

**DETERMINANTES DE LA ESTIMACION DE LA DEMANDA DE ENERGIA  
FUTURA EN OPERADOR DE RED DEL TOLIMA. ENERTOLIMA SA ESP. 2005  
– 2015.**

**JUAN CARLOS ALZATE OSORIO.  
JORGE ALBERTO HINCAPIE GOMEZ**

**UNIVERSIDAD DE MANIZALES  
FACULTAD DE CIENCIAS CONTABLES ECONÓMICAS Y  
ADMINISTRATIVAS  
MAESTRÍA EN ECONOMIA  
MANIZALES, COLOMBIA  
2017**

**DETERMINANTES DE LA ESTIMACION DE LA DEMANDA DE ENERGIA  
FUTURA EN OPERADOR DE RED DEL TOLIMA. ENERTOLIMA SA ESP. 2005  
– 2015.**

**JUAN CARLOS ALZATE OSORIO.**

**JORGE ALBERTO HINCAPIE GOMEZ**

Tesis o trabajo de investigación presentada(o) como requisito parcial para optar al  
título de:

**Magister en Economía.**

**Director: Hector Mauricio Serna Gomez.**

**Economista y Mg. Economía**

**UNIVERSIDAD DE MANIZALES  
FACULTAD DE CIENCIAS CONTABLES ECONÓMICAS Y  
ADMINISTRATIVAS  
MAESTRÍA EN ECONOMIA  
MANIZALES, COLOMBIA**

**2017**

## NOTA DE ACEPTACIÓN

---

---

---

---

---

Firma Presidente del Jurado

---

Firma del Jurado

---

Firma del Jurado

## **AGRADECIMIENTOS**

La presente tesis va con agradecimiento a Dios que me fue guía en el camino, a nuestros padres

**DEDICATORIA**

**Juan Carlos Alzate Osorio**

“”

**Jorge Hincapie**

## TABLA DE CONTENIDO

RESUMEN .....	12
ABSTRACT .....	13
INTRODUCCIÓN .....	14
1. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA .....	17
1.1 PREGUNTA DE INVESTIGACIÓN .....	23
2. OBJETIVOS .....	24
2.1 OBJETIVO GENERAL .....	24
2.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS .....	24
3. MARCO TEORICO.....	25
3.1 CONSIDERACIONES GENERALES.....	25
3.2 LOS DETERMINANTES DEL CONSUMO ENERGÉTICO .....	28
3.3 SOBRE LA ELASTICIDAD .....	33
4. ESTADO DEL ARTE .....	40
5. CONSUMO DE ENERGIA EN LA CIUDAD DE IBAGUÉ. ....	72
6. ANÁLISIS DE LAS SERIES Y ESTIMACIÓN DE MODELOS .....	82
6.1 ANÁLISIS FORMAL DE LOS DATOS .....	88
6.2 MODELOS AUTORREGRESIVOS DE RETARDOS DISTRIBUIDOS .....	104
6.2.1 Modelo Autorregresivo de Retardos Distribuidos sector Comercio.....	104
6.2.2 Modelo Autorregresivo de Retardos Distribuidos sector Industrial .....	107
6.2.3 Modelo Autorregresivo de Retardos Distribuidos sector Residencial .....	109
6.2.4 Modelo Autorregresivo de Retardos Distribuidos sector Oficial .....	112
6.3 ESTIMACIÓN MODELOS VAR EN DIFERENCIAS .....	114
6.3.1 Modelo VAR Consumo energético sector comercial en la Ciudad de Ibagué.....	115
6.3.2 Modelo VAR Consumo energético sector residencial en la ciudad de Ibagué.....	118

6.3.3	Modelo VAR Consumo energético sector industrial en la ciudad de Ibagué.....	121
6.3.4	Modelo VAR Consumo energético sector oficial en la ciudad de Ibagué. ....	124
6.3.5	ANÁLISIS DE IMPULSO RESPUESTA MODELOS VAR EN DIFERENCIAS PARA EL CONSUMO DE CADA SECTOR.....	127
6.3.6	PRUEBAS DE EXOGENEIDAD, TEST DE CAUSALIDAD DE GRANGER.....	133
6.4	ESTIMACIÓN MODELOS VAR EN NIVELES VARIABLES SIN TENDENCIA.....	134
6.4.1	Modelo VAR Consumo energético sector comercial en la Ciudad de Ibagué.....	134
6.4.2	Modelo VAR Consumo energético sector industrial en la Ciudad de Ibagué. ....	137
6.4.3	Modelo VAR Consumo energético sector residencial en la Ciudad de Ibagué. ....	140
6.4.4	Modelo VAR Consumo energético sector residencial en la Ciudad de Ibagué .....	144
6.4.5	Análisis de impulso respuesta modelos VAR en niveles para el consumo de cada sector .....	146
6.5	RECOPIACIÓN DE LOS RESULTADOS OBTENIDOS EN EL ANÁLISIS DE LOS DATOS POR MEDIO DE LA APLICACIÓN DE LOS MODELOS.....	152
7	CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES.....	154
	BIBLIOGRAFIA.....	158

## LISTA DE TABLAS

Tabla 1. Relación de rangos y precios.....	42
Tabla 2. Fases de elaboración del modelo de energía eléctrica de uso residencial para el Área Metropolitana de Medellín .....	43
Tabla 3. Consumo anual de energía eléctrica en (Gwh) en la ciudad de Ibagué. 2006-2016 .....	73
Tabla 4. Clientes residenciales en la ciudad de Ibagué vs clientes no residenciales de la ciudad de Ibagué.....	766
Tabla 5. Composición del Consumo de la Energía Eléctrica según el estrato socioeconómico en la ciudad de Ibagué. ....	78
Tabla 6. Test de raíz unitarias ADF. Variables en niveles y diferenciados.....	96
Tabla 7. Test de raíz unitarias ADF. Variables sin tendencia .....	99
Tabla 8. Resultados del Test de Cointegración de Joahansen en variables endógenas. ....	100
Tabla 9. Resultados de la estimación de los modelos lineales por OLS de Consumo de energía por sectores en la ciudad de Ibagué .....	101
Tabla 10. Modelo VAR Consumo energético sector Comercial en la ciudad de Ibagué. ....	116
Tabla 11. Modelo VAR Consumo energético sector residencial en la ciudad de Ibagué. ....	119
Tabla 12. Modelo VAR Consumo energético sector industrial en la ciudad de Ibagué.....	122
Tabla 13. Modelo VAR Consumo energético sector oficial en la ciudad de Ibagué. ....	125
Tabla 14. VAR Granger Causality/Block Exogeneity Wald Tests .....	133
Tabla 15. Modelo VAR en niveles sector comercio en la ciudad de Ibagué.....	135
Tabla 16. Modelo VAR en niveles sector industrial en la ciudad de Ibagué. ....	1388
Tabla 17. Modelo VAR en niveles sector residencial en la ciudad de Ibagué. ....	140
Tabla 18. Modelo VAR en niveles sector oficial en la ciudad de Ibagué. ....	144
Tabla 19. Resultados de las elasticidades de los modelos. ....	152

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Representación simplificada del vínculo entre fuentes energéticas y producción agregada. .....	19
Figura 2. PIB del sector energía eléctrica y su participación en el Valor Agregado Nacional (2000-2011) .....	21
Figura 3. Restricción presupuestaria con disminución del precio de bloque (Tomado de Taylor, 1975) .....	36
Figura 4. Equilibrio del mercado de energía eléctrica con oferta negativa .....	38
Figura 5. La demanda de energía eléctrica por bloques en un mercado de dos bienes. ....	41
Figura 6. Posibles puntos de equilibrio para el consumidor de energía eléctrica.....	43
Figura 7. Cambios en el rango de consumo a consecuencia de variaciones en la tarifa .....	46
Figura 8. Cambios en el precio de los demás bienes.....	46
Figura 9. La función de oferta y las diversas funciones de demanda, con su respectiva función de densidad en el periodo t.....	5050
Figura 10. Evolución del consumo de energía eléctrica en Gwh, del año 2006-2016 .....	744
Figura 11. Tendencia de consumo de energía eléctrica en Gwh en la ciudad de Ibagué residencial y no residencial. 2004-2016. ....	75
Figura 12. Composición del Consumo de Energía Eléctrica por usos en la ciudad de Ibagué. ....	77
Figura 13. Composición consumo de la energía eléctrica según estrato socioeconómico. Estratos 1-3.....	79
Figura 14. Composición de la energía eléctrica según el estrato socioeconómico. Estratos 4-6. ....	80
Figura 15. Demanda de energía eléctrica para clientes no residenciales en la ciudad de Ibagué. Periodo 2004-2016. ....	81
Figura 16. Consumos logarítmicos promedios trimestrales de energía eléctrica por sectores en la ciudad de Ibagué .....	89
Figura 17. Variables en primera diferencia de los logaritmos de los consumos promedios de la energía eléctrica por sectores en la ciudad de Ibagué. ....	90
Figura 18. Tarifas medias logarítmica de la energía eléctrica por sectores en la ciudad de Ibagué (\$/Kwh). ....	91
Figura 19. Variables en primera diferencia de los logaritmos de las tarifas media de la energía eléctrica por sectores en la ciudad de Ibagué. ....	92
Figura 20. Tasa de Ocupación trimestral de la ciudad de Ibagué en nivel y en diferencias. ....	94
Figura 21. Variables del consumo por sector sin tendencia. ....	97
Figura 22. Variables de los precios por sector y de la tasa de ocupación sin tendencias.....	98
Figura 23. Análisis de impulso respuesta Consumo sector Residencial en la ciudad de Ibagué.....	128
Figura 24. Análisis de impulso respuesta Consumo sector Comercial en la ciudad de Ibagué.....	129
Figura 25. Análisis de impulso respuesta Consumo sector Industrial en la ciudad de Ibagué. ....	131
Figura 26. Análisis de impulso respuesta Consumo sector Oficial en la ciudad de Ibagué. ....	132

Figura 27. Análisis de impulso respuesta Consumo sector comercio la ciudad de Ibagué. ....	146
Figura 28. Análisis de impulso respuesta Consumo sector Industrial en la ciudad de Ibagué. ....	148
Figura 29. Análisis de impulso respuesta Consumo sector Residencial en la ciudad de Ibagué....	149
Figura 30. Análisis de impulso respuesta Consumo sector Oficial en la ciudad de Ibagué. ....	151

## LISTA DE ANEXOS

Anexo A. Resultado del Test de Raíz Unitaria en las variables de estudio.....	1633
Anexo B. Resultados del Test para determinación de rezagos de los modelos VAR(p).....	164
Anexo C. Autocorrelogramas residuales Modelo Consumo energético sector comercial en la ciudad de Ibagué.....	1655
Anexo D. Autocorrelaciones Modelo VAR Consumo energético sector residencial en la ciudad de Ibagué.....	166
Anexo E. Autocorrelaciones Modelo VAR Consumo energético sector industrial en la ciudad de Ibagué.....	167
Anexo F. Autocorrelaciones Modelo VAR Consumo energético sector oficial en la ciudad de Ibagué. ....	168
Anexo G. Pruebas sobre el modelo ARDL Sector Comercial en la ciudad de Ibagué.....	169
Anexo H. Pruebas sobre el modelo ARDL Sector Industrial en la ciudad de Ibagué.....	171
Anexo I. Pruebas sobre el modelo ARDL Sector Residencial en la ciudad de Ibagué .....	173
Anexo J. Pruebas sobre el modelo ARDL Sector Oficial en la ciudad de Ibagué .....	175

## **RESUMEN**

Esta investigación de carácter cuantitativa estima la demanda de energía eléctrica de la ciudad de Ibagué con métodos de series de tiempo, como lo son los modelos de Vectores Autorregresivos -VAR y Autorregresivos con Retardos Distribuidos –ARDL; haciéndose un tratamiento adecuado a la información y a las variables económicas utilizadas para la elaboración.

La investigación estima las elasticidades precio de la demanda y la incidencia del crecimiento económico en la demanda y consumo de energía eléctrica en los subsectores que conforman dicho mercado, con estimaciones en el corto y largo plazo de las elasticidades y la mejor comprensión de las particularidades del mercado, así como del comportamiento de los agentes que lo conforman.

La investigación permitió establecer las interrelaciones entre las variables analizadas, así como las trayectorias posibles debido a los shocks y a las elasticidades de largo plazo y de la estimación de predicciones de las demandas futuras de la demanda de consumo en los diferentes sectores de la ciudad de Ibagué.

**Palabras Claves:** Demanda de energía, Precios, Modelos VAR y ARDL

## **ABSTRACT**

This quantitative research estimates the electric power demand of the city of Ibagué with time series methods, such as the Autoregressive Vectors models -VAR and Autoregressive with Distributed Delays -ARDL; making an adequate treatment to the information and the economic variables used for the elaboration.

The research estimates the price elasticities of demand and the incidence of economic growth in the demand and consumption of electric power in the subsectors that make up this market, with estimates in the short and long term of the elasticities and a better understanding of the particularities of the market, as well as the behavior of the agents that comprise it.

The research allowed us to establish the interrelationships between the variables analyzed, as well as the possible trajectories due to shocks and long-term elasticities and the estimation of predictions of the future demands of consumer demand in the different sectors of the city of Ibagué .

**Key Words:** Energy Demand, Prices, VAR Models and ARDL

## INTRODUCCIÓN

El presente trabajo de investigación elabora modelos para estimar la demanda por energía eléctrica en la ciudad de Ibagué para los diferentes agentes consumidores. La pretensión es que los modelos propuesto permitan hacer estimaciones pertinentes para el corto y largo plazo. Ahora bien, para identificar y plantear el modelo econométrico es preciso definir antes un modelo teórico, que relacione las variables relevantes en la determinación de la demanda de energía eléctrica; las elasticidades precio de la demanda, así como los efectos que sobre el crecimiento económico tiene la dinámica del subsector de la energía eléctrica. Una comprensión general de la estructura de mercado (regulaciones, discriminación de precios) permite entender mejor la demanda de este servicio público domiciliario

Como primera medida debe teorizarse sobre la relación entre demanda por energía eléctrica y crecimiento económico. La evolución material de la humanidad ha estado marcada por la utilización de manera creciente y cada vez más eficiente de energía obtenida a partir de recursos naturales, lo cual le ha permitido desarrollar grandes avances como las revoluciones agrícola e industrial y en ese sentido aumentar cada vez más la capacidad productiva, brindando la oportunidad a las sociedades de crecer a tasas aceleradas.

El marco teórico del presente trabajo desarrollo la relación de los precios en la demanda de energía para mercados, especialmente mercados regulados, con los cual se construyó un sólido referente analítico para el mercado energético en la ciudad de Ibagué, seguidamente se analizan los datos suministrados por la Superintendencia de Servicios Públicos; para lo cual se analizan los datos por metodologías cuantitativas.

Las técnicas econométricas utilizadas son las utilizadas en este tipo de trabajos investigativos cómo son los modelos Autorregresivos de Retardos Distribuidos –ARDL y

Vectores Autorregresivos con variables en niveles y sin tendencia. Con la metodología de VAR se obtuvieron las elasticidades a corto plazo y se elaboró el análisis de impulso respuesta; con los modelos ARDL se estimaron elasticidades a corto y largo plazo.

El análisis cuantitativo permite inferir que la demanda de energía eléctrica de los subsectores de la ciudad de Ibagué, específicamente el Comercial y Residencial presentan elasticidad de la demanda en el corto plazo y con el signo esperado; mientras que el sector Industrial aunque da el signo esperado, la demanda es inelástica ante variación del precio. La tasa de ocupación empleada como variable proxy de la tasa de crecimiento del producto arroja el signo esperado en el corto plazo únicamente para el subsector Residencial bajo la metodología VAR.

Los modelos ARDL arrojan unos resultados consistentes con la teoría económica tanto en el corto como en el largo plazo de la demanda de energía eléctrica en la ciudad de Ibagué; estimando que los subsectores: residencial, comercial e industrial presentan elasticidad precio de la demanda, al igual estima que la tasa de crecimiento impacta positivamente al consumo de energía eléctrica en la ciudad de Ibagué en el corto plazo a los subsectores analizados a excepción del Oficial, que por su misma naturaleza las compras se hacen planificadas de acuerdo a las proyecciones de ingresos y gasto de cada entidad del sector oficial.

Las estimaciones de largo plazo efectuadas por la metodología ARDL arrojan que la demanda es elástica en los subsectores Comercial e Industrial de la ciudad de Ibagué; mientras que el sector Residencial presenta inelasticidad precio de la demanda, pero con el signo esperado. En el largo plazo la tasa de crecimiento presenta unos impactos muy significativos en el aumento de la demanda de consumo para los subsectores residencial y especialmente para el Industrial. Mostrando la importancia del sector industrial en la evolución de la tasa de ocupación.

En este trabajo espera generar proyecciones sobre la estimación de la demanda de energía eléctrica a corto plazo en los clientes residenciales de la ciudad de Ibagué, del año 2005 al año 2015, para poder el operador de red de la región tomar decisiones en torno del comportamiento esperado de crecimiento de la demanda de energía, que va estrechamente relacionado con el crecimiento económico en la región.

Las proyecciones realizadas por la UPME, (UNIDAD DE PLANEACION MINERO-ENERGETICA) aunque incluyen clientes industriales, comerciales; pueden ampliarse para el Tolima y específicamente para la ciudad de Ibagué, dado que es un departamento de vocación agroindustrial, donde su principal producto es el arroz (con dos cosechas al año) y la mayoría de la industria se mueve alrededor de este producto.

## 1. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

El mercado de Energía Eléctrica en Colombia se desarrolla a partir del esquema de “Bolsas de Energía,” que en términos generales consiste en una interacción entre oferentes (generadores que manifiestan ofertas de precio y cantidades de energía) y demandantes (comercializadores), para al final definir precio y cantidad a suministrar. Un suministro insatisfactorio sería costoso al consumidor, pero una oferta excedente, en cambio, redundaría en costo de oportunidad para la empresa generadora. La posibilidad de estimar la demanda con un alto grado de aproximación mejoraría la información de los agentes y posibilitaría niveles apropiados de oferta de energía. En correspondencia, la inexistencia de dichas estimaciones promueve la ineficiencia de los recursos productivos en este sector de la economía.

El departamento del Tolima es un vasto territorio de 23.562 km<sup>2</sup> y 47 municipios, cruzado por las cordilleras central y oriental (Gobernación del Tolima, 2017) y cuyas áreas rurales están siendo dotadas progresivamente de redes eléctricas. La ciudad capital Ibagué, se encuentra ubicada en el centro del país y cuenta con una gran proyección para el desarrollo del sector terciario, que ha encontrado dificultades para su avance relacionadas, entre otras, con el suministro de los servicios públicos domiciliarios. Para los niveles departamental y municipal, la problemática de provisión de energía eléctrica ha sido abordada con buenos resultados para Enertolima; no obstante, los altos costos de comercialización son un riesgo que asume a diario ante la imposibilidad de estimar una demanda de energía eléctrica para el territorio de su operación. En 2010, la Unidad de Planeación Minero Energética publicó su “Proyección de demanda de energía eléctrica en Colombia”(UPME, 2010); ejercicio que atiende a la necesidad de información mencionada arriba pero que presenta datos de orden nacional y no departamental o local. Siendo este el único esfuerzo conocido al respecto, la necesidad de establecer un estudio que estime la demanda de energía eléctrica para el departamento del Tolima o su capital, o, que de manera exploratoria identifique sus determinantes, es casi un imperativo para potenciar la eficiencia del operador (Enertolima) y mejore la calidad de vida de los consumidores finales.

