. Demanda de energía eléctrica

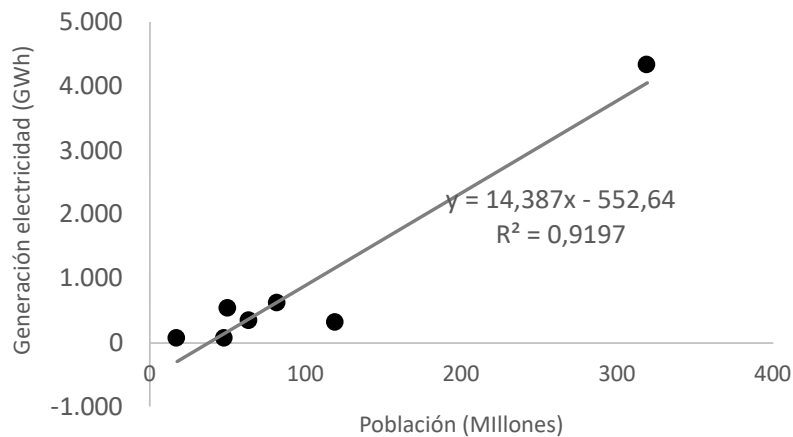
Dommet (2015) describe la energía eléctrica como un insumo de alta difusión, derivado de su capacidad para satisfacer todo tipo de necesidades, que pueden incluir procesos térmicos, fuerza motriz, uso de electrónicos o materias primas. Es notable su relevancia para atender procesos tanto de satisfacción o bienestar, como objetivos de producción, por lo que se crea una relación importante entre la demanda de energía eléctrica y ciclos productivos, ciclos climáticos y eventos de tipo culturales que alteran incluso la curva de consumo horaria de los sistemas eléctricos (Lee & Lee, 2010; Pastén, Saens & Contreras Marín, 2015). En la Tabla 1 se presenta el consumo de energía de algunos de los países OCDE de donde se destacan los consumos per cápita de energía por parte de Estados Unidos y Corea del Sur. Se muestra como el consumo de electricidad per cápita de Colombia es inferior al de Chile y México; aunque su nivel de productividad es superior a los de estos dos países. Adicionalmente, la Figura 1 muestra una correlación positiva entre el tamaño de la población y las necesidades de generación de electricidad.

Tabla 1. Consumo de energía y productividad de algunos países OCDE.

	Unidad	Alemania	Estados Unidos	Reino Unido	Corea del Sur	México	Chile	Colombia
Población (2014p)	Millones	82,38	318,97	64,51	50,47	119,81	17,84	48,3
Generación electricidad (2014p)	TWh	608,8	4310,9	332,2	541,3	300,5	76,7	64,7
Consumo final (2014p)	kWh per cápita	7.390	13.515	5.150	10.725	2.508	4.299	1.340
Generación de electricidad (2011)	TWh	526	3777	318	471	226	58	51
PIB total	MUSD	3.243.401	13.913.768	2.198.574	1.007.567	1.163.431	232.000	304.832
Productividad	MUSD/GWh	6,2	3,7	6,9	2,1	5,2	4,0	6,0

Fuente: Gómez et al (2018)

Figura 1. Generación y población en algunos países OCDE.



Fuente: Elaboración propia con información de Gómez et al (2018)

