

1-1-2016

Estimación del consumo eléctrico colombiano en el corto y largo plazo empleando regresión multivariable y series temporales

Daniel Orlando Garzón Medina

Follow this and additional works at: https://ciencia.lasalle.edu.co/ing_electrica

Citación recomendada

Garzón Medina, D. O. (2016). Estimación del consumo eléctrico colombiano en el corto y largo plazo empleando regresión multivariable y series temporales. Retrieved from https://ciencia.lasalle.edu.co/ing_electrica/51

This Trabajo de grado - Pregrado is brought to you for free and open access by the Facultad de Ingeniería at Ciencia Unisalle. It has been accepted for inclusion in Ingeniería Eléctrica by an authorized administrator of Ciencia Unisalle. For more information, please contact ciencia@lasalle.edu.co.

**Estimación del Consumo Eléctrico Colombiano en el Corto y Largo Plazo Empleando
Regresión Multivariable y Series Temporales**



Daniel Orlando Garzón Medina

**UNIVERSIDAD DE LA SALLE
FACULTAD DE INGENIERÍA
PROGRAMA DE INGENIERÍA ELÉCTRICA
BOGOTÁ D.C.
2016**

**Estimación del Consumo Eléctrico Colombiano en el Corto y Largo Plazo Empleando
Regresión Multivariable y Series Temporales**

Daniel Orlando Garzón Medina

**Trabajo de grado presentado como requisito parcial para optar al título de
Ingeniero Electricista**

Director

Ing. M.Sc. Geovanny Alberto Marulanda Garcia

**UNIVERSIDAD DE LA SALLE
FACULTAD DE INGENIERÍA
PROGRAMA DE INGENIERÍA ELÉCTRICA
BOGOTÁ D.C.
2016**

Nota de Aceptación:

Firma del presidente del jurado

Firma del jurado

Firma del jurado

Bogotá D.C., Julio de 2016.

Dedicatoria...

*Dedico de manera especial a mi familia que por años sento en mí las bases de responsabilidad y deseos de superación en búsqueda de un futuro prometedor,
Al Ingeniero Geovanny Marulanda por su infinita paciencia y colaboración,
Y a la Universidad de la Salle por brindarme los conocimientos y valores necesarios para ser un profesional con responsabilidad social.*

ÍNDICE GENERAL

	Pág.
I. Introducción.....	8
II. Modelos matemáticos.....	9
Regresion multivariable.....	9
Series temporales.....	10
III. Resultados de los modelos.....	13
Regresión multivariable para corto plazo.....	13
Regresión multivariable para largo plazo.....	14
Series temporales para corto plazo.....	14
Series temporales para largo plazo.....	15
IV. Conclusiones.....	15
<i>ANEXO 1</i>	17
<i>ANEXO 2</i>	22
<i>ANEXO 3</i>	23
<i>ANEXO 4</i>	25
<i>ANEXO 5</i>	26

ÍNDICE DE TABLAS

	Pág.
Tabla 1. Regresión multivariable-corto plazo.....	14
Tabla 2. Regresión multivariable-largo plazo.....	14
Tabla 3. Series temporales-corto plazo.....	14
Tabla 4. Series temporales-corto plazo.....	15
Tabla 5. Series temporales por la nueva metodología-largo plazo.....	15
Tabla 6. Series temporales por la nueva metodología-largo plazo.....	15
Tabla 7. Población colombiana.....	17
Tabla 8. Producto interno bruto total.....	18
Tabla 9. Producto interno bruto por habitante.....	18
Tabla 10. Consumo eléctrico residencial colombiano.....	19
Tabla 11. Variables almacenadas.....	19
Tabla 12. Cálculo de variaciones estacionales.....	20
Tabla 13. Cálculo de variaciones estacionales.....	21
Tabla 14. Cálculo de la tendencia por medio de medias móviles.....	22
Tabla 15. Cálculo de la tendencia por medio de medias móviles con ajuste exponencial...	23
Tabla 16. Cálculo de la tendencia por medio de medias móviles con ajuste exponencial...	25
Tabla 17. Cálculo de índices estacionales.....	25
Tabla 18. Cálculo de variaciones cíclicas-Enero.....	25

ÍNDICE DE FIGURAS

	Pág.
Figura 1. Procedimiento para la proyección de demanda de energía eléctrica.	9
Figura 2. Ajuste exponencial con varios valores de W	12

Estimación del Consumo Eléctrico Colombiano en el Corto y Largo Plazo Empleando Regresión Multivariable y Series Temporales

Daniel Garzón¹

Estudiante de Ingeniería Eléctrica, Universidad de la Salle, Bogotá, Colombia. Email: danior12@hotmail.com

Resumen— La previsión de consumo de energía eléctrica constituye un pilar importante para desarrollar proyectos de expansión de generación, transmisión y distribución. En este trabajo se propone realizar una proyección de demanda para el consumo de energía eléctrica en el sector residencial colombiano por medio de una serie temporal y una regresión multivariable que relaciona el crecimiento económico del país con su consumo eléctrico. Para validar la metodología propuesta, se compararán los resultados obtenidos respecto a la información oficial suministrada por la Unidad de Planeación Minero Energética (UPME).

Palabras Clave— Estimación, consumo eléctrico, Regresión multivariable, series temporales.

Abstract— The forecast electricity consumption constitutes an important step towards the development of new technologies to meet the energy consumption in the coming decades. This paper intends to make a projection by means of a time series and multivariate regression which allows to connect the country's economic growth with its electric consumption. To validate the proposed methodology, the error is calculated in respect to official information provided by the UPME.

Key words— Forecasting, Electrical consumption, multivariable regression, time series.

I. INTRODUCCIÓN

El constante desarrollo de los mercados de energía eléctrica genera escenarios cada vez más competitivos, por lo que es de crucial importancia poseer sistemas de transmisión y distribución con planes de manejo bien estructurados [1] y [2]. Entre los planes de manejo, se debe contar con modelos de pronóstico de la demanda de energía adecuados y es por esto que actualmente se realizan investigaciones en torno a esta temática. El pronóstico de la demanda de electricidad es una herramienta fundamental para la toma de decisiones

operativas y estratégicas en las empresas de energía, cuya falta de precisión puede generar altos costos económicos [3]. Dicha predicción puede determinar de forma previa la carencia de energía en el sistema, o si pudiera ser conveniente, la consideración en la construcción de nuevas subestaciones para suplir la demanda necesaria. Con la información suministrada por el estudio de pronóstico de demanda de energía eléctrica a corto y largo plazo, los operadores pueden tomar decisiones en torno al despacho y flujos de potencia óptimo, análisis de confiabilidad y seguridad de operación.

En [1] se explica la importancia de la regresión multivariable en el proceso de pronóstico, pues son aquellas variables las que darán precisión a la respuesta que se obtendrá. La autora desarrolla con claridad el proceso de tratamiento de datos estadísticos para obtener un proceso “suave” para la línea de tendencia deseada. Por su parte, En [4] se propone un modelo de previsión de demanda de electricidad de largo plazo por medio de Modelos Auto-Regresivos Integrados por Media Móvil (ARIMA por sus siglas en inglés). Esta herramienta de análisis desarrollada por la Escuela Técnica Superior de Ingeniería (ICAI) es capaz de crear distintos modelos de predicción de series temporales, así como modelos de decisión. Se argumenta que los factores que influyen una predicción de largo plazo son las nuevas variables que aparecen en el horizonte temporal (1-10 años) [4]. El planeamiento integrado de recursos energéticos propuesto por [6], muestra la forma en que los recursos pueden ser aprovechados de cierta forma que no se genere contaminación ni grandes emisiones de CO₂. Se realiza un recuento de las formas de obtención de energía, su aporte para el desarrollo sostenible y las estrategias para la conservación mundial. El estudio desarrollado por el autor se torna más amplio dándole soluciones a los problemas de demanda futura que parte de la proyección demográfica a largo plazo e incluye un análisis de desarrollo sostenible enfocado al sector energético (residencial, industrial, comercial y rural).

