

**ANÁLISIS ESTADÍSTICO DEL IMPACTO GENERADO POR EL DESMONTE DE
LA CONTRIBUCIÓN DE SOLIDARIDAD EN LA TARIFA DE ENERGÍA
ELÉCTRICA PARA USUARIOS NO REGULADOS EN COLOMBIA.**

DIEGO ESTEBAN RÍOS VILLA

**UNIVERSIDAD PONTIFICIA BOLIVARIANA
MAESTRÍA EN INGENIERÍA
MEDELLÍN
2016**

**ANÁLISIS ESTADÍSTICO DEL IMPACTO GENERADO POR EL DESMONTE DE
LA CONTRIBUCIÓN DE SOLIDARIDAD EN LA TARIFA DE ENERGÍA
ELÉCTRICA PARA USUARIOS NO REGULADOS EN COLOMBIA.**

DIEGO ESTEBAN RÍOS VILLA

Trabajo de grado para optar al título de Magister en Ingeniería

**ANA CECILIA ESCUDERO ATEHORTÚA.
Directora**

**UNIVERSIDAD PONTIFICIA BOLIVARIANA
MAESTRÍA EN INGENIERÍA
MEDELLÍN
2016**

Julio 21 de 2016

Diego Esteban Ríos Villa

“Declaro que esta tesis (o trabajo de grado) no ha sido presentada para optar a un título, ya sea en igual forma o con variaciones, en esta o cualquier otra universidad”

A handwritten signature in black ink, appearing to read 'Diego E. Ríos Villa', written in a cursive style.

CC 1.037.576.259

AGRADECIMIENTOS

Mis agradecimientos están dirigidos a mi familia, por su apoyo incondicional, sin ellos no hubiera sido posible la elaboración de éste trabajo de grado.

A mi directora de trabajo de grado Ana Escudero por la orientación, seguimiento y supervisión continua durante la ejecución del mismo.

También quiero dar las gracias a Javier Fernández Ledesma, por su tiempo. Su colaboración fue de gran ayuda durante el desarrollo de este trabajo.

Contenido

INTRODUCCIÓN	12
Objetivo general	13
Objetivos específicos	13
1. CONTEXTO DEL MERCADO ELÉCTRICO EN COLOMBIA	15
1.1 Usuarios no regulados	15
1.2 Cálculo de la tarifa de energía eléctrica	16
1.3 Contribuciones y subsidios en el precio de la energía eléctrica	17
1.3.1 Cargo por confiabilidad	18
1.3.2 Tributación sectorial	18
1.3.3 Combustibles para la generación térmica	19
1.3.4 Contribución de solidaridad y zonas francas	19
2. MARCO TEÓRICO Y ESTADO DEL ARTE DEL ANÁLISIS DE SERIES TEMPORALES	21
2.1 Marco teórico	21
2.1.1 Análisis descriptivo	21
2.1.2 Identificación del modelo	21
2.1.3 Validación del modelo	23
2.1.4 Predicción	23
2.1.5 Pruebas	26
2.2 Estado del arte	28
3. ANÁLISIS DEL PRECIO DE ENERGÍA ELÉCTRICA EN COLOMBIA EN EL PERÍODO 2010-2014	29
3.1. Análisis descriptivo	29
3.2 Identificación del modelo.	34

3.3 Validación del modelo.	35
3.4 Predicción.	36
4. CONCLUSIONES	46
BIBLIOGRAFÍA	48

LISTA DE GRÁFICAS

	Pág.
Gráfica 1 Precio promedio diario de energía eléctrica	31
Gráfica 2 Precio Promedio mensual de energía eléctrica	32
Gráfica 3 Composición de la Participación en generación y precio promedio mensual	33
Gráfica 4 Serie temporal precio de energía eléctrica promedio mes	34
Gráfica 5 Autocorrelaciones.....	35
Gráfica 6 Pronóstico para precio promedio mes	36
Gráfica 7 Autocorrelaciones para residuos del precio promedio mes.	42
Gráfica 9 Periodograma de residuos	43

LISTA DE TABLAS

	Pág.
Tabla 1. Organización de los datos.....	29
Tabla 2 Índice de Precio al Consumidor (IPC) para 2010 a 2015.....	30
Tabla 3 Resumen estadístico para serie de datos de precios promedio mes	32
Tabla 4 Datos estadísticos.....	36
Tabla 5 Resumen de Modelo ARIMA.....	37
Tabla 6 Pronósticos	38
Tabla 7 Periodo de Estimación	39
Tabla 8 Pruebas de errores de pronósticos	40
Tabla 9 Autocorrelaciones estimadas para residuos	41
Tabla 10 Períodograma Residual	43

NOMENCLATURA

ACIEM	Asociación Colombiana de Ingenieros
ACOLGEN	Asociación Colombiana de Generadores de Energía Eléctrica
ANDI	Asociación Nacional de Industriales
AR	Autoregresivo.
ARIMA	Autoregressive Integrated Moving Average.
AUTO	Prueba de Box-Pierce para autocorrelación excesiva
CIIU	Código Industrial Internacional Uniforme
CREG	Comisión de Regulación de Energía y Gas
CUv	Componente variable del Costo Unitario de Prestación del Servicio (\$/kWh)
Cv	Margen de Comercialización correspondiente.
D	Costo por uso de Sistemas de Distribución (\$/kWh)
DANE	Departamento Administrativo Nacional de Estadística
FAER	Fondo para la Energización de las Zonas Rurales Interconectadas
FAZNI	Fondo Para la Energización de las Zonas no Interconectadas
FOES	Fondo de Energía Social
FSSRI	Fondo de Solidaridad para Subsidios y Redistribución de Ingresos
G	Costo de generación de energía (\$/kWh)
GWh	Gigavatio-hora
I	Integrado.
IPC	Índice de Precios al Consumidor
kWh	Kilovatio-hora
MA	Medias Móviles.
MAE	Error Absoluto Medio
MAPE	Porcentaje de Error Absoluto Medio
ME	Error Medio
MEDIA mitad	Prueba para diferencia en medias entre la 1ª mitad y la 2ª
MEM	Mercado de Energía Mayorista
MNR	Mercado No Regulado
MPE	Porcentaje de Error Medio
MR	Mercado Regulado
PR	Costo de compra, transporte y reducción de pérdidas de energía (\$/kWh)
PRONE	Programa de Normalización de Redes
R	Costo de Restricciones y de Servicios asociados con generación en \$/kWh.
RMSE	Raíz del Error Cuadrado Medio
RUNM	Prueba corridas excesivas arriba y abajo de la mediana

RUNS estándar	Prueba corridas excesivas arriba y debajo de la desviación
SIN	Sistema Interconectado Nacional
T	Costo por uso del Sistema Nacional de Transmisión (\$/kWh)
UNR	Usuario No Regulado
UR	Usuario Regulado
VAR	Prueba para diferencia en varianza entre la 1ª mitad y la 2ª mitad
XM	Ente encargado de la operación del mercado eléctrico mayorista en Colombia

RESUMEN

En el presente trabajo se presenta el análisis del impacto generado por el desmonte en el año 2012 de la contribución de solidaridad para los usuarios no regulados del sector industrial en Colombia, la cual consistía en un cargo extra al costo unitario de la prestación del servicio de energía eléctrica que equivalía al 20% del monto total.

Partiendo de la caracterización del precio de energía eléctrica para usuarios no regulados y la identificación de los parámetros que impactan el valor del precio de energía en Colombia, con base en lo que establece la regulación y en los eventos reportados por el operador del mercado XM, se procede con el estudio de series temporales para el conjunto de datos obtenido en XM en el período 2010-2014 y su respectivo análisis estadístico descriptivo. Se buscó un modelo que describiera adecuadamente la serie temporal, siendo el modelo ARIMA el seleccionado.

Las tarifas de energía eléctrica que componen el conjunto de datos de XM considerados para el análisis incluyen todas las componentes de la fórmula tarifaria ($G + T + D + Cv + PR + R$) más la contribución de solidaridad que corresponde al 20%. Cabe anotar que a partir de la aplicación de la resolución CREG 198 de 2015, según el párrafo 1 del artículo primero, que modifica el artículo 3° de la 135 de 1997, a partir del mes de abril del 2016 no se incluyen cargos ni contribuciones en la tarifa reportada. Esta vigencia se puede corroborar en el artículo 2 de la misma resolución antes mencionada.

Como resultado se tiene que el desmonte del impuesto de contribución no fue de gran ayuda para los industriales ya que no se tuvo un efecto positivo considerable; se evidencia una leve disminución en el comportamiento del precio de energía eléctrica en dicho período. De igual manera el panorama según pronósticos para el periodo 2015-2019 con la metodología empleada parece ser alentador con un comportamiento del precio que anuncia ser estable en el tiempo.

PALABRAS CLAVE: tarifa energía eléctrica, Usuario no regulado, sobretasa de contribución, análisis estadístico descriptivo, regresión lineal, regresión múltiple, ARIMA.

INTRODUCCIÓN

Antes del 2012, la contribución de solidaridad para los usuarios no regulados era un cargo extra al costo unitario de la prestación del servicio de energía eléctrica que equivalía al 20% del monto total. Este impuesto, según los industriales no les permitía ser competitivos, además de que hacía inviables algunos proyectos de autoproducción de energía, dado que debían pagar dicho impuesto por la energía consumida, aunque fuera producida por ellos mismos.

Fue hasta finales del año 2011 mediante los decretos 2915 y 4955 de 2011 del Ministerio de hacienda y crédito público que se modifica la contribución de solidaridad, dejando exentas de dicho cargo a las empresas de determinadas actividades económicas del sector industrial manufacturero. [1] [2]

Ahora, a partir del desmonte de esta contribución, los industriales manifiestan que no han tenido ningún efecto positivo neto dado el incremento de las tarifas de energía en este mismo período. Existen múltiples declaraciones contrarias frente al beneficio o no del desmonte de la contribución. Industriales y funcionarios del país exponen sus razones, sin embargo, hasta el momento no existe un estudio que valide o refute dichas versiones.

“Daniel Romero, director de la Cámara de Energía y Gas de la ANDI, considera que el tema es muy sensible para la industria y pone en desventaja a los empresarios nacionales frente a otros países” [3]

“Carlos Enrique Moreno, presidente de la Organización Corona, dijo en una reciente presentación que existe una discriminación contra la industria en términos de distribución y que hay un rezago en la actualización de las tarifas en esta materia, además de legislaciones absurdas” [3]

“Ángela Montoya, presidente de ACOLGEN, entidad que agremia a los generadores de energía en el país asegura, que las comparaciones de costos de la energía en el país frente a otras naciones no es tan válido porque cada nación tiene condiciones diferentes” [3]

“Julián Cardona, presidente de la Asociación Colombiana de Ingenieros, ACIEM, coincide con ACOLGEN en que las tarifas para la industria en el país no son excesivamente altas comparadas con otros países” [3]

Hasta ahora los gremios del sector y la ANDI, se encuentran esperando estudios sobre datos reales de las tarifas eléctricas. Esta es la razón que motiva la realización del presente trabajo de grado, en el cual se analizan los efectos del desmonte de la contribución en el sector eléctrico.