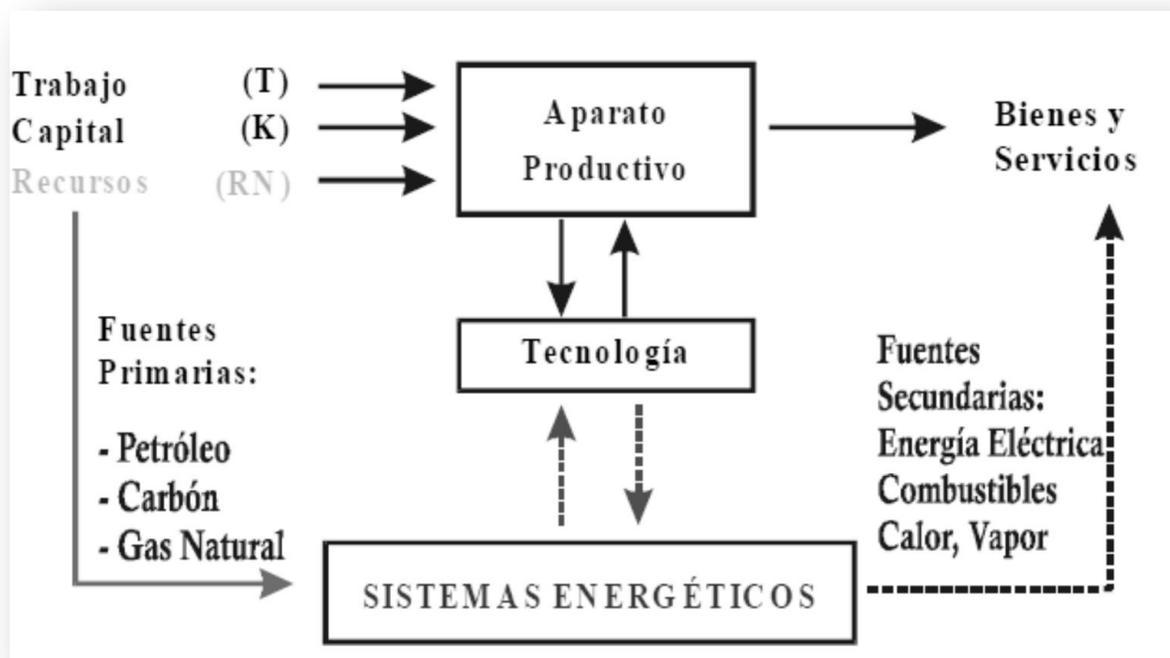
En esa dirección, esta investigación pretende identificar los determinantes de la variación en el consumo de energía eléctrica para la ciudad de Ibagué, con miras a realizar estimaciones de demanda. El análisis debe iniciar por identificar las variables que se relacionan directamente con el consumo de energía eléctrica; de manera biunívoca o unidireccional: ¿Es el crecimiento económico un determinante de la demanda por energía eléctrica, o por el contrario, el mayor consumo energético explica la expansión económica de un territorio? ¿Es más relevante un aumento en el ingreso que una reducción en las tarifas del servicio para estimular la demanda? O acaso, ¿factores climáticos abruptos disparan el consumo y las tarifas? La posibilidad de responder satisfactoriamente a estas preguntas tiene implicaciones en la escala de producción de las generadoras, los sobrecostos asumidos por los usuarios y el diseño de políticas subsidiarias. De manera concreta, una correcta identificación de los determinantes del consumo de energía eléctrica aumenta las posibilidades de configurar un buen modelo de predicción de la demanda. Este tipo de análisis ya es tradicional en la literatura internacional y en menor medida, la nacional; aunque para la ciudad de Ibagué es inexistente; tras lo cual, crece la incertidumbre para las empresas generadoras, los usuarios y el gobierno departamental, más cuando los fenómenos del “niño” y la “niña” se recrudecen de manera progresiva. En el mejor de los casos, la demanda de energía eléctrica para la ciudad de Ibagué debería inferirse del estudio que hace la UPME para el corto y el largo plazo, con espectro nacional, lo cual es sumamente inconsistente pues apenas brinda un contexto para las regiones. Un estudio riguroso demanda una teorización de la dinámica energética y una exposición metodológica, a la manera, por referir un ejemplo, del trabajo que para Chile prepararon Benavente, Galetovic, Sanhueza y Serra (2005), quienes describen como en el corto y el largo plazo, la demanda de energía eléctrica responde al precio, siendo elástica, contrario a la tradicional creencia de que los usuarios no reducían significativamente su consumo cuando la tarifa aumentaba. Esta consideración le permite a los autores controvertir la manera como el gobierno chileno maneja los déficits de abastecimiento con racionamiento. Así las cosas, el análisis de las variables -que se profundizará en el marco teórico- se presenta de manera general a continuación.

La evolución material de la humanidad ha estado marcada por la utilización de manera creciente y cada vez más eficiente de energía obtenida a partir de recursos naturales, lo cual le ha permitido desarrollar grandes avances como las revoluciones agrícola e industrial y así aumentar de manera progresiva la capacidad productiva.

Desde finales del siglo XIX, el crecimiento económico se aceleró con la introducción de la electricidad; la energía eléctrica se convirtió en la forma de energía más segura, diversificada y eficiente de todas las formas de energía conocidas y esto potenció los procesos de producción industrial, lo que a su vez promovió la urbanización y estuvo relacionado con flujos migratorios y expansión demográfica en los principales centros poblados. Esto posibilitó la interconexión de los sistemas eléctricos y las crecientes economías de escala se hicieron fundamentales tanto para el sistema de producción fordista que se inauguraba, como para la provisión generalizada de energía eléctrica a nivel residencial.

El siguiente gráfico representa esa dinámica entre energía eléctrica y crecimiento económico.

*Figura 1. Representación simplificada del vínculo entre fuentes energéticas y producción agregada.*



Fuente. Energía y crecimiento económico. Oscar G. Manrique, Banrepública. 2013. P. 47

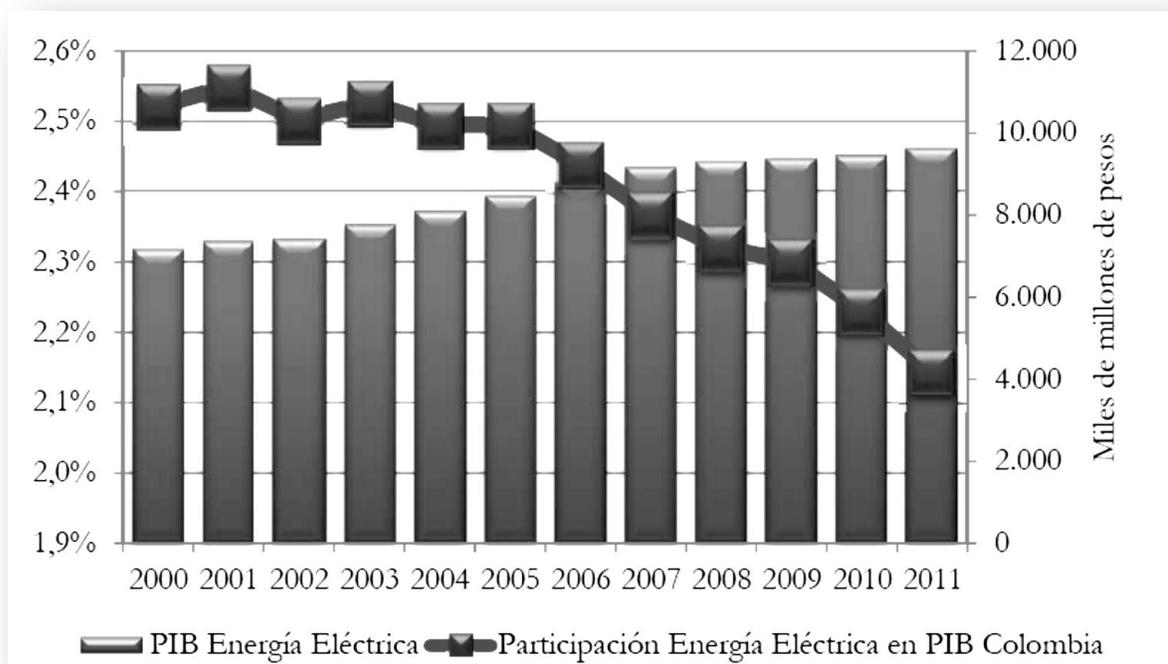
Se advierte como la Energía Eléctrica, que hace parte de los sistemas energéticos, es fundamental para la dinámica económica moderna, potenciando el uso de los factores de producción y aumentando la productividad; las variaciones en el precio de la energía eléctrica inciden en la estructura de costos de las empresas industriales, lo que tendrá implicaciones en los bienes finales y en el consumo. Para Colombia, y de acuerdo con la Unidad de Planeación Minero Energética UPME, la energía eléctrica es parte integral de la actividad diaria de la sociedad y del proceso productivo de la comunidad. En nuestro país, el suministro de energía eléctrica con fines comerciales data de finales del siglo XIX y estuvo a cargo de la empresa *Electric Light Company* en Bogotá. Luego, a mediados del siglo XX, el Estado asumiendo el compromiso de provisión de este servicio público domiciliario, emprendió un proceso de ampliación de capacidad instalada por todo el territorio nacional y se fundó después el Instituto de Aprovechamiento de Aguas y Fomento Eléctrico Electraguas y más adelante, la Empresa de Interconexión Eléctrica S.A. (ISA.). El pasado reciente ha llevado la generación y comercialización de electricidad desde el

monopolio natural hacia la privatización, como precisamente ocurrió en el caso de departamento del Tolima, cuando Electrolima S.A E.S.P entró en liquidación y la distribución y comercialización de energía eléctrica pasó a cargo de Enertolima S.A E.S.P en 2003.

El mercado eléctrico presenta una estructura de dos segmentos: el de usuarios regulados y de no regulados. El primero se enfoca en la demanda de pequeños consumidores residenciales; que para el caso Colombiano tienen un consumo promedio inferior a los 0,5 MW mensuales. Para el caso de consumo doméstico, se establecen precios diferenciales: diferenciales de cobro por estrato socioeconómico, donde los estratos 1, 2 y 3 son subsidiados por los estratos 5 y 6 y el estrato 4 es el único que paga su verdadero consumo.

Por otra parte, el indicador que pone de manifiesto la importancia de la provisión de energía eléctrica para el crecimiento económico colombiano es su participación sectorial dentro del Valor Agregado (PIB). A continuación, se presenta una gráfica donde se advierte que a partir del año 2005, aunque la tasa de crecimiento sectorial ha aumentado, la participación del sector en el PIB global ha descendido de manera pronunciada e ininterrumpida. Este comportamiento podría estar asociado con un crecimiento sectorial menos acelerado que el de la economía nacional en conjunto; lo que teóricamente ocurre si la demanda por este bien de uso final e intermedio desciende al subir las tarifas, o se intensifica el uso de fuentes energéticas alternativas. También es cierto que el significativo crecimiento de la economía puede estar impulsado por otros factores como la IED, las exportaciones, por tomar dos ejemplos. De probarse que la demanda por energía eléctrica cayó ante el incremento de las tarifas (lo que no necesariamente implica que el sector crezca menos que la economía nacional) si se podrían hacer inferencias sobre la elasticidad Precio Demanda por Energía Eléctrica en el país. En la siguiente figura se muestra el PIB del sector y su participación en el valor agregado nacional desde el año 2000 a 2011.

*Figura 2. PIB del sector energía eléctrica y su participación en el Valor Agregado Nacional (2000-2011)*



Fuente. Elasticidades de demanda por electricidad e impactos macroeconómicos del precio de energía eléctrica en Colombia. UNAL. Espinosa, Vaca & Ávila, 2013.

Bajo la dinámica mencionada, uno de los principales objetivos de un operador de red es el de suministrar la cantidad de energía que el mercado requiere, mantener la confiabilidad del servicio con el menor número de interrupciones, además mantener la calidad del servicio ofrecido todo lo cual obliga a conocer de manera anticipada cuál será la demanda futura. En ese contexto, conviene identificar los principales métodos para la predicción de la demanda de energía eléctrica. La teoría económica ha trabajado fuertemente al respecto y por lo menos desde la década de 1970 se advierten avances significativos. Hasta los 70 las estimaciones se realizaban se por medio de interpolación, a partir de entonces y como consecuencia de la crisis del petróleo, se empezaron a trabajar métodos más sofisticados como los modelos econométricos ARIMA, los sistemas de inferencia difuso neuronal, los modelos de series de tiempo y los modelos de componentes no observables entre otros.

Dado que la principal intención de este trabajo es la formulación de modelos que ayuden a mejorar, la predicción de la demanda de energía eléctrica en la ciudad de Ibagué, se construirán modelos de pronóstico a mediano plazo teniendo como referencia la literatura económica especializada.

## **1.1 PREGUNTA DE INVESTIGACIÓN**

Entre los años 2004 y 2010 el consumo de energía eléctrica en la ciudad de Ibagué ha crecido a una tasa positiva y significativa; pasando de 279,5 Gwh en 2004 a 427,4 Gwh en 2010 como lo indican los informes de la Superintendencia de Servicios Públicos y se presentará más adelante. La compañía de energía y el operador de red, ENERTOLIMA SA ESP recoge las estimaciones a partir de los modelos de proyección que ofrece la UPME, cuyo reporte es de orden nacional. Para el departamento del Tolima, el comportamiento podría ser estacionario por tener en una gran extensión del territorio bajo cultivos de arroz, y por eso es de la mayor importancia estimar la demanda, para verificar ese tipo de hipótesis. Además, teniendo en cuenta que si se compra una cantidad de energía eléctrica menor a la requerida -considerando que en Colombia se accede a ella por Bolsas de Energía Eléctrica- el costo se incrementaría para el consumidor final y, si se compra mayor cantidad de energía a la demandada se incurre en el costo de oportunidad relacionado con el uso del dinero en esa adquisición. En la dirección de generar dicha estimación, es necesario preguntarse, ¿Cuáles son los determinantes del consumo de energía eléctrica para el departamento del Tolima?

## **2. OBJETIVOS**

### **2.1 OBJETIVO GENERAL**

- Identificar los determinantes de la variación en el consumo de energía eléctrica para la ciudad de Ibagué.

### **2.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS**

- Establecer las variables necesarias y la proyección para el crecimiento de la demanda de energía eléctrica en la ciudad de Ibagué a partir de la construcción del marco teórico
- Construir y verificar modelos econométricos de la demanda de energía eléctrica, basada en los datos mensuales de los años 2005 al 2016.
- Determinar las variables significativas que sirvan de insumo para la implementación de un modelo de proyección de demanda de energía eléctrica, para las compañías energéticas (Operadores de red).

### 3. MARCO TEORICO.

#### 3.1 CONSIDERACIONES GENERALES.

Desde la perspectiva de la teoría económica, la energía eléctrica constituye un bien (servicio) bastante particular: su consumo es deseable para aumentar la calidad de vida de los individuos y en esa medida el bienestar de la población; es no rival porque su consumo individual no implica la imposibilidad de consumo para otros individuos, pero si da lugar a la exclusión porque es posible restringir el acceso a ella para quienes no pagan por su uso. Para autores como Richard Musgrave, y Lester Thurow desde la década de 1950, las consideraciones sobre la energía eléctrica son de suma importancia en la formulación de la Política Económica moderna y está en el centro del debate académico contemporáneo que gira en torno a la distribución de la riqueza. Para Musgrave un bien(servicio) meritorio constituye una especie de "puente" entre los bienes privados y los públicos que se hace indispensable cuando se presentan ciertas situaciones (Naranjo Cárdenas, 2012).

“Cuando hay fallas en la racionalidad del individuo que le impiden tomar decisiones autónomas y resulta indispensable la intervención de un tercero para velar por sus intereses

- Cuando la comunidad desarrolla valores compartidos que reflejan un proceso histórico de interacción entre individuos
- Cuando existen criterios paternalistas como la distribución pública de bienes privados en forma gratuita”

En esa misma dirección, Thurow, -referido por Eddy Naranjo- sostiene que el carácter “meritorio” de un bien o servicio responde a objetivos tanto de justicia distributiva (porque una parte de la población puede estar sub-consumiendo un bien que afecta directamente el bienestar) como de eficiencia (porque se puede comprometer la dinámica económica). Ambas consideraciones tomadas en conjunto, justifican con suficiencia la

adopción de monopolios naturales para la prestación del servicio de energía eléctrica. Desde luego, hay posturas en contra que definen un nuevo papel del Estado en la Economía, donde este debería concentrarse en resolver situaciones que afecten la eficiencia de los mercados y menos en la provisión de bienes públicos que, aunque redunden en equidad, terminan generando distorsión (como se plantea en el debate del “nuevo” enfoque de la Política Económica mencionado por autores como J.R. Cuadrado Roura).

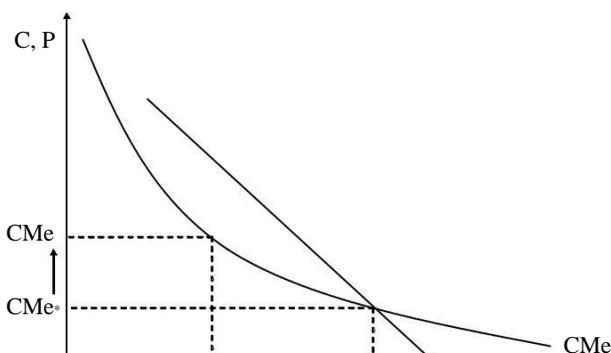
Aun así, la política pública ha optado por el suministro gratuito o subsidiado del servicio especialmente a los estratos bajos, dado que allí el aumento de tarifas afecta sensiblemente la capacidad de consumo en vista de la poca sustituibilidad de la energía eléctrica para atender a las actividades cotidianas.

### **Monopolio Natural.**

El caso del monopolio natural se da comúnmente cuando es más barato que toda la producción de uno o más bienes se realice en una sola empresa que en dos o más. En general, la condición para que exista un monopolio natural en la producción de uno o más productos está asociada a la existencia de «subaditividad» en la función de costos, es decir, que sea conveniente económicamente que la producción de cualquier cantidad de estos bienes se realice en una sola planta que en dos o más (ver Panzar 1989 y Gallardo 1999).