La agencia nacional de energía eléctrica de Brasil (ANEEL), expone las directrices para el planeamiento de expansión del sistema de distribución, estableciendo requisitos mínimos e información para realizar la planeación. La ANEEL hace énfasis en que los modelos de previsión son de libre elección por parte de las distribuidoras y que los resultados de los modelos de previsión de demanda están sujetos a validación por parte de la ANEEL [5].

En algunos de los trabajos realizados sobre previsión de la demanda de energía eléctrica se establecen una serie de falencias en los modelos propuestos. Algunas de estas son [9]:

- No existen razones empíricas, metodológicas o teóricas para preferir un modelo específico entre los diferentes tipos de modelos.
- Falta información sobre los procedimientos más adecuados para la estimación y la prueba de cada modelo particular.
- Es confusa la metodología empleada.
- Es difícil incorporar información cualitativa en los pronósticos, pues modifica completamente el desarrollo del modelo.

Por medio del desarrollo de las series temporales y la regresión multivariable propuestas en este trabajo, se buscará establecer una metodología clara y capaz de explicar el tratamiento de datos que permitan llegar a un pronóstico acertado de la demanda de energía eléctrica gracias a la recolección de históricos de consumo de energía eléctrica, el PIB de los últimos años, y el crecimiento poblacional colombiano. Se diseñarán los modelos para calcular la demanda a corto y largo plazo del sector residencial, teniendo así una estimación acertada para verificar la calidad de la respuesta en la metodología propuesta. De esta forma se busca establecer una nueva metodología aplicada a un problema de pronóstico de energía eléctrica implementando una variable poblacional que posiblemente mejorará la precisión respecto a los modelos econométricos dinámicos que tienen en cuenta los efectos climatológicos utilizados por la UPME. Se compararán los resultados con los pronósticos realizados por la UPME para así poder garantizar un servicio confiable y de calidad para los futuros usuarios que hagan parte del sector en Colombia [7].

Este trabajo se encuentra ordenado así: La sección II presenta los modelos matemáticos empleados para la previsión de corto y largo plazo, la sección III presenta los resultados obtenidos y los datos reales por parte de la UPME, y la sección IV presenta las conclusiones y recomendaciones para ser desarrollados en futuros trabajos.

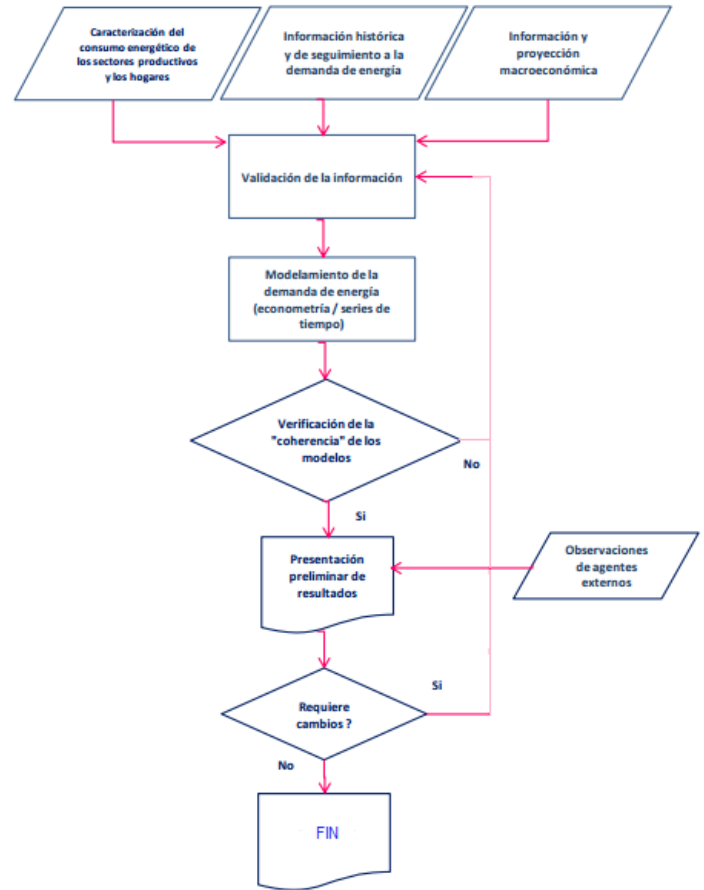


Fig. 1. Procedimiento para la proyección de demanda de energía eléctrica sugerido por la UPME

II. MODELOS MATEMÁTICOS

A. Regresión multivariable

Más conocida como Multivariate Adaptive Regression Splines (MARS por sus siglas en inglés), es un método estadístico no paramétrico que fue propuesto con el fin de aproximar, de manera eficiente la relación de más de dos variables para la obtención de una variable predictora [9].

Se utiliza cuando se estudia la posible relación entre varias variables independientes (predictoras o explicativas) y otra variable dependiente (respuesta). Los usos que con mayor frecuencia toma este modelo además de la predicción de respuesta a partir de variables explicativas son:

- Identificación de variables explicativas: Ayuda a crear modelos donde se seleccionen las variables que pueden influir en la respuesta, descartando aquellas que no aporten información.
- Detección de interacciones: Relación entre variables que afectan a la variable respuesta. Esto permite descartarlas o incluirlas en el modelo para que la respuesta sea más precisa.

Para el desarrollo del modelo multivariable, se parte de una función lineal suponiendo que el impacto de cada variable independiente a considerarse afectará de manera proporcional la variable dependiente que se desea analizar:

$$Y_i = a_0 + a_1x_1 + a_2x_2 + \dots + \epsilon_i \quad (1)$$

Dónde:

Y_i	Variable dependiente, donde i muestra el valor inicial de la función.
a_0	Punto de corte con la ordenada.
a_1, a_2	Constantes de proporción.
x_1, x_2	Variables independientes.
ϵ_i	Residuos y posible error de medición.

Para un conjunto de n variables, donde $i \in \mathbb{Z}^+$ se tiene que

$$Y = XA + E \quad (2)$$

Dónde:

$$Y = \begin{pmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ Y_3 \\ \vdots \\ Y_n \end{pmatrix}, \quad X = \begin{pmatrix} 1 & x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1m} \\ 1 & x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2m} \\ 1 & x_{31} & x_{32} & \dots & x_{3m} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{nm} \end{pmatrix}$$

$$A = \begin{pmatrix} a_0 \\ a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_m \end{pmatrix}, \quad E = \begin{pmatrix} \epsilon_1 \\ \epsilon_2 \\ \epsilon_3 \\ \vdots \\ \epsilon_n \end{pmatrix}$$

Siendo n la cantidad de variables y m la cantidad de muestras. Para determinar la función que mejor representa el conjunto de datos con los cuales se realizará la predicción, se aplica a (2) el método de los mínimos cuadrados [10] y [12]. Esto es

$$E^T E = (U - XA)^T (U - XA) \quad (3)$$

Donde U es el valor histórico que se tiene de la variable dependiente que se desea predecir y relacionar con las variables independientes.