Los objetivos del trabajo son:

Objetivo general

Determinar el impacto generado por el desmonte de la contribución de solidaridad en el sector industrial de Colombia mediante el análisis de datos de tarifas dos años antes y después de enero del 2012.

Objetivos específicos

- Identificar los parámetros que impactan el valor del precio de energía eléctrica en Colombia con base en lo que establece la regulación y en los eventos reportados por el operador del mercado.
- Caracterizar mediante un análisis descriptivo los datos disponibles del precio de energía eléctrica para usuarios no regulados para el periodo de interés.
- Seleccionar y aplicar una metodología para el análisis de datos que permita cuantificar el impacto generado por el desmonte del impuesto de contribución.

La metodología implementada para el logro de estos objetivos se describe a continuación:

- Identificación de los parámetros que impactan el valor del precio de energía eléctrica:

Para determinar los parámetros que impactan el precio de la energía eléctrica, es necesario entender y analizar las componentes de la fórmula tarifaria vigente. Se tomó como base de estudio la resolución 119 de 2007 de la CREG, [4] en la cual se describe y se explica la fórmula tarifaria vigente. Además se realizó una revisión bibliográfica y documental en artículos científicos, regulación de la CREG, prensa, ANDI, entre otros, relacionados con el desmonte de subsidios.

- Caracterización del precio de energía eléctrica para usuarios no regulados: La determinación del precio de energía eléctrica para este tipo de usuarios es muy diferente a la de los usuarios regulados. Para la caracterización de la tarifa de los usuarios no regulados por la CREG, se utilizó la información de los comercializadores y la información de transacciones en bolsa. Estos datos son obtenidos de XM y son públicos en su página web.

- Análisis de datos:

En primera instancia se realizó una limpieza de los datos obtenidos en XM para evitar dispersión de estos y luego se organizaron en un archivo único de Excel (Microsoft Office) que permitiera un mejor manejo de los mismos, dado que los archivos que suministra XM son reportes mensuales y con algunas variables que no impactan el precio.

Dado que la información de los precios de energía eléctrica son variables recogidas secuencialmente en el tiempo y de forma continua para un periodo de cuatro años, se procedió con la aplicación de métodos para series temporales para el análisis. Primero se construyó un gráfico situando los valores del precio de la energía eléctrica de la serie en el eje de ordenadas y los años en el eje de abscisas, de esta manera se pueden estudiar su comportamiento y considerar las medidas descriptivas básicas. De igual forma, construir este gráfico es de gran utilidad para observar fuentes de variación que habitualmente comprenden este tipo de series tales como tendencias, componente estacional y componente aleatoria.

Los precios de la energía eléctrica para usuarios no regulados fueron traídos a valor presente antes de ser graficadas. Usando un método descriptivo se explica la evolución de dicha variable económica a partir del simple paso del tiempo, además de orientar hacia que técnicas de análisis mucho más perfeccionadas se deberían implementar para llegar a conclusiones más detalladas de la evolución histórica de los precios.

1. CONTEXTO DEL MERCADO ELÉCTRICO EN COLOMBIA

En Colombia dentro del Mercado de Energía Mayorista (MEM) se encuentra el mercado regulado (MR) y el mercado no regulado (MNR). A éste último pertenece todo usuario cuyo consumo mensual es igual o mayor a 55.000 kWh o que demanden una potencia promedio (durante seis meses como mínimo) igual o superior a 100 kW y que se haya declarado como tal ante el agente de comercialización. Al mercado regulado pertenecen industriales, comerciales y residenciales cuyas demandas de energía se encuentran por debajo a las antes ya mencionadas [5].

Tanto para los usuarios regulados (UR) como para los usuarios no regulados (UNR), un agente comercializador es el que se encarga de comprar la energía y facturar todos los cargos por uso de las redes del Sistema Interconectado Nacional (SIN).

Los comercializadores de energía que representan clientes regulados realizan la compra de energía a través de licitación pública, de tal forma que se garantice un proceso transparente y al menor precio. Por otra parte, los clientes no regulados pueden negociar de forma directa el precio de la energía eléctrica con un comercializador de su elección, el cual lo representará ante el mercado mayorista. Es responsabilidad del comercializador presentar certificados en los que se exprese que el usuario cumple con las condiciones para ser UNR ante al administrador del sistema [6].

1.1 Usuarios no regulados

Para determinar si la demanda de un usuario cumple con los límites establecidos para declararse usuario no regulado, el comercializador deberá tener en cuenta lo siguiente:

- El promedio de consumo debe estar dentro de los valores antes mencionados, este promedio se calcula con las facturas mensuales de los últimos 6 meses anteriores a la fecha de verificación.
- Las instalaciones existentes que no cumplan con esta condición, pero prevean aumentar sus requerimientos de energía en forma tal que superen el límite vigente para comercializar en el mercado competitivo, podrán ser considerados usuarios no regulados.
- A las nuevas instalaciones, se les calculará una demanda promedio esperada, con referencia a las características de demanda de un usuario de condiciones similares ya conectado.

- Los usuarios que desarrollen actividades agroindustriales que procesen cosechas de carácter estacional, pueden formar parte de UNR si demuestran que superan el límite vigente de potencia o energía al menos durante tres (3) meses consecutivos durante cada año.
- El comercializador de un UNR tiene la potestad de suspender el servicio en caso de no recibir pago de las facturas correspondientes.
- Si durante la vigencia de un contrato entre el comercializar y el usuario, éste último sea admitido en concordato, el comercializador deberá continuar atendiéndolo. No se podrá terminar el contrato por esta causal ni el corte o suspensión del servicio eléctrico [7].

1.2 Cálculo de la tarifa de energía eléctrica

La Comisión de Regulación de Energía y Gas (CREG) es la unidad administrativa que regula las actividades de los servicios públicos y tiene entre otras funciones la fijación de las formulas de la tarifa eléctrica en el país. Desde el 1° de febrero de 2008 se da vigencia a la siguiente fórmula tarifaria la cual fue establecida en la Resolución CREG 119 del 2007.

$$CUv = G + T + D + Cv + PR + R$$

Donde:

CUv: Componente variable del Costo Unitario de Prestación del Servicio (\$/kWh)

G: Costo de generación de energía (\$/kWh)

T: Costo por uso del Sistema Nacional de Transmisión (\$/kWh)

D: Costo por uso de Sistemas de Distribución (\$/kWh)

Cv: Margen de Comercialización correspondiente.

PR: Costo de compra, transporte y reducción de pérdidas de energía (\$/kWh)

R: Costo de Restricciones y de Servicios asociados con generación en \$/kWh.

Esta fórmula es aplicada tanto a los usuarios regulados como los no regulados. Sin embargo para estos últimos cada comercializador puede negociar la tarifa variando su margen de comercialización. Para el caso de las demás componentes, estas deben mantenerse de acuerdo con las normas estipuladas por la CREG, ya que el ofrecimiento de precios de la energía eléctrica por debajo de los costos reales de prestación del servicio es una práctica restrictiva de la competencia que está prohibida por la ley. Por tanto, conforme al artículo 42 de la Ley 143 de 1994 [8], el comercializador debe estar en todo momento capacitado para demostrar ante las entidades competentes del estado como CREG y Superintendencia de servicios públicos, que los precios de energía comercializados en el mercado no regulado, no violan ninguna ley.

1.3 Contribuciones y subsidios en el precio de la energía eléctrica

La sobretasa por consumo de energía eléctrica está definida en el artículo 47 de la Ley 143 de 1994, [8] como un aporte que deben hacer los usuarios del sistema eléctrico para subsidiar los consumos de subsistencia de los usuarios residenciales de menores ingresos. Así pues, esta sobretasa corresponde a una contribución parafiscal.

Según el decreto 4955 del 2011 [2] son beneficiarios de la exención de contribución los clientes industriales cuya actividad económica principal se encuentre registrada en el RUT entre los códigos CIU de 011 al 456 al 31 de diciembre de 2010. Por medio de estos códigos CIU (Clasificación Industrial Internacional Uniforme) se clasifican las actividades económicas por procesos productivos. Estos que puntualmente aplican para el decreto son los que corresponden a actividades del sector industrial o de manufactura.

Sólo hasta febrero de 2013 ya había 294 clientes obteniendo el beneficio de la exención, lo cual les representó en el 2012 un ahorro aproximado de dos mil millones de pesos según reporte de EPSA del 14 de febrero 2013 [3].

La compañía XM, filial de ISA, es la encargada de proporcionar los servicios de planeación y coordinación de la operación de los recursos del SIN y de la administración del sistema de intercambios comerciales de energía eléctrica en el Mercado Mayorista, así como de la liquidación y administración de los cargos por uso de las redes del SIN.

En una de las plataformas de la página web oficial de XM el público puede obtener parte de la información de las transacciones del mercado de energía mayorista. Es de esta forma que se obtuvieron los precios promedios entre los años 2010 y 2014 que serán objeto de estudio.

El precio de la energía eléctrica en Colombia no puede considerarse fijo, siempre se han generado variaciones significativas ocasionadas por factores ajenos a la misma arquitectura del mercado, es decir, que no se encuentran bajo control del sector eléctrico del país. Factores tales como la hidrología, clima, disponibilidad de combustibles para la generación térmica, relación entre la oferta y demanda, modalidades de contratación, revaluación de la tasa de cambio y cambios regulatorios afectan de forma directa el precio de la electricidad tanto para usuarios regulados como no regulados. A continuación se describen algunos de los componentes que impactan el precio de energía eléctrica en Colombia.

1.3.1 Cargo por confiabilidad

Según XM, el cargo por confiabilidad “Es un esquema de remuneración que permite hacer viable la inversión en los recursos de generación eléctrica necesarios para garantizar de manera eficiente la atención de la demanda de energía en condiciones críticas de abastecimiento”. Este cargo opera desde el año 2006 (anterior a este, un esquema similar que se tenía era el cargo por capacidad) y de acuerdo a lo anterior sirve para asegurar el suministro de energía a largo plazo haciendo que algunos generadores (principalmente las plantas térmicas) deban mantenerse disponibles y cumplir con su obligación de generación en periodos de escasez en el sistema. Este cargo de confiabilidad es pagado por los usuarios del sistema eléctrico y se adiciona al valor de la tarifa.

Según informe de ECSIM (Centro de Estudios en Economía Sistémica), el precio de la energía eléctrica se forma en los mercados de corto y largo plazo en función de un conjunto complejo de determinantes, entre los cuales está, la consideración del cargo por confiabilidad. Una de las sugerencias que hacen ciertos entes es la eliminación de este cargo, sin embargo como la mayoría de las empresas incorporan este cargo a proyecciones financieras propias como inversiones y demás compromisos financieros, pensar en la eliminación sería una decisión que sin duda ocasionaría procesos judiciales que no le conviene al sector eléctrico del país [21].