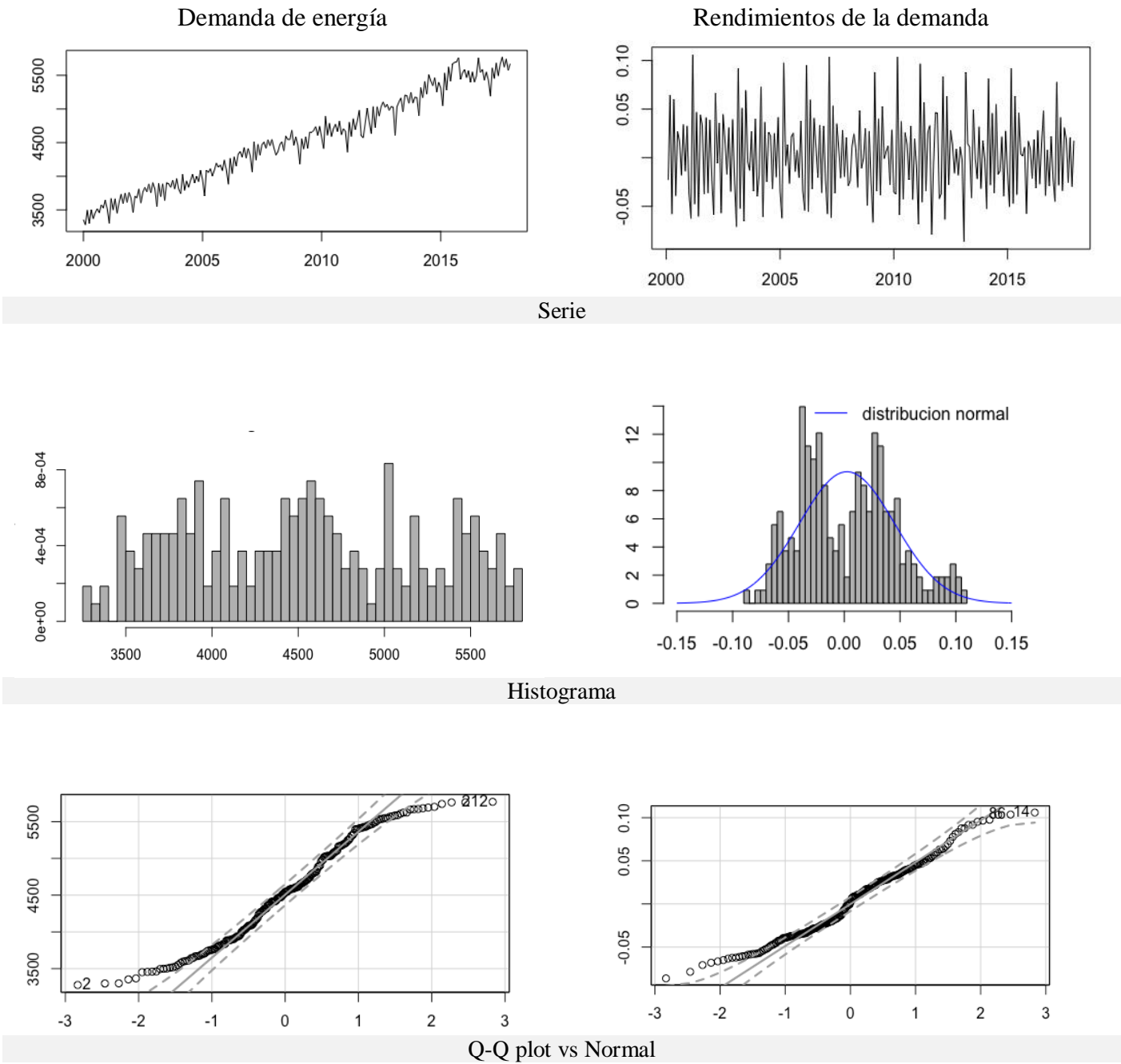
Específicamente para Colombia, Gómez et al (2018) definen como “desafío de mayor envergadura” al hecho de que ese país haga de la electricidad un componente central de su transformación económica, que aporte a la diversificación y modernización del aparato productivo, teniendo como una de las metas que el país llegue a niveles de consumo per cápita entre 3.000 y 5.000 kWh-año, similar a otros países con desarrollos comparable. En ese sentido, la energía eléctrica no solo es importante para el tiempo presente sino que su relevancia cobrará cada vez más importancia en la revolución económica para las próximas décadas.

En línea con lo anterior y con el fin de caracterizar la demanda eléctrica para el mercado colombiano, la información se tomó del Portal BI del Operador y Administrador del Sistema Eléctrico Colombiano, XM⁶. El periodo corresponde a los años 2000 a 2018 y los datos tienen una frecuencia mensual. La Tabla 2 presenta algunas estadísticas descriptivas para todo el período muestral y las series corresponden a la demanda de energía, sus rendimientos y la demanda de energía luego de eliminar la tendencia y estacionalidad.

En la tabla se observa que los rendimientos de la demanda de energía explican como la demanda de energía eléctrica ha crecido en promedio un 0,2% mensual, pero con una variabilidad alta. La desviación estándar del rendimiento es de 4,3% mientras que su media es de 0,2%. Esto significa que si en un mes (m) se tiene un valor de demanda de 4.534 GWh-mes, para el mes $m+1$ se espera que la demanda sea de 4.541 GWh-mes, pero hay una probabilidad cercana al 70% de que esté en un rango entre: 4,340 y 4,735 GWh-mes. Se evidencia también leptocurtosis en los rendimientos, con una curtosis superior a 3, situación que sugiere que una distribución normal no logra describir de forma adecuada su incertidumbre. De esta forma es posible que una distribución de tipo SNP, que se describe en el próximo capítulo, pueda ser una función de probabilidad que mejor se ajuste. La demanda de energía presenta tendencia y estacionalidad de tal forma que, como se muestra en el Anexo 1 de este documento, puede ser ajustada a través de un modelo lineal con variables exógenas el tiempo y variables dicotómicas (Dummies) que representan cada uno de los meses. A los residuales de este ajuste se le conoce como la demanda desestacionalizada y sin tendencia, cuya estadística descriptiva también se muestra en la última columna de la tabla.

⁶ Ver: <http://www.xm.com.co/Paginas/Home.aspx>

Figura 2. Serie, histograma y qqplot de la demanda mensual de energía (medida en GWh) y su rendimiento.



Fuente: Elaboración propia con información del Portal BI del Operador y Administrador del Sistema Eléctrico Colombiano, XM.