Se aplica la condición de primer orden para optimizar y obtener un conjunto apropiado de respuestas llegando a

$$\frac{dE^T E}{dA} = -2X^T U + 2X^T X = 0 \quad (4)$$

Que conlleva a la siguiente expresión general para $i \geq 1$, con n variables y m cantidad de muestras.

$$A = (X^T X)^{-1} X^T U \quad (5)$$

Note que la expresión (5) corresponde a la relación existente entre los valores históricos de las variables independientes y los valores históricos de la variable dependiente. Las constantes de proporción almacenadas en el vector A hacen posible realizar la predicción del conjunto de variables dependientes almacenados en U .

Los resultados obtenidos por medio de la regresión multivariable son anuales, mientras que para las series temporales se tendrá una estimación mensual de consumo eléctrico. Esto debido a que el modelo matricial del primer método relaciona las variables de una forma general y más directa.

B. Series Temporales

Los modelos de series temporales son algunos de los modelos más empleados para predecir el consumo de energía eléctrica [8]. El objetivo del análisis de series temporales es identificar patrones no aleatorios en la serie temporal de una variable de interés, la observación de este comportamiento pasado permite realizar previsiones sobre el futuro, orientado a la toma de decisiones [15]. Dos modelos clásicos han sido empleados para desarrollar una serie temporal: el modelo aditivo y el multiplicativo. Las ecuaciones (5) y (6) presentan el modelo aditivo y multiplicativo respectivamente:

$$\hat{y} = T + S + C + R \quad (6)$$

$$\hat{y} = T \times S \times C \times R \quad (7)$$

Dónde:

T	Tendencia.
C	Variaciones cíclicas.
S	Variaciones estacionales o estacionalidad.
R	Variaciones irregulares.
Y	Variable dependiente.

Según el modelo clásico, todas las series temporales se componen de cuatro patrones [15]: La tendencia, las variaciones cíclicas, estacionales e irregulares. La tendencia se define como el comportamiento a largo plazo de la serie. Ésta puede ser causada por el crecimiento demográfico, cambios graduales en el hábito de consumo, o cualquier otro aspecto que afecte la variable de interés a largo plazo. Cuando una serie de datos presenta muchas irregularidades, es común "alisarla" a través de medias móviles, de forma tal, que pueda extraerse información relevante de la serie. Por su parte, las variaciones cíclicas son fluctuaciones en los valores de la variable dependiente con duración superior a un año, y que se

repite con cierta periodicidad. Son resultado de variaciones económicas como periodos de crecimiento o recesión. Las variaciones estacionales son fluctuaciones en los valores de la variable con duración inferior a un año y se repiten todos los años. Generalmente en función de las estaciones del año, o feriados. Finalmente, las variaciones irregulares son fluctuaciones inexplicables, resultado de hechos fortuitos e inesperados como catástrofes naturales, atentados terroristas, o decisiones del gobierno.

Para el pronóstico desarrollado en este trabajo, se optó por el modelo aditivo que posee una metodología más clara y precisa al momento de calcular las componentes de la serie [15]. Por otro lado, el cálculo de la tendencia y las variaciones estacionales se realizaron por medio de medias móviles con ajuste exponencial simple ($w = 0.75$ y $k=4$), debido a las ventajas que tiene el método para realizar previsiones de corto y largo plazo y a la facilidad de acomodar la serie de datos de manera trimestral. El cálculo de la tendencia se detalla en la siguiente sección. Por último, las variaciones irregulares no han sido consideradas en el modelo, pues es resultado de datos fortuitos teóricamente imprevisibles [11].

Obtención de tendencia por medio de medias móviles

Las medias móviles son una forma de calcular la tendencia en una serie temporal. Para identificar la tendencia, se calcula la suma de los primeros k periodos o elementos de la serie y se almacena de forma centrada en una columna llamada total móvil. Posteriormente, se calcula el total móvil para el siguiente periodo $k + 1$, esto quiere decir que se elimina el primer término de la serie utilizado y se adiciona el siguiente cuyo resultado ira centrado al igual que en el primer caso. El proceso se repite hasta finalizar con los datos de toda la serie. Posteriormente, se calcula un total móvil para 2 periodos con los resultados obtenidos anteriormente. Esto quiere decir que en una columna diferente se calcularan los nuevos totales móviles centrados de acuerdo a la metodología anteriormente explicada. Luego de ello y para finalizar se dividen los totales móviles de 2 periodos en la cantidad de conjuntos por periodo utilizados, es decir que si el periodo k es 4 se debe dividir en 8 porque se agruparon 2 conjuntos de 4 periodos para calcular los índices. A manera de ejemplo, considere los datos de la serie almacenados en la Tabla XIV del anexo 2.

Para una serie de datos mayor, se grafica el periodo de tiempo y las medias móviles resultantes y esto dará como resultado la línea de tendencia de los datos suavizada de acuerdo a la media móvil escogida.

Existen tres tipos de medias móviles aplicadas al pronóstico de energía eléctrica: promedios móviles, promedio móvil doble y promedio móvil ponderado. De acuerdo a [1], es recomendable trabajar con medias móviles con ajuste exponencial debido a que los datos de la serie presentan

tendencia y estacionalidad, y algunos de los periodos no son estables.

Obtención de tendencia por medio de medias móviles con ajuste exponencial

El ajuste exponencial simple es otra forma de obtener la tendencia de una serie temporal. Presenta algunas ventajas respecto a las medias móviles:

- Permite realizar previsiones de corto plazo (para el periodo siguiente de las serie), lo que no es posible por medias móviles.
- Tiene en cuenta todos los valores previamente observados y no solamente los más cercanos, como ocurre en las medias móviles.

Existen tres tipos de ajuste exponencial aplicados a los modelos de previsión en series temporales: La atenuación exponencial ajustada a la tendencia o modelo de Holt, la atenuación exponencial ajustada a la tendencia y a la variación estacional o modelo de Winter, y el ajuste exponencial simple. El ajuste exponencial simple es el más popular y el más utilizado debido a que responde de la mejor manera ante cambios fuertes en la demanda [1], brindando mejor precisión a los resultados obtenidos. Se trabajó con este modelo para el cálculo de la tendencia.

Por otro lado, el ajuste exponencial simple suministra una media móvil exponencialmente ponderada a lo largo de la serie temporal, es decir, cada previsión o valor ajustado depende de todos los valores previos. Para realizar el ajuste exponencial simple basta aplicar la ecuación (8) para un periodo de tiempo i cualquiera [15]

$$F_i = W \cdot D_i + (1 - W) \cdot F_{i-1} \quad (8)$$

Dónde:

- i Periodo de tiempo de la serie de datos
- D_i Valor de la serie original en el periodo i
- F_i Valor de la serie exponencialmente ajustado en el periodo i
- F_{i-1} Valor de la serie exponencialmente ajustado en el periodo $i - 1$ (periodo anterior)
- W Constante de regularización o coeficiente de ajuste ($0 < W < 1$)

Se considera que el primer valor de la serie original será igual al primer valor ajustado ($F_0 = D_1$), esto significa que el ajuste realmente comienza a partir del segundo periodo de la serie.