1.3.2 Tributación sectorial

Actualmente existen cinco fondos financiados con la fiscalidad sectorial:

- Fondo de Solidaridad para Subsidios y Redistribución de Ingresos - FSSRI
- Programa de Normalización de Redes - PRONE
- Fondo para la Energización de las Zonas Rurales Interconectadas - FAER
- Fondo Para la Energización de las Zonas No Interconectadas - FAZNI
- Fondo de Energía Social – FOES

Según informe de ECSIM del 2012, en conjunto estos fondos movilizan recursos por un valor alrededor de \$115 millones de dólares [21].

Los fondos antes mencionados afectan el precio final de la energía eléctrica. Estos se establecieron con carácter temporal pero su vigencia siempre se ha renovado. Pensar en eliminar estos fondos tendría un efecto marginal sobre el precio, pero suprimiría un factor de distorsión y una fuente de discusión permanente.

1.3.3 Combustibles para la generación térmica

Hoy en día la generación termoeléctrica en Colombia proviene de tres fuentes: combustibles líquidos, carbón y gas, siendo este último el más utilizado para generación térmica.

En los últimos años, la ampliación de las reservas y la estabilidad normativa han vuelto más atractivos los combustibles líquidos y es por esto que los generadores térmicos los adquieren para buscar respaldo en estos y así garantizar la Obligación de Energía Firme (OEF). Ahora bien, la generación térmica al estar respaldada en parte por combustibles líquidos, hace que cuando dichas plantas se requieran, el precio del kW se eleve considerablemente.

Hoy en día la generación térmica está en riesgo por la escasa disponibilidad de gas natural actual y la incertidumbre de encontrar nuevas reservas, además de la carencia de inversión en infraestructura del mercado de gas natural y el déficit en regulaciones alrededor del sector. [21].

En búsqueda de estrategias ante la incertidumbre sobre la disponibilidad futura de combustibles, las soluciones propuestas son con base a las Resoluciones 061 y 062 de 2013 de la CREG en las cuales se dan los incentivos para que los generadores térmicos importen gas natural y puedan así respaldar sus obligaciones de energía firme con gas natural importado y la Resolución 113 de 2013 en la que se establece la metodología de remuneración del GLP a comercializadores mayoristas. De igual manera dentro de esta metodología se define el precio (nacional o importado) que permita garantizar la disponibilidad del GLP como parte de la oferta energética nacional.

1.3.4 Contribución de solidaridad y zonas francas

Para el caso de usuarios en zonas francas existe cierto inconveniente. Estos están definidos como usuarios no regulados, esta condición se define en la resolución CREG 046 de 1996 [10]:

“Artículo 1° Régimen aplicable a las Zonas Francas como usuarios del servicio de energía eléctrica: Los usuarios operadores de las Zonas Francas a que se refiere el Decreto 2131 de 1991, con una demanda por instalación legalizada superior a las que determina la Resolución CREG-024 de 1996, tendrán el régimen aplicable a los usuarios no regulados.

En todo caso, cada uno de los usuarios ubicados dentro de la respectiva Zona Franca, conservará libertad de comprar la energía a cualquier comercializador; y el que individualmente reúna las condiciones de usuario no regulado podrá actuar bajo las reglas propias de tal condición....”

“Artículo 2°. De acuerdo con lo dispuesto con el artículo 97 de la ley 223 de 1995, el usuario no regulado es sujeto pasivo de la contribución especial en el sector eléctrico del 20% con la cual se financian los subsidios de los usuarios de menores ingresos y, en consecuencia, está obligado a pagarla.”

De acuerdo a lo anterior, con la eliminación de la contribución para el sector industrial, un operador de zona franca no puede obtener el beneficio para las industrias instaladas en su zona franca, puesto que su actividad económica no está dentro de los códigos CIU beneficiados (Decreto 2915 de 2011). Lo anterior afecta, según la ANDI, a cerca de 300 compañías manufactureras que tienen derecho a este beneficio. Estarían obligados a realizar la negociación de energía de manera individual y cumplir con los requisitos de ser usuario no regulado.

2. MARCO TEÓRICO Y ESTADO DEL ARTE DEL ANÁLISIS DE SERIES TEMPORALES

El estudio de series temporales es importante debido a que permite evaluar la evolución que experimenta una variable en el transcurso del tiempo, con base en lo cual se puede construir un modelo descriptivo con el historial del fenómeno o incluso llegar a predecir valores futuros para dicha variable.

2.1 Marco teórico

Box y Jenkins [11] desarrollaron modelos estadísticos para series temporales que tienen en cuenta la dependencia que existe entre los datos y en las cuales el tiempo es una variable trascendental. Los modelos se conocen con el nombre ARIMA (*AutoRegresive Integrated Moving Average*) que desglosando sus tres componentes AR (Autoregresivo), I (Integrado), MA (medias móviles).

En la metodología de análisis de series temporales hay cinco etapas encaminadas a definir el método idóneo para entender y analizar el comportamiento de la serie temporal [11], las cuales se explican a continuación.

2.1.1 Análisis descriptivo

Una vez realizada la depuración de los datos, realizar un análisis descriptivo ayuda a identificar de forma general tres aspectos: tendencia central, dispersión y distribución de la serie. Hacer un gráfico de la serie temporal facilita analizar su comportamiento, observar tendencias y determinar si la serie es estacionaria o no. Un análisis más profundo requiere de otras herramientas estadísticas para el análisis de las series temporales como el software Statgraphics centurión XVI que se usa en este trabajo.

2.1.2 Identificación del modelo

La identificación y elección del modelo es lo más importante dentro de la metodología, ya que con este se busca representar el comportamiento de la serie de la mejor forma posible.

En algunos casos, es fácil determinar tendencias y comportamientos estacionales en las series temporales, especialmente si son datos de bajas frecuencias, es decir datos mensuales, trimestrales, anuales, etc. En estos casos una representación gráfica bastaría para afirmar el tipo de comportamiento, sus componentes y la evolución percibida en dicha serie. Sin embargo cuando a

simple vista no es posible determinar lo anteriormente mencionado es relevante implementar un modelo que permita estudiar la serie temporal.

De acuerdo con César Camones, la etapa de identificación del modelo no debe considerarse como una decisión irreversible, sino como el inicio de un proceso con facilidad de revisar en etapas sucesivas e incluso de llegar a modificar [12]. Dentro de esta etapa se busca probar que las variables son estacionarias e identificar cual componente de la serie temporal se debe utilizar en el modelo.

Dado el caso que la serie temporal no cumpla el requisito de ser estacionaria, será necesario realizar las siguientes transformaciones:

Eliminación de la tendencia lineal:

Consiste en efectuar diferencias sucesivas en la media con el fin de eliminar la tendencia. Dado el caso que la tendencia persista, se calcula una segunda diferencia y así sucesivamente [12].

$$\Delta y_t = y_t - y_{t-i}, d=1 \text{ (orden regular)}$$

Ó.

$$\Delta^2 y_t = \Delta(\Delta y_t) = (y_t - y_{t-1}) - (y_{t-1} - y_{t-2}), d=2 \text{ (orden regular)}$$

Donde:

y_t : es un proceso estocástico. (Para el caso de estudio serían tarifas de energía eléctrica)

$t = 1, 2, \dots \infty$

Generalmente es suficiente con una o dos diferencias sucesivas, para que la serie se estabilice en medias.

Transformación previa de datos:

Una manera sencilla de transformar una serie en otra con varianza constante, es implementar logaritmos. Estos son de uso frecuente en las modelos ARIMA [12].

Sea y_t la serie original e $y_t^* = \ln y_t$ la transformada. Al tomar ahora diferencias, obtenemos:

$$y_t^* - y_{t-1}^* = \ln y_t - \ln y_{t-1} = \ln \left(\frac{y_t}{y_{t-1}} \right)$$

Y esta última expresión es aproximadamente, la tasa de variación de y_t para tasas de cambio relativamente pequeñas.

Eliminación de la tendencia estacional:

El tratamiento de la estacionalidad en modelos ARIMA, se da regularmente en un contexto de predicción a corto plazo. Por ello, el tratamiento de la estacionalidad debe ocupar un papel central en el proceso de modelización. A tales efectos, los modelos ARIMA tratan de captar el comportamiento estacional en forma similar al componente regular. En este sentido, el componente estacional puede exigir una o varias diferencias de orden estacional [12].

2.1.3 Validación del modelo

Para validar el modelo y antes de usarlo para realizar predicciones, se debe confirmar que los residuos sean aleatorios, además la media y la varianza deben ser constantes en el tiempo. No debe existir ningún tipo de correlación en la serie de residuos, para lo cual se utilizan las funciones de autocorrelación. Las autocorrelaciones residuales individuales deberán ser pequeñas y por lo general estar dentro de un valor de cero que indicará que no hay ningún tipo de relación lineal entre variables.

Las autocorrelaciones residuales significativas en retrasos cortos o estacionales prueban que el modelo implementado no es adecuado por lo que se debe elegir uno nuevo o modificarlo, en este caso se debe regresar al anterior paso: Identificación del modelo [13]. El retraso o retardo es el periodo de tiempo entre los valores de la serie, para el cual se mide el tipo y grado de correlación de la variable considerada.

2.1.4 Predicción

Después de que se ha encontrado un modelo adecuado, se pueden llevar a cabo los pronósticos para un periodo, o varios, en el futuro. También pueden construirse intervalos de predicciones con base en los pronósticos

Los modelos ARIMA expresan la observación en el tiempo t como una función lineal de las observaciones previas, un término del error actual, y una combinación lineal de los términos del error previo.

Este modelo es representado como ARIMA $(p,d,q) \times (P,D,Q)_s$. Esto consiste de varios términos:

- Un término auto-regresivo no estacional de orden p .
- Diferenciación no estacional de orden d .
- Un término de media móvil no estacional de orden q .
- Un término auto-regresivo estacional de orden P

- Diferenciación estacional de orden D.
- Un término de media móvil estacional de orden Q.