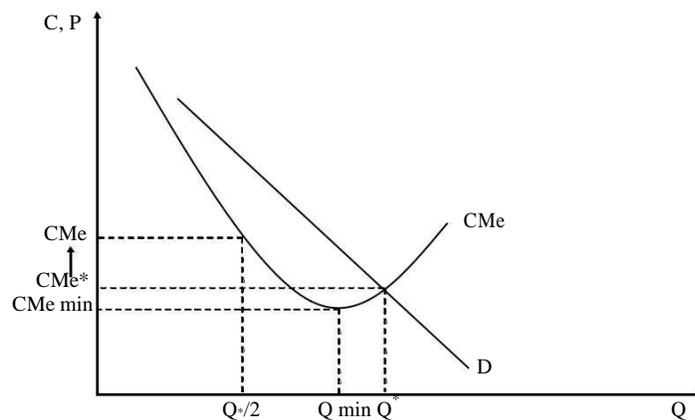
En el caso de la producción de un solo producto, para satisfacer determinado nivel de demanda es más eficiente que una sola empresa produzca para todo el mercado que hacer que la producción se divida entre dos o más empresas, pues el costo medio se incrementaría. En este caso, si se divide la producción en dos empresas, donde cada una produce  $Q^*/2$ , el costo medio de cada una de ellas —y por lo tanto del mercado— será mayor al costo medio de abastecer la demanda con una sola empresa que viene ( $CMe > CMe^*$ ).

**Gráfico 1.11. Monopolio natural y costos medios decrecientes**



Un resultado importante en el caso de la producción de un solo producto es que la existencia de economías de escala —costos medios decrecientes— es condición suficiente para que se cumpla la condición de monopolio natural. Sin embargo, no es una condición necesaria, pues puede seguir siendo más eficiente producir con una sola empresa aun cuando las economías de escala se hayan agotado, tal como se muestra en el siguiente gráfico, donde si se produce un nivel  $Q^*$  en dos plantas se tendrá un costo medio mayor que si se sigue produciendo en una sola, aunque ya se hayan agotado las economías de escala, pues los costos medios se encuentran en su tramo creciente.

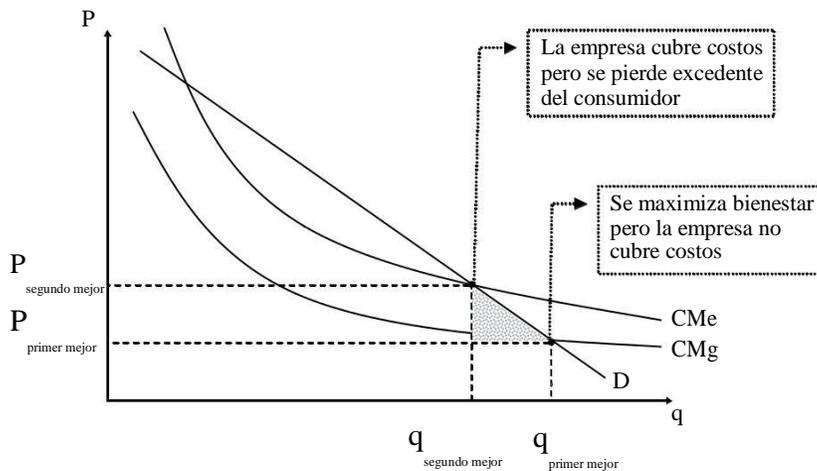
**Gráfico 1.12. Monopolio natural en ausencia de economías de escala**



Como se ha mostrado, cuando las funciones de costos de una industria tienen este comportamiento, es más eficiente para la sociedad que produzca una sola empresa, pero no se puede dejar que el monopolista fije libremente sus precios pues ello tendría una serie de consecuencias sobre el bienestar de los usuarios. Por ello, se suele optar por regular la entrada a la actividad y establecer una adecuada política de fijación de precios.

Tal como se explicó anteriormente, el bienestar de la sociedad se maximiza cuando el precio se iguala con el costo marginal. En el caso de monopolio natural, el bienestar de la sociedad se maximiza cuando el monopolista produce una cantidad tal que la sociedad está dispuesta a pagar un precio por unidad adicional igual a su costo marginal. Sin embargo, de obligarse al monopolista a producir dicha cantidad y cobrar este precio, conocido como primer mejor (*first best*), este arrojaría pérdidas económicas, tal como se puede apreciar en el siguiente gráfico.

**Gráfico 1.13. Precios de primer y segundo mejor**



### 3.2 LOS DETERMINANTES DEL CONSUMO ENERGÉTICO.

Antes de referir como la demanda de energía eléctrica es determinada por algunos factores del aparato productivo, vale destacar como el uso generalizado y más eficiente de la misma puede incidir en el crecimiento económico de un territorio. Los recursos naturales constituyen el factor productivo aportado por la naturaleza y su posibilidad de ser o no renovados han sido una preocupación mayor para algunos economistas, especialmente de la Escuela Clásica. La cantidad y calidad de la tierra, la disposición de fuentes hídricas, la provisión de recursos minerales, la posibilidad de sustituir entre distintas fuentes energéticas, han sido elementos de primer orden para entender la generación y distribución de la riqueza (Quesnay, Ricardo), la posibilidad de modificar las escalas de producción y con ello la eficiencia productiva (Marshall), o hasta para pronosticar el fin del crecimiento económico (Malthus).

Sin embargo, ya en el siglo XX y en el contexto de las teorías del crecimiento económico modernas, los recursos naturales son menos relevantes como factores de la expansión del producto, lo cual se hace evidente con los primeros modelos donde el factor tierra se

supone “dado”. Las teorías del crecimiento económico desarrolladas entre la década de 1930 y 1960 Solow, Swan; sostienen que entre los dos factores protagonistas del proceso de producción (trabajo y capital). Más adelante, reconocerán que el mejor uso del capital y el trabajo son significativos para el progreso económico. En todo caso, los empresarios son los llamados a realizar inversión permanente para posibilitar el crecimiento. Autores posteriores como Arrow o Barro reivindicarán el papel del factor humano en la producción: el primero propone retroalimentación entre la inversión en capital, en recurso humano y las mejoras tecnológicas; en tanto que Barro indicará que los rendimientos son mayores cuando la inversión en capital humano y capital físico van de la mano con la tecnología y mayor conocimiento por parte de la mano de obra.

Ahora bien, el desarrollo de estas teorías permitiría entender que la acumulación y uso del capital privado demanda ciertas condiciones de infraestructura física para poder ser capitalizado. La energía eléctrica es un recurso inseparable del uso del capital y es fundamental para la consolidación de Economías de Escala que reducen los costos conforme aumenta la producción y generan altos índices de productividad. Se puede entonces inferir que el uso de la energía eléctrica hace posible que las inversiones en capital sean provechosas, se haga decrecer los costos conforme aumenta a escala de producción, se dispare la productividad y se alcance crecimiento económico. Sin embargo, se asume que el suministro es el adecuado y no comprometería la actividad productiva. Esto no es necesariamente cierto en todo tipo de territorio y algunas zonas apartadas donde el fluido eléctrico es precario, se compromete la calidad de vida de la población y se pierden valiosas posibilidades de inversión.

Lo anterior podría entenderse como el desarrollo teórico de modelos que no integran recursos naturales, pero también podría leerse como un esfuerzo de estos economistas por enfentar la escasez de recursos naturales a través del cambio técnico. Al respecto, Solow tenía la siguiente consideración: *“el mundo puede seguir adelante sin recursos naturales, de modo que su agotamiento es sólo un acontecimiento, no una catástrofe”*(1974). Solow está completamente convencido en la sustituibilidad de los recursos naturales. (Melo, 2013)

Sobre la energía eléctrica en particular la mención no es explícita, pero su importancia para el eficiente uso del capital en casi cualquier actividad económica es innegable. La generación de energía eléctrica y la provisión de la infraestructura física que lo permita, ha sido política gubernamental de primer orden, bajo el supuesto de que un adecuado suministro de electricidad permitirá que el sector privado haga uso de su capital a plena capacidad y a bajo costo, elevando los niveles de productividad y potenciando el crecimiento económico.

Ahora bien, retomando la discusión de los determinantes del consumo de energía eléctrica, se reconocen entre los principales: el crecimiento económico, la densidad poblacional de un territorio, factores climáticos, nivel de ingreso familiar y desde luego, el precio o tarifa. Se recogen tres referencias para la exposición. En una primera aproximación, Morales, Luyando y Flores (2012) establecen que el consumo de energía eléctrica para uso residencial en el área metropolitana de Monterrey está determinado por el crecimiento de la población, el aumento del producto y la tarifa. Su trabajo se propone estimar los diferentes efectos que tienen sobre el consumo residencial variables como el precio, el ingreso, el número de hogares y los factores climáticos (Morales, pág. 82). En su revisión de antecedentes variable a variable, se advierte que el área metropolitana concentra el 88% de la población del estado y por ende el nivel de población (medido en número de hogares) es determinante. Por otro lado, frente a la actividad económica, los autores identifican al Distrito Federal de Nuevo León como uno de los que más aportan al Producto Interno Bruto (PIB) nacional y también dentro de los que más consumen electricidad. Asimismo, refieren que cuando el PIB decae, la demanda por energía eléctrica se contrae, como ocurrió en 2009 cuando su producto agregado cayó en 9,2 por ciento y el consumo de electricidad descendió 1,5 por ciento; confirmándose la estrecha relación entre ambas variables. Ahora bien, hablar de expansión de la producción y densidad poblacional está relacionado con perspectiva del desarrollo de los países y por ello, para ampliar esta descripción, los autores se apoyan en el Índice de Productividad de la Energía respecto al PIB, tomado de Bouille (2004), y, que indica como el coeficiente de este indicador depende del nivel de desarrollo alcanzado por un país, dado que con un nivel bajo de desarrollo el uso de la energía es más intenso al implementar tecnologías primitivas;

después se estabiliza y decrece, conforme la mecanización y la transformación de la estructura productiva se eleva.

De otra parte, siguiendo con la exposición de las variables, los autores afirman que los cambios en las tarifas y en el nivel de ingreso de las familias si pueden tener efectos en el consumo de energía eléctrica, de corto y el largo plazo. Sostiene que, por ejemplo, si se incrementa el precio del servicio eléctrico domiciliario, en el corto plazo una familia reduciría el tiempo promedio de uso en sus electrodomésticos, en tanto que, en el largo plazo, reconfigurarían sus electrodomésticos o comprarían unos que implementen tecnologías ahorradoras para seguir usándolos en número de horas acostumbrado. Estas teorizaciones se reproducen en un modelo que orientará su investigación (Ibid, p.90) Parte de una función de demanda tipo Cobb-Douglas para describir el consumo de energía eléctrica residencial en la Zona Metropolitana de Monterrey:

$$Q_t = AY_t^{\beta_1} Pe_t^{\beta_2} Pg_t^{\beta_3} U_t^{\beta_4} e^{E_t}$$

Que en su forma logarítmica se replanteó:

$$\ln Q_t = \alpha_0 + \beta_1 \ln Y_t + \beta_2 \ln Pe_t + \beta_3 \ln Pg_t + \beta_4 \ln U_t + E_t$$

Donde  $Q_t$  es el consumo residencial de electricidad en el periodo  $t$ , medido en megavatios por hora (MWH).  $Y_t$  es el ingreso medido por el índice de la actividad económica nacional;  $Pe_t$  es el precio real de la electricidad medida como un índice;  $Pg_t$  es el precio real del gas medido como un índice;  $U_t$  es el número de usuarios del servicio, y por último la variable  $E_t$  capta el error aleatorio. El modelo se aplicó empleando series de tiempo de 1993 a 2010, en frecuencia mensual, con el enfoque de dos etapas de Engel-Granger (Enfoque propuesto por estos autores en un paper de 1989 titulado Cointegration and error correction: representation, estimation and testing).

Entre los resultados se observó que la demanda de energía no es sensible a los cambios en el precio y que el precio del gas no es relevante estadísticamente en el largo plazo. Sin embargo, en el corto plazo presenta un signo negativo y significativo. Por el lado del ingreso (al cual se aproxima por el índice general de la actividad económica nacional), se obtuvo un coeficiente positivo y estadísticamente significativo en el largo plazo. Finalmente, el número de usuarios en la red “es la variable más importante para caracterizar el consumo de electricidad de la Zona Metropolitana de Monterrey y los resultados indican que un incremento porcentual en el número de usuarios aumentaría el consumo de electricidad en el largo plazo en 0,618 por ciento” (Ibid, p. 90).

Bajo una perspectiva similar, la CEPAL presenta “El cambio climático y la energía en América Latina” (2015), trabajo donde indaga sobre la relación causal entre demanda de energía, crecimiento económico y emisiones de CO<sub>2</sub> para América Latina, con especial mención de Chile y México en comparación con el comportamiento promedio de los países de la OCDE, con datos del período 1971-2008. Aunque el estudio no se refiere a la energía eléctrica en particular, si se la considera en el contexto de un grupo de fuentes energéticas tradicionales. Como premisa se establecía que el crecimiento económico afecta el consumo energético y las emisiones de CO<sub>2</sub>, y a su vez estos impactan positivamente sobre la actividad económica debido a la importancia del sector energético en la estructura productiva de los dos países.

Al respecto, consideran el análisis de Galindo (2005) quien advierte que el consumo energético en el largo plazo es en general inelástico con respecto al ingreso, siendo el sector agrícola el menos elástico y el industrial el más elástico. También sostienen que el crecimiento económico genera aumentos en el consumo de energía pero este impacto se reduce a medida que los países alcanzan niveles más altos de desarrollo económico. Ahora bien, también es cierto que el crecimiento en el consumo de energía genera crecimiento económico en algunos países, por ende, las medidas encaminadas a reducir el consumo de energía pueden comprometer la expansión del producto. En términos de sensibilidad su

estudio identifica que el consumo de energía es por lo general más sensible ante cambios en el ingreso que ante cambios en los precios. En el caso de la energía eléctrica sin embargo hay una excepción como los sostiene el trabajo de Agostini (2012) citado por la CEPAL.

Finalmente, se encuentra la reciente investigación de Carlos Caballero y Daniel Ventosa (2016), donde se indaga sobre la relación causal entre el Consumo de Energía Eléctrica y el Producto Interno Bruto per cápita de 17 países de América Latina, Canadá y Estados Unidos. Metodológicamente, modelan la relación a través de una especificación VEC (Vector de Corrección del Error) que permite rupturas estructurales, además de pruebas de enlaces causales basados en los conceptos de débil y super exogeneidad, en lugar de la causalidad de Granger. Se hacen inferencias sobre el comportamiento consumo de energía eléctrica-crecimiento económico a la luz de varias hipótesis: la del enfoque del crecimiento ( la demanda energética causa crecimiento económico en una relación unidireccional) , la del enfoque de la “ conservación” (el crecimiento económico dinamiza el consumo de energía eléctrica) , bajo también el enfoque de la neutralidad ( relaciones de causalidad y retroalimentación entre las dos variables hace que la dependencia vaya en doble vía). El paper muestra resultados relativos: mientras hay evidencia favorable al enfoque del crecimiento para ocho países (Bolivia, Brasil, Canadá, El Salvador, Honduras, Nicaragua, Panamá, Paraguay) otros tres países manifiestan una dinámica de “conservación” (Colombia, México y los Estados Unidos). Un grupo adicional de países es consistente con el enfoque de la neutralidad (donde destacan Argentina, Guatemala y Venezuela).

### **3.3 SOBRE LA ELASTICIDAD**

También se hace mención a trabajos que estiman las elasticidades de la demanda de energía eléctrica para Colombia, elemento fundamental para caracterización del consumo departamental propuesto.

En un estudio de 2013, Andrea Galindo pretendía determinar si entre el consumo de energía eléctrica y el crecimiento económico de Chile existe una relación de causalidad. El análisis se justifica en la medida que permitiría hacer inferencias en torno a la pertinencia de aplicar una política energética de carácter conservacionista, que si bien favorecería la sostenibilidad, podría comprometer el crecimiento económico del país.

Metodológicamente, la autora optó por una estimación entre crecimiento económico y energía eléctrica para establecer causalidad, pero advirtió que presentaba limitantes por lo cual involucró al empleo como tercer variable y ahora su propósito fue establecer causalidad entre estas tres variables. En términos técnicos, estableció el orden de integración de cada una de las variables, verificó la relación de cointegración entre las mismas mediante la prueba de cointegración de Johansen y determinó la causalidad en sentido Granger por medio de Modelo de Corrección de Error (MCE). La autora recopiló datos comprendidos entre 1975 y 2011.

Teóricamente, existen cuatro posibles relaciones de causalidad: unidireccional del consumo de energía hacia el crecimiento económico (en este caso las políticas conservacionistas podrían afectar negativamente el crecimiento económico, especialmente en países en desarrollo), unidireccional del crecimiento económico hacia el consumo de energía eléctrica (implica que no existe dependencia del crecimiento al consumo energético), de causalidad neutral (no existe una relación de causalidad y el crecimiento económico no se ve afectado por las políticas de reducción del consumo de energía) y, una relación de causalidad bidireccional (lo cual indica que las políticas conservadoras de energía no son recomendables, lo permitiría recomendar el desarrollo del sector eléctrico para impulsar el crecimiento económico. (Galindo, 2013).

Los resultados estimaron que “al 5 % de significancia no existe una relación de causalidad entre el consumo de energía eléctrica y el crecimiento económico, pero si existe una relación de causalidad del consumo de energía eléctrica y el crecimiento económico

hacia el empleo. Adicionalmente, al 10 % de significancia se encontró una relación de causalidad del consumo de electricidad hacia el crecimiento económico”. Así las cosas, el estudio concluyó que las políticas conservacionistas enfocadas en la reducción del consumo energético podrían afectar negativamente al empleo y podrían llegar a afectar el crecimiento económico, tanto en el largo como en corto plazo, dado que la autora realizó análisis para ambos períodos.

Bajo la misma intención de la investigación de Galindo para Chile, el estudio de Medina y Vicéns logró identificar los factores determinantes del consumo eléctrico de los hogares en España, como insumo para la elaboración de políticas de ahorro energético. Su metodología fue la de regresión cuantílica. Dentro de las conclusiones se tiene que la electricidad se identifica como “un bien de primera necesidad, con una elasticidad renta próxima a cero, y donde cualquier política de ahorro energético que implique variación en la renta disponible tendrá un impacto muy limitado en los hábitos de consumo eléctrico”(Medina, Vicéns. 2011)

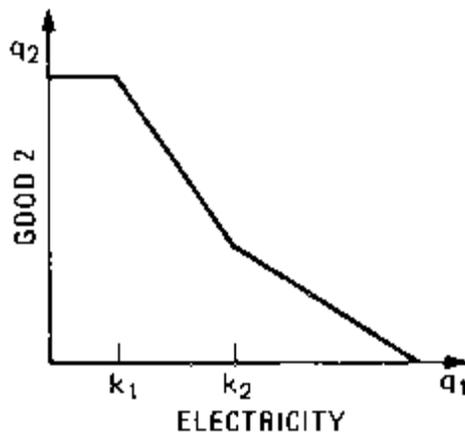
En 1975 el profesor Lester D, Taylor presenta los resultados de su investigación en el Instituto de Investigación de Energía Eléctrica de Palo Alto California y su artículo constituye un estado del arte de la principal literatura econométrica sobre la demanda de la energía eléctrica a mediados de la década de 1970: investigaciones orientadas a la demanda de uso industrial, comercial y residencial, pero que hace énfasis en esta última. La revisión crítica de Taylor no sólo describe las particularidades de la demanda de energía eléctrica (demanda derivada de bienes de capital, estimación de tarifas por bloques decrecientes, demanda de corto y largo plazo) sino que además evalúa la pertinencia de los enfoques analíticos (modelos econométricos) utilizados en las investigaciones referidas. También ofrece tanto sugerencias metodológicas como un plan de investigaciones futuras relacionadas con la temática. Retomamos los elementos analíticos expuestos por el mismo Taylor y no el debate teórico y metodológico que sostiene con otros autores. Como primera medida, el autor hace una exposición conceptual, gráfica y formal de algunas características

de la demanda de energía eléctrica<sup>1</sup> de uso residencial, que son las que precisamente limitan y/o definen el planteamiento metodológico a seguir en cualquier tipo de análisis que la tenga por objeto de estudio. Considera Taylor que en vista de que la electricidad presenta precios de bloque, su función de demanda es del tipo:

$$Q = f(x, p_1, p_2 \dots p_n)$$

Donde, Q representa la cantidad consumida del bien en cuestión, x se refiere al ingreso y,  $p_1, p_2 \dots p_n$  representan los precios de los bienes. Se considera que ingresos y precios vienen determinados por el mercado y que en principio, Q y x tienen que ver con un consumidor individual o familiar. Esquemáticamente presentaría la siguiente forma:

*Figura 3. Restricción presupuestaria con disminución del precio de bloque (Tomado de Taylor, 1975)*



La demanda por energía eléctrica ( $q_1$ ) está en función de la demanda por el conjunto de bienes de capital que se operan con fluido eléctrico. Asimismo, existen más bienes que se demandan, que pueden agruparse en  $q_2$ . Dado un ingreso limitado, cuando los consumidores deciden adquirir más bienes distintos a los de capital, la demanda por energía eléctrica disminuye. Desde luego, el consumo de energía eléctrica también depende de su precio y opera la lógica de la ley de la demanda (se consumen menos cantidades de este

<sup>1</sup> En adelante se hablará en este documento de energía eléctrica y electricidad de manera indistinta.

bien cuando su precio aumenta y, viceversa), pero, los precios (tarifas) no se mantiene estables sino que se modifican conforme aumenta el consumo; cambian porque el costo medio se reduce al aplicarse un economía de escala.