Tabla 2. Estadística descriptiva para la demanda de energía mensual, sus rendimientos y la serie desestacionalizada y sin tendencia

Parámetro	Demanda de energía (GWh-mes)	Rendimientos demanda (%)	Demanda desestacionalizada (GWh-mes)*
	valor	valor	valor
Mínimo	3,278	-8.6%	-377
Máximo	5,769	10.6%	301
Media	4,534	0.2%	0
Mediana	4,543	0.2%	-3
Desviación estándar	683	4.3%	95
Sesgo	0.09	0.31	0
Curtois	4.90	5.39	4.86
Percentil 1	3,308	-7.1%	-214
Percentil 5	3,501	-6.0%	-145
Percentil 10	3,644	-5.1%	-110
Percentil 25	3,929	-3.3%	-56
Percentil 50	4,543	0.2%	-3
Percentil 75	5,085	3.3%	52
Percentil 90	5,523	5.6%	102
Percentil 95	5,623	8.2%	146
Percentil 99	5,759	10.3%	251

* En el Anexo se presenta esta serie y su histograma

Fuente: Elaboración propia con información del Portal BI del Operador y Administrador del Sistema Eléctrico Colombiano, XM.

Asimismo, en la Figura 2 se presenta la evolución de la demanda de energía eléctrica mensual para el mismo periodo (2000-2018). En la figura se muestran el histograma y el Q-Q plot para la demanda de energía y sus rendimientos comparados con una distribución normal. Sobre el histograma de los rendimientos de la demanda de energía, aparece una condición de bimodalidad. Es decir, la moda de la distribución normal aparece en el centro de la gráfica, mientras que los datos muestran una condición de dos valores más frecuentes, uno a la izquierda (más pronunciado) y otro a la derecha. Esta condición de bimodalidad no se presenta en la serie de demanda desestacionalizada, como puede observarse en el Anexo 1 de este documento.

Los Q-Q plot muestran como la elevada curtosis (superior a 3) se encuentra explicada por eventos extremos tanto en la cola derecha como izquierda para la serie de la demanda de energía y para el caso de los rendimientos, el apuntamiento se explica principalmente por el comportamiento de la cola izquierda de la distribución. Si bien sobre la cola derecha de la distribución de los rendimientos hay distorsiones que separa el qqplot de la distribución normal, estas distorsiones sí se mantienen en el intervalo de confianza del 95% (línea punteada).

3. Modelo

Una función de densidad de probabilidad g de tipo SNP truncada en n términos que caracteriza una variable aleatoria estandarizada x , se describe en la ecuación (1). Donde \mathbf{d} corresponde con un vector de parámetros d_i , $\phi(x)$ es la pdf de la distribución normal estándar de la ecuación (2) y $H_i(x)$ que se muestra en (3), es el polinomio de Hermite de orden i .

$$g(x; \mathbf{d}) = [1 + \sum_{s=1}^n d_s \cdot H_s(x)]\phi(x), \quad (1)$$

$$\phi(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2}}, \quad (2)$$

$$H_i(y) = \frac{(-1)^i}{\phi(x)} \cdot \frac{d^i \phi(x)}{dx^i}. \quad (3)$$

Como se muestra en la ecuación (3), cada uno de los polinomios de Hermite requiere la derivación de orden i de la pdf normal estándar. Los primeros cinco polinomios de Hermite se muestran a continuación:

$$H_0 = 1, \quad (4)$$

$$H_1 = x, \quad (5)$$

$$H_2 = x^2 - 1, \quad (6)$$

$$H_3 = x^3 - 3x, \quad (7)$$

$$H_4 = x^4 - 6x^2 + 3, \quad (8)$$

$$H_5 = x^5 - 10x^3 + 15x. \quad (9)$$

A continuación se muestra como se relacionan los momentos de la distribución en función de cada uno de los parámetros d_i . Se puede identificar como cada momento i de la variable aleatoria es función del parámetro d_i y otros parámetros d_j , $j < i$. Así el número de coeficientes requeridos para describir pdf corresponderá con la cantidad de momentos requeridos para describir los datos obtenidos.

$$\mu_1 = d_1, \quad (10)$$

$$\mu_2 = 2d_2 + 1, \quad (11)$$

$$\mu_3 = 6d_3 + 3d_1, \quad (12)$$

$$\mu_4 = 24d_4 + 12d_2 + 3, \quad (13)$$

$$\mu_5 = 120d_5 + 60d_3 + 15d_1. \quad (14)$$

El ajuste de distribución de los datos se realiza por el método de máxima verosimilitud descrito por Del Brio & Perote (2012), que busca encontrar el conjunto de parámetros θ que maximiza la función de log-verosimilitud $l(\theta)$ que se muestra en el problema de optimización que se especifica en (15) y es función del valor de la pdf, $f(\cdot)$, aplicado a cada una de las observaciones x_i . El vector $\hat{\theta}$ se refiere a los valores estimados en el proceso de ajuste.