La selección de la constante de regularización W es crucial para el ajuste exponencial y se selecciona de forma heurística, es decir, según el conocimiento de las variables que intervienen en el problema, de la persona que realiza la

predicción. No obstante es posible establecer una regla general de selección [15]

- Si el interés es simplemente obtener la tendencia, eliminando el efecto de las otras componentes, el valor de *deberá* ser cercano a cero.
- Si hay interés en realizar una estimación con la serie, es recomendable que el valor de *W* sea más próximo a uno, de manera de reflejar mejor el comportamiento de la serie a corto plazo.

Nuevamente a manera de ejemplo, considere las ventas de un determinado producto, por año, según el registro presentado en la Tabla XV del anexo 3.

La representación gráfica de los resultados obtenidos en la Tabla XV se presentan en la Figura 1. El gráfico que presenta la tendencia respecto a los diferentes valores de *W* es:

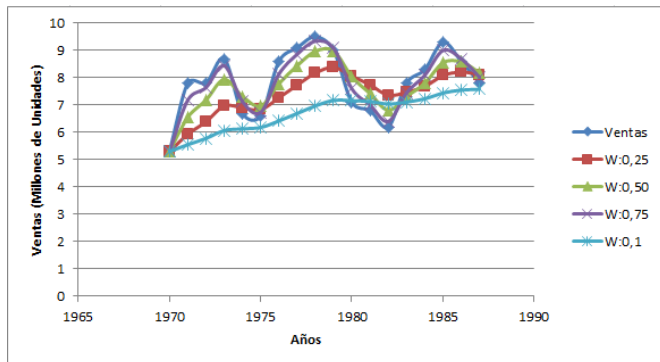


Fig. 2. Ajuste exponencial con varios valores de *W*

Cuanto menor es el valor de *W* más ‘suavizada’ es la serie temporal, de esta forma es posible prever el comportamiento a largo plazo de la serie siendo este creciente, decreciente o estacionario.

Obtención de la estacionalidad de una serie temporal

Hay varios métodos para la obtención de las variaciones estacionales, entre ellos el método de la razón para la media móvil (o método de la media móvil porcentual) que consiste en:

1. Obtener medias móviles de orden igual al número de periodos estacionales (4 si la serie es trimestral, 12 si es mensual)
2. Obtener medias móviles de 2 periodos, centradas, a partir de las medias móviles calculadas en el paso uno.
3. Obtener los índices estacionales para cada periodo estacional, es decir que de acuerdo al modelo aditivo, sustrayendo de los valores originales de la serie D_i las medias móviles centradas calculadas en el paso dos, [15].
4. Organizar los valores sazonales de los periodos similares, es decir, todos los índices de enero, febrero, marzo, etc.

5. Calcular la media aritmética de los valores correspondientes al periodo sazonal (media de los índices obtenidos en todos los meses enero de la serie, por ejemplo)
6. Hacer las correcciones necesarias para que la suma de los índices sea igual a cero.

Los pasos 1 y 2 son virtualmente idénticos al procedimiento para la obtención de la tendencia por medias móviles anteriormente comentado. A manera de ejemplo, considere la cantidad de contratos de una empresa, por trimestre, según el registro presentado en la Tabla XVI del anexo 4 en donde se desea calcular los índices estacionales.

En el modelo aditivo, si todos los índices estuvieran próximos o exactamente iguales a cero, las componentes estacionales parecieran no ejercer gran efecto sobre la serie. Por otra parte, si los índices fueran diferentes de cero, ya sea positivo o negativo, el valor de la tendencia sería modificado por ellos, indicando influencia de las componentes estacionales en la serie. En algunos casos, se sugiere realizar pequeñas correcciones para garantizar tal comportamiento dependiendo de la serie de datos con la que se esté trabajando [15].

Obtención de las variaciones cíclicas e irregulares

Es importante resaltar que algunos autores no mencionan las variaciones cíclicas porque en ciertos casos la serie temporal necesita abarcar décadas para que sea posible identificar el comportamiento cíclico [15], y especialmente en series socio económicas los datos más antiguos pueden ser anticuados y contribuir para la construcción de un modelo irreal. Sin embargo, se optó por tenerlas en cuenta esperando que los datos tomados presenten variaciones cíclicas en cortos periodos de tiempo y de esta forma obtener un modelo completo.

Las variaciones cíclicas e irregulares son obtenidas a través de la remoción de las componentes tendencia y estacionalidad de la siguiente forma:

En el modelo aditivo:

$$C = Y - T - S \quad (9)$$

En el modelo multiplicativo:

$$C = \frac{Y}{(T.S)} \quad (10)$$

Dónde:

- Y Valor original de la serie
- T Tendencia
- S Componente sazonal

Es costumbre construir un gráfico de variaciones cíclicas en donde se pueda identificar si los ciclos realmente influyen la serie, cuál es su periodicidad, y si el efecto de tales variaciones es muy grande.

A manera de ejemplo se muestra en la tabla XVII del anexo 5 el consumo de energía eléctrica de los meses de enero. Previamente se han calculado la tendencia y los índices estacionales y únicamente se desea calcular las variaciones cíclicas.

Otro aspecto importante en las series temporales es que la previsión de tendencia para largo plazo exige una ecuación (como la de la recta) donde se substituyen los valores de los periodos para los cuales se desea hacer la estimación y se adicionan únicamente los índices sazonales, y las variaciones cíclicas (Si existen en la serie) [15] y [9].

Modelo de Box- Jenkins-ARIMA

El enfoque de Box-Jenkins nace a partir de un proceso estocástico cuya naturaleza puede ser caracterizada mediante un modelo matemático. Su metodología consiste en encontrar un modelo aproximado que caracterice el comportamiento de una serie de datos para de esta forma conseguir previsiones a corto y mediano plazo. Pese a que es un modelo muy utilizado en pronósticos económicos, posee algunas desventajas entre las cuales se encuentran [18]:

- Requiere un elevado número de observaciones de la serie con la cual se desea trabajar.
- La estimación e interpretación de sus índices es compleja.
- Proporciona peores resultados a largo plazo.
- La serie de datos no puede presentar variaciones extremas.

Los modelos econométricos utilizados en la actualidad presentan variables de costos que dan muy buena precisión a corto plazo. Para el presente trabajo se descartarán los modelos de Box-Jenkins, modelo input-output y método TAM debido a la poca precisión de los mismos a largo plazo y su poca relación con la previsión de energía eléctrica.

Las variables con las cuales se trabajaran los modelos serán las siguientes:

- Histórico del PIB suministrado por el banco de la república.
- Histórico de crecimiento poblacional colombiano suministrado por el DANE.
- Histórico de consumo residencial en Colombia suministrado por los reportes de la UPME.

Para la regresión multivariable es necesario trabajar con las tres variables anteriormente mencionadas, mientras que para las series temporales es posible calcular la tendencia, los

índices estacionales y las variaciones cíclicas únicamente con el histórico de consumo residencial colombiano.

III. RESULTADOS DE LOS MODELOS

Es importante resaltar que el histórico de datos consultados de población Colombiana, producto interno bruto y consumo de energía eléctrica residencial es de libre acceso y cualquier persona puede hacer uso de esta información. Fueron consultadas las bases de datos del banco de la república para obtener el histórico de PIB colombiano, el Departamento Nacional de Estadística (DANE) para consultar el crecimiento poblacional, y XM (empresa que opera y administra el mercado eléctrico colombiano) para obtener el histórico de consumo de energía eléctrica residencial. Todos los datos se obtuvieron para los años 2005 a 2013 [13] y [14]. Los datos empleados en este trabajo pueden ser consultados en el anexo 1.