La forma “quebrada” de la demanda es consistente con la teoría clásica propuesta por Sweezy para un mercado oligopólico como el de la energía eléctrica. Su tramo elástico indica que ante una subida de precio unilateral por parte de uno de los oligopolistas, los demás no le “seguirán” en su política tarifaria y por ende la cantidad demanda del primero de los agentes disminuirá sustancialmente. Sin embargo, si el oligopolista decide bajar precios, los demás optaran por reducirlos a su vez para no perder usuarios. En tal situación, aunque el primer agente haya tomado la iniciativa por bajar tarifas su cantidad demandada no se incrementara notablemente (lo que explica su tramo elástico).

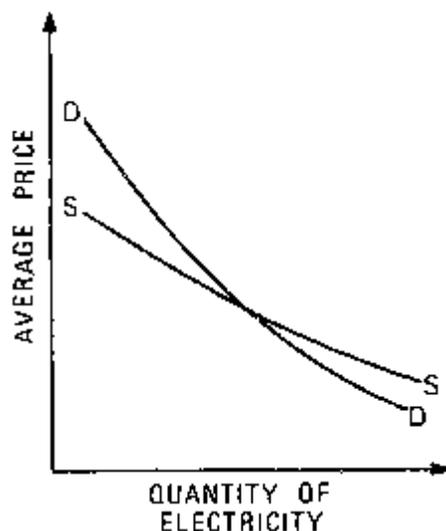
Sin embargo, sugiere Taylor que esta forma funcional, aunque teóricamente aceptada, no es recogida por los modelos econométricos de interés para la demanda de energía eléctrica y debe replantearse. Las razones que explican esta circunstancia están asociadas a que la demanda de electricidad es una demanda derivada (y en estrecha relación con otros bienes complementarios y sustitutos) y por otro lado, a que el consumo de energía eléctrica se enfrenta a una lista de precios y se compra en bloques. Esta última circunstancia, la presencia de una lista de precios, tiene importantes implicaciones econométricas para el equilibrio del consumidor y para la función de demanda, que en términos de Taylor no se había investigado sistemáticamente.

Su esquema supone la existencia de dos bienes,  $q_1$  y  $q_2$ , siendo el primero la electricidad ( $q_1$ ). El consumidor maximiza su función de utilidad con una restricción presupuestaria como es habitual, pero esta no es lineal y esto obedece a que la electricidad es comprada de acuerdo a una “tarifa de dos partes” de acuerdo con una lista de precios. La principal implicación es que el equilibrio del consumidor no puede derivarse a través del

cálculo diferencial, como es usual y se hace necesario implementar lo que en su tiempo se llamó programación matemática.

Lo que propone es una estrategia “mixta”, que vincule los elementos del precio marginal en la ecuación de la demanda, bajo el supuesto de que el consumidor alcanza el equilibrio cuando maximiza sus beneficios con costo en el margen. Así las cosas, la limitante se reduciría a establecer el precio marginal dentro de las distintas tablas de precios. Otra particularidad es que el consumidor se enfrenta a una curva de oferta negativa y por ello es necesario replantear la función de demanda. Por otro lado, es relevante considerar que la energía eléctrica no se demanda como bien final sino como insumo de los procesos de producción; es decir, que el consumo de electricidad no genera utilidad en sí mismo sino en la medida en que posibilita adelantar procesos productivos. Estos procesos dan uso a bienes de capital (llamados por Taylor capital social) que son duraderos y ello obliga a diferenciar entre demanda de electricidad de corto y largo plazo. A corto plazo, se asume que los bienes de capital demandan energía eléctrica de manera fija (su consumo es fijo); mientras que a largo plazo el consumo es variable.

*Figura 4. Equilibrio del mercado de energía eléctrica con oferta negativa*



La existencia de una lista de precios que disminuye en bloque implica que el consumidor se enfrenta a una oferta negativa, respecto al precio medio. El equilibrio se produce en la cantidad en que la demanda por parte de los usuarios y la oferta ( el suministro ) de la generadora, son iguales.

#### 4. ESTADO DEL ARTE

En 1989 Cardona y Ocampo adelantan una investigación que pretende estimar la demanda de energía eléctrica del sector residencial en el área metropolitana de Medellín entre 1983 y 1987, bajo la coordinación del profesor Jesús Alonso Botero y con evidente influencia del trabajo de Taylor. Su gran particularidad, que es también su valor agregado, es que el análisis no es global (modelo de demanda nacional), sino local y que evalúan varias herramientas econométricas y varias formas funcionales antes de realizar la estimación. Inicialmente realizan una teorización de la demanda de electricidad y se identifican las variables relevantes para el modelo. Refieren como el análisis es limitado dado que la información oficial utilizada presenta irregularidades en las series de tiempo. Ese trabajo es útil, en la medida que brinda una metodología para hacer proyecciones a nivel regional sobre el comportamiento de la demanda.

Se plantea que la conducta del consumidor está condicionada por una variedad de factores entre los cuales son más importantes las preferencias personales y la restricción presupuestaria. La maximización de la utilidad vendría dada por:

$$U = U (q_1, q_2, \dots, q_n)$$

Donde,  $q_1, q_2$ , que son las cantidades de los distintos bienes de consumo, sujetas a la restricción,

**n**

$$\sum_{i=1}^n P_i \cdot Q_i = Y$$

Donde,

$p_i$ : precio del bien

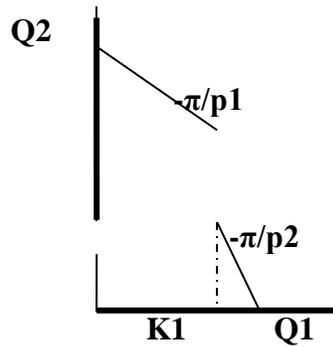
$i$ : 1, 2, ..., n

$Y$ : ingreso o poder adquisitivo

$$Q_i = f(P_i, P_c, Y)$$

$P_c$ : precio de otros bienes

Figura 5. La demanda de energía eléctrica por bloques en un mercado de dos bienes.



Siguiendo la línea de Taylor, las autoras aclaran que la energía eléctrica presenta características específicas que la distinguen de los bienes a que habitualmente se aplica la teoría del consumidor: es una demanda derivada (es decir, no se consume como bien final sino como un insumo complementario al consumo de bienes durables como los electrodomésticos), el consumidor se enfrenta a una lista de precios en vez de a un único precio y es comprada en bloque. La lista de precios afecta el equilibrio del consumidor porque debe ajustarse a los rangos y a las posibilidades de uso de la electricidad.

Su formulación identifica como  $Q_1$  el consumo de la electricidad y  $Q_2$  como el consumo de los demás bienes, incluyendo los electrodomésticos. El consumo de energía eléctrica ( $Q_1$ ) está sujeto a una tarifa de dos partes: una con un precio  $\pi_1/\text{kwh}$ , que hace referencia al consumo básico y que corresponde a un rango de consumo de hasta  $K_1$  (Se incluye un rango mínimo de 50 kwh). Una segunda parte es la tarifa cobrada para un consumo superior a  $K_1$ , por un precio  $\pi_2/\text{kwh}$ .

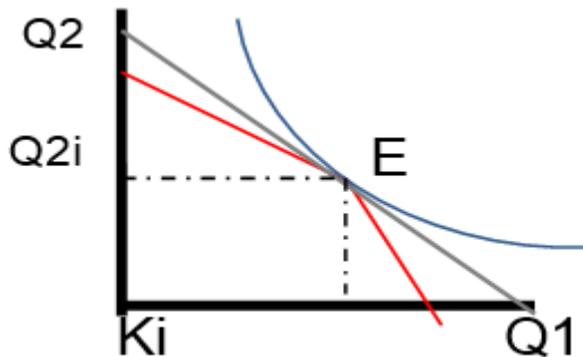
Tabla 1. Relación de rangos y precios

CONSUMO	TARIFA
$K1 > Q1 > 0$	$\pi 1 / \text{kwh}$
$Q1 > K1$	$\pi 2 / \text{kwh}$

Elaboración propia partir de Cardona y Ocampo, 1989

Para determinar la función de utilidad del consumidor se toman dos rangos ( $Q1$ ,  $Q2$ ) y el nivel de ingresos ( $Y$ ), pero se advierte que la línea de presupuesto no es lineal como sería en una situación corriente, sino cóncava respecto al origen; esto se debe a que –como ya se mencionó–  $Q1$  se enfrenta a una lista de precios y no un precio único. Respecto a su ingreso se asume que el consumidor tiene un ingreso nominal para maximizar su utilidad, pero que se reduce cuando ingresa al mercado de energía eléctrica porque se ve obligado a pagar un consumo mínimo. Esta circunstancia lo lleva a elegir una curva de indiferencia que no es la mayor, obtener su óptimo. De manera práctica y pensando en estimar la función demanda, concluyen que el ingreso correcto a utilizar será el ingreso virtual, descontando el cargo fijo. Se revisan los efectos de la variación en el precio y las modificaciones en el ingreso sobre la demanda de electricidad. Como la curva de indiferencia es convexa frente al origen y la restricción presupuestaria cóncava, se garantiza la existencia de un equilibrio único para el consumidor. Para determinar el ingreso y el precio usan el Método de Rosen para precios hedónicos (“Hedonic Prices and Implicit Markets: Product Differentiation in Pure Competition, 1974). Se considera un consumidor condicionado a un presupuesto lineal y aplica el método de variables instrumentales.

Figura 6. Posibles puntos de equilibrio para el consumidor de energía eléctrica



Por otro lado, siguiendo con la caracterización de la demanda de energía eléctrica de uso residencial, sostienen que en el corto plazo se define como una medida de kw/h del consumo de energía y se toma el stock de capital del consumo de energía eléctrica como fijo; además la estructura de la función de demanda no varía. En el largo plazo por el contrario, la demanda es variable en el tiempo y se pueden realizar cambios que modifiquen su estructura. En el largo plazo, el comportamiento del consumidor con respecto a la adquisición de bienes durables determinará la capacidad de consumo de energía eléctrica y los stocks de estos bienes a su vez, están relacionados con la inversión, la tasa de interés y la depreciación.

Para la construcción del modelo de energía eléctrica se agotaron varias fases:

Tabla 2. Fases de elaboración del modelo de energía eléctrica de uso residencial para el Área Metropolitana de Medellín

1. Validación de Información recopilada	Se construyen las series de tiempo a partir de la información suministrada por el Centro de Documentación de EE.PP. MM, el DANE
2. Determinación de variables en la función de demanda de energía eléctrica	S: Existencia de electrodomésticos

	<p>VARIABLES DEMOGRÁFICAS (NSUSP, número de suscriptores residenciales. NPV, número de suscriptores por vivienda)</p>
	<p>Otras variables (<math>Q_i</math>: consumo por suscriptor medio; <math>Y_i</math>: ingreso promedio del suscriptor; PPR: precio promedio de la energía eléctrica; PMg: Precio Marginal)</p>
<p>3. Determinación de variables consideradas en el modelo de demanda de energía eléctrica</p>	<p>CMPR: Consumo promedio de energía eléctrica</p> <p>CF: cargo fijo</p> <p>TRANS: transferencias del ingreso</p> <p>INGRV: ingreso virtual</p> <p>INGR: Ingreso promedio</p> <p>NPH : Número promedio de personas por vivienda</p> <p>TARIF: Tarifa</p>
<p>4. Aplicación del método de variables instrumentales</p>	<p>Este método se hace para obtener un ingreso virtual a través de la medición del consumo promedio de energía eléctrica en función del ingreso deflactado y el número de personas por hogar. Tiene como objetivo encontrar una tarifa estimada que corresponda al consumo estimado para hallar la transferencia del ingreso y encontrar el ingreso virtual</p>
<p>5. Componentes principales</p>	<p>Este instrumento se emplea para solucionar el problema de colinealidad. Permite hacer transformaciones en las variables con el fin de obtener otras variables</p>

	<p>independientes entre sí, buscando mejorar los resultados en el modelo.</p>
--	---

Fuente: elaboración propia a partir de Cardona y Ocampo, 1989

.

### **FORMULACION DEL MODELO**

El modelo de demanda tendría la forma:

$$Q = F(Y, S, \pi, Z)$$

De manera general se tiene,

$$Q_t = F(Y_t, S_t, \pi_t, Z_t)$$

A esta fórmula se le realizan desarrollos algebraicos, sin embargo, la estimación completa del modelo es imposible por las mencionadas series de datos irregulares. El modelo entonces es,

$$CMPR = f(\gamma, \pi, NPH)$$

Y para efectos de correr el modelo, se determinó la siguiente ecuación:

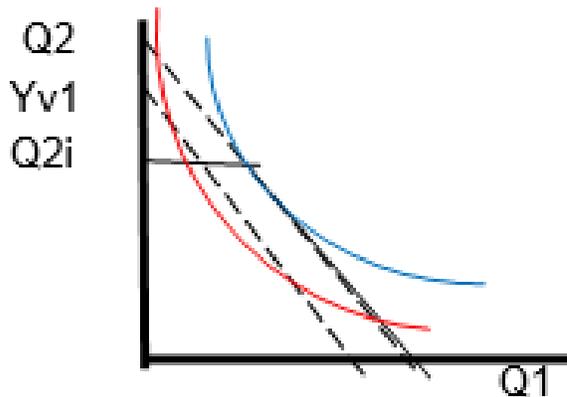
$$CMPR(kwh) (i, t) = B_0 + B_1 INGRD (i, t) + B_2 TARIFA (i, t) + B_3 NPH (i, t)$$

El modelo se corrió con los paquetes estadísticos MICROSTAT, RATS y SYSTAT. Vale decir, que se reformuló el modelo para corregir problemas asociados con la colinealidad y la correlación. Las transformaciones se hicieron mediante el método de las variables instrumentales y componentes principales. Las estimaciones del modelo se hicieron de forma lineal y luego logarítmica con dos niveles de ingreso y se tuvo en cuenta el mejor ajuste para decidirse por un modelo. Al final, el definitivo fue:

$$\ln \text{CMPR} = B_0 + B_1 \ln \text{INGD2} + \ln \text{TARIFA} + B_3 \ln \text{NPH} + U$$

A continuación se relacionan dos situaciones especiales:

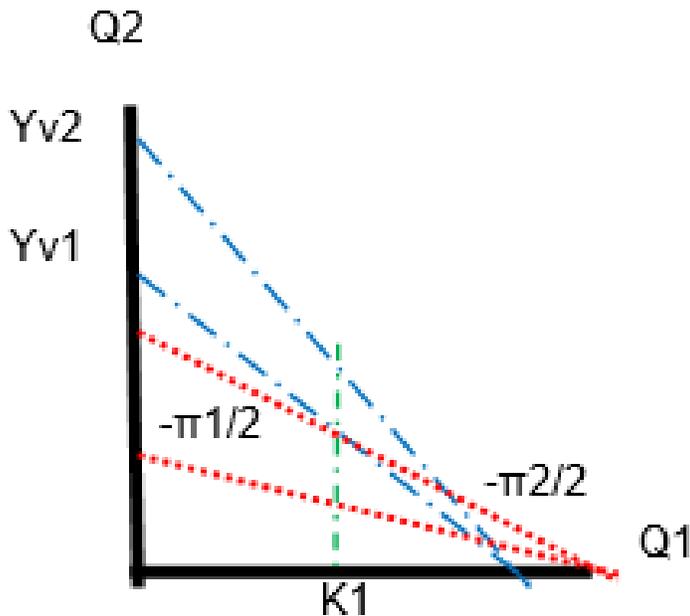
*Figura 7. Cambios en el rango de consumo a consecuencia de variaciones en la tarifa*



Tomado de Cardona y Ocampo, 1989

Las variaciones en la tarifa de la energía eléctrica ocasionan modificaciones en el consumo de los usuarios, que lo hace por rangos. Se presentan dos equilibrios; el primero se explica por el precio del segundo rango y el ingreso virtual ( $Yv1$ ) y, el segundo por el precio  $\pi_1$  y el ingreso,  $Y_a$ .

*Figura 8. Cambios en el precio de los demás bienes*



Tomado de Cardona y Ocampo, 1989

Cuando el precio de los bienes distintos a la energía eléctrica cambia y a su vez, se modifica la restricción presupuestaria, el ingreso virtual aumenta y  $\pi_2$  permanece constante.

Finalmente, está el trabajo de Vélez, Botero y Yañez (1991) que “busca investigar las propiedades de la demanda residencial de energía eléctrica en dos ciudades colombianas (Bogotá y Medellín) en el periodo 1970-1983”. Resaltan, como Taylor, Cardona y Ocampo que la modelación económica de este mercado tiene características especiales: discriminación de precios de los monopolios de distribución, lo que conlleva a que diferentes clases de consumidores enfrentan una curva de oferta ascendente que impide la agregación “horizontal” de la demanda y por ello se requiere de una agregación de las formas reducidas finales de las diferentes clases de consumidores. Al final de su ejercicio obtienen resultados econométricos estadísticamente significativos que guardan coherencia con los supuestos económicos convencionales.

Inicialmente caracterizan de manera general el mercado de energía eléctrica para Medellín y Bogotá y establecen que las “formas reducidas” propuestas para los modelos de estimación de ambas ciudades guardan diferencias, toda vez que la disponibilidad de sustitutos para la electricidad es casi nula en Medellín. Para la elaboración de su modelo advierten la necesidad de involucrar los parámetros de la oferta como regresores y se requiere el uso de algoritmos no lineales de minimización.