Los modelos con los que cuenta el software Statgraphics más usados son simples y entre ellos se encuentran los siguientes [14]:

AR(1) – Auto-regresivo de orden 1:

La observación en el tiempo t es expresada como una media más un múltiplo de la desviación de la media en el periodo de tiempo previo más un error aleatorio:

$$Y_t = \mu + \varphi_1(Y_{t-1} - \mu) + a_t$$

AR(2) – Auto-regresivo de orden 2:

La observación en el tiempo t es expresada como una media más un múltiplo de la media en dos periodos previos más un error aleatorio:

$$Y_t = \mu + \varphi_1(Y_{t-1} - \mu) + \varphi_2(Y_{t-2} - \mu) + a_t$$

MA(1) – Media móvil de orden 1:

La observación en el tiempo t es expresada como una media más un error aleatorio en el periodo de tiempo actual más un múltiplo del error aleatorio en el periodo de tiempo previo:

$$Y_t = \mu + a_t - \theta_1 a_{t-1}$$

MA(2) – Media móvil de orden 2:

La observación en el tiempo t es expresada como una media más un error aleatorio en el periodo de tiempo actual más múltiplos de los errores aleatorios en los 2 periodos de tiempo previos:

$$Y_t = \mu + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2}$$

ARMA(1,1) – Modelo mixto con dos términos de primer orden:

La observación en el tiempo t es expresada como una media más un múltiplo de la desviación media en el periodo de tiempo previo más un error aleatorio en el periodo de tiempo actual más un múltiplo del error aleatorio en el periodo de tiempo previo:

$$Y_t = \mu + \varphi_1(Y_{t-1} - \mu) + a_t - \theta_1 a_{t-1}$$

ARIMA(0,1,1) – Media móvil de orden 1 aplicada a la primer diferencia:

La diferencia entre el periodo actual y el previo es expresada como un error aleatorio del periodo actual más un múltiplo del error aleatorio en el periodo de tiempo previo:

$$Y_t - Y_{t-1} = a_t - \theta_1 a_{t-1}$$

ARIMA(0,2,2) – Media móvil de orden 2 aplicada a la segunda diferencia:

La diferencia de las diferencias es expresada como un error aleatorio en el periodo de tiempo actual más múltiplos de los errores aleatorios en los dos periodos de tiempo previos:

$$(Y_t - Y_{t-1}) - (Y_{t-1} - Y_{t-2}) = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2}$$

ARIMA(0,1,1)x(0,1,1)s –MA términos de orden 1 estacionales y no estacionales:

La observación en el tiempo t es expresada como una combinación de la observación en estacionalidad más la diferencia entre la observación del último periodo y su contraparte estacional más un múltiplo de error de este periodo, el último periodo y dos periodos uno estacional

$$Y_t = Y_{t-s} + Y_{t-1} - Y_{t-s-1} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \Theta_1 a_{t-s} + \theta_1 \Theta_1 a_{t-s-1}$$

La bondad de esta metodología radica en que si el modelo usado no resulta ser satisfactorio, es decir, si sus residuales no son pequeños, ni están distribuidos aleatoriamente, se puede repetir el proceso por medio de un modelo que permita mejorar el actual. Es decir, que es un proceso iterativo que se aplica hasta que se encuentra un modelo satisfactorio.

2.1.5 Pruebas

Para determinar si cada modelo es adecuado, se aplican cinco pruebas. Estas pruebas son diseñadas para determinar si los residuos forman una serie aleatoria (ruido blanco), A continuación se exponen las pruebas que serán realizadas a los resultados de los pronósticos o predicciones:

- RUNS: Prueba basada sobre el número de corridas arriba y debajo de la desviación estándar.
- RUNM: Prueba basada sobre el número de corridas por encima y por debajo de la mediana.

- AUTO: Prueba chi-cuadrada basada en las primeras k auto-correlaciones de los residuos, donde k es fijado en Opciones del Panel en la tabla que despliega las auto-correlaciones de los residuos.
- MEAN: Prueba t que compara la medias de los residuos en la primera y segunda mitad de los datos.
- VAR: Prueba F que compara la varianza de los residuos en dos mitades.

Interpretación:

Dentro de la tabla de resultados, si la entrada para una prueba particular es OK significa que el modelo pasa la prueba. En caso contrario, el número de estrellas (*) indican el nivel de significancia sobre el cual la suposición de residuos aleatorios será rechazada. Un * significa que no pasa la prueba al nivel de confianza del 95%. Dos * significa que no pasa la prueba al nivel de confianza del 99%. Tres * significa que no pasa la prueba al nivel de confianza del 99,9%. Esta interpretación se puede evidenciar en la Tabla 8 (pág. 39). Pruebas de errores de pronósticos.

De igual manera dentro del software Statgraphics, existen tres pruebas más que permiten determinar si los residuales son o no puramente aleatorios. Estas son llamadas Pruebas de Aleatoriedad.

Tres pruebas son realizadas:

1. Corridas por encima y por debajo de la mediana: Cuenta el número de veces que la serie va por arriba y por debajo de su mediana. Este número es comparado con el valor esperado para una serie aleatoria. Los valores P pequeños (menores que 0.05 si opera a un nivel de confianza del 95%) indican que los residuos no son puramente aleatorios.
2. Corridas arriba y abajo: Cuenta el número de veces que la serie sube o baja. Este número es comparado con el valor esperado para una serie aleatoria. Los valores P pequeños indican que los residuos no son puramente aleatorios.
3. Prueba Box-Pierce: Construye un estadístico de prueba basada en las primeras k auto-correlaciones de residuos, calculado por:

$$Q = n \sum_{t=1}^k r_t^2$$

Este estadístico es comparado en una distribución chi-cuadrada con k grados de libertad. Como se mencionó anteriormente, los valores P pequeños indican que los residuos no son aleatorios [14].

2.2 Estado del arte

Joao Tovar Jalles (2009) [15] presenta que una serie temporal puede ser descompuesta en sus diferentes componentes y así capturar su comportamiento mediante la formulación de un modelo de regresión.

Muhammad Javid y Abdul Qayyum [16], aplican técnicas de series temporales en datos anuales con el fin de determinar la relación entre el consumo de electricidad, la actividad económica real, precio real de la electricidad y el UEDT (*Underlying Energy Demand Trend*) en Pakistán.

Zafer Dilaver y Lester C. Hunt [17], usando modelos de series temporales modelan la demanda de energía industrial en Turquía comprendida en el periodo 1960 a 2008, logrando así un modelo para pronosticar dicha demanda para el año 2020. Concluyen que para el año 2020, la demanda de electricidad en la industria turca se prevé que se encuentre entre un rango de 97 a 149 TWh.

David C. Broadstock y Lester C. Hunt [18], mediante un modelo de series temporales cuantifican el impacto de factores exógenos no económicos sobre la demanda de petróleo en el sector transporte de Reino Unido, comprendida en el periodo de 1960 a 2007. Estos factores fueron ingresos, precio y eficiencia. Los impuestos y la eficiencia solo tienen un impacto limitado. Otro factor importante es educar a consumidores para cambiar hábitos y así reducir el consumo

Zhong-bing Zhou y Xiu-cheng Dong [19], implementan el método ARIMA para analizar series temporales de 16 años sobre las importaciones de crudo en China, esto con el fin de ayudar a las partes interesadas con el control de inventario y planificación de la producción. De igual manera Yuanyuan Wang, Jianzhou Wang GeZhao, y YaoDong [20], usan un modelo ARIMA combinado para pronosticar la demanda eléctrica en China, obteniendo resultados más precisos con el modelo ARIMA combinado.

3. ANÁLISIS DEL PRECIO DE ENERGÍA ELÉCTRICA EN COLOMBIA EN EL PERÍODO 2010-2014

La serie temporal empleada para el análisis corresponde al precio de energía eléctrica para usuarios no regulados en Colombia comprendida desde el primero de enero del 2010 hasta el 31 de diciembre del 2014. Las variables que conforman la base de datos son: tiempo (día) y precio (promedio COP/kWh).

La fuente de la información fueron los reportes XM de precio promedio y energía transada de Transacciones en el Mercado de Energía Mayorista para el periodo de años antes descrito. El total de datos conseguidos fueron 2.104.311 tarifas de energía eléctrica diarias para 27 departamentos, 351 Municipios, 4 niveles de tensión y 65 empresas comercializadoras.

A continuación se expone la metodología descrita en el capítulo anterior para el caso de estudio.

3.1. Análisis descriptivo

En esta primera etapa se realizó una depuración de los datos que hacen parte de la serie temporal. Con esto se buscaba ordenar la serie y garantizar que no haya datos que puedan generar ruido, dispersión o incluso valores *outlier* (Valor atípico).

Para el análisis descriptivo se pretende entender la evolución que sufrió el precio del kWh para el periodo comprendido entre los años 2010 y 2014. Inicialmente se ordenaron los datos en una tabla de tal manera que permitiera conocer para cada día del año el precio promedio diario discriminado por ubicación en Colombia, nivel de tensión y agente comercializador.

Tabla 1. Organización de los datos

Año	Mes	Departamento	Municipio	Agente comercializador	Nivel de tensión	Concepto	Día 1	...	Día 31
2010	Enero					Precio Promedio Diario (\$/kWh)	X1	...	X31
...
2014	Diciembre					Precio Promedio Diario (\$/kWh)	Y1	...	Y31

Los valores del precio promedio diario fueron llevados a valor presente del 2015 utilizando el IPC para verificar su evolución al realizar una representación gráfica de los mismos para evaluar su comportamiento.

Los IPC usados del año 2010 a febrero de 2015 fueron los promedios anuales, expuestos en la tabla 2.

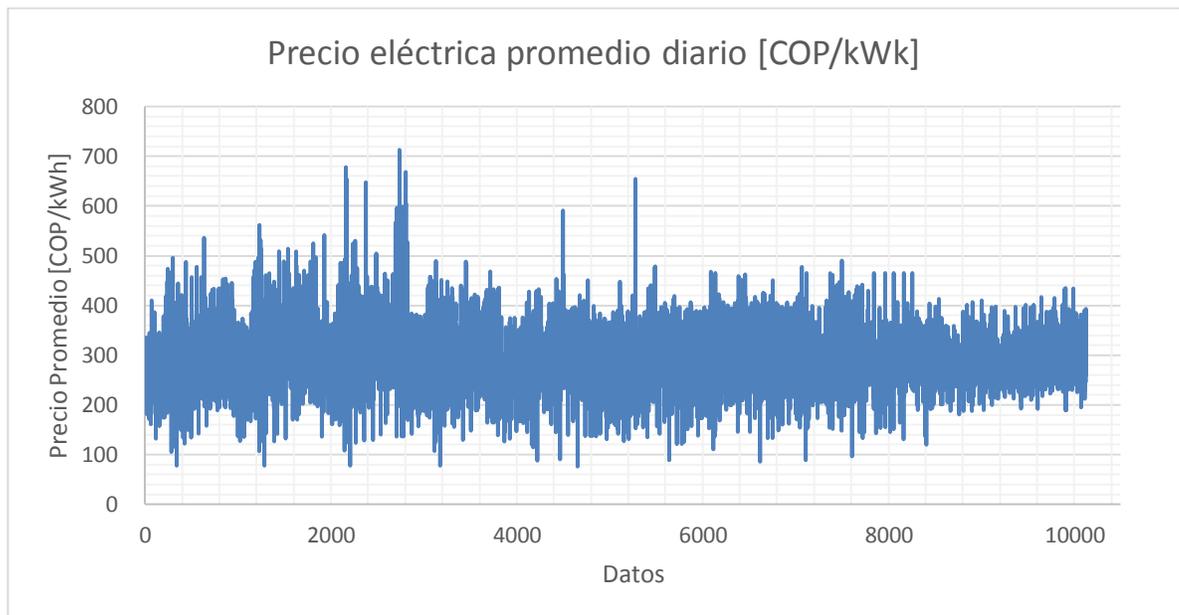
Tabla 2 Índice de Precio al Consumidor (IPC) para 2010 a 2015.