La información mencionada anteriormente se empleó para analizar cuatro casos de estudio donde se evaluó el desempeño de la regresión multivariable y las series temporales para la predicción del consumo de energía eléctrica en Colombia en el corto y largo plazo.

a) Caso 1: Regresión multivariable para corto plazo

Después de haber modelado la ecuación (5) en Matlab, siendo U el vector columna con los datos de consumo de energía eléctrica residencial en GWh (2005-2013) y X la matriz que relaciona la población y el PIB per cápita (2005-2013) se obtiene el vector columna A que relaciona las 3 variables. Se procede a crear la expresión lineal (11) que dará como resultado la previsión para el año 2014.

$$Y = a_0 + a_1 * \text{año} + a_2 * \text{Población} + a_3 * \text{PIB} \quad (11)$$

Dónde:

$$U = \begin{bmatrix} 4069.58 \\ 4218.66 \\ 4372.25 \\ 4540.5 \\ 4693.41 \\ 4861.3 \\ 5034.41 \\ 5221.66 \\ 5393 \end{bmatrix}$$

$$X = \begin{bmatrix} 1 & 2005 & 42888590 & 7931153 \\ 1 & 2006 & 43405960 & 8361479 \\ 1 & 2007 & 43926930 & 8832464 \\ 1 & 2008 & 44451150 & 9037877 \\ 1 & 2009 & 44978830 & 9079360 \\ 1 & 2010 & 45509580 & 9329881 \\ 1 & 2011 & 46044600 & 9829122 \\ 1 & 2012 & 46581820 & 10108664 \\ 1 & 2013 & 47121090 & 10487056 \end{bmatrix}$$

$$A = \begin{bmatrix} 1,0e + 0,6 \\ 1,0773 \\ -0,0006 \\ 0,0000 \\ 0,0000 \end{bmatrix}$$

$$Y = 5454.7\text{GWh}$$

Para validar la precisión del modelo, se realizara una comparación del resultado obtenido con las previsiones que la UPME expide en sus reportes. En la tabla I se muestran los resultados estimados y el valor real en GWh para el año 2014.

TABLA I

REGRESIÓN MULTIVARIABLE- CORTO PLAZO

Año	UPME	Calculada	Valor real 2014	ϵ_1	ϵ_2	ϵ_3
2014	5577	5454.7	5690	1,98%	4,13%	2,19%

La UPME estimo el consumo de energía eléctrica residencial para el año 2014 en 5577GWh, cuando el valor real fue de 5690GWh. El primer error calculado (ϵ_1) es la previsión de la UPME respecto al valor real, el segundo error (ϵ_2) es el valor obtenido con la metodología propuesta respecto al valor real y el último (ϵ_3) hace referencia al valor obtenido con la metodología propuesta respecto al valor de la UPME.

La metodología usada para el corto plazo presento una precisión esperada como lo sugería [12], y fue de 4,13% respecto al valor real. Hay que tener en cuenta que la metodología usada por la UPME presenta ajustes de corrección mensual que reduce la incertidumbre en los resultados y los hace más precisos.

b) Caso 2: Regresión multivariable para largo plazo

El contraste entre crecimiento económico, la demanda de energía y la población colombiana evidencia una pérdida de correlación entre las tres variables para el largo plazo. Esto significa que la variable de población crece de manera abrupta respecto a la variable de PIB lo que puede generar resultados atípicos [17].

El valor calculado obtenido para la estimación a largo plazo registrado en la tabla II se obtuvo con la misma expresión lineal (11) utilizada para el corto plazo y con los datos del año

2030, tales como población colombiana que será de 53.175.000 habitantes, y PIB colombiano igual a 14.611.270 pesos constante [11] y [13].

TABLA II

REGRESIÓN MULTIVARIABLE- LARGO PLAZO (GWh)

Año	UPME	Calculada	ϵ_1
2030	8958	4036	54,94%

Caso contrario sucedió con la previsión a largo plazo. El modelo utilizado no fue útil, pues se trabajó bajo la premisa de PIB y población estimados del año 2030 que generaron un error (ϵ_1) aproximado del 55% respecto a la previsión de la UPME.

c) Caso 3: Series temporales para corto plazo.

Se procede a organizar el histórico de consumo de energía eléctrica en trimestres dando como resultado 36 periodos y trabajando con una media móvil igual a 4. A partir de ello se calcularan las respectivas componentes de la ecuación (6) de acuerdo a lo sugerido en [15].

Teniendo el histórico anual y el consumo de energía eléctrica se debe realizar una regresión exponencial (debido al comportamiento que presentan los datos) para cada mes del año y de esta forma conocer la ecuación característica que modelara la demanda de energía eléctrica. Luego de ello, se procede a adicionar los índices de estacionalidad, y variaciones cíclicas.

El resultado de la regresión para corto plazo se muestra en la tabla III:

TABLA III.

Series temporales- Corto plazo

Mes	GWh		
	UPME	Calculada	Error (%)
Enero	5402	5897,11	9,17
Febrero	5210	5792,7	11,18
Marzo	5630	5376,82	4,50
Abril	5509	6163,72	11,88
Mayo	5589	4269,82	23,60
Junio	5390	5422,99	0,61
Julio	5670	6914,92	21,96
Agosto	5690	5714,54	0,43
Septiembre	5702	6944,71	21,79
Octubre	5640	5503,35	2,42
Noviembre	5680	6036,96	6,28
Diciembre	5810	3646,7	37,23

Se observa que el comportamiento de consumo eléctrico no sigue un modelo matemático del todo exponencial por lo que hay meses del año que presentan errores demasiado altos, como lo es el caso de diciembre, mayo y julio. Sin embargo se consideran buenos los resultados porque al adicionarse las componentes temporales hace que el pronóstico a corto plazo sea mucho más preciso.

Se calcula el promedio obtenido de los 12 meses para conocer cuál es el valor anual de consumo para el año 2014 como se muestra en la tabla IV.

TABLA IV

Series temporales- Corto plazo

Año	UPME	Calculada	Valor real 2014	$\epsilon 1$	$\epsilon 2$	$\epsilon 3$
2014	5577	5640,37	5690	1,98 %	0,87 %	1,13 %

El primer error calculado ($\epsilon 1$) es el error obtenido por la previsión de la UPME respecto al valor real, el segundo error ($\epsilon 2$) es el valor obtenido con la metodología propuesta respecto al valor real y el último ($\epsilon 3$) hace referencia al valor obtenido con la metodología propuesta respecto al valor de la UPME.

La metodología usada para el corto plazo presento una precisión esperada como lo sugería [12], y fue de 0,87% respecto al valor real. Las series de tiempo permitieron tener una mayor precisión respecto al resultado esperado, pues el método de medias móviles con ajuste exponencial con el cual se calculó la tendencia tenía en cuenta la totalidad de los periodos analizados.

d) *Caso 4: Series temporales para largo plazo*

Para la obtención de las proyecciones de demanda de energía eléctrica, la UPME emplea una combinación de modelos econométricos y series temporales a fin de obtener la mejor aproximación para el horizonte de tiempo. [7]

Para realizar la previsión de consumo a largo plazo, se procede a utilizar las expresiones características de los 12 meses y los mismos índices que se calcularon para el corto plazo. La covarianza de los 12 meses es de aproximadamente 0,98 lo que representa la buena relación existente entre las variables. La previsión realizada será para el año 2030 y se observa en la tabla V:

TABLA V.