Para establecer la función de oferta y las distintas funciones de demanda a considerar se establece:

$$Q^t = G(P) \text{ t t } G' > 0$$

Donde Q; es el consumo de un suscriptor en el período t y P es el precio por unidad de consumo (kwh) asociado a cada nivel del consumo por suscriptor en el período. De manera simultánea existen N clases diferentes de funciones de demanda, que tienen como forma general:

$$Q_d(t,i) = F_1(P_t, A_{ti}); \quad F_2 < 0, F > 0, i = 1, \dots, N$$

Donde Qd es la cantidad demandada por los suscriptores que tiene la "característica" A. Esta variable A, es un indicador de las combinaciones de capacidades (ingresos y consumo potencial) y necesidades de consumo (preferencias y necesidades -tamaño familiar, hábitos de consumo, entre otros) de cada clase de suscriptores.

#### Modelo teórico del consumo por suscriptor medio

Los autores restringen las formas funcionales de la oferta y la demanda a *formas funcionales exponenciales en busca de un mejor ajuste estadístico de la función de oferta empírica a ese tipo de función*. También se supone que para el período de estudio la función de distribución discreta de las funciones de demanda mantiene cierta *estabilidad con respecto* a la media del consumo por suscriptor.

Se establece que los períodos son:  $t = 1, 2, \dots, T$  y que las funciones de oferta vienen dadas por:

$$Q_t = C_t \cdot P^{e_t} \text{ et, } C_t > 0, e_t > 0, t = 1, 2, \dots, T$$

Donde,  $C_t$  y  $e_t$  son parámetros de la función de oferta del año  $t$ , cambiantes con el tiempo. El parámetro que representa la elasticidad precio de la oferta y está relacionada inversamente con la progresividad de la estructura tarifaria. El parámetro  $c_t$  representa el intercepto cuando el precio toma el valor de la unidad.

Por su parte las funciones de demanda vienen dadas por:

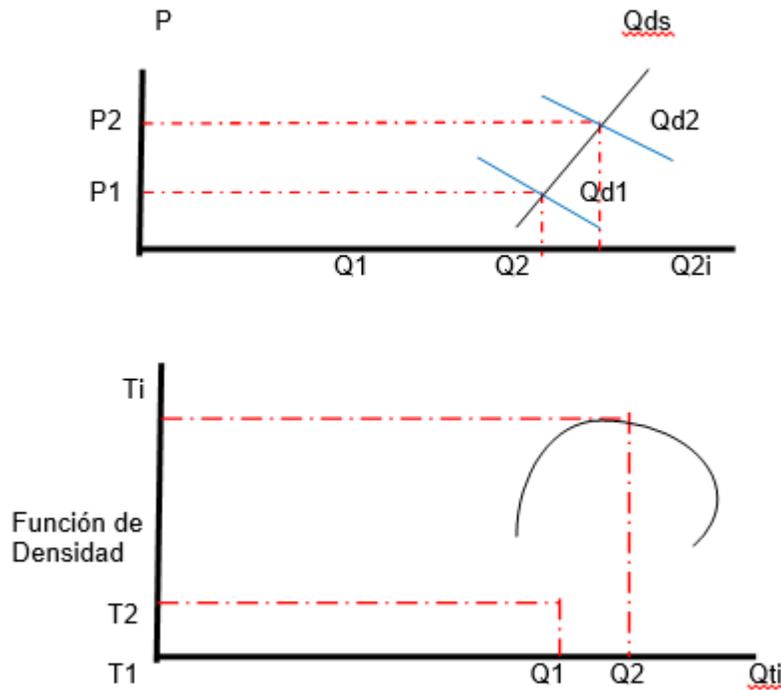
$$Q_d(t_i) = A_i \cdot P_i^b, A_i > 0, b < 0$$

Entonces, la condición de equilibrio sería:

$$Q^*(t_i) = Q_d(t_i) = Q^*(t_i), \text{ para } i = 1, 2, \dots, N \text{ y } t = 1, 2, \dots, T$$

Sin embargo, los autores refieren algunas limitantes del modelo básico planteado, lo que impide que se aproxime suficientemente a los fenómenos observados en algunas electrificadoras y/o en situaciones, teóricamente posible: racionamiento programado del servicio, presenciade bienes energéticos sustitutos, posibilidad de un ajuste parcial hacia nuevos consumos de equilibrio. Así las cosas, para realizar la estimación de las formas reducidas se requieren un conjunto de observaciones temporales de cada una de las variables que intervienen en ellas, aunque no siempre existe información de buena calidad.

Figura 9. La función de oferta y las diversas funciones de demanda, con su respectiva función de densidad en el periodo  $t$ .



Tomado de Botero, Vélez y Yáñez, 1991

Se observa que en la parte inferior quedan representadas las frecuencias relativas ( $f(q_1)$ ) de las  $N$  funciones de demanda de energía eléctrica. La forma de esta, que es la función de densidad, depende de la distribución que entre la población tienen los diversos factores que determinan las distribuciones de ingreso, del consumo potencial, del tamaño familiar, de los hábitos de consumo, entre otros.

Esta sección pretende referir una relación de estudios clásicos y/o innovadores sobre la demanda de energía eléctrica en los trabajos del orden nacional y regional. Sin embargo, también se presentan algunos estudios de relevancia internacional, porque permiten un

mejor entendimiento de la materia bajo estudio y plantean algunas posibilidades para el planteamiento teórico y metodológico. Amanera de síntesis, de cada trabajo se presenta con especial énfasis la pregunta de investigación, la estrategia metodológica utilizada y los resultados alcanzados.

A nivel internacional se encuentra el estudio sobre la a demanda residencial de energía eléctrica en Andalucía, cuyo objetivo era formular modelos que contribuyesen a mejorar la predicción de la demanda en el sector residencial de la Comunidad Autónoma de Andalucía. Se propuso también construir y contrastar modelos econométricos de la demanda de energía eléctrica residencial mensuales, entre 1984 y 1999, con fines predictivos; así como desarrollar un estudio empírico de la eficiencia técnica de los principales grupos eléctricos españoles entre 1998 y 2001.

Metodológicamente, se desarrollaron modelos de previsión anual de demanda, donde las variables exógenas involucradas son económicas (precios, crecimiento económico y demanda de energía retardada) para luego verificar su carácter predictivo para elegir el más pertinente. Los datos utilizados provienen de las series anuales suministradas por la Compañía Sevillana de Electricidad S.A., el Instituto Estadístico de Andalucía, Unesa y el Centro Meteorológico Territorial de Andalucía Occidental y Ceuta. La técnica utilizada fue la *bootstrap* con el programa BSTP, lo que permitió medir la precisión de los estimadores y también hacer inferencia.

No se cuenta con el desarrollo del trabajo de manera completa, pero se advierte un instrumental analítico y metodológico sumamente útil para desarrollar estimaciones de demanda de energía residencial similares. La tesis hace un recorrido por los modelos de predicción que podrían utilizarse. Como primera medida reconoce la necesidad de escoger entre tres horizontes temporales: corto plazo (desde una hora hasta una semana en el futuro), mediano plazo (entre un mes hasta un año en el futuro) y largo plazo (entre uno y

diez años en el futuro). A su vez, se identifica una clasificación de los modelos según su objetivo, a saber: modelos de energía total consumida, modelos de picos de demanda, modelos horarios. Los métodos de previsión de la demanda relacionados a su vez, son los de tendencia temporal, de series cronológicas, de usuario final, híbrido y econométrico; siendo estos últimos los escogidos para adelantar su investigación.

En el ámbito suramericano se hace referencia a tres estudios: dos para Chile y una para Argentina. El primero, “Estimando la demanda residencial por electricidad en Chile: el consumo es sensible al precio (Benavente, Galetovic, Sanhueza, Serra. 2005) expone una visión alternativa de la demanda por electricidad en Chile; contraria a la tradicional que asume que es perfectamente inelástica al precio, cuando no al ingreso. Evidencia, que tanto en el corto como en el largo plazo la demanda de energía eléctrica responde al precio y controvierte la tradicional creencia de que la única manera de manejar un déficit de abastecimiento es racionando.

El estudio se propone identificar y estimar la demanda de energía eléctrica y advertir, si es sensible al precio de tal magnitud como para controlar una escasez sin racionamiento. Para tal fin, se usa un panel mensual del consumo de 18 distribuidoras que venden en el Sistema Interconectado Central (SIC), lo cual constituye una innovación dado que tradicionalmente se han usado series anuales y datos de consumo agregados. Se advierte que esta periodicidad en los datos permitiría estimar un modelo de ajuste parcial en que el corto plazo es un mes, lo cual es útil porque la posibilidad de administrar el déficit de abastecimiento con aumentos de precio debe evaluarse en períodos de meses.

La contribución metodológica del trabajo –como sugieren sus autores– consiste en examinar la forma correcta de estimar un modelo con variable dependiente rezagada medida en forma mensual cuando el tamaño de la muestra no es suficientemente grande. Se asume que el consumo deseado es aquel que elegirían los usuarios si su stock de equipos estuviera en su óptimo de largo plazo. El modelo supone que el consumo de energía

deseado en el mes  $t$ ,  $e_t^*$  depende del precio de la energía  $p_t$ , bajo la siguiente fórmula funcional:

$$\ln e_t^* = a + h \ln p_t + e_t, \text{ donde } e_t \sim N(0, \sigma^2)$$

Así, si las personas ajustaran instantáneamente el stock de equipos cuando cambia el precio de la electricidad, el consumo observado  $e_t$  sería igual al deseado,  $e_t^*$ ; las elasticidades-precio de corto y largo plazo serían idénticas. Sin embargo, ni el ajuste del stock de equipos es instantáneo ni tampoco se puede observar  $e_t^*$ .

Como plan de acción, se revisa la correcta especificación del modelo y se estima con cuatro métodos para valorar de manera comparativa la estimación por MCO. Se realizan ejercicios de Montecarlo. Se especifica la venta mensual per cápita de energía como la variable dependiente (dada en kW/h). Se contó con información de 18 empresas distribuidoras en ocho regiones del SIC entre enero de 1995 y diciembre de 2001, para un total de 1.512 observaciones.

Para calcular el consumo per cápita se usó el número de habitantes de las comunas para cada distribuidora. La población comunal se obtuvo de las proyecciones del INE. Se implementó la tarifa de baja tensión determinada por la Comisión Nacional de Energía. Este dato es exógeno. Para ranquear los cuatro estimadores realizaron un ejercicio de Montecarlo. Se consideró que tanto la variable dependiente como el vector de variables independientes tenían un patrón estacional significativo. A su vez, el vector de variables explicativas estaba compuesto por la variable dependiente rezagada más tres variables adicionales que varían, con la excepción de una de ellas la que sólo varió en el tiempo.

Por su parte, los resultados principales demuestran que la demanda residencial por electricidad cambia con el ingreso. En el corto plazo “un incremento en un 10% en el índice de actividad económica genera un incremento aproximado en la demanda del 0,71%.

Este incremento es mayor en el largo plazo y alcanza a casi 1,8%” (Benavente, Galetovic, Sanhueza, Serra, 2005). Se estimó la elasticidad ingreso de corto plazo en 0,079 y de largo plazo, 0,2 .en el largo plazo. Se infiere que la demanda residencial por electricidad es sensible a los cambios del precio de los sustitutos: la elasticidad precio cruzada de la demanda por electricidad y el precio del gas es 0,025 en el corto plazo y 0,178 en el largo plazo. Contrario a la creencia, la elasticidad de la demanda sugiere que se podría manejar una escasez de energía sin racionar.

En 2011, Agostini, Plottier y Saavedra también analizan la demanda de energía eléctrica para Chile, realizando una estimación en un contexto de una demanda creciente y una oferta aleatoria que genera riesgo de déficits inminentes. Su fin es identificar los determinantes de la demanda de energía eléctrica en los hogares chilenos, en particular las elasticidades precio e ingreso, analizando por ejemplo, el grado de sustituibilidad entre energía eléctrica para uso residencial y gas licuado. La propuesta metodológica del trabajo es innovadora aunque los resultados se afianzan en los presentados por trabajos previos y permiten inferir la conveniencia de una política de eficiencia energética en Chile, que logre mitigar los efectos negativos de los shocks de oferta.

Para la estimación se usa información de la Encuesta de Caracterización Socioeconómica Nacional, CASEN, para el año 2006. Una ventaja es la desagregación por unidad y la calidad de la información. El ejercicio econométrico se deriva de una función de demanda tipo CES. Se aplica el método de Mínimos Cuadrados No Lineales corrigiendo por heterocedasticidad. Se estimó el modelo de dos formas: primero incluyendo una *dummy* para gas de cañería; el segundo, considerando sesgo de selección en la elección de tener gas de cañería. El desarrollo del ejercicio evidencia una elasticidad precio de la demanda de 0,4, lo cual sugiere la pertinencia de políticas de eficiencia energética. Ahora bien, se hace la salvedad de que se trata de una estimación de largo plazo, dado que los datos son de corte transversal. La regresión logra explicar una parte importante del carácter aleatorio de los datos y también se identifica que todas las variables son significativas y presentan los valores esperados. Sugieren los autores que estudios como

el suyo favorecerían el diseño de medidas impositivas eficientes para atender la externalidades negativas que pueda generar la demanda de energía eléctrica residencial en un contexto de cambio climático.

Para Argentina, Abril y Blanconá (2000) proponen un modelo parsimonioso para el comportamiento de la demanda diaria promedio de energía eléctrica que permita realizar pronósticos a corto plazo. El ejercicio de modelación asume un enfoque estructural de los modelos de espacio de estado. Se reconocen dificultades al modelar series de tiempo diarias, por ejemplo, en el ajuste del componente estacional, dado que se pueden presentar estacionalidades semanales y anuales. Para el caso de la estacionalidad semanal se elabora un modelo estructural “básico” donde se involucran variables *dummy*. Cuando la estacionalidad es anual, se proponen modelos estructurales de series de tiempo porque los modelos tradicionales demandan un elevado número de parámetros, lo que impide el cumplimiento del principio de parsimonia. Se adelantan técnicas de *spline*. La virtud de esta estrategia consiste en que un componente determinístico se puede volver estocástico. Se modela series diarias a través de modelos usados para predecir la serie por hora de demanda de electricidad de una a compañía estadounidense y de tres compañías brasileras; casos todos, en los que los resultados fueron satisfactorios en términos de ajuste y predicción. *Al final, se evidencia la pertinencia de usar, de un lado, modelos de espacio de estados para el ajuste y pronóstico de series diarias, y de otro, la técnica de “spline cúbico periódico” para el tratamiento de la estacionalidad anual. Para Argentina, el ajuste explica más del ochenta por ciento de la variabilidad de la serie y la técnica de spline permite identificar el comportamiento del componente tendencia libre de cualquier componente periódico.*

A nivel nacional se advierten trabajos generales (Colombia) y otros de corte regional; estos de gran utilidad dada la delimitación territorial de esta investigación. Uno de los trabajos pioneros en la materia es el de Botero, Castaño y Vélez (1990). Construyen un modelo de demanda de energía eléctrica para el sector industrial. El trabajo pretende

caracterizar las relaciones entre la demanda de energía eléctrica, de capital y de trabajo en la estructura productiva de la industria colombiana; identifica los determinantes económicos de la demanda industrial de energía eléctrica en Colombia para el período 1970-1983. Se adelanta una estimación de ecuaciones de demanda derivadas de la función translogarítmica de costos y manifiesta complementariedad o sustituibilidad entre energía eléctrica y otros insumos de la función de producción industrial. El trabajo se plantea una hipótesis que sugiere que la demanda de energía eléctrica en la industria colombiana no es una *variable de decisión* en el proceso de maximización de beneficios, pues constituye un requerimiento técnico, derivado de la conformación específica de los bienes de capital instalados en la economía, que si son elementos en el proceso de decisión racional del empresario. Entonces, la demanda por energía eléctrica de uso industrial depende de la demanda por bienes de capital. Así las cosas “El proceso de decisión racional con respecto a la energía eléctrica sólo aparece en la selección entre las alternativas de comprarla o autogenerarla.” (Botero, Castaño, Vélez. 1990).

Se usa una función translogarítmica que presenta una estructura de costos correspondiente a una función de producción con elasticidades de sustituciones variables y diferenciales para cada par de insumos. No se supone que la elasticidad de sustitución es 1 ni que es idéntica para todos los insumos. Se aplica la técnica de simulación *bootstrap* que mejora la precisión de una estimación o una predicción y se emplea una distribución de Montecarlo para tratar los errores de dicha simulación. Las estimaciones manifiestan que la elasticidad de sustitución entre “compras a la red y autogeneración” aumentó significativamente entre la primera mitad de los años setenta y la primera de los años ochentas. Actualmente, lo que permite asumir que es menos costoso sustituir, a causa de mayores inversiones en infraestructura. Es contundente el hecho de que el consumo de energía eléctrica está vinculado a la acumulación de capital, por lo menos en el plano del sector industrial, por tanto, la demanda es relativamente estable aún en crisis de producción. Se hace la salvedad, de que los modelos utilizados son diseñados aquí descritos son para el largo plazo y no son suficientemente flexibles como para captar variaciones de la demanda en el corto plazo.

En 2008, Zapata, López y Rengifo consideran el efecto del modelamiento de la demanda en estudios de confiabilidad de largo plazo de sistemas eléctricos; estudio que utiliza registros de demanda de energía eléctrica máxima mensual por un espacio 29 años. Se construyen modelos de demanda populares en estudios de adecuación de SP para valorar su efecto sobre los índices de confiabilidad de dos sistemas de prueba y, sobre el tiempo computacional requerido en la técnica de simulación de Montecarlo secuencia. Utilizando registros mensuales de demanda se construyeron modelos para incorporarlos a la valoración de confiabilidad de dos sistemas de prueba. El primero consiste en la instalación de generación a filo de agua: se asume un generador totalmente confiable que es movido por una turbina con límites técnicos mínimo y máximo de 0.5 y 9.0 m<sup>3</sup>/s, respectivamente. La confiabilidad se valora a través de simulación de Montecarlo secuencial sincrónica. El segundo sistema tiene que ver con la instalación de transmisión – distribución. Para este caso, se presentan las distribuciones que definen los modelos de confiabilidad de dos estados de los componentes y el tiempo en estas distribuciones se mide en años. Aquí, la valoración de confiabilidad es posible por una simulación de Montecarlo secuencial asincrónica. Como resultado de la investigación se advierte que las diferencias porcentuales en la estimación de índices de confiabilidad son poco representativas, al cambiar el modelo de demanda. Esto aplica tanto para ambos sistemas de pruebas. Ahora bien, se observan diferencias porcentuales importantes en el tiempo computacional requerido, cuando se cambia el modelo de demanda al cambiar el modelo de la demanda. Vale decir, que estas diferencias son mayores cuando se utiliza la simulación sincrónica.

En 2009, Velásquez, Franco y Alonso proponen un modelo no lineal para la predicción de la demanda mensual de electricidad en Colombia, en un artículo del mismo nombre, que compara el desempeño de un modelo ARIMA, un perceptron multicapa y una red neuronal autorregresiva para pronosticar la demanda mensual de electricidad en Colombia, para el siguiente mes adelante. El estudio usa datos que corresponden a la demanda total de electricidad del sistema interconectado colombiano mensuales, entre agosto de 1995 y junio de 2008. Se utilizan redes neuronales artificiales, en particular, un

modelo conocido como red neuronal autorregresiva (ARNN) que se compone de un modelo lineal autorregresivo más un perceptron multicapa con una única capa oculta.