Mes\Año	2010	2011	2012	2013	2014	2015
enero	2.10%	3.40%	3.54%	2.00%	2.13%	3.82%
febrero	2.09%	3.17%	3.55%	1.83%	2.32%	4.36%
marzo	1.84%	3.19%	3.40%	1.91%	2.51%	4.56%
abril	1.98%	2.84%	3.43%	2.02%	2.72%	4.64%
mayo	2.07%	3.02%	3.44%	2.00%	2.93%	4.41%
junio	2.25%	3.23%	3.20%	2.16%	2.79%	4.42%
julio	2.24%	3.42%	3.03%	2.22%	2.89%	4.46%
agosto	2.31%	3.27%	3.11%	2.27%	3.02%	4.74%
septiembre	2.28%	3.73%	3.08%	2.27%	2.86%	5.35%
octubre	2.33%	4.02%	3.06%	1.84%	3.29%	5.89%
noviembre	2.59%	3.96%	2.77%	1.76%	3.65%	6.39%
diciembre	3.17%	3.73%	2.44%	1.94%	3.66%	6.77%
Promedio Anual	2.27%	3.42%	3.17%	2.02%	2.90%	4.98%

Fuente: DANE (www.dane.gov.co)

Es importante distinguir cuales datos pueden catalogarse para este caso de estudio como buenos o malos. Los datos conseguidos a través de XM, son los valores del precio de la energía eléctrica para el mercado no regulado. La expectativa con dichos valores es encontrar mínimos errores que pudieron haberse dado en el momento de ingreso de los mismos. Con la limpieza se buscó eliminar aquellos valores que generan ruido en el promedio. Obteniendo así 313.937 datos de precios diario.

Los valores que generan ruido y por ende se descartaron fueron valores negativos inexplicables para esta base datos, de igual manera aquellos de valor alto que estuvieron por el orden 2700 pesos kWh (de estos últimos solo se eliminaron tres). Luego las tarifas diarias finalmente conseguidas fueron promediadas a tarifas promedio mensuales pasando así a 10.127 datos.



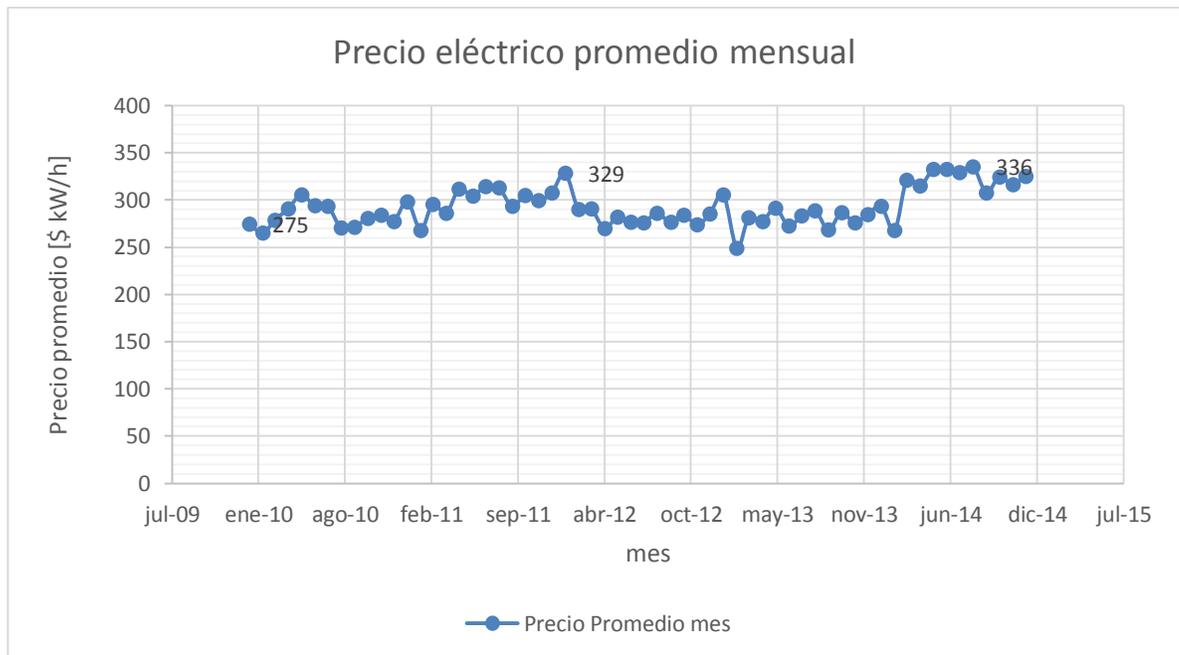
Gráfica 1 Precio promedio diario de energía eléctrica

En la Gráfica 1, se presentan los datos una vez realizada la limpieza. Un total 10.127 datos de acuerdo a lo expuesto anteriormente. Se puede evidenciar que los valores se encuentran en un rango desde 76,05 a 713 COP/kWh, además de una envolvente inferior que fluctúa entre 130-180 COP/kWh y una superior entre 400-460 COP/kWh

Un siguiente gráfico con los valores promedios mensuales de los precios de energía eléctrica para el rango de años establecido puede ser contemplado en la gráfica 2.

Estos precios incluyen todas las componentes de la formula tarifaria ($G + T + D + Cv + PR + R$)

De esta manera se pueden visualizar los datos de manera más clara y sin congestamiento.



Gráfica 2 Precio Promedio mensual de energía eléctrica

Entre los primeros 24 meses del periodo de análisis se evidencia un crecimiento en el precio promedio del kWh, crecimiento que no es completamente regular. Se parte desde un valor de 275 COP/kWh en enero del 2010 hasta 329 COP/kWh a enero del 2012, un aumento del 19,7%. Es a partir de éste mes (cuando ocurre el desmonte de la contribución de solidaridad) que se observa una disminución en el precio y una tendencia constante hasta el mes 50 (Febrero del 2014), luego el precio promedio vuelve a elevarse y mantenerse en una valor promedio de 318,9 COP /kWh. De acuerdo a lo anterior se puede concluir que el desmonte del impuesto obedece a una de las razones en la disminución del precio de energía eléctrica.

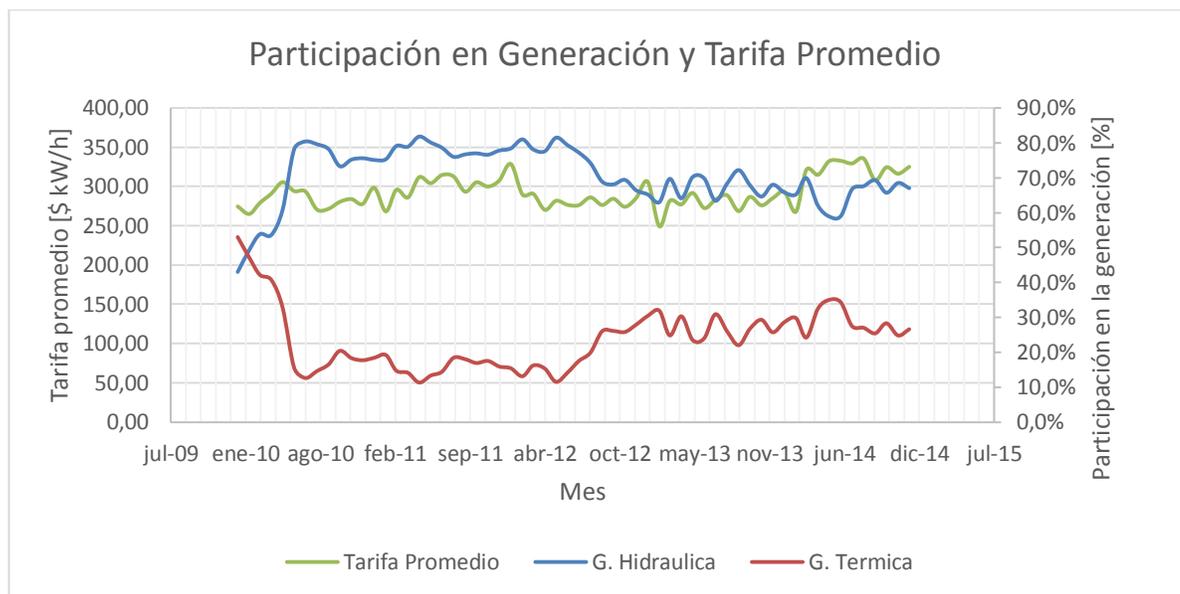
En la tabla 3 se puede observar el resumen estadístico de la serie, incluye medidas de tendencia central y medidas de variabilidad.

Tabla 3 Resumen estadístico para serie de datos de precios promedio mes

Estadístico	valor
Recuento (número de datos)	10127
Promedio	294.545
Desviación Estándar	59.7423
Coficiente de Variación	20.2829%
Mínimo	76.05
Máximo	713.0
Rango	636.95

El promedio del precio de energía eléctrica es de 294.54 COP/kWh con una desviación estándar de 59.74 COP/kWh.

Como se mencionó antes, un factor determinante en el precio es la composición de la generación en el país, si esta se da con un componente térmico superior al medio, pueden incrementarse los costos de generación y por tanto los precios. Con el fin de identificar incrementos ocasionados directamente por la generación térmica, en la gráfica 3, comparamos la participación en generación y el precio promedio de la energía eléctrica.



Gráfica 3 Composición de la Participación en generación y precio promedio mensual

La composición de la generación está contemplada en hidráulica y térmica. Los datos fueron tomados de los informes mensuales del análisis del mercado publicado por XM [22].

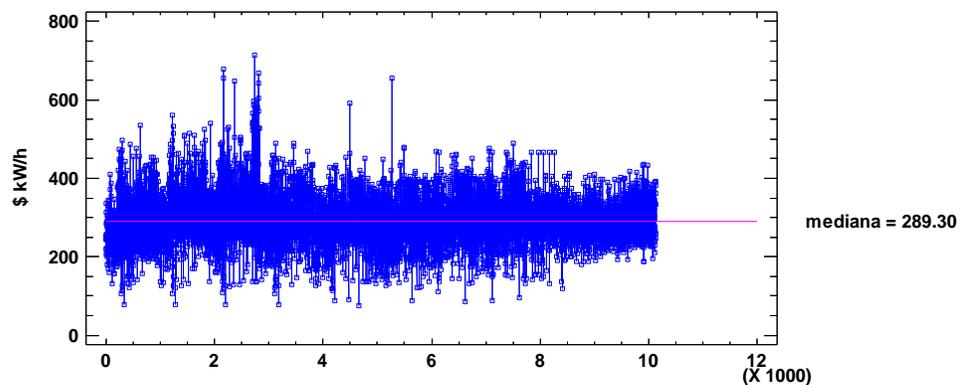
Desde finales del año 2009 el fenómeno del niño con sus altas temperaturas superiores a las históricas, elevaron la demanda de energía hasta los niveles más altos de la proyección. Por tal razón es que se evidencia en la gráfica 3 que la componente de generación térmica fue superior a la hidráulica en el mes de enero del 2010. Posterior a este periodo, comenzó el fenómeno de la niña lo cual significó una reducción en generación térmica, manteniendo así un precio eléctrico menor.