Series temporales-Nueva metodología: Largo plazo (GWh)

Enero	10317,37
Febrero	10468,99
Marzo	9337,94
Abril	10583,98
Mayo	7352,08
Junio	9415,2
Julio	11936,14
Agosto	9915,44
Septiembre	12101,91
Octubre	9801,02
Noviembre	10829,92
Diciembre	6588,59
Promedio	9887,39

Se procede a calcular el promedio de los 12 meses para así saber el valor exacto anual de consumo que se tendrá para el año 2030 como se observa en la tabla VI.

TABLA VI.

Series temporales-Nueva metodología: Largo plazo

GWh			
Año	UPME	Calculada	$\epsilon 1$
2030	8958	9887,39	10,37%

Para el largo plazo se obtuvo un comportamiento poco deseado debido a que el consumo de algunos meses del año se comportaba de forma lineal, como el caso de Julio. Se logró una precisión con el modelo de 10,37%, Mucho mejor que la obtenida con el modelo de regresión multivariable. De cualquier forma, es posible que el error disminuya con respecto al consumo real que se de en este periodo.

IV. CONCLUSIONES

Cabe resaltar que los eventos de gran consumo energético en Colombia en el año 2014 marcaron diferencia en la curva de estimación para los dos métodos utilizados. Esta variación permitió que los resultados obtenidos en las diferentes previsiones tuvieran errores considerables. Para evitar ello, los pronósticos realizados por la UPME cuentan con seguimientos mensuales y correcciones de los modelos para que sean tenidos en cuenta eventos atípicos en las variables y de esta forma lograr una precisión mayor. Los modelos aplicados por esta entidad cuentan con variables de incertidumbre tales como consumo eléctrico en días feriados y días atípicos de consumo que minimizan el error gradualmente.

Algunas de las falencias observadas en los dos modelos parten en la poca correlación que tienen sus variables a largo plazo. Es decir, que según las fuentes consultadas la población aumenta a un ritmo mayor que el PIB para los años 2020 y 2030. Adicional a ello, los modelos no tienen en cuenta variaciones de consumo debido a días festivos, o factores climatológicos que han de ser tenidos en cuenta.

Se observó además que la precisión del modelo por regresión multivariable dependía directamente de la cantidad de variables que fueran utilizadas. Para nuestro caso, las tres variables permitieron obtener errores bajos en los pronósticos a corto plazo, mientras que para el largo plazo el modelo presentaba un error aproximado del 55% respecto a la estimación dada por la UPME debido a la inconsistencia entre las variables que se tuvieron en cuenta para el análisis de largo plazo pero que sin embargo este error puede disminuir con respecto al consumo real. Se recomienda a los futuros trabajos e investigaciones en el área de estimación del consumo eléctrico a corto y largo plazo trabajar con modelos de pronóstico que incluyan una variable de aleatoriedad tal como el consumo eléctrico en días festivos con el fin de reducir el error debido a situaciones imprevistas, así como trabajar con series temporales diarias que permitan aprovechar al 100% la información de los históricos disponibles.

V. REFERENCIAS

- [1] Ariza, A. M, “Métodos utilizados para el pronóstico de demanda de energía eléctrica en sistemas de distribución,” Tesis de pregrado, Pereira, Colombia, 2013.
- [2] Barrientos, A. F., & Olaya, J, “Un modelo "spline" para el pronóstico de la demanda de energía eléctrica,” Escuela de Ingeniería Industrial (Cali), Colombia, pp. 187-202, 2007.
- [3] Gómez de la Calle, M, “Modelo de previsión de demanda de electricidad de largo plazo,” Madrid, España, 2010.
- [4] Cobo berbera, I, “Modelo de previsión de la demanda de corto plazo,” Madrid, España, 2013.
- [5] Agência nacional de energia elétrica (ANEEL), 2014. [Online], disponible: www.aneel.gov.br
- [6] Morales Udaeta, M. E, “Planejamento integrado de recursos energéticos-PIR- para o setor elétrico (pensando o desenvolvimento sustentável),” São Paulo, Brasil, 1997.
- [7] Unidad de Planeación Minero Energética (UPME), “Proyecciones regionales de demanda de energía eléctrica y potencia máxima en Colombia,” Bogotá, Colombia, 2009.
- [8] Rodríguez Betancourt, R., & Arrieta Gallardo, M, “Econometría Moderna,” México D.F, México, 2011.
- [9] Mejía, V. M, “Predicción del consumo de Energía Eléctrica en Colombia utilizando modelos no lineales,” Universidad Nacional, Medellín, Colombia, 2011.
- [10] J.J Gómez-Cadenas, “El método de los mínimos cuadrados,” Curso de estadística, Bogotá, Colombia, 2005.
- [11] De la Fuente Fernández S., “Estadística teórica I: Series temporales,” Universidad Autoónoma de Madrid, España, 2014.
- [12] J.M. Rojo Abuin, “Regresión lineal múltiple,” Instituto de Economía y Geografía, Madrid, España, 2007.
- [13] Departamento Nacional de Estadística (DANE), “Censo poblacional Colombiano,” Colombia, 2014.
- [14] Banco de la República de Colombia, “Producto interno bruto Colombiano a largo plazo (PIB),” Colombia, 2014.
- [15] M. Meneses Reis., “Análise de series temporais,” Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC), Florianópolis, Brasil, 2012.
- [16] F. J. Barón López, F. Téllez Montiel, “Apuntes de bioestadística,” Capítulo 6, pp. 35-40, Málaga, España, 2014.
- [17] Cárdenas, M., & Junguito, R, “Nueva introducción a la economía colombiana,” Texto básico sobre economía colombiana (Bogotá), Colombia, pp. 2-12, 2013.
- [18] Jiménez, J. F; Gázquez, J.C, “ La capacidad predictiva en los métodos de Box-Jenkins y Holt-Winters: Una aplicación al sector turístico” Artículo publicado, Universidad de Almería, España.

ANEXO 1

TABLA VII

Población Colombiana	
Año	Población
2014	47.661.790
2013	47.121.090
2012	46.581.820
2011	46.044.600
2010	45.509.580
2009	44.978.830
2008	44.451.150
2007	43.926.930
2006	43.405.960
2005	42.888.590
2004	42.368.490
2003	41.848.960
2002	41.328.820
2001	40.813.540
2000	40.295.560
1999	39.730.800
1998	39.184.460
1997	38.635.690
1996	38.068.050
1995	37.472.180
1994	36.853.910
1993	36.207.110
1992	35.520.940
1991	34.830.570
1990	34.130.020
1989	33.446.910
1988	32.767.110
1987	32.096.970
1986	31.440.000
1985	30.802.220

TABLA VIII
PRODUCTO INTERNO BRUTO TOTAL Y POR HABITANTE (A
precios constantes de 2005)

Total			
Fin de:	Miles de millones de pesos	Variación anual %	Millones de dólares de 2005
2000	284.761	-	122.701
2001	289.539	1,68	124.760
2002	296.789	2,5	127.884
2003	308.418	3,92	132.895
2004	324.866	5,33	139.982
2005	340.156	4,71	146.570
2006	362.938	6,7	156.387
2007	387.983	6,9	167.179
2008	401.744	3,55	173.108
2009	408.379	1,65	175.967
2010	424.599	3,97	182.956
2011 (p)	452.578	6,59	195.012
2012 (p)	470.880	4,04	202.898
2013 (p)	494.124	4,94	212.914
2014 (p)	516.619	4,55	222.607