La variable dependiente  $y_t$  (que en este caso corresponde a la demanda) es obtenida después como una función no lineal de sus valores pasados  $y_{t-p}$ . Se construyó una serie de 155 datos, donde los primeros 131 (entre agosto de 1995 y junio de 2006) fueron usados para estimar los parámetros de los modelos y los 24 restantes (julio de 2006 a junio de 2008) se usaron para evaluar su capacidad de predicción. Con el fin de analizar la influencia del horizonte de predicción sobre los resultados obtenidos, se consideraron horizontes de 12 meses (entre julio de 2006 y junio de 2007). Se estimó que la elasticidad precio de la demanda residencial por energía eléctrica es  $(-0,0548)$  en un mes y  $(-0,39)$  en el largo plazo. Ahora bien, si el precio aumenta permanentemente en 10% al mes siguiente la cantidad demandada disminuye 0,548% y 3,9% en el largo plazo. Estos resultados ayudan a explicar una fracción importante del crecimiento de la demanda en períodos donde el precio de la energía ha caído y, manifiestan que los cortes de suministro son innecesarios cuando hay un déficit. También revelan que la red neuronal autorregresiva es capaz de pronosticar la demanda con mayor precisión que los otros dos modelos cuando se consideran todos los datos. Este resultado señala que existe una componente sutil de carácter no lineal en la información que el modelo ARIMA no puede capturar debido a su naturaleza lineal. Al final, los autores recomiendan el uso de los modelos ARNN para la predicción de la demanda de electricidad. Vale decir, que el trabajo agota todas las posibilidades respecto a la investigación realizada. Se sugiere indagar si otros modelos no lineales pueden pronosticar con mayor precisión la serie estudiada: como diferentes tipos de redes neuronales difusas y nuevos tipos de arquitecturas de redes neuronales artificiales.

En la misma línea del trabajo anterior, Franco, Velásquez y Olaya (2008) caracterizan la demanda mensual de electricidad en Colombia a través un modelo de componentes no observable. El período analizado va de agosto de 1995 hasta enero de

2006. Se esperaba presentar un modelo para caracterizar la demanda mensual de electricidad en Colombia basado en el desglose en componentes no observables.

Los datos corresponden a la demanda total de electricidad del sistema interconectado colombiano, en miles de GWh mensuales; para un período correspondiente entre agosto de 1995 y enero de 2007. La serie tiene un componente estacional de periodicidad anual. El modelo, que es de componentes, captura las características explícitas más sobresalientes de la serie temporal estudiada; sus movimientos de largo plazo, y sus patrones cíclicos y repetitivos. Teóricamente, los componentes pueden variar de manera estocástica en el tiempo, así que pueden adaptarse a los cambios de la serie. En el caso de la demanda mensual de electricidad la serie presenta un componente periódico estacional, así que se incorpora este patrón de comportamiento a través de variables “ficticias”. El patrón estacional se puede hacer estocástico. El proceso de extracción de los componentes no observables se realiza a partir de la aplicación del filtro de Kalman.

Asimismo, Los autores refieren la originalidad de la investigación basada en ciertos aspectos:

1. “No se encontraron evidencias de otras investigaciones que abordaran el problema de caracterización de la demanda mensual para el caso colombiano, ni que usaran el modelo propuesto. Tampoco existen publicaciones sobre la calidad de las proyecciones oficiales realizadas por la UPME ni sobre la metodología utilizado por dicha entidad.” (Franco, Velásquez, Morales. 2008).
2. En las investigaciones antecedentes se trabaja con series de demanda horaria y no mensual.
3. Este método presenta ventajas metodológicas frente a las estimaciones que usan redes neuronales artificiales y redes neurodifusas, que revisten el problema de tener que conocer el valor de las variables explicativas para poder realizar la predicción de la demanda.

El modelo estimado permitió obtener los componentes no observables relacionados con: tendencia subyacente, pendiente, el patrón mensual y componente irregular. El modelo se ajusta bien a los datos históricos, pasando una serie de pruebas de especificación. La tendencia estimada es estocástica, mientras que el patrón estacional es determinístico. La tendencia subyacente estimada, que se obtiene eliminando el componente estacional, manifiesta un crecimiento sostenido desde el año 2000; con un crecimiento más acelerado durante 1997, su posterior caída en 1998, y mejora desde el primer semestre de 1999.

El modelo logró detectar el cambio de signo de la pendiente anticipándose a las fluctuaciones en el crecimiento de la demanda. Los resultados de la varianza indican que las variaciones en el nivel subyacente de la serie “se deben a los cambios en la pendiente de crecimiento y al componente irregular”, pero también, que “el patrón asociado al ciclo anual es determinístico; ello implica que los cambios que se perciben mes a mes en la inspección visual son causa de los demás componentes” (Franco, Velásquez, Morales, 2008). En ese orden de ideas, el modelo obtenido puede ser usado para predecir la demanda de energía eléctrica sin necesidad de hacer suposiciones sobre el comportamiento futuro de variables causales que podrían explicar su comportamiento. Así mismo, la separación en componentes no observables permite que durante la fase de pronóstico el experto pueda intervenir las predicciones, al considerar por separado los cambios en la tendencia y el patrón estacional, con las consiguientes ventajas durante dicho proceso.

Un estudio más reciente es el informe titulado “proyección de demanda de energía eléctrica en Colombia” (UPME, 2013). Este documento de difusión ofrece una visión de la evolución histórica del consumo de energía eléctrica y potencia máxima en Colombia y de su prospectiva para las próximas dos décadas para realizar las proyecciones de demanda de energía eléctrica y potencia máxima se adelanta un proceso de cuatro pasos. El primero consiste en un exhaustivo seguimiento al “consumo energético mensual y anual, a la evolución macroeconómica nacional y de los sectores productivos, y a los posibles eventos (choques) que pudieron haber afectado la evolución de las variables relacionadas.”

(UPME, 2013). Se usa la información suministrada por la UPME. A continuación, se valida y analiza la información suministrada por el diagnóstico del paso 1 y se proponen modelos con horizontes de proyección de corto y largo plazo, con el fin de estimar la evolución futura del consumo energético en base a su tendencia, estacionalidad y de la evolución macroeconómica del país. Para el corto plazo, se trata de modelos de series de tiempo con resolución mensual que además incorporan diferentes tipos de días de cada mes para resaltar los consumos particulares. Para el largo plazo, se analiza el comportamiento anual de las series de ventas totales de energía, ventas sectoriales, y demanda de energía correlación al comportamiento del PIB y otros agregados. Los datos de la demanda histórica consideran un período de tiempo entre enero de 1999 y febrero de 2013.

El tercer momento consiste en verificar la coherencia de los resultados obtenidos entre los diferentes modelos en relación al desempeño económico esperado para los próximos meses y años. Finalmente, se analizan los resultados por funcionarios de la UPME o consultores externos antes de ser publicados. Los resultados son desagregados:

De la demanda de energía eléctrica de corto plazo se estima que para 2013 en el escenario medio, la demanda total crecerá 3.9% respecto a 2012. En el escenario alto y bajo, para este año se estiman crecimientos de 4.9% y 2.9%, respectivamente. Para la demanda de potencia máxima de corto plazo se determina que para 2013 en el escenario medio, la demanda máxima de potencia crecerá 1.9% respecto a 2012. Por su parte, en relación con la demanda de energía eléctrica en el largo plazo se estima que para el periodo comprendido entre 2012 y 2020 el crecimiento promedio anual de la demanda será de 3.9%, mientras para los escenarios alto y bajo, las tasas serán de 4.5% y 3.4%, respectivamente. Asimismo, para la década 2020-2030, en el escenario medio se estima un crecimiento anual promedio de 3.0% y, para los escenarios alto y bajo de 3.6% y 2.4%, respectivamente. Finalmente, de la proyección de demanda de potencia máxima eléctrica en el largo plazo se estima que para el periodo comprendido entre 2012 y 2020 el crecimiento pro-medio anual de la demanda será de 3.1%, mientras para los escenarios alto y bajo, las tasas serán de 3.9% y 2.4%, respectivamente. Asimismo, para la década 2020-2030, en el escenario medio se estima un crecimiento anual promedio de 2.9% y, para los

escenarios alto y bajo de 3.5% y 2.4%, respectivamente. La principal conclusión tiene que ver con la previsión del comportamiento de los usuarios, que estima un aumento en la demanda de los usuarios no regulados dentro del consumo entre 2012 y 2015, comparada con la demanda de usuarios regulados.

**Otros métodos de predicción.** A continuación se refieren trabajos recientes que agotan propuestas metodológicas distintas para estimar la demanda de energía eléctrica en Colombia, que dan cuenta del gran interés que por este tema se ha generado en el país. El primero es el “Estudio del pronóstico de la demanda de energía eléctrica, utilizando modelos de series de tiempo” (Murillo, Trejos, Carvajal, 2003). El estudio busca modelar los consumos de energía eléctrica aplicando los modelos ARIMA y genera un pronóstico demanda de energía eléctrica a través de un modelo tradicional de series de tiempo, haciendo el paquete estadístico SPSS. Los datos involucrados en la estimación fueron proporcionados por información oficial de la Empresa de Energía de Pereira para el período comprendido entre el primero de enero y el 31 de diciembre de 2001.

Inicialmente, se elaboró un modelo estadístico para una muestra  $Z$  y los datos se organizaron a través de un proceso estocástico a partir de una única realización particular de  $Z$ ; una serie temporal  $z$ . La ventaja radica en que puede describir la evolución temporal de  $(Z_t)$  a lo largo de toda su historia reciente y no sólo a lo largo del intervalo muestral.

Se seleccionó un modelo tipo ARIMA que satisfaga algunas propiedades que compatibles con las propiedades muestrales observadas en  $z$ . Para inferir la estructura probabilística de  $Z$  se definió como hipótesis la estacionariedad en la serie. Asimismo, las propiedades que debe cumplir están asociadas a la Media (valor constante alrededor del cual evoluciona de manera aleatoria un proceso estocástico estacionario) y la Varianza (valor constante que mide la dispersión de la evolución de un proceso estocástico, estacionario alrededor de su media).

Refieren los autores que para lograr la estacionariedad de las series de tiempo que no lo son –que fue el caso de la serie obtenida para su ejercicio- se deben estabilizar el nivel y la dispersión de la misma a través del método de diferenciación. Lo que realizan concretamente, es construir un modelo para cada hora del día, todos los días del año. (24 modelos, cada uno de ellos con 365 observaciones suficientes). Adicionalmente, se realizaron seis pruebas de idoneidad; tres de tipo analítico y tres de tipo gráfico.

Se propone también, un análisis a las gráficas de autocorrelaciones a cualquier modelo horario, dada su gran similitud de comportamiento. Para efectos de mostrarlas propiedades de la metodología propuesta se modela la serie correspondiente al consumo de energía eléctrica a las 8 de la mañana. Al final se advirtió que con el modelo del consumo a las 8 am los datos originales no muestran estacionalidad pero se aplicó una diferenciación estacional; se suavizó la serie y así se pudo ajustar un modelo ARIMA a los datos. Este modelo arrojó errores que cumplen con los supuestos de normalidad y aleatoriedad, lo cual permite confiar en la bondad de ajuste del mismo

En 2005, Medina y García usan un sistema de inferencia difuso neuronal, dos técnicas de inteligencia artificial, para pronosticar la demanda mensual de energía eléctrica en Colombia, con el fin de determinar el error de la predicción y así compararlo con modelos de pronóstico de series de tiempo. Las redes neuronales Artificiales (RNA) y los Sistemas de Inferencia Borroso Adaptativo – ANFIS se utilizan ampliamente en problemas de pronóstico para diversos campos de la ciencia y la tecnología. En este artículo los modelos fueron diseñados con variables explicativas de la demanda. Se utilizó una RNA interconectada con propagación hacia delante de tres capas y, se probaron dos algoritmos de aprendizaje para la red; se obtuvieron resultados significativamente diferentes en el error de predicción así como en el tiempo de entrenamiento. Por su parte, el modelo ANFIS utilizado fue de tipo Takawi-Sugeno de orden cero y, los resultados fueron comparados mediante la función de error Raíz del Error Medio Cuadrático (RMSE) y el porcentaje de error. La predicción utilizó una base de datos construida a partir de información extraída de

la CREG, la UPME, ECOPETROL, el MEM, la NOAA, ISA, Banco de la República y el DANE. La selección de las variables para la predicción de la demanda mensual, se basó en un análisis de correlación cruzada y una función de auto correlación parcial. Se definieron como variables de entrada: Factor de cambio de demanda acumulada, mes aumento en la demanda, mes disminución en la demanda, tarifa promedio de la energía, instalaciones domiciliarias de gas, consumo de ACPM, consumo de gas natural, Importaciones, Exportaciones, Fenómeno del niño. La Demanda mensual es la variable de salida.

A continuación, se preparó la base de datos donde se corrigieron datos incorrectos, y se generó nueva información a partir de las variables existentes. Paso seguido, se codificaron los meses de 1 a 12 y se crearon dos vectores: uno contiene los meses donde ocurren aumentos en la demanda y el otro donde ocurren disminuciones. La ejecución de los modelos –que a continuación se refieren- se comparó mediante la función de error RMSE y MAPE y finalmente se dividió la base de datos en dos grupos. Respecto a los modelos de predicción, se eligieron dos por su capacidad de capturar comportamientos no lineales y tratar con la imprecisión, la incertidumbre y la mala definición; se trata de una Red Neuronal Artificial (RNA) y un Sistema de Inferencia Borroso Adaptativo - ANFIS.

Como lo indican los resultados, la Red Neuronal Artificial tiene una mejor ejecución que el modelo ANFIS. Los modelos considerados son fáciles de implementar y producen una adecuada correspondencia entre las variables de entrada y salida a través del entrenamiento del modelo. Estos modelos son bastante flexibles si se considera como el usuario construye las estructuras (seleccionando los parámetros y observa los resultados). El desarrollo del trabajo no logró verificar si los modelos híbridos Neuro-Difusos ofrecen mejores resultados que las Redes Neuronales debido a su capacidad de razonamiento mediante las reglas “Si-Entonces”, aunque si encontró un mejor desempeño de las Redes Neuronales. Esta apreciación puede ser consecuencia del reducido número de casos con que se cuenta para el entrenamiento y validación del modelo. Al comparar los resultados de este estudio con los obtenidos en otro estudio de predicción de demanda mensual, se

observa que se mejora en la predicción. También se encontró que al aumentar el número de funciones de pertenencia de las variables de entradas para el modelo ANFIS, el modelo se ajusta muy bien (mínimo error) para el grupo de entrenamiento pero mal para el grupo de validación o pronóstico, indicando esto el sobre ajuste del modelo y la pobre capacidad de generalización.

Ya en 2007, Barrientos, Olaya y González construyen un modelo spline con el cual se modeló la demanda de energía eléctrica de una región del suroccidente colombiano. Se utilizaron modelos de regresión no paramétrica, donde se consideraron los siguientes factores de influencia: hora del día, día de la semana, mes y año, entre otros. La información para este pronóstico fue suministrada por la compañía local de distribución de energía eléctrica y se tomaron de otro trabajo de Valencia en 2005. La información corresponde al período enero-noviembre 2004 y, el análisis de datos preliminar advirtió que eran difíciles de modelar con los métodos paramétricos tradicionales. También sugirió la existencia de una curva típica diaria de demanda. Por estas razones se estimó utilizando modelos de regresión no paramétrica. Para fines comparativos, se propuso la aplicación de otras metodologías que involucran modelos ARIMA y variables macroeconómicas. Todo el procesamiento estadístico se ejecutó con R.

Como primera medida, los autores realizan una revisión de trabajos antecedentes, donde el de Valencia fue fundamental. Una revisión de los datos los inclina por el uso de modelos de regresión no paramétrica usando suavización spline, teniendo en cuenta factores de influencia tales como día de la semana, mes y año, entre otros. De esta manera se procedió a estimar la curva típica que represente la demanda de energía de un conjunto de días en un periodo de tiempo dado. Identifican la hora del día como la variable predictora y la demanda como independiente. “El método spline seleccionado fue mínimos cuadrados penalizados calculados a partir de una base de funciones B-splines, donde el parámetro de suavización óptimo se obtuvo mediante el criterio de validación cruzada generalizada.” (Barrientos, Olaya, González, 2007). Se usó el software estadístico R.

Luego, el trabajo describe con detalle los Modelos de regresión no paramétrica, resaltando que los objetivos de este tipo de análisis son los mismos de los modelos paramétrico; a saber, estimar y probar las características de la función de regresión. También se manifiesta de manera explícita que “En el análisis de regresión paramétrica, el investigador presupone una forma “de la función de regresión, de la cual solo se desconoce el valor de los parámetros asociados a la misma. Por el contrario, el análisis de regresión no paramétrica no asume un comportamiento del fenómeno a priori, sino que concibe la forma de la curva o función “a partir de lo que los datos digan”. El ejercicio empleó un estimador lineal P de la forma  $f(x) = n$ . La base de datos estuvo conformada por los registros de la demanda horaria de energía durante los días de enero 1 de 2001 hasta noviembre 4 de 2004, donde cada día registra 24 lecturas.

Asimismo, y con el fin de evaluar la calidad de los pronósticos de los modelos de regresión no paramétrica y ARIMA, se seleccionaron como horizonte el mes de octubre de 2004. También, para ajustar los modelos basados en suavización spline la base de datos fue reestructurada para que la covariable en el modelo fuese la hora del día y la variable respuesta los datos de demanda. En el caso de la metodología ARIMA se corrieron 24 modelos por día y la serie estará conformada por los datos recogidos entre enero de 2001 y septiembre de 2004.

El desarrollo de las múltiples estimaciones permitió determinar que el consumo de energía se incrementó a través de los años, aunque la demanda horaria no pareció estar considerablemente influida por el mes, caso contrario al que ocurre con el día de la semana. Los mayores consumos se presentan los días martes, miércoles, jueves y viernes con distribución similar; el día lunes es el más variable, en tanto que el domingo presenta el día menor consumo de energía. Se advierte que la demanda durante las horas de la madrugada es baja, con un incremento a las 6 y 7 a.m. Se observa un crecimiento progresivo hasta las 12 del mediodía y allí inicia un descenso de la demanda hasta las 6: pm, hora en la cual el consumo se incrementa hasta las 8 p.m. cuando generalmente la demanda es máxima. A partir de las 9 p.m. la demanda desciende hasta finalizar el día. También se advirtió que a

la validación de los supuestos de correlación y valor esperado iguala cero en los errores de estos modelos según el método gráfico, se pudo observar que posiblemente estos supuestos se cumplen, dado que no se observó algún tipo de tendencia y los residuos se encuentran concentrados alrededor de cero.