Para el periodo comprendido entre febrero de 2013 y febrero de 2014 el precio tiene un comportamiento estacionario entre los valores 249 y 293 COP/kWh. De

igual manera para este periodo la generación hidráulica y térmica estuvo con un comportamiento estacionarios entre 63-72,2% y 22-31,9% respectivamente. En el periodo comprendido entre marzo y agosto de 2014, fue donde se dieron los precios de energía eléctrica más elevadas esto se puede reafirmar por el incremento de la generación térmica para el mismo periodo la cual hace encarecer el precio. En este periodo la generación térmica tuvo un pico de 35% y un valor correspondiente de la generación hidráulica del 58.9 %, el más bajo para el periodo. El precio de energía eléctrica promedio fue de 327,6 COP/ kWh.

El comportamiento observado en la gráfica 3 corrobora cómo la evolución del precio de energía eléctrica está asociada con la composición del parque de generación.

3.2 Identificación del modelo.



Gráfica 4 Serie temporal precio de energía eléctrica promedio mes

En la gráfica 4 se puede evidenciar una tendencia constante y oscilaciones alrededor de la mediana con valor de 289,3 COP/kWh. Esto da indicios de que la serie es no estacionaria. Al no ser posible determinar el comportamiento de la serie y cumpliendo con que la media es aproximadamente constante en el tiempo y la varianza o dispersión también constante, se implementa un modelo ARIMA.

Los modelos ARIMA describen el comportamiento dinámico de las variables estudiadas. De esta manera pueden analizarse las tendencias, las variaciones estacionales, las oscilaciones cíclicas, entre otras.

Este modelo empleado, consiste en tomar la serie temporal con sus 10.127 datos los cuales cumplen con la restricción de los modelos ARIMA de emplear más de 50 datos con el fin de obtener un pronóstico confiable.

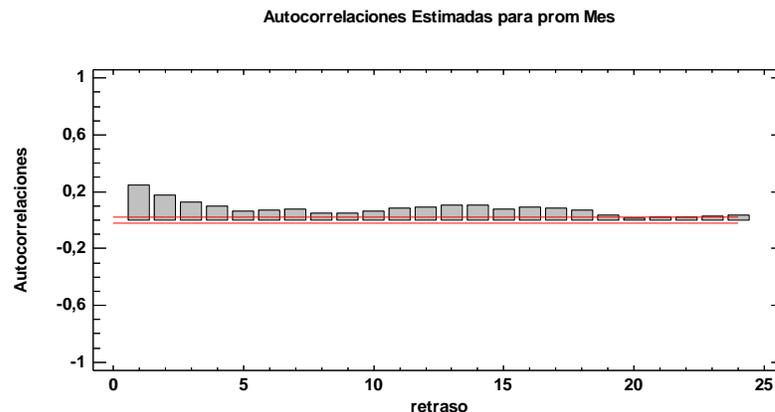
3.3 Validación del modelo.

Para el caso de estudio se implementó el modelo ARIMA (p,d,q), el cual está formado por el modelo autorregresivo AR(p), la Integración (d) y el modelo de Media Móvil (q).

Donde:

- p representa el orden autorregresivo del modelo,
- d representa la pendiente de la serie temporal (1, lineal; 2, cuadrática,) y se utiliza para conocer el orden de las diferenciaciones para convertir la serie en estacionaria.
- q representa el orden del promedio móvil.

En la gráfica 5 se muestra el gráfico de autocorrelación, con este se evalúa posibles correlaciones entre los datos.



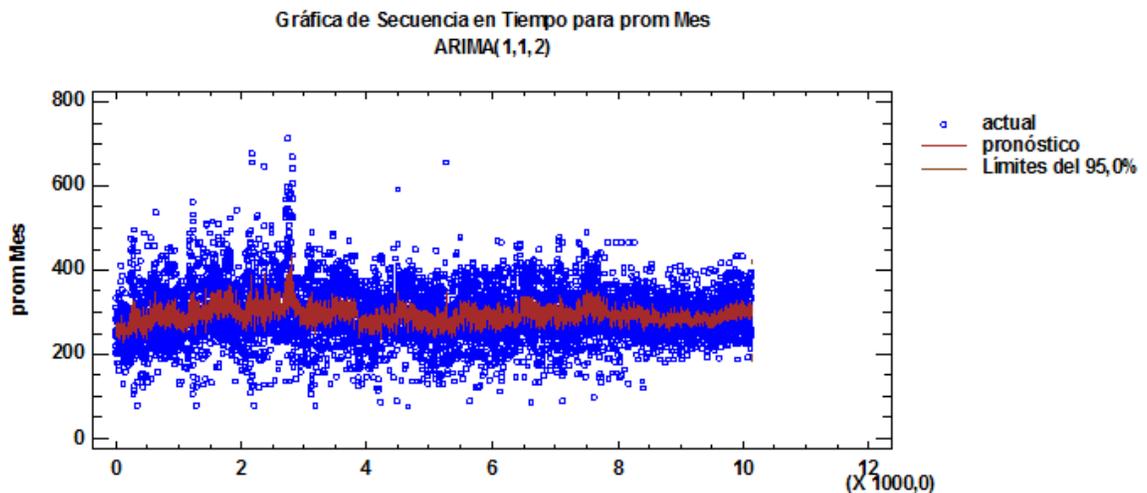
Gráfica 5 Autocorrelaciones

La gráfica 5 muestra las autocorrelaciones estimadas entre los valores de promedio mes a diferentes retrasos. El coeficiente de autocorrelación con retraso k mide la correlación entre los valores de promedio mes al tiempo t y al tiempo t-k. También se muestran límites de probabilidad del 95,0% alrededor de 0. En este caso, 22 de los 24 coeficientes de autocorrelación son estadísticamente significativos al nivel de confianza del 95,0%, implicando que la serie de tiempo puede no ser completamente aleatoria. Frecuentemente a estas series con residuos aleatorios se les denota “ruido blanco”, no guardan ninguna correlación estadística por lo que no se les puede encontrar patrones explicativos.

3.4 Predicción.

Con el software Statgraphics se ejecutaron diferentes corridas y se seleccionó el modelo que presentó menor desviación estándar. Para este caso el modelo elegido fue el ARIMA (1,1,2).

En la Gráfica 6 se muestra el pronóstico para el periodo de cuatro años siguiente al establecido, es decir, uno comprendido entre los años 2015 a 2019. Se puede evidenciar un comportamiento estable dando indicios de un precio de energía eléctrica sin variaciones significativas para este periodo futuro.



Gráfica 6 Pronóstico para precio promedio mes

Tabla 4 Datos estadísticos

Estadístico	Periodo de Estimación
Raíz del error cuadrado medio (RMSE)	56,8811
Error absoluto medio (MAE)	42,5582
Porcentaje de error absoluto medio (MAPE)	15,5579
Error medio (ME)	0,198371
Porcentaje de error medio (MPE)	-3,99666

En la tabla 4, se muestran las estadísticas calculadas del error un paso adelante durante los periodos de estimación y validación. Además de:

MAE, y MAPE deben ser pequeños, ya que miden la variabilidad de los errores del pronóstico. ME y MPE deben acercarse a 0 si el pronóstico no está sesgado.

Tabla 5 Resumen de Modelo ARIMA

Parámetro	Estimado	Error Estd.	t	Valor-P
AR(1)	0,510366	0,0384653	13,2682	0,000000
MA(1)	1,30598	0,0417302	31,2958	0,000000
MA(2)	-0,316305	0,0418789	-7,55285	0,000000

En la tabla 5 se observa el resumen del modelo ARIMA, en las columnas de izquierda a derecha están: los coeficientes del modelo ARIMA Estimado, el Error Estándar estimado, El valor de t (un estadístico calculado dividiendo el coeficiente estimado entre su error estándar y el valor-P de los dos lados calculado de la distribución t de Student) y los valores P (menores que 0.05 si opera a un nivel de confianza del 95%) corresponden a coeficientes estadísticamente significativos. Dado el caso de que cualquier Valor-P sea mayor que 0.05, se debe considerar reducir la complejidad del modelo.

El modelo ARIMA estimado tiene tres parámetros estadísticamente significativos. El valor de ME (0,19) es cercano a cero en la estimación mientras que el MPE (-3,99) se encuentra por debajo de cero, sin embargo ambos indican poco sesgo sobre el pronóstico un paso adelante.

Examinando el RMSE (56,88), MAE (42,55), y MAPE (42,55), se observa que son valores pequeños para el periodo de estimación. Esto significa que la varianza de los errores del pronóstico es poca.

Los valores-P para los tres parámetros (AR(1), MA(1), MA(1) MA(2)) son menores que 0,05, es decir, son estadísticamente diferentes de cero con un nivel de confianza del 95,0%.

En la Tabla 6 se despliegan los pronósticos para el histórico y el futuro. Una porción de la salida se muestra a continuación.

Tabla 6 Pronósticos

Periodo	Datos	Pronóstico	Residuo
1,0	285,03		
2,0	247,33	264,329	-16,999
3,0	243,18	258,374	-15,194
4,0	251,96	255,528	-3,5681
...
995,0	286,98	284,577	2,40266
996,0	310,06	288,142	21,9176
997,0	250,17	293,975	-43,8053
998,0	348,98	283,746	65,2344
999,0	314,5	300,359	14,1413

En la tabla 6 se observa:

- Periodo: Es el periodo de tiempo t correspondiente a cada observación histórica.
- Datos: Los valores observados
- Pronóstico: El pronóstico para el tiempo t usando toda la información disponible hasta el tiempo $t-1$.
- Residuos: El error del pronóstico un paso adelante e_t , es calculado sustrayendo el pronóstico del valor observado.

Los valores pronosticados para el precio promedio mes se dan durante el periodo en donde hay disponibles datos, también se muestran los valores predichos del modelo ajustado y los residuos (datos-pronóstico).

El software arroja una tabla (tabla 8) en la que se pueden comparar cada uno de los modelos seleccionados en las opciones del análisis de este software.