$$\hat{\theta} = \operatorname{argmax}\{l(\theta)\}, \quad (15)$$

$$l(\theta) = \log[L(\theta)] = \sum_{i=1}^N \log[f(x_i|\theta)].$$

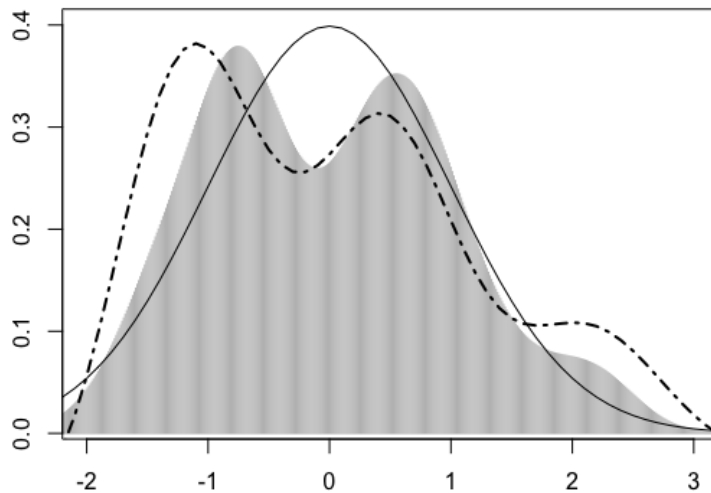
4. Resultados

En este trabajo se realizan tres transformaciones a la demanda de energía eléctrica así: 1) Cálculo de rendimientos de la demanda; 2) Desestacionalización con variables dicotómicas mes y eliminación de tendencia; 3) Modelo ARIMA a la demanda desestacionalizada. A cada una de estas transformaciones se hace un ajuste de tipo SNP, que busca seleccionar los parámetros d_i que logren el mejor criterio de Akaike (AIC).

4.1. Transformación 1: Ajuste a los Rendimientos

Los rendimientos se obtienen como la resta entre el logaritmo de la demanda de cada periodo con el logaritmo de la demanda del periodo inmediatamente anterior. En la Figura 3 se observa la pdf de los datos empíricos (sombreado). Como se evidencia, al superponer la distribución de tipo SNP (línea discontinua) se logra ajustar mejor la bimodalidad de los datos y además capturar la forma de las colas en comparación con la distribución normal (línea continua). Esta estimación se logró incorporando los parámetros $d4$, $d5$, $d7$ y $d8$, exhibiendo así la cantidad de momentos necesarios para lograr describir, de una manera más adecuada, los rendimientos de la demanda de energía.

Figura 3. Ajuste SNP para transformación 1 de la demanda

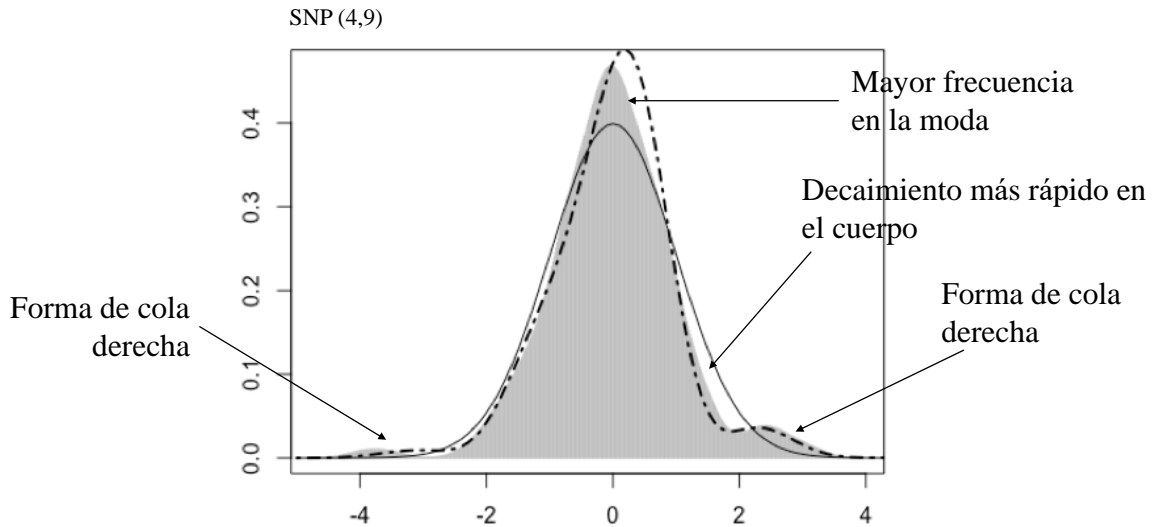


Fuente: Elaboración propia con información del Portal BI del Operador y Administrador del Sistema Eléctrico Colombiano, XM.