Como fuerte conclusión, se resalta que para realizar predicciones de la demanda de energía eléctrica del Valle del Cauca en el corto plazo es suficiente contar con información reciente. La implementación de modelos ARIMA no es operacionalmente eficiente para realizar pronósticos de demanda horaria en el corto plazo. La dificultad se encuentra en la validación de los supuestos a tantos modelos. Este es un problema ideal para el uso de modelos no paramétricos. Los modelos ARIMA ajustados sobre los datos puros no realizaron en la mayoría de los casos un buen pronóstico de los días del mes de octubre de 2004; los errores estándar de pronóstico de los modelos ARIMA son mayores que los generados por los modelos spline.

Finalmente, Hernández y Tabares (2008) realizan un mapeo de las curvas típicas de demanda de energía eléctrica del sector residencial, comercial e industrial de la ciudad de Medellín, usando redes neuronales artificiales y algoritmos de interpolación. Refieren que uno de los mayores problemas para modelar el consumo de energía eléctrica es la obtención de información precisa cuando esta se haya almacenada en grandes archivos de información general como los registros históricos. De esta manera “cada hecho ocurrido y registrado está compuesto por una pareja de componentes  $(t, P)$  en donde  $t$  representa el tiempo en el que se registró la muestra y  $P$  representa la potencia eléctrica consumida en ese instante. El registro diario cuenta con  $N$  casos que representa cada una de las parejas de estímulo respuesta conocidas” (Tabares, Hernández, 2008). Así las cosas, se hace necesario identificar un mecanismo de depuración de la información efectivo.

El ejercicio usa Redes Neuronales Artificiales (RNA) y un Perceptron Multi Capa (PMC), aunque también se considera la posibilidad de modelar a través de Algoritmos de

Interpolación (AI). Los autores describen las propiedades y ventajas de ambas técnicas y luego aproximar las curvas de demanda de energía con RNA; utilizan el paquete MATLAB.

Al final se pudo caracterizar la dinámica del servicio de energía eléctrica en la ciudad de Medellín, lo que permitió realizar algunas observaciones:

- Los cortes de suministro de energía eléctrica en los sectores residencial, comercial y/o industrial generan distorsiones en el desarrollo habitual de las actividades productivas. Tales afectaciones se cuantifican midiendo la frecuencia de aparición de cortes de suministro y su duración.
- Las curvas típicas de consumo con RNA del tipo RMC contribuyen efectivamente, a solucionar los problemas para evaluar el impacto de una falla en el sistema eléctrico relacionado con la dificultad de análisis de los registros históricos de consumo.
- Las pruebas de Aproximación usando AL demuestran que estos no se recomiendan dado que no ofrece cálculo de los errores al generalizar las tendencias.

Por último, Barreto y Ocampo en 2012 presentan un trabajo que estudió la relación a largo plazo entre el consumo de energía y el PIB en algunos países de América Latina, con control adicional por otros factores de producción como el capital y el trabajo (estimó una función de producción) para el período 1980 - 2009. Se empleó un modelo de datos panel no estacionario y cointegrado y logró concluir la existencia de una relación a largo plazo entre el PIB, el consumo de energía, el capital y el trabajo. Por su parte, los coeficientes estimados señalan que los países más sensibles a cambios en el factor de producción de energía en forma relativa son Panamá y Bolivia, en tanto que Colombia, Paraguay, Brasil y Ecuador manifiestan menor sensibilidad al uso, en términos relativos, de los otros factores. De manera concreta, los resultados sugieren que “el incremento del consumo de energía en un 1% genera a largo plazo un incremento del PIB de 0,40%; un

incremento del capital en un 1% provoca a largo plazo un crecimiento del PIB en 0,25%, y finalmente, un incremento del trabajo de un 1% incrementa el PIB en 0,37% a largo plazo” (Barreto, Campo. 2012).

En relación a la Elasticidad, Espinosa, Vaca y Ávila (2013), presentan un trabajo donde recogen una buena relación de estudios empíricos para rastrear la Elasticidad Precio de Demanda de Energía y la Elasticidad Ingreso de la Demanda de Electricidad con fines residenciales. También hacen sus propias estimaciones. Según estos autores, en Colombia los análisis datan de la década de 1980 y se han proyectado en dos categorías: los que estudian la Elasticidad en el corto plazo y los que la estudian en el largo plazo. Bajo la perspectiva del corto plazo, los modelos más utilizados son los de series de tiempo, y estos, han coincidido en la identificación de la energía eléctrica como un bien necesario. Según estos mismos estudios referidos por los autores aquí citados, las elasticidades precio de la demanda de corto plazo oscilan entre -0,3 y -0,8, y las elasticidades ingreso de la demanda de corto plazo varían entre 0,02 y 0,9. Así mismo, los trabajos concluyen que frente a cambios en la tarifa de electricidad, los usuarios reducen el consumo de energía; también puede ocurrir que reducen el consumo de otros bienes para garantizar un consumo de subsistencia, dado que el flujo de energía eléctrica es de primera necesidad para los hogares y, la posibilidad de acceder a bienes sustitutos es limitada. Se observa además que a nivel de estratos, el consumo de los más bajos es menos sensible a los aumentos de tarifas que en los estratos altos.

Por otra parte, refieren siguiendo a Maddock (1992), que cuando el nivel de ingresos aumenta el consumo se eleva, más par los estratos bajos que para los altos. Como lo indican, haciendo sus propios cálculos; Espinosa, Vaca y Ávila. Sostienen que el servicio de la energía eléctrica en Colombia es inelástico, en el sentido de que “la cantidad demandada por los hogares de todo el país disminuiría en 0,66 %, si el precio de la tarifa eléctrica se incrementa en un 1 %”. De igual manera y en relación a la Elasticidad Ingreso de la Demanda, advierten que el consumo de electricidad con fines residencial “aumentaría

en 0,002 %, si el ingreso per cápita aumenta en 1 %, catalogándose así, como un servicio de carácter necesario”. Su análisis también incluye estimaciones para la demanda intermedia o con fines industriales, que en el caso de la Elasticidad Precio es de 0,48 % (bien inelástico) y en el de Elasticidad Ingreso es de 3,29,% ( bien o servicio normal).

Bajo la perspectiva de largo plazo<sup>2</sup>, y en el caso de la Elasticidad Precio Demanda, los cálculos propios de los autores para Colombia concluyen que si la energía eléctrica aumentara su precio en 1 %, la demanda doméstica caería en 1,97 %. En el caso de la demanda industrial la reducción sería de 0,91 %. Por el lado de la Elasticidad Ingreso Demanda, advierten que por cada aumento del 1 % en los ingresos, la cantidad demandada aumentaría en 0,008 % para el caso doméstico (servicio necesario) y, crecería 6,26 % para el caso industrial (servicio normal).

Por último, frente a las Elasticidades de Sustitución para los dos segmentos de mercado, los resultados fueron no significativos, indicando esto el débil impacto que tienen los bienes sustitutos cercanos sobre el mercado agregado de la energía eléctrica en Colombia. Aunque la preocupación sobre la sostenibilidad ambiental ha incentivado la innovación para la implementación de fuentes de energía alternativas, en el país apenas se viene trabajando con ello a nivel de algunas regiones.

Esta investigación involucra tres referentes teóricos fundamentalmente para construir un marco de análisis conceptual, formal y metodológico. A saber: *Demanda de energía eléctrica del sector residencial en el área metropolitana de Medellín*<sup>3</sup>, de Marleny

---

<sup>2</sup>Las elasticidades de largo plazo son definidas como variables para explicar las tendencias de la demanda en un amplio período de tiempo (siendo el resultado de ajustes frente a cambios de gustos, necesidades e ingresos de los agentes que consumen el bien o servicio).

<sup>3</sup> Esta investigación obedece a un trabajo de grado presentado por dos estudiantes del programa de Economía de la Universidad de Antioquia en 1989, asesorada por Jesús

Cardona Acevedo y Dora María Ocampo Castaño, (1989); *The demand for electricity: A survey*, de Lester D. Taylor, paper publicado en *The Bell Journal of economics* en 1975<sup>4</sup>. Adicionalmente, se revisó *La demanda residencial de electricidad: un caso colombiano. 1970-1983*; artículo escrito por Carlos Eduardo Vélez, Jesús Alonso Berrio y Sergio Yáñez, publicado en *Lecturas de Economía de Universidad de Antioquia* en 1991.

---

Alonso Botero, quien es coautor de otro de los referentes teóricos citados y que es uno de los pioneros en el análisis de la demanda por electricidad en Colombia

<sup>4</sup> Este artículo fue a su vez un referente teórico fundamental en el trabajo de Cardona y Ocampo de 1989 citado atrás y, en ese sentido, referencia obligada para quien desee estimar la demanda de energía eléctrica.

## **5. CONSUMO DE ENERGIA EN LA CIUDAD DE IBAGUÉ.**

En este inciso se realiza un análisis del consumo de energía eléctrica en la ciudad de Ibagué, el cual puede servir para los entes regionales y para el operador de red, para la toma de decisiones futuras. Aunque en la ciudad de Ibagué y en el departamento se está haciendo un sin número de proyectos con energía renovable sobretodo en energía fotovoltaica. Igual se trata de dejar este documento con la mayor información que sirva de sustento a la hora de tomar decisiones.

De acuerdo a proyecciones realizadas por la Unidad de planeación minero energética (UPME) del Ministerio de minas y energía (proyección de demanda de energía eléctrica y potencia máxima en Colombia, revisión octubre de 2015), en un escenario medio 66.017 Giga Watts (GWH) lo que estaría registrando un incremento anual del 3,69% debido a las condiciones climáticas que ha venido reportando el país.

Tabla 3. Consumo anual de energía eléctrica en (Gwh) en la ciudad de Ibagué. 2006-2016

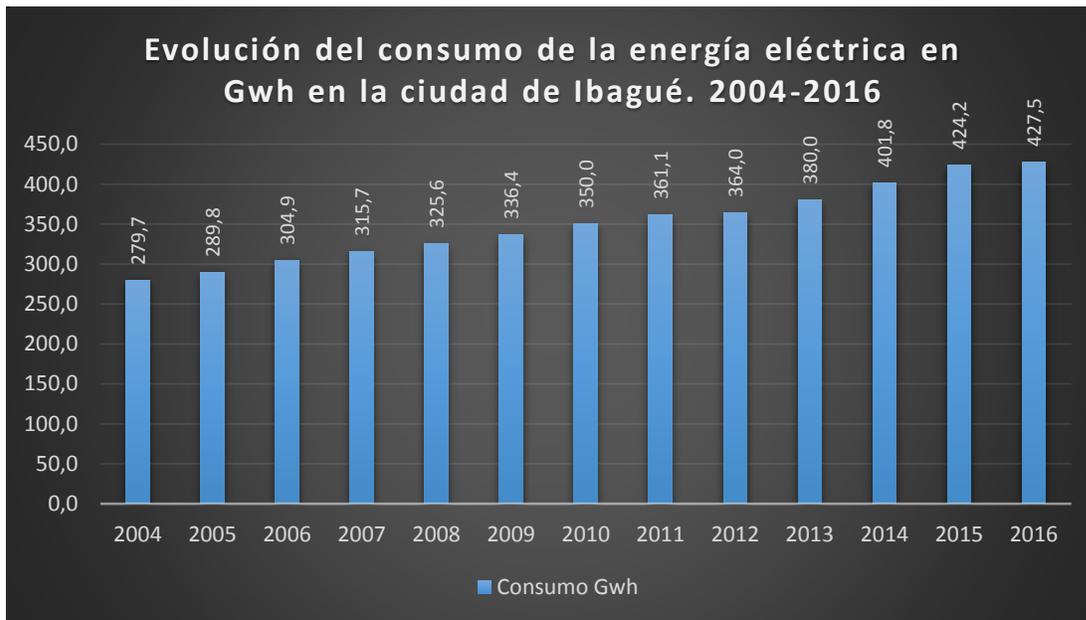
Consumo Gwh	AÑO
279,7	2004
289,8	2005
304,9	2006
315,7	2007
325,6	2008
336,4	2009
350,0	2010
361,1	2011
364,0	2012
380,0	2013
401,8	2014
424,2	2015
427,5	2016

Fuente: Elaboración propia con base en los datos de la Superintendencia de Servicios Públicos Domiciliarios.

El consumo de 424.2 GWH representa el 0.7 % del consumo nacional para el año 2015, entre el año 2004 al 2016 hay un incremento del 52,8%. Hay una tendencia de un crecimiento anual cercano al 3,6%.

En la ciudad de Ibagué no hay una tendencia creciente normal, empieza en el año 2004 con una demanda de 279.7 GWH y empieza a ascender progresivamente hasta llegar al año 2016, a 427.5 GWH. A continuación se muestra la evolución de la demanda de energía eléctrica en la ciudad de Ibagué desde el año 2004 al 2016 tanto en niveles como de las variaciones porcentuales anuales.

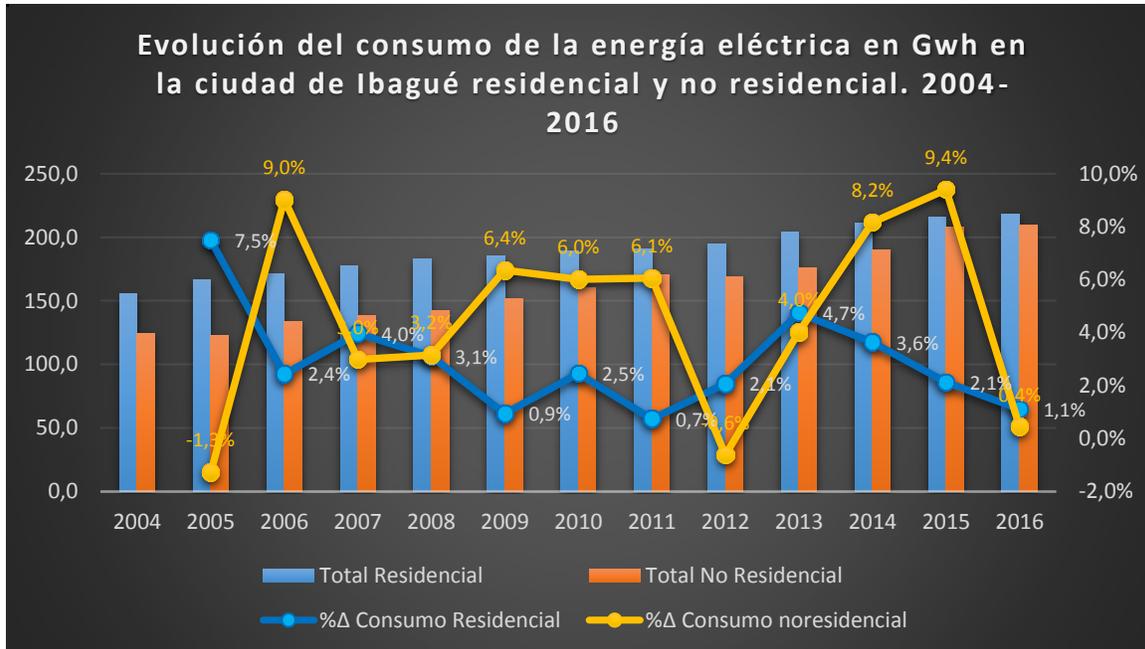
Figura 10. Evolución del consumo de energía eléctrica en Gwh, del año 2006-2016



Fuente: Elaboración propia con base en los datos de la Superintendencia de Servicios Públicos Domiciliarios.

En la gráfica 10, se evidencia el crecimiento que ha experimentado el consumo de energía eléctrica en la ciudad de Ibagué, de igual forma se evidencia la fuerte caída en la tasa de crecimiento del consumo de energía en la ciudad en el año de 2012, el cual creció al 0,8, comparado con el año anterior que tuvo una tasa de crecimiento de 3,2%, lo cual evidencia una fuerte desaceleración de la demanda de energía en la ciudad de Ibagué que va acompañada con problemas en la producción de bienes y servicios en la capital del Departamento del Tolima en el año de 2012, puesto que la demanda de energía es una demanda derivada de la demanda de bienes y servicios. A continuación, se muestra la evolución de la demanda de energía eléctrica en la ciudad de Ibagué discriminado por consumo residencial y no residencial.

Figura 11. Tendencia de consumo de energía eléctrica en Gwh en la ciudad de Ibagué residencial y no residencial. 2004-2016.



Fuente: Elaboración propia con base en los datos de la Superintendencia de Servicios Públicos Domiciliarios.

La figura No. 11, muestra que el mayor consumo de energía eléctrica está en los clientes residenciales en la ciudad de Ibagué, pero que se observar una mayor tendencia en el crecimiento de la demanda de clientes no residenciales, especialmente de clientes comerciales e industriales, denotando un aumento de la actividad económica en la ciudad de Ibagué en el periodo de análisis. Se evidencia que la caída en la tasa de crecimiento en el año de 2012 es explicada por la disminución en el consumo de energía de los clientes no residenciales, lo que denota que la actividad económica tuvo un choque adverso, afectando la producción en la ciudad de Ibagué en dicho año.

*Tabla 4. Clientes residenciales en la ciudad de Ibagué vs clientes no residenciales de la ciudad de Ibagué.*

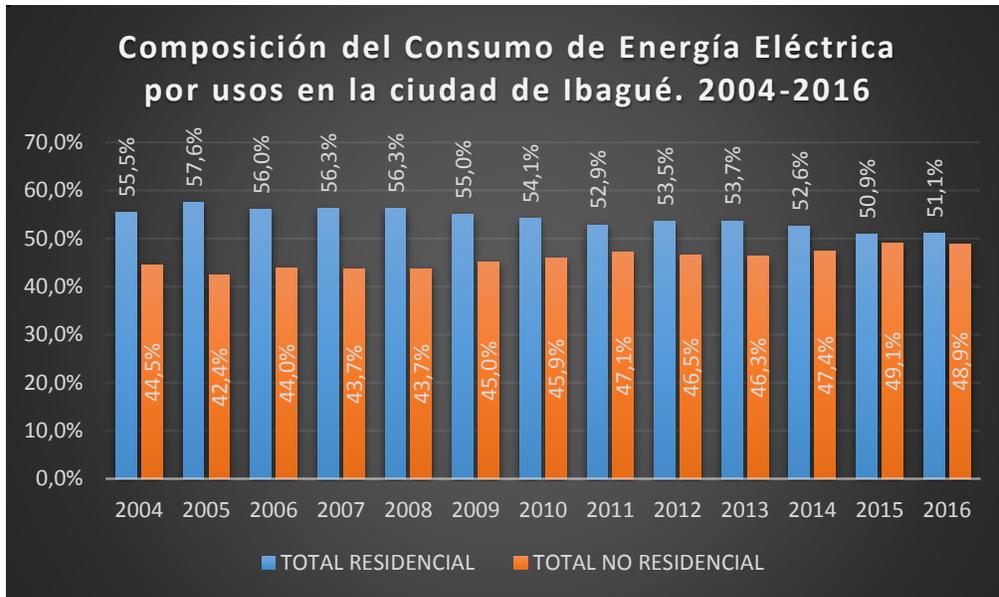
<b>AÑO</b>	<b>TOTAL RESIDENCIAL</b>	<b>TOTAL NO RESIDENCIAL</b>	<b>TOTAL</b>
2004	155,2	124,5	279,7
2005	166,8	122,9	289,8
2006	170,9	134,0	304,9
2007	177,7	138,0	315,7
2008	183,2	142,4	325,6
2009	184,9	151,4	336,4
2010	189,5	160,5	350,0
2011	190,9	170,2	361,1
2012	194,8	169,2	364,0
2013	204,0	176,0	380,0
2014	211,5	190,4	401,8
2015	216,0	208,2	424,2
2016	218,3	209,2	427,5

Fuente: Elaboración propia con base en los datos de la Superintendencia de Servicios Públicos Domiciliarios

La tendencia en la ciudad de Ibagué del consumo de energía es mayor para los clientes residenciales que de no residenciales (comerciales, industriales y oficiales, por ejemplo en el año 2004 los clientes residenciales comprendían un 55.5% del consumo total de energía eléctrica en la ciudad de Ibagué y los no residenciales comprendían un 44.5%. Mientras que para el año 2016 se incrementa a un 48.9% y los residenciales disminuyen en porcentaje a un 51.1%. Pero hay un incremento sustancial en los clientes no residenciales desde el año 2004 hasta el 2016, en el 2004 había un consumo de 124.5 GWH y en el año 2016 termino en 209.2 GWH, un incremento de 206,38 GWH y un porcentaje de 68.0%. Mientras que para los clientes residenciales hay un incremento porcentual del 40.7% pasando en el 2004 de 155.2 GWH al año 2016 a 218.3 GWH. Un incremento en consumo de 63.1 GWH.