TABLA IX
PRODUCTO INTERNO BRUTO TOTAL Y POR HABITANTE (A precios
constantes de 2005)

Por habitante			
Fin de:	Pesos	Variación anual %	Dólares de 2005
2000	7.066.808	-	3.045
2001	7.094.190	0,39	3.057
2002	7.181.162	1,23	3.094
2003	7.369.789	2,63	3.176
2004	7.667.632	4,04	3.304
2005	7.931.153	3,44	3.417
2006	8.361.479	5,43	3.603
2007	8.832.464	5,63	3.806
2008	9.037.877	2,33	3.894
2009	9.079.360	0,46	3.912
2010	9.329.881	2,76	4.020
2011 (p)	9.829.122	5,35	4.235
2012 (p)	10.108.664	2,84	4.356
2013 (p)	10.487.056	3,74	4.519
2014 (p)	10.839.270	3,36	4.671

Fuente: Banco de la República

TABLA X
Consumo residencial Colombiano (GWh)

Año	Enero	Febrero	Marzo	Abril	Mayo	Junio
2005	4007	3773	4138	3985	4139	3953
2006	4154	3911	4290	4131	4290	4098
2007	4305	4054	4446	4281	4447	4247
2008	4440	4332	4571	4415	4602	4404
2009	4600	4363	4735	4574	4768	4563
2010	4764	4519	4905	4737	4938	4726
2011	4934	4680	5079	4906	5114	4894
2012	5107	4974	5257	5078	5294	5066
2013	5285	5014	5441	5256	5478	5243
2014	5402	5210	5630	5509	5589	5390
Año	Julio	Agosto	Sept.	Oct.	Nov.	Dic.
2005	4120	4164	4083	4200	4076	4197
2006	4271	4317	4232	4354	4225	4351
2007	4427	4474	4386	4512	4379	4509
2008	4579	4643	4552	4686	4561	4701
2009	4743	4810	4716	4854	4725	4870
2010	4913	4982	4885	5028	4894	5045
2011	5088	5160	5059	5207	5068	5224
2012	5266	5340	5236	5389	5246	5407
2013	5450	5527	5419	5578	5429	5596
2014	5670	5690	5702	5640	5680	5810

Fuente: XM

TABLA XI
Variables Almacenadas

Año	Población	PIB
2005	42888590	7.931.153
2006	43405960	8.361.479
2007	43926930	8.832.464
2008	44451150	9.037.877
2009	44978830	9.079.360
2010	45509580	9.329.881
2011	45509580	9.829.122
2012	46581820	10.108.664
2013	47121090	10.487.056

Tabla XII

Cálculo de variaciones estacionales (k=4)				
				Variaciones Estacionales
2005-I	12355	-	-	
2005-II	12519	50624	12712,25	107,75
2005-III	12820	51074	12825,5	104,5
2005-IV	12930	51530	12940,875	-135,875
2006-II	12975	52467	13184	103
2006-III	13287	53005	13307	93
2006-IV	13400	53451	13423,625	-80,625
2007-I	13343	53938	13553	-132
2007-II	13421	54486	13665,875	108,125
2007-III	13774	54841	13770,75	177,25
2007-IV	13948	55325	13893,125	-195,125
2008-I	13698	55820	14017,625	-112,625
2008-II	13905	56321	14141,5	127,5
2008-III	14269	56811	14264,75	184,25
2008-IV	14449	57307	14390,625	-202,625
2009-I	14188	57818	14519,25	-118,25
2009-II	14401	58336	14647,125	132,875
2009-III	14780	58841	14774,375	192,625
2009-IV	14967	59354	14904,375	-211,375
2010-I	14693	59881	15036,75	-122,75
2010-II	14914	60413	15183,875	123,125
2010-III	15307	61058	15330	169
2010-IV	15499	61582	15462,375	-124,375
2011-I	15338	62117	15597,125	-159,125
2011-II	15438	62660	15715,25	126,75
2011-III	15842	63062	15832,875	209,125
2011-IV	16042	63601	15969,5	-229,5
2012-I	15740	64155	16108,875	-131,875
2012-II	15977	64716	16241,75	154,25
2012-III	16396	65218	16368,375	234,625
2012-IV	16603	65729	16515,5	-273,5
2013-I	16242	66395	16664,625	-176,625
2013-II	16488	66922	8365,25	8696,75
2013-III	17062	-	-	-
2013-IV	17130	-	-	-

Tabla XIII

Cálculo de variaciones estacionales (Aditivo)

I	-79,88	-83	-132	-112,63	-118,25
II	103,63	107,75	103	108,13	127,5
III	99,75	104,5	93	177,25	184,25
IV	-130,13	-135,88	-80,63	-195,13	-202,63

			Medias	Estacionalidad
-122,75	-159,13	-131,88	-117,44	-139,16=Q16
132,88	123,13	126,75	116,59	127,45=Q17
192,63	169	209,13	153,69	164,55=Q18
-211,38	-124,38	-229,5	-163,7	-152,84=Q19
Total			-10,86	0

Calculo de variaciones ciclicas

2005	0,00
2006	428,38
2007	456,25
2008	490,09
2009	474,09
2010	488,75
2011	514,09
2012	547,59
2013	529,92
media anual	436,57
	36,38094329
media mensual	=W9

Ecuacion característica para largo plazo: Series temporales

$$\text{Enero} = 4E-27 * \text{EXP}(0,0345 * 2030) + Q16 + W9$$

$$\text{Febrero} = 7E-29 * \text{EXP}(0,0365 * 2030) + Q16 + W9$$

$$\text{Marzo} = 1E-26 * \text{EXP}(0,034 * 2030) + Q16 + W9$$

$$\text{Abril} = 4E-27 * \text{EXP}(0,0345 * 2030) + Q17 + W9$$

$$\text{Mayo} = 1E-27 * \text{EXP}(0,035 * 2030) + Q17 + W9$$

$$\text{Junio} = 7E-28 * \text{EXP}(0,0353 * 2030) + Q17 + W9$$

$$\text{Julio} = 2E-27 * \text{EXP}(0,0349 * 2030) + Q18 + W9$$

$$\text{Agosto} = 6E-28 * \text{EXP}(0,0354 * 2030) + Q18 + W9$$

$$\text{Septiembre} = 6E-28 * \text{EXP}(0,0355 * 2030) + Q18 + W9$$

$$\text{Octubre} = 5E-28 * \text{EXP}(0,0355 * 2030) + Q19 + W9$$

$$\text{Noviembre} = 2E-28 * \text{EXP}(0,036 * 2030) + Q19 + W9$$

$$\text{Diciembre} = 1E-28 * \text{EXP}(0,0361 * 2030) + Q19 + W9$$

ANEXO 2

La primera columna corresponde al periodo de tiempo para el cual se registró el consumo de un producto cualquiera. Las unidades consumidas se presentan en la columna dos de la misma tabla. Tomando un valor de $k = 4$, se identifica que los primeros cuatro periodos de la serie son los cuatro trimestres del año 1993. En este sentido, el total móvil de ellos será 65, y corresponde a la suma de los cuatro periodos cuyo resultado se almacena en una fila centrada como se observa en el columna número 2, es decir entre 1993-II y 1993-III, que es un periodo inexistente en la serie original. En seguida se calcula el total móvil de la serie considerando desde el segundo término, esto es, 1993-II y se incluye ahora 1994-I, es decir, el término $k + 1$. El total móvil de la nueva serie será 61 que se ubica entre 1993-III y 1993-IV de la tercera columna de la Tabla I. Este proceso se repite para toda la serie. Luego de ello se debe obtener las medias móviles centradas. Inicialmente se calculan los totales móviles de 2 periodos, juntando 2 totales móviles de 4 periodos calculados anteriormente. Es decir que el total móvil entre 65 y 61 será 126 y se ubicara en 1993-III, como se presenta en la tercera columna de la Tabla I. Se realiza el mismo procedimiento para 61 y 60 que dará como resultado 121 ubicado en el periodo 1993-IV. Luego de ello se dividen los totales móviles de 2 periodos por ocho (Porque se agruparon dos conjuntos de cuatro periodos) y así se obtendrá la media móvil centrada de los primeros 4 periodos que será igual a 15,75.