4.2. Transformación 2: Ajuste a la serie desestacionalizada

El ajuste a la serie desestacionalizada se realiza aplicando la ecuación (16) a la demanda de energía eléctrica. Para esta serie, se encuentra que los parámetros SNP que aplican son $d4$ y $d9$, por lo que los niveles de curtosis y la particularidad de la forma de su distribución, requiere de ser explicada por el momento de orden 9. En la Figura 4 se observa como el ajuste de tipo SNP (línea discontinua) logra describir elementos de la pdf empírica (sombreado) que la distribución normal (línea continua) no logra; allí se detallan casos particulares y cualitativos del ajuste

Figura 4. Ajuste SNP para transformación 2 de la demanda



Fuente: Elaboración propia con información del Portal BI del Operador y Administrador del Sistema Eléctrico Colombiano, XM.

4.3. Transformación 3: Ajuste a serie desestacionalizada luego de ARIMA

En esta sección se realiza los ajustes de tipo SNP a los residuales de un modelo ARIMA aplicada a la demanda promedio diaria para cada mes luego de desestacionalizar la serie. Es decir, se modeliza la serie según las ecuaciones (16) y (17), proceso que se ilustra en la Figura 5.

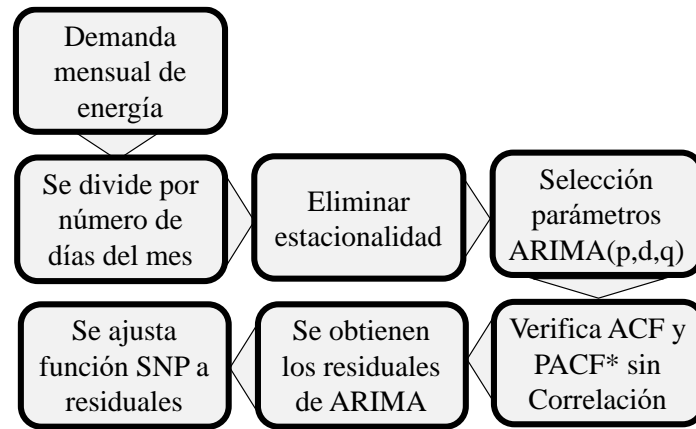
$$D_t = \beta_0 + \sum_{m=1}^{12} \beta_m \cdot M_m + \beta_{tend} \cdot t + D_t^*, \quad (16)$$

$$D_t^* \sim ARIMA(p, d, q). \quad (17)$$

Donde D_t es la demanda mensual en el mes t dividida por el número de días del mes, β_0 es el intercepto, β_m es el valor que aumenta la demanda de energía eléctrica en el mes m , M_m es la dummy para cada mes y β_{tend} es el coeficiente de la regresión que afecta el tiempo: por cada mes que transcurre la demanda de energía eléctrica aumenta β_{tend} . Si t corresponde con el mes de enero entonces M es uno para enero y cero para el resto de los meses. D_t^* es la demanda de energía luego de desestacionalizar y eliminar tendencia para el mes t , modelizados por el proceso ARIMA que aparece en la Figura 6. Los residuales resultantes del modelo ARIMA presentan las estadísticas descriptivas que se presentan en la Tabla 3. El sesgo positivo y el exceso de curtosis se alejan de los valores de una

distribución normal. Por lo tanto, con el fin de mejorar la capacidad de predicción del modelo, a los residuales obtenidos del proceso ARIMA se les hace el ajuste de tipo SNP.

Figura 5. Proceso realizado para ajustar demanda luego de aplicar modelo ARIMA



* ACF y PACF: funciones de autocorrelación y autocorrelación parcial

Fuente: Elaboración propia.