A continuación se enumeran los modelos empleados para la comparación los cuales están disponibles el software Statgraphics:

- A. Caminata aleatoria
- B. Caminata aleatoria con drift = 0,0076822
- C. Media constante = 294,545
- D. Tendencia lineal = $296,462 + -0,000378585 t$
- E. Promedio móvil simple de 2 términos
- F. Suavización exponencial simple con alfa = 0,0843
- G. Suavización exp. De Brown con alfa = 0,0319
- H. Suavización exp. De Holt con alfa = 0,2057 y beta = 0,0006
- I. ARIMA(1,1,2)
- J. ARIMA(2,1,1)

- K. ARIMA(2,1,2)
- L. ARIMA(1,1,1)

Tabla 7 Periodo de Estimación

Modelo	RMSE	MAE	MAPE	ME	MPE	AIC	HQC	SBIC
(A)	73,1469	52,8784	18,8423	0,0076822	-3,40178	8,58494	8,58494	8,58494
(B)	73,1505	52,8788	18,8427	3,53377E-15	-3,40451	8,58524	8,58548	8,58595
(C)	59,7423	44,7462	16,3511	-4,06382E-13	-4,4845	8,18028	8,18052	8,18099
(D)	59,735	44,7616	16,3656	-3,94637E-13	-4,48776	8,18023	8,18071	8,18166
(E)	65,4732	48,2049	17,274	0,0102079	-3,56866	8,36348	8,36372	8,36419
(F)	58,0431	43,7733	16,0178	0,0591743	-4,09468	8,12257	8,12281	8,12328
(G)	58,4377	44,1347	16,16	0,0124718	-4,13907	8,13612	8,13636	8,13683
(H)	58,7172	44,0879	16,0718	-0,192227	-4,01048	8,14586	8,14634	8,14729
(I)	56,8811	42,5582	15,5579	0,198371	-3,99666	8,08252	8,08324	8,08466
(J)	56,9006	42,5893	15,5677	0,198924	-3,99759	8,0832	8,08393	8,08534
(K)	56,977	42,6594	15,599	0,17842	-4,01243	8,08609	8,08705	8,08894
(L)	57,0771	42,7667	15,6439	0,16378	-4,0312	8,0892	8,08968	8,09063

Los mejores modelos tienen RMSE, MAE y MAPE más pequeños, los cuales miden la varianza de los errores del pronóstico. Esto se comprueba observando que el modelo seleccionado I, posee los valores más pequeños en los cálculos realizados.

De igual manera para el modelo I, ME y MPE que son medidas del sesgo son cercanos a 0.

En la tabla 8 se evidencia que el modelo actualmente seleccionado, el modelo I, pasa 2 pruebas. Puesto que una o más pruebas son estadísticamente significativas al 95% de confianza o más. Todos los modelos a parte del C (que no pasa ninguna prueba) pasan al menos una prueba, exceptuando RUNM, AUTO y VAR

Tabla 8 Pruebas de errores de pronósticos

Modelo	RMSE	RUNS	RUNM	AUTO	MEDIA	VAR
(A)	73,1469	***	***	***	OK	***
(B)	73,1505	***	***	***	OK	***
(C)	59,7423	***	***	***	**	***
(D)	59,735	***	***	***	OK	***
(E)	65,4732	***	*	***	OK	***
(F)	58,0431	***	***	***	OK	***
(G)	58,4377	***	***	***	OK	***
(H)	58,7172	***	***	***	OK	***
(I)	56,8811	OK	***	***	OK	***
(J)	56,9006	OK	***	***	OK	***
(K)	56,977	OK	***	***	OK	***
(L)	57,0771	***	***	***	OK	***

Autocorrelaciones de Residuos

Es usual también examinar las autocorrelaciones de los residuos. Estas en un retraso k mide la fuerza de la correlación entre residuos de k periodos distantes y es calculada con la siguiente ecuación:

$$r_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (e_t - \bar{e})(e_{t+k} - \bar{e})}{\sum_{t=1}^n (e_t - \bar{e})^2}$$

Si el modelo describe toda la estructura dinámica de la serie de tiempo, entonces los residuos deberán ser aleatorios y sus autocorrelaciones insignificantes.

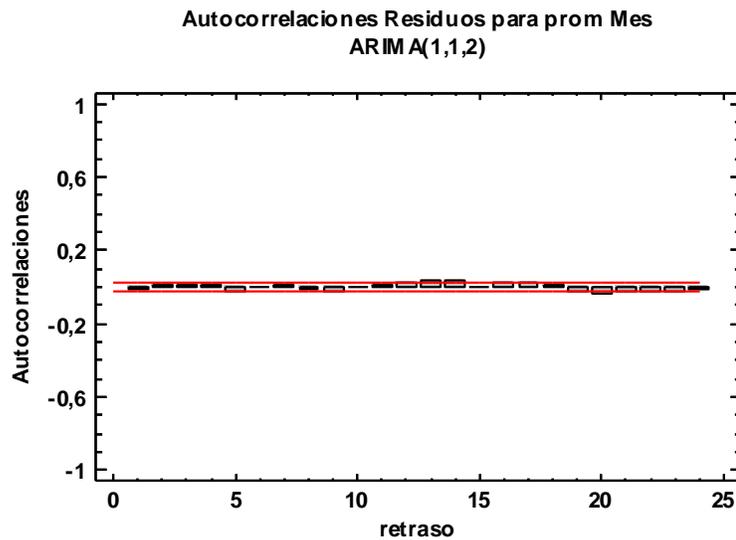
En la tabla 10 se observan las autocorrelaciones de los residuos junto con sus errores estándar y límites de probabilidad, las autocorrelación que caen fuera de los límites de probabilidad son estadísticamente significativas en el nivel indicado, estas correlaciones aparecen resaltadas en rojo.

Tabla 9 Autocorrelaciones estimadas para residuos

Retraso	Autocorrelación	Error Estd.	Límite en 95,0% Inferior	Límite en 95,0% Superior
1	-0,00863691	0,00993759	-0,0194774	0,0194774
2	0,0125407	0,00993833	-0,0194788	0,0194788
3	0,0138342	0,00993989	-0,0194819	0,0194819
4	0,0118505	0,00994179	-0,0194856	0,0194856
5	-0,0196495	0,00994319	-0,0194883	0,0194883
6	0,000787747	0,00994702	-0,0194958	0,0194958
7	0,0149507	0,00994703	-0,0194959	0,0194959
8	-0,0135054	0,00994925	-0,0195002	0,0195002
9	-0,0180608	0,00995106	-0,0195038	0,0195038
10	-0,00245386	0,0099543	-0,0195101	0,0195101
11	0,0146726	0,00995436	-0,0195102	0,0195102
12	0,0204398	0,00995649	-0,0195144	0,0195144
13	0,0362437	0,00996063	-0,0195225	0,0195225
14	0,034172	0,00997365	-0,019548	0,019548
15	0,00187446	0,0099852	-0,0195707	0,0195707
16	0,0250737	0,00998524	-0,0195707	0,0195707
17	0,0183208	0,00999146	-0,0195829	0,0195829
18	0,0116801	0,00999477	-0,0195894	0,0195894
19	-0,0183481	0,00999612	-0,0195921	0,0195921
20	-0,0379033	0,00999945	-0,0195986	0,0195986
21	-0,0204917	0,0100136	-0,0196264	0,0196264
22	-0,0274066	0,0100178	-0,0196345	0,0196345
23	-0,0221451	0,0100252	-0,019649	0,019649
24	-0,0165603	0,01003	-0,0196585	0,0196585

En este caso, 9 de los 24 coeficientes de autocorrelación son estadísticamente significativos al nivel de confianza del 95,0%, implicando que los residuos pueden no ser completamente aleatorios (ruido blanco).

En la siguiente grafica se representan las autocorrelaciones.



Gráfica 7 Autocorrelaciones para residuos del precio promedio mes.

Las barras que se extienden más allá de los límites corresponden a las autocorrelaciones estadísticamente significativas con anterioridad mencionadas.

También es usual examinar los residuos sobre el dominio de frecuencia, considerando cuanta variabilidad existe en las diferentes frecuencias. El periodograma grafica la potencia en cada una de las frecuencias de Fourier. Si los residuos son aleatorios, deberán ser aproximadamente iguales en todas las frecuencias, lo cual es una serie de tiempo aleatoria llamada frecuentemente “ruido blanco”.

El periodograma se construye ajustando una serie de funciones seno a cada una de las 5064 frecuencias. Las ordenadas son igual a las amplitudes cuadradas de las funciones seno.

La tabla de Períodograma Residual se muestra a continuación e incluye:

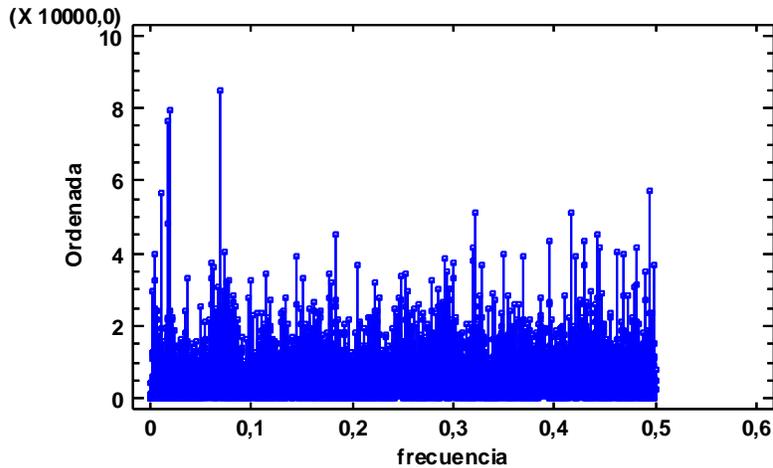
- Frecuencia: La i -ésima frecuencia de Fourier $f_i = i/n$.
- Periodo: El periodo asociado con la frecuencia de Fourier, dado por $1/f_i$. Esto es el número de observaciones en un ciclo completo de esta frecuencia.
- Ordenada: La ordenada del períodograma $I(f_i)$.
- Suma Acumulada: La suma acumuladas de las ordenadas del períodograma en todas las frecuencias hasta la i -ésima.

- **Períodograma Integrado:** La suma acumulada dividida por la suma de las ordenadas del períodograma en todas las frecuencias de Fourier. Esta columna representa la proporción de la potencia en la serie en o por debajo de la *i*-ésima frecuencia.

Tabla 10 Períodograma Residual

				Suma	Periodograma
i	Frecuencia	Periodo	Ordenada	Acumulada	Integrado
0	0,0		1,38764E-20	1,38764E-20	4,23679E-28
1	0,0000987557	10126,0	1459,39	1459,39	0,0000445585
2	0,000197511	5063,0	4210,8	5670,19	0,000173124
3	0,000296267	3375,33	281,128	5951,31	0,000181707
4	0,000395023	2531,5	542,184	6493,5	0,000198262
5	0,000493778	2025,2	61,9609	6555,46	0,000200153
6	0,000592534	1687,67	689,014	7244,47	0,000221191
7	0,00069129	1446,57	1100,46	8344,93	0,00025479
8	0,000790045	1265,75	262,082	8607,01	0,000262792
9	0,000888801	1125,11	567,318	9174,33	0,000280114
10	0,000987557	1012,6	29650,6	38825,0	0,00118542
997	0,0984594	10,1565	1046,16	6,65006E6	0,203042

Periodograma Residual para prom Mes
ARIMA(1,1,2)



Gráfica 8 Periodograma de residuos

La grafica de periodograma de residuos anterior, grafica las ordenadas obtenidas y descritas en la tabla 11.