TABLA XIV

Cálculo de tendencia por medio de media móvil

Trimestre	Consumo	Total móvil k:4	Total móvil k:2	Mévia móvil 2 per.(centrada)
1993				
-I	24			
1993				
-II	21			
		65		
1993-				
III	11		126	15,75
		61		
1993-				
IV	9		121	15,125
		60		
1994-				
I	20			
1994-				
II	20			

ANEXO 3

TABLA XV

Cálculo de tendencia por medio de media móvil con ajuste exponencial

Año	Ventas (Y)	Año	Ventas (Y)	Año	Ventas (Y)
1970	5,3	1978	9,5	1986	8,6
1971	7,8	1979	9	1987	7,8
1972	7,8	1980	7,1	1988	8,1
1973	8,7	1981	6,8	1989	7,9
1974	6,7	1982	6,2	1990	7,5
1975	6,6	1983	7,8	1991	7
1976	8,6	1984	8,3	1992	7,2
1977	9,1	1985	9,3		

Asumiendo un valor para W de 0.25 y comenzando desde 1971 se tiene que

$$F_{1971} = W \cdot D_{1971} + (1 - W) \cdot F_{1970}$$

$$F_{1971} = (0,25)(7,8) + (1 - 0,25)(5,3) = 5,93$$

De igual forma, para el año de 1972, se obtiene:

$$F_{1972} = W \cdot D_{1972} + (1 - W) \cdot F_{1971}$$

$$F_{1972} = (0,25)(7,8) + (1 - 0,25)(5,93) = 5,39$$

El proceso continua hasta el final de la serie. De manera análoga se puede calcular la tendencia para W igual a 0.1, 0.25, 0.5, y 0.75. Los resultados para este ejemplo se presentan en la Tabla III.

TABLA XVI

Cálculo de tendencia por medio de media móvil con ajuste exponencial

Año	Ventas (Y)-millones	W			
		W=0,1	W=0,25	W=0,50	W=0,75
1970	5,3	5,3	5,3	5,3	5,3
1971	7,8	5,55	5,93	6,55	7,18
1972	7,8	5,78	6,39	7,18	7,64
1973	8,7	6,07	6,97	7,94	8,44
1974	6,7	6,13	6,9	7,32	7,13
1975	6,6	6,18	6,83	6,96	6,73
1976	8,6	6,42	7,27	7,78	8,13
1977	9,1	6,69	7,73	8,44	8,86
1978	9,5	6,97	8,17	8,97	9,34
1979	9	7,17	8,38	8,98	9,08
1980	7,1	7,16	8,06	8,04	7,6
1981	6,8	7,13	7,74	7,42	7
1982	6,2	7,04	7,36	6,81	6,4
1983	7,8	7,11	7,47	7,31	7,45
1984	8,3	7,23	7,68	7,8	8,09
1985	9,3	7,44	8,08	8,55	9
1986	8,6	7,55	8,21	8,58	8,7
1987	7,8	7,58	8,11	8,19	8,02

ANEXO 4

El primer índice estacional mostrado en la columna 6 (-4,750) es resultado del valor original de la serie (D) que es (11) menos el resultado de la media móvil de 2 periodos centrados (15,75) que se muestra en la columna 5. El proceso continúa hasta llegar al último índice estacional posible.

Se deben calcular 4 índices estacionales, pues son 4 los trimestres del año. Los índices para cada trimestre serán:

Trimestre I: 5,500; 4,750; 4,000

Trimestre II: 6,375; 4,000; 3,375

Trimestre III: -4,750; -5,625; -4,75

Trimestre IV: -6,125; -5,250; -3,25

Los índices solo fueron calculados para aquellos periodos en donde había media móvil de 2 periodos centrados. Como es un modelo aditivo, se necesita calcular la media de cada trimestre. Entonces los índices estacionales serán:

Trimestre I: 4,792

Trimestre II: 4,583

Trimestre III: -5,042

Trimestre IV: -4,875

Observe que hay una diferencia considerable entre los índices. En el primer trimestre del año el número de contratos aumento cerca de 5, en el segundo aumento otros 5, y en el tercero y cuarto trimestre sufre una caída de 5. Estas oscilaciones son demasiado grandes lo que implica que hay influencia de estacionalidad en la serie de contratos. Sumando los índices se obtendrá -0,5417, indicando que es necesario realizar una corrección. Como la estacionalidad tiene orden 4, se divide la suma por 4 obteniendo -0,135417. Restando a cada índice este valor:

Trimestre I = $4,792 - (-0,135417) = 4,9271$

Trimestre II = $4,583 - (-0,135417) = 4,7188$

Trimestre III = $-5,042 - (-0,135417) = -4,9063$

Trimestre IV = $-4,875 - (-0,135417) = -4,7396$

Y la suma de los cuatro índices es virtualmente igual a cero.

TABLA XVII

Cálculo de los índices estacional

Trimest.	N.de contratos	Totales períodos	móviles 4	Totales móviles 2 períodos centrados	Medias móviles 2 períodos centrados	Índice estación.
1993-I	24					
			65			
1993-II	21					
			61			
1993-III	11			126	15,75	-4,750
			60			
1993-IV	9			121	15,125	-6,125
			56			
1994-I	20			116	14,5	5,5
			53			
1994-II	20			109	13,625	6,375
			48			
1993-III	7			101	12,625	-5,625
			48			
1994-IV	6			90	11,25	-5,25

ANEXO 5

TABLA XVIII

Cálculo de variaciones cíclicas-Enero

Año	Consumo (GWh)	W: 0,75 (Tendencia)	Variaciones Cíclicas	Índices estacionales (Trimestral)	Índices estacionales (Mensuales)
2005	4007	4007	46	-139,16	-46,38
2006	4154	4117	83	127,45	42,48
2007	4305	4267	84	164,55	54,85
2008	4440	4404	82	-152,84	-50,94
2009	4600	4562	84		
2010	4764	4723	87		
2011	4934	4892	88		
2012	5107	5064	89		
2013	5285	5240	91		

Hay que tener en cuenta que el valor de los índices estacionales es trimestral, es decir que cada índice debe ser dividido en 3 para así obtener el valor del índice estacional mensual, como se muestra en la columna 6. Para el cálculo de la primera variación cíclica, se tiene el valor original de la serie (D) que es (4007). A este valor se le resta la tendencia (4007) y el índice sazonal mensual del primer mes (-46,38) lo que dará como resultado (46). El mismo procedimiento se repite para el cálculo de los siguientes 7 índices y se podrá observar en la columna 4 de la tabla V.