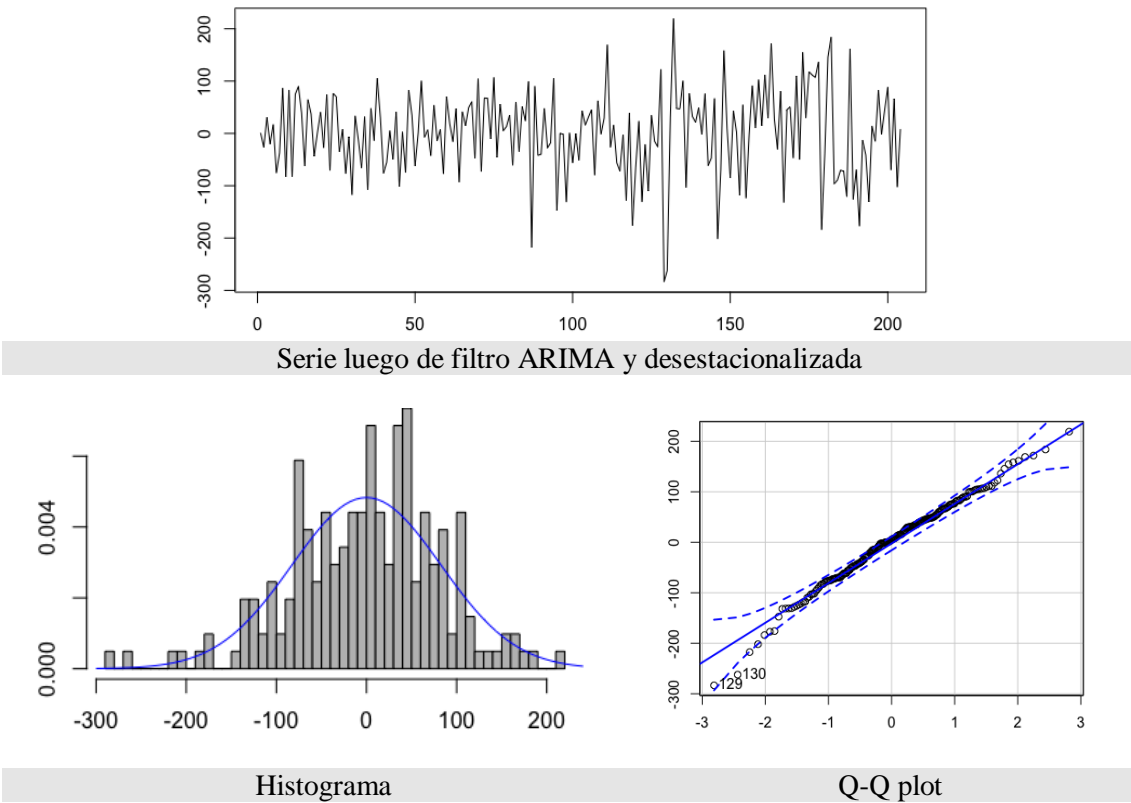
Tabla 3. Estadística descriptiva para los residuales de modelo ARMA de la demanda desestacionalizada y sin tendencia de energía mensual.

Parámetro	Residuales modelo ARMA
Mínimo	-33.186
Máximo	80.041
Media	0.002
Mediana	-1.413
Desviación estándar	13.260
Sesgo	2.523
Curtosis	14.719
Percentil 1	-22.077
Percentil 5	-15.087
Percentil 10	-12.069
Percentil 25	-7.180
Percentil 50	-1.413
Percentil 75	4.099
Percentil 90	11.130
Percentil 95	15.771
Percentil 99	56.379

Fuente: Elaboración propia con información del Portal BI del Operador y Administrador del Sistema Eléctrico Colombiano, XM.

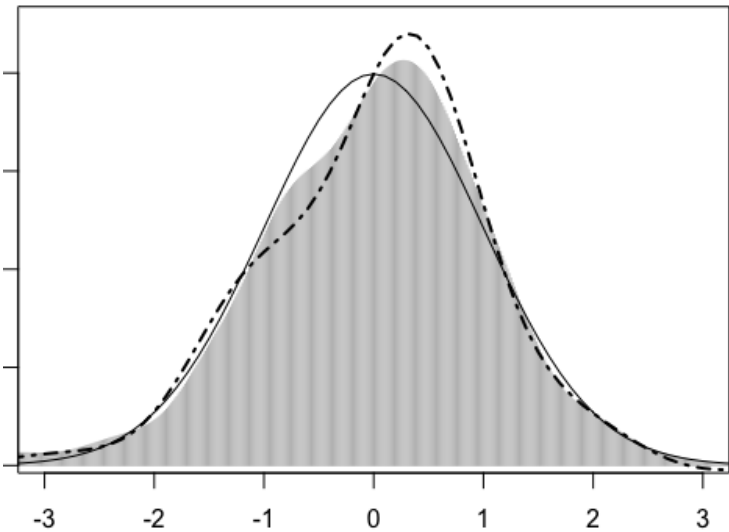
En la Figura 7 se presenta el ajuste logrado para los residuales de la transformación 3 de la demanda de energía eléctrica. A los valores de obtenidos (sombreado) se superpone el ajuste SNP (línea discontinua) y la pdf de una distribución normal (línea continua). Para este ajuste fue necesario incorporar en el modelo SNP los parámetros $d3$ y $d11$, exhibiendo que para esta serie, además del sesgo, debe considerarse incluso hasta el momento 11 de la variable aleatoria.

Figura 6. Serie de demanda de energía luego de desestacionalizar, eliminar tendencia y aplicar modelo ARIMA



Fuente: Elaboración propia con información del Portal BI del Operador y Administrador del Sistema Eléctrico Colombiano, XM.

Figura 7. Ajuste SNP para transformación 3 de la demanda



Fuente: Elaboración propia con información del Portal BI del Operador y Administrador del Sistema Eléctrico Colombiano, XM.

Los parámetros ajustados a partir de la pdf SNP, para todas las transformaciones expuestas anteriormente se presentan en la Tabla 4. De allí se destaca que todos los parámetros estimados alcanzan un nivel de confianza superior al 90%. Al comparar el

AIC SNP y AIC Norm calculado para cada una de las transformaciones, se encuentra un mejor desempeño para la distribución SNP, excepto para el caso de los rendimientos, donde el AIC es mejor para la distribución normal.