Si los residuos son aleatorios, no deberá haber picos notables. Permitiendo algún sesgo natural en la distribución de las ordenadas, la gráfica anterior sólo muestra tres grandes picos.

Pruebas de Aleatoriedad

Los resultados de las pruebas para el modelo implementado, ARIMA (1,1,2) son los siguientes:

Corridas arriba o abajo de la mediana

Mediana = -3,69505

Número de corridas arriba o abajo de la mediana = 4806

Número esperado de corridas = 5064,0

Estadístico z para muestras grandes = 5,11811

Valor-P = 3,09157E-7

Corridas arriba y abajo

Número de corridas arriba y abajo = 6743

Número esperado de corridas = 6750,33

Estadístico z para muestras grandes = 0,16107

Valor-P = 0,872034

Prueba Box-Pierce

Prueba basada en las primeras 24 autocorrelaciones

Estadístico de prueba para muestras grandes = 97,3738

Valor-P = 8,38241E-12

Se corrieron las tres pruebas antes descritas para determinar si los residuos forman, o no, una secuencia aleatoria de números. Una secuencia de números aleatorios a menudo es llamada ruido blanco, puesto que contiene iguales contribuciones a varias frecuencias.

La primera prueba cuenta el número de veces que la secuencia estuvo arriba o abajo de la mediana. El número de tales corridas es igual a 4806, comparado con un valor esperado de 5064,0 si la secuencia fuera aleatoria.

Puesto que el valor-P para esta prueba es menor que 0,05, se puede rechazar la hipótesis de que los residuos son aleatorios, con un nivel de confianza del 95,0%.

La segunda prueba cuenta el número de veces que la secuencia ascendió o descendió. El número de tales corridas es igual a 6743, comparado con un valor esperado de 6750,33 si la secuencia fuera aleatoria.

Puesto que el valor-P para esta prueba es mayor o igual que 0,05, no se puede rechazar la hipótesis de que la serie es aleatoria, con un nivel de confianza del 95,0% o mayor.

La tercera prueba está basada en la suma de cuadrados de los primeros 24 coeficientes de autocorrelación. Puesto que el valor-P para esta prueba es menor que 0,05, se puede rechazar la hipótesis de que la serie es aleatoria, con un nivel de confianza del 95,0%.

Como las tres pruebas son sensibles a diferentes tipos de desviación de un comportamiento aleatorio, una falla para pasar cualquiera sugiere que los residuos no son completamente aleatorios, y que el modelo seleccionado no captura toda la estructura en los datos.

4. CONCLUSIONES

La aplicación de la metodología implementada y los resultados obtenidos permiten concluir que la serie temporal de precios de energía eléctrica para el periodo comprendido entre los años 2010 y 2014 no tuvo variaciones significativas durante el periodo de estudio, entiéndase por variaciones significativas alrededor de un 20% que es lo que se esperaba evidenciar por el desmote del impuesto de contribución.

El precio de energía eléctrica en Colombia para el periodo comprendido entre 2010 y 2014 ha presentado alzas y bajas. Estas variaciones aplican tanto para usuarios regulados como no regulados del sector industrial. La explicación de este comportamiento es ocasionado por factores como la composición de la participación en generación (Térmica o hidráulica: expuestas anteriormente), hidrología, precio del gas, estrechamiento en el margen de oferta y demanda, cambios regulatorios, revaluación de la tasa de cambio, entre otros. Según lo anterior gran parte de los factores que impactan la tarifa energética están fuera de control del sector eléctrico.

El desmote del impuesto de contribución no fue benéfico para los industriales ya que no se tuvo un efecto positivo puesto que no se evidencio una disminución significativa cercana al 20% como se esperaba. La variación del precio de energía eléctrica para el periodo comprendiendo entre 2010 y 2014 en promedio fue del orden del 7%.

Entre los años 2010 y 2011 en promedio el precio de la energía eléctrica aumento un 6 %; entre 2011 y 2012 el precio se redujo en un 5%; entre 2012 y 2013 donde se dio el desmote del subsidio para los UNR el precio se redujo sólo en 1,6%; mientras para el periodo comprendido entre 2013 y 2014 el precio aumento un casi un 13%.

Se evidencia en el capítulo de predicción los pronósticos para esta serie entre los años 2015 y 2019 presentarán un comportamiento estable dando indicios de un precio de energía eléctrica sin variaciones significativas para este periodo futuro.

Es claro que desde enero del 2016 se ha presentado nuevamente el fenómeno del niño en Colombia, el último fue entre 2009 y 2010. Esto fue imposible predecir en el modelo anterior ya que no fue objeto de estudios demás variables tales como hidrológicas y climáticas del territorio nacional. A futuro se podría implementar esta metodología incluyendo estas últimas variables y verificar así su influencia en los pronósticos a periodos futuros.

El modelo que mejor se ajustó para el estudio de la serie de precios de energía eléctrica fue el modelo ARIMA (1, 1, 2) el cual cumplió con los supuestos de los modelos de serie de tiempo. La limitación que se presenta en este estudio se debe a que los resultados obtenidos sólo son válidos para la serie de tiempo analizada

sin embargo el método puede ser aplicado para casos en los que se requiera analizar otras series temporales como tarifas de gas natural, gasolina, etc.

Este tipo de análisis como se dijo con anterioridad puede ser implementado para muchas disciplinas, especialmente en las que intervengan precios con valores aleatorios puesto que la metodología estudiada tiene como ventaja pronosticar valores en la serie temporal con el fin de verificar y corroborar una hipótesis inicial de la serie temporal.

BIBLIOGRAFÍA

- [1] Decreto 2915. Ministerio de hacienda y crédito público. Bogotá, Colombia, 12 de agosto de 2011.
- [2] Decreto 4955. Ministerio de hacienda y crédito público. Bogotá, Colombia, 30 de diciembre de 2011.
- [3] Actualidad de Tarifas y Costos del Servicio de Energía Eléctrica. EPSA. 14 de febrero 2013. (Noviembre de 2013)
<<http://www.procana.org/pdfs/eventos/evento198EPSAactualidad.pdf>>
- [4] Resolución No. 119. Comisión de Regulación de Energía y Gas (CREG). Bogotá, Colombia, 21 de diciembre de 2007.
- [5] Resolución No. 199. Comisión de Regulación de Energía y Gas (CREG). Bogotá, Colombia, 23 de diciembre de 1997.
- [6] EPM. Generación de la energía eléctrica. [En línea]
<http://www.epm.com.co/site/clientes_usuarios/Clientesyusuarios/Nuestrosservicios/Energ%C3%ADa/Generaci%C3%B3ndeenerg%C3%ADa.aspx> octubre del 2015.
- [7] Resolución No. 131. Comisión de Regulación de Energía y Gas (CREG). Bogotá, Colombia, 30 de septiembre de 1998.
- [8] Ley 143. Por la cual se establece el régimen para la generación, interconexión, transmisión, distribución y comercialización de electricidad en el territorio nacional, se conceden unas autorizaciones y se dictan otras disposiciones en materia energética. Bogotá, Colombia, 11 de julio de 1994.
- [9] Ley 142. Por la cual se establece el régimen de los servicios públicos domiciliarios y se dictan otras disposiciones. Bogotá, Colombia, 11 de julio de 1994.
- [10] Resolución 046. Comisión de Regulación de Energía y Gas (CREG). Bogotá, Colombia, 24 de junio de 1996
- [11] Box, P., & Jenkins, G. M. (1976). *Time series analysis: Forecasting and control*. San Francisco, CA: Holden-day Inc.
- [12] Camones, Fenarndo Cesar, Control de calidad en los procesos estadísticos: una aproximación basada en los modelos ARIMA con análisis de intervención.

Lima, agosto 2002. Centro de Investigación y Desarrollo del Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI)

[13] Hanke, John E. y Wichern, Dean W. Pronósticos en los Negocios. Octava edición. Mexico, Person education. 2006. 9 Cap.

[14] Statgraphics. Statpoint Technologies, Inc. Software. Versión: Centurion XVI.I, Tutorial: Rev. 9/14/2006.

[15] Jalles, Joao T. Structural Time Series Models and the Kalman Filter: a concise review. Faculty of Economics and Politics, University of Cambridge, UK. 2009.

[16] Javid, Muhammad and Qayyum, Abdul. Electricity consumption-GDP nexus in Pakistan: A structural time series analysis. Energy, Islamabad, Pakistan. 2013.

[17] Dilaver, Zafer and Hunt, Lester C. Industrial electricity demand for Turkey: A structural time series analysis. Energy Economics, UK. 2011.

[18] Broadstock, David C. and Hunt, Lester C. Quantifying the impact of exogenous non-economic factors on UK transport oil demand. Energy Policy, UK. 2010.

[19] Zhou, Zhong-bing. and Dong, Xiu-cheng. Analysis about the seasonality of China's crude oil import based on X-12-ARIMA. Energy, Changping, Beijing, China. 2012.

[20] Wang, Yuanyuan; Wang, Jianzhou; Zhao, Ge and Dong, Yao. Application of residual modification approach in seasonal ARIMA for electricity demand forecasting: A case study of China. Energy policy, China. 2012.

[21] BANCOLDDEX, Contrato n° 2012106 para programa de transformación productiva. Análisis del impacto de la regulación y de las estructuras productiva e industrial del sector de energía eléctrica sobre el nivel final de las tarifas y precios del servicio de energía eléctrica en Colombia. (Enero de 2016) <<http://www.andi.com.co/cgc/Documents/zsInforme%20completo%20-%20Bancoldex%20-%20ECSIM.pdf>>

[22] XM. Informe mensual de análisis del mercado. [En línea] <<http://www.xm.com.co/Pages/Informes.aspx>> enero del 2016.

[23] Vanguardia. (Noviembre de 2013). Costos de la energía tienen en jaque a la industria en Colombia < <http://www.vanguardia.com/economia/nacional/200580-costos-de-la-energia-tienen-en-jaque-a-la-industria-en-colombia> >

[24] Carlos Pombo, Rodrigo Taborda. Performance and efficiency in Colombia's power distribution system: effects of the 1994 Reform. *Energy Economics* 28 (2006) 339–369.

[25] Coalición para la Promoción de la Industria Colombiana. 13/12/2012. Tarifas y disponibilidad de energía eléctrica y gas natural en el sector industrial colombiano. (Noviembre de 2013)
<<http://coalicionindustrial.com.co/Data/Sites/1/Investigaciones/estudio%20costos.pdf>>

[26] John García Rendón, Alejandro Gaviria Hinestroza, Liliana Salazar Moreno. Determinantes del precio de la energía eléctrica en el mercado no regulado en Colombia. Universidad EAFIT. *Revista Ciencias Estratégicas*. ISSN 1794 – 8347. Vol. 19. No. 26 julio-diciembre 2011. pp. 225-246.