Tabla 4. Parámetros ajustados a partir de la función de densidad SNP

d	Transformación 1 Rendimientos				Transformación 2 Desestacionalizada y sin tendencia				Transformación 3 ARIMA a transformación 2			
	Estimado	Std	t	p value	Estimado	Std	t	p value	Estimado	Std	t	p value
d1												
d2												
d3									-0.067	0.03396	-1.974	0.0484
d4	-0.0085	0.027	-3.18	0.00146	0.06066	0.019	3.14	0.00168				
d5	-0.1203	0.0272	-4.418	0.0000								
d6												
d7	0.02063	0.00509	-4.046	0.000								
d8	-0.0013	0.00058	-2.131	0.03306								
d9					0.00045	0.0002	2.318	0.02045				
d10												
d11									0.00004	0.0000	-1.765	0.0776
AIC SNP		582.1				593.7				574.8		
AIC Norm		-742.86				2,584				2,382		

*AIC SNP y AIC Norm se refieren al criterio de akaike para las distribuciones SNP y normal, respectivamente.

Fuente: Elaboración propia con información del Portal BI del Operador y Administrador del Sistema Eléctrico Colombiano, XM

5. Conclusiones

En este trabajo se propone modelizar la demanda de energía eléctrica mediante el uso de una forma funcional semi-noparamétrica (SNP) a partir de expansiones de Gram-Charlier. Estas distribuciones tienen la posibilidad de capturar, de una manera flexible, la media, la varianza, el sesgo, la curtosis y otros momentos de orden superior de los datos.

Usando información de la demanda mensual de energía eléctrica en Colombia para el periodo 2000-2018, se realizaron tres transformaciones: 1) Cálculo de rendimientos de la demanda; 2) Desestacionalización con variables dicotómicas mes y eliminación de tendencia; 3) Modelo ARIMA a la demanda desestacionalizada. Al resultado de las tres transformaciones se le realizó una estimación de tipo SNP. Los resultados muestran que la distribución de tipo SNP tiene un mejor desempeño para la modelización de la incertidumbre de la demanda de energía eléctrica respecto a la distribución normal (que se encuentra anidada en la SNP). Específicamente este resultado es superior para las transformaciones 2 y 3.

Estos resultados se deben a que la demanda de energía eléctrica evidencia sesgo positivo y leptocurtosis, generada fundamentalmente por la presencia de valores extremos en la cola izquierda de la distribución. Estas características sugieren que una distribución normal no logra capturar adecuadamente la forma de esta serie y, que esta representación debe realizarse con distribuciones de probabilidad que permitan modelizar momentos superiores. Características similares, de alta curtosis, se exhibe para la demanda de energía eléctrica incluso si es desestacionalizada y se elimina la tendencia de la serie.

Para trabajos futuros, se recomienda a los investigadores continuar aplicando las técnicas de estadística SNP a problemas relacionados con la demanda de energía eléctrica, así como explorar su aplicación a diferentes variables que influyan en este mercado.

Referencias

- Brunner, A. D. (1992). Conditional asymmetries in real GNP: A Semiparametric Approach. *Journal of Business & Economic Statistics*, 10(1), 65-72. doi: 10.2307/1391805
- Cortés, L. M., Mora-Valencia, A., & Perote, J. (2018). Retrieving the implicit risk neutral density of WTI options with a semi-nonparametric approach. *The North American Journal of Economics and Finance*. In press. doi: 10.1016/j.najef.2018.10.010
- Del Brio, E., & Perote, J. (2012). Gram–Charlier densities: Maximum likelihood versus the method of moments. *Insurance: Mathematics and Economics*, 51(3), 531-537. doi: 10.1016/j.insmatheco.2012.07.005
- Domeett, G. (2015). Análisis de los determinantes del cambio de la demanda de energía eléctrica en la ciudad de Neuquén. *Ciencias Administrativas*, 3(6), 1-15. <https://revistas.unlp.edu.ar/CADM/article/view/1541>
- from the Nordic power exchange. *Review of Derivatives Research*, 5(1), 5-50. <https://doi.org/10.1023/A:1013846631785>
- Gómez, D. F., Giraldo, E. A., & Giraldo, J. E. (2018). Electricidad y desarrollo económico en Colombia. En I. Dynner Rezonzew, & C. J. Franco (eds.), *Ocaso de un paradigma, hacia un nuevo mercado eléctrico* (págs. 119-144). Bogotá: FCE, UTADDEO.
- Jondeau, E., & Rockinger, M. (2001). Gram-Charlier densities. *Journal of Economic Dynamics & Control*, 25(10), 1457-1483. doi: 10.1016/s0165-1889(99)00082-2
- Lee, C-C. & Lee, J-D. (2010) A panel data analysis of the demand for total energy and electricity in OECD countries, *The Energy Journal*, 31(1), 1–23. doi: 10.5547/issn0195-6574-ej-vol31-no1-1
- Lucia, J. J., & Schwartz, E. S. (2002). Electricity prices and power derivatives: Evidence
- Mauleon, I., & Perote, J. (2000). Testing densities with financial data: An Empirical comparison of the Edgeworth-Sargan density to the Student's t. *The European Journal of Finance*, 6(2), 225-239. doi: 10.1080/13518470050020851
- Medina, Eva, & Vicéns, José (2011). Factores determinantes de la demanda eléctrica de los hogares en España: Una aproximación mediante regresión cuantílica. *Estudios de Economía Aplicada*, 29(2), 515-538. <https://www.redalyc.org/pdf/301/30120840005.pdf>
- Ñíguez, T.-M., & Perote, J. (2011). Forecasting heavy-tailed densities with positive Edgeworth and Gram-Charlier expansions. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 74(4), 600-627. doi: 10.1111/j.1468-0084.2011.00663.x
- Pastén, R., Saens, R., & Contreras Marín, R. (2015). Does energy use cause economic growth in Latin America?. *Applied Economics Letters*, 22(17), 1399-1403. doi: 10.1080/13504851.2015.1034834

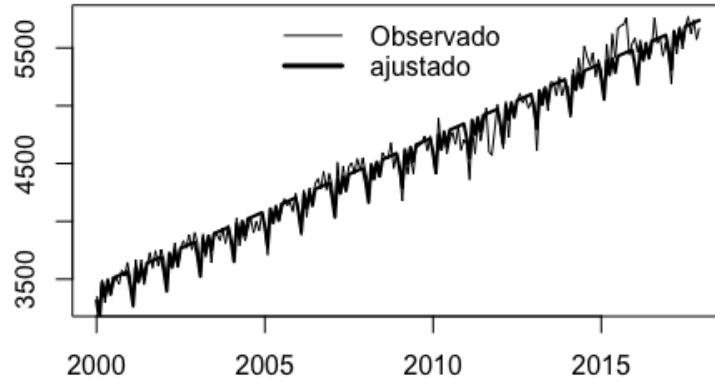
Ramírez, G.A. (1991). La demanda de energía eléctrica en la industria colombiana. *Revista Desarrollo y Sociedad*, 27, 121-139. <https://doi.org/10.13043/dys.27.6>

Ullah, A. (2004). *Finite Sample Econometrics*. Oxford: Oxford University Press.

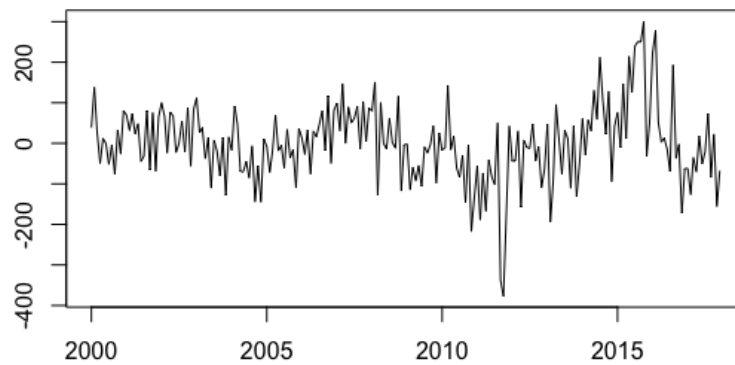
UPME (2016). *Seguridad energética para Colombia. Entregable 3: Informe Final*. Recuperado de <https://bdigital.upme.gov.co/bitstream/001/1314/1/Seguridad%20Energ%C3%A9tica%20UPME-CIDET%20Entrega%20Final.pdf>

Anexo 1. Demanda de energía desestacionalizada y sin tendencia

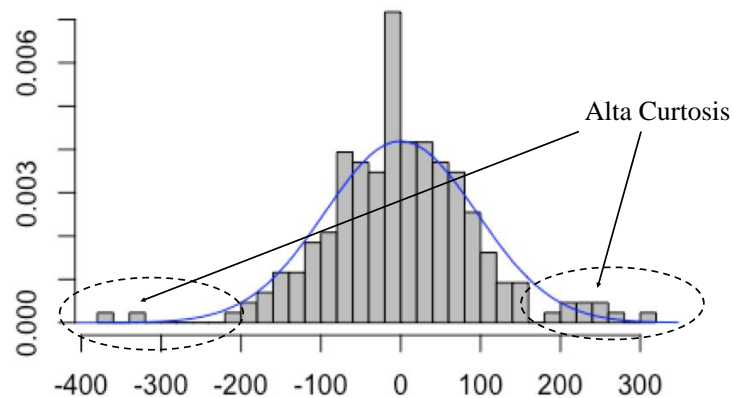
Ajuste de demanda con modelo lineal con tendencia y variables dicotómica tipo mes



Serie de demanda de energía luego de desestacionalizada y sin tendencia



Histograma de la series de demanda desestacionalizada y sin tendencia



Fuente: Elaboración propia con información del Portal BI del Operador y Administrador del Sistema Eléctrico Colombiano, XM.