En la siguiente gráfica se muestra la composición del consumo de la energía eléctrica de acuerdo a su uso en la ciudad de Ibagué.

*Figura 12. Composición del Consumo de Energía Eléctrica por usos en la ciudad de Ibagué.*



Fuente: Elaboración propia con base en los datos de la Superintendencia de Servicios Públicos Domiciliarios.

*Tabla 5. Composición del Consumo de la Energía Eléctrica según el estrato socioeconómico en la ciudad de Ibagué.*

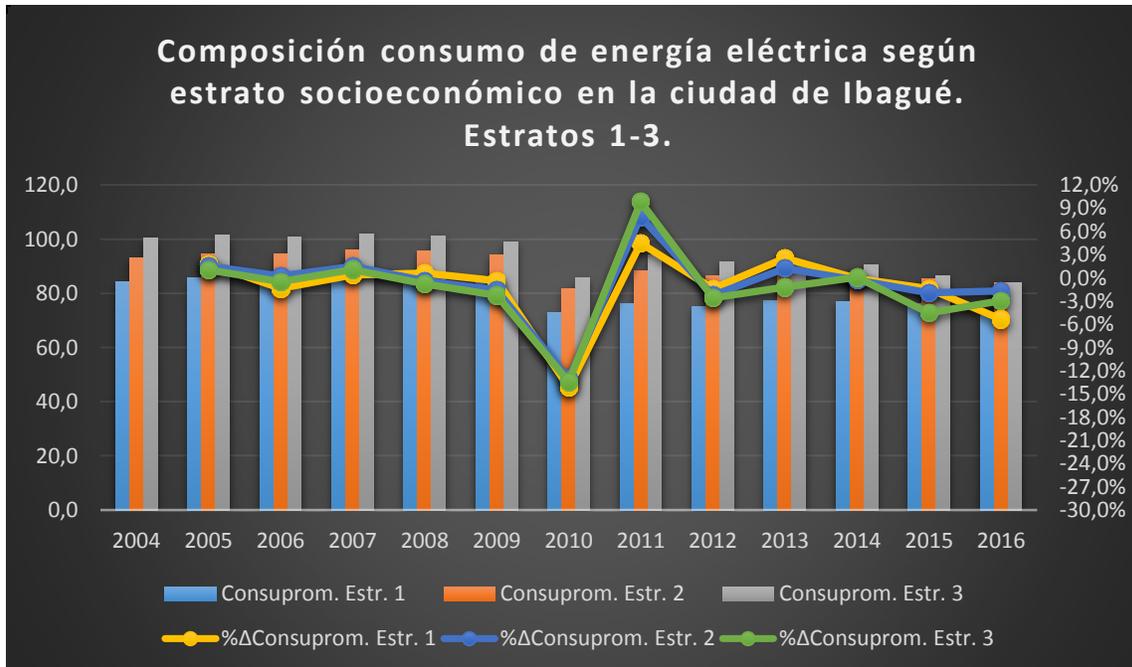
Consumprom . Estr. 1	Consumprom . Estr. 2	Consumprom . Estr. 3	Consumprom . Estr. 4	Consumprom . Estr. 5	Consumprom . Estr. 6	Año
84,1	93,0	100,4	133,4	163,6	194,8	2004
85,7	94,4	101,4	131,0	156,7	189,8	2005
84,5	94,6	100,9	125,4	145,1	193,7	2006
84,8	96,1	102,0	124,8	145,7	204,6	2007
85,4	95,7	101,2	123,2	140,6	211,0	2008
85,1	94,2	99,0	119,6	139,4	195,9	2009
73,0	81,9	85,7	102,0	118,1	171,5	2010
76,3	88,4	94,1	112,0	133,6	187,8	2011
75,3	86,4	91,7	107,4	127,5	180,8	2012
77,2	87,5	90,6	104,6	133,1	196,9	2013
77,1	87,2	90,7	104,8	125,8	197,4	2014
76,0	85,5	86,6	103,1	118,7	195,6	2015
72,0	84,1	84,0	100,2	116,1	199,2	2016

Fuente: Elaboración propia con base en los datos de la Superintendencia de Servicios Públicos Domiciliarios.

La tabla cinco muestra, que el mayor consumo de energía eléctrica se encuentra en el estrato 2, en la ciudad de Ibagué. Duplicando al segundo que es el estrato 1. El tercer consumo está representado en el estrato 3. Y lo sigue el 4, 5 ,6 respectivamente.

La siguiente gráfica se evidencia la evolución del consumo de energía eléctrica por estratos socioeconómicos en la ciudad de Ibagué.

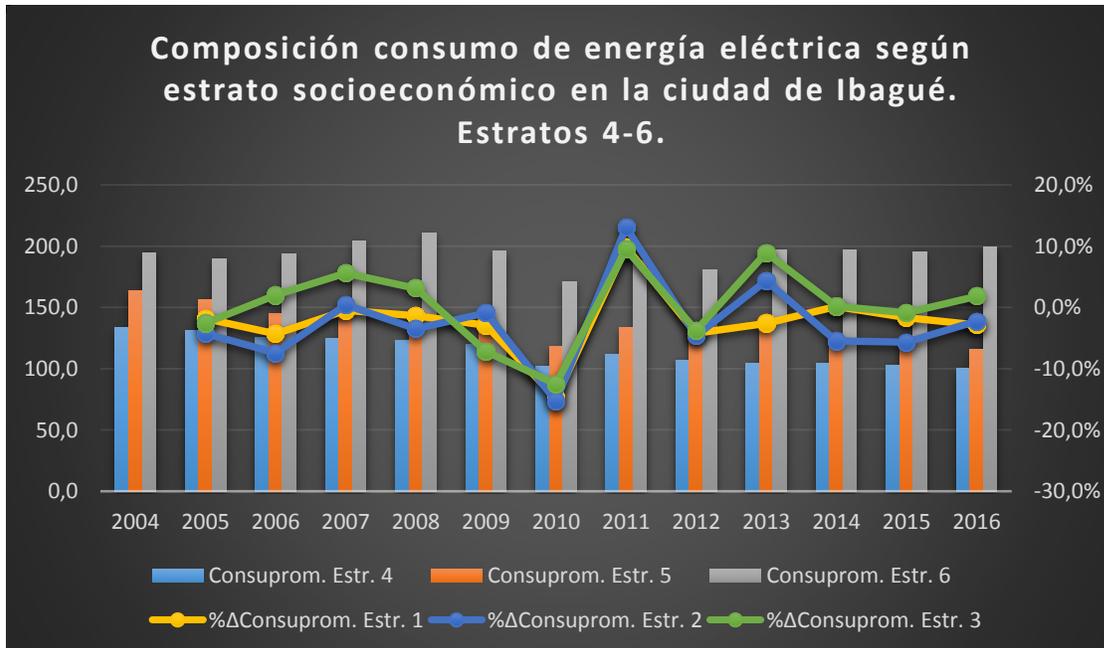
Figura 13. Composición consumo de la energía eléctrica según estrato socioeconómico. Estratos 1-3.



Fuente: Elaboración propia con base en los datos de la Superintendencia de Servicios Públicos Domiciliarios.

Los estratos 1,2, 3 tuvieron un crecimiento desde el año 2004 hasta el año 2016, siendo el estrato 1 el que tuvo una mayor tasa de crecimiento el 113% en porcentaje. Mientras que el estrato 2, creció el 57%, y el estrato 3 creció un 11%. Es importante aclarar que en términos de consumo GWH, el que más crece es el estrato 2, de 150 GWH en el 2004 a 235 GWH o sea que tuvo un crecimiento de 85 GWH. Mientras que para el estrato 1, el crecimiento fue de 55 a 116 GWH. Creciendo 62 GWH. Mientras que para el estrato 3, crece 9 GWH, desde 83 a 91 GWH. Siendo el que menor crece de estos tres estratos.

Figura 14. Composición de la energía eléctrica según el estrato socioeconómico. Estratos 4-6.

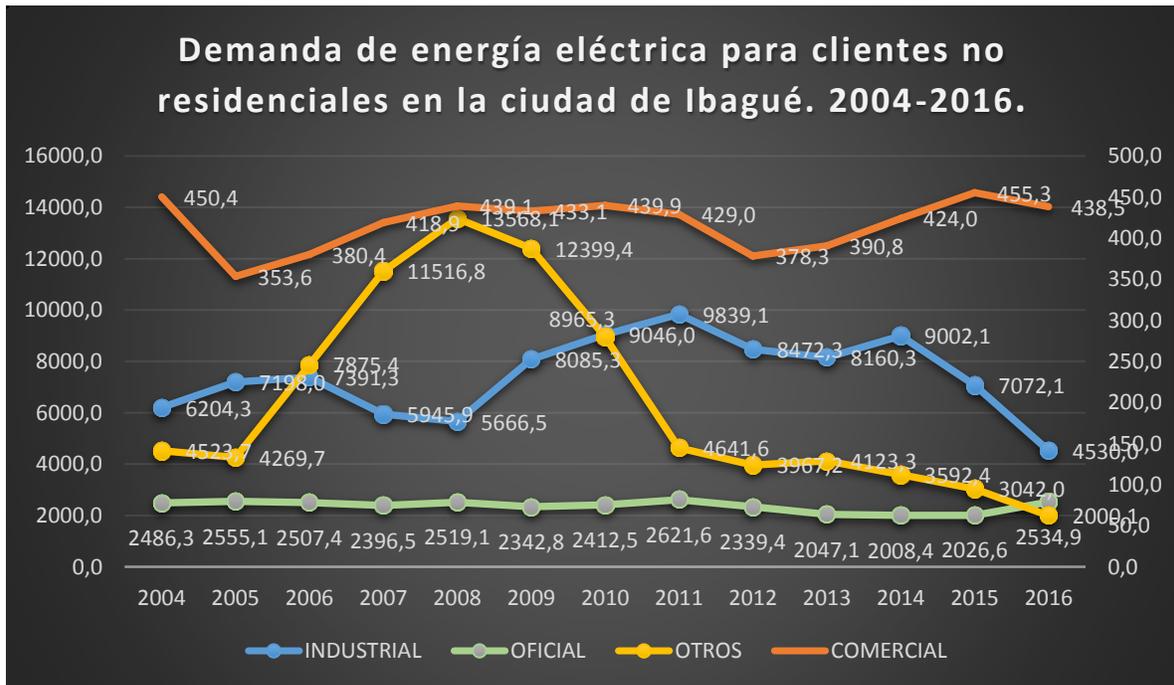


Fuente: Elaboración propia con base en los datos de la Superintendencia de Servicios Públicos Domiciliarios.

Para los estratos socioeconómicos muestra un incremento en el estrato 4 del 30% que es el mayor crecimiento dentro de los estratos socioeconómicos 4,5,6. Mientras que el estrato 5 crece un 28% y el estrato 6 decrece en un 35%. En términos de consumo en GWH, el estrato 4, creció 8 GWH, el estrato 5 crece en 2 GWH. Mientras que para el estrato 6 decrece en 1 GWH. Pasando en el 2004 de 4 GWH al 2016 a 3 GWH.

A continuación se presente el comportamiento del consumo de energía eléctrica para clientes no residenciales desde el año 2004-2016.

Figura 15. Demanda de energía eléctrica para clientes no residenciales en la ciudad de Ibagué. Periodo 2004-2016.



Fuente: Elaboración propia con base en los datos de la Superintendencia de Servicios Públicos Domiciliarios.

El mayor consumo durante el periodo de análisis del consumo y demanda de energía eléctrica en la ciudad de Ibagué corresponde de los clientes no residenciales, es el comercial, seguido de los clientes industriales y el menor consumo es el de los clientes institucionales u oficiales en la ciudad de Ibagué. Se observa una caída en el consumo de los otros clientes que perdieron participación sistemática desde el año 2009,

## 6. ANÁLISIS DE LAS SERIES Y ESTIMACIÓN DE MODELOS

En los estudios económicos se emplea cada día metodologías cuantitativas de estimación para comprender los fenómenos económicos y sociales, que por su naturaleza son muy complejos. Este trabajo pretende determinar los determinantes de la demanda de energía eléctrica en la ciudad de Ibagué; para tal efecto se descompone la demanda de energía por sectores (Residencial, Comercial, Industrial y Oficial) de acuerdo a lo reportada por la Superintendencia de Servicios en Colombia. De igual manera por motivos de disponibilidad de información del Producto Interno Bruto en la región de análisis se elige como variable proxy la Tasa de Ocupación en la ciudad de Ibagué, por estar altamente relacionada con la tasa de crecimiento de la ciudad de Ibagué.

Por medio del marco teórico se determinaron las relaciones de causalidad entre las variables objeto de estudio, entre el Consumo de energía por sectores, el precio de la energía (Tarifa promedio por sectores) y la Tasa de Ocupación de la ciudad de Ibagué. Se pretende modelizar las condiciones del mercado energético en la ciudad de Ibagué y que estén acorde con los postulados de la teoría económica; lo cual debe de permitir una discusión académica y generar unas recomendaciones de política económica y comercial que redunden en un mejor entendimiento y funcionamiento del mercado energético en el Tolima y especialmente en la ciudad de Ibagué.

El diseño metodológico permite reconocer de forma detallada los pasos sistemáticos y rigurosos para dar respuesta a la pregunta de investigación y el logro de los objetivos planteados; abarcando la organización de los datos de series de tiempo hasta la determinación del mejor modelo para el tratamiento de la información de manera fiable y rigurosa.

La información está estructurada con los datos trimestrales de las variables del consumo de energía y las variables relacionadas a los determinantes de la demanda de energía eléctrica, las cuales fueron extraídas del Sistema Único de Información de la Superintendencia de Servicios Públicos Domiciliarios –SUI y para el caso de la Tasa de Ocupación se descargó del Departamento Administrativo Nacional de Estadística -DANE, con registros desde el año 2004 a 2016. Se construye una estructura de datos bajo los parámetros siguientes:

Departamento:	Departamento del Tolima
Municipio:	Ibagué
Año:	Año que corresponden los datos
Trimestre:	Todos los trimestres del periodo de análisis
Zona:	(Urbano-rural)
Empresa prestadora:	Empresa de Energía del Tolima Enertolima.
Tipo de usuario:	Comercial, Residencial, Industrial y Oficial
Estrato:	Estrados 1, 2, 3,....6
Suscriptores fin de año:	Suscriptores anuales
Consumo año:	Kwh/Usuario
Valor Consumo año:	Valor facturado total en pesos
Factura promedio	Factura promedio por suscriptor en pesos
Consumo promedio:	Kwh/Usuario
Tarifa media:	Pesos/ Kwh

Para la modelación econométrica por series de tiempo y específicamente por medio de los modelos de vectores autorregresivos se emplean una serie de datos con una periodicidad trimestral desde el año de 2004 hasta el año de 2016. De igual manera para efectos del crecimiento económico en la ciudad de Ibagué y debido a que los datos de las cuentas regionales solo hay datos del Producto Interno Bruto de forma anualizada se tuvo que emplear la Tasa de Ocupación del Empleo para la ciudad de Ibagué calculada para cada trimestre. las variables utilizada en el estudio son el consumo promedio trimestral en Kgh del sector comercial –CCOMER; consumo promedio trimestral del sector industrial - CINDUST; consumo promedio trimestral del sector oficial –COFI; el consumo promedio trimestral del sector residencial –CRESI y la tasa de ocupación en la ciudad de Ibagué –

TOI y las variables del precio de cada sector analizado (PCOMER, PINDUST, PRESID Y POFI las cuales fueron deflactadas con el Índice de los Precios al Productor), a las variables se les realizará una serie de transformaciones para reducir la varianza y la tendencia, seguidamente se práctica una prueba de raíz unitaria para determinar si las variables son o no estacionarias, lo cual permite tener indicios sobre el proceso generador de las series y el posible método de tratamiento de los datos.

Se decide utilizar la Tasa de Ocupación como variable proxy de la tasa de crecimiento del producto en la ciudad de Ibagué debido a la falta de disponibilidad de datos del Producto Interno Bruto de dicha ciudad, y siguiendo a investigadores del Banco de la República que han estudiado la dinámica del empleo y desempleo de la ciudad comparado con las demás principales capitales en Colombia, donde se relaciona la tasa de ocupación derivada de la estructura productiva del país y de la dinámica de la demanda en las empresa radicadas en el área rural y urbana de la ciudad de Ibagué. Siguiendo al investigador Ayala del Banco de la República de la ciudad de Cartagena, el cual encuentra lo expresado a continuación.

Ayala García (2014) comprueba que el menor crecimiento de la tasa de ocupación en la ciudad de Ibagué en comparación con las trece principales capitales del país es debido a las características propias de ésta capital, como la menor competitividad de los sectores económicos especialmente del industrial y agropecuario; lo que se traduce en una menor tasa de crecimiento del producto y por ende en una menor generación de empleo, permitiendo que la tasa de desempleo aumente en mayor medida a las otras capitales en el período analizado 2002-2013, esto significa que la ciudad de Ibagué tuvo un menor crecimiento del empleo al que hubiera experimentando si la tasa de crecimiento hubiera sido similar al promedio de las principales ciudades. (Ayala, 2014). Lo anterior permite decir que la ciudad experimenta baja tasa de ocupación debido a la dinámica propia de la estructura económica de la capital del Departamento del Tolima, por lo tanto, existe una relación entre el producto interno bruto y la tasa de ocupación de la ciudad de Ibagué.

El modelo de Vectores Autorregresivos, según lo expresado por Novales (2014) en su forma básica se puede representar por las siguientes ecuaciones que representan por ejemplo un modelo VAR con dos variables endógenas:

$$\begin{aligned}y_{1t} &= \beta_{10} + \beta_{11}y_{1t-1} + \beta_{12}y_{2t-1} + u_{1t} \\y_{2t} &= \beta_{20} + \beta_{21}y_{1t-1} + \beta_{22}y_{2t-1} + u_{2t}\end{aligned}$$

o, en forma matricial,

$$\begin{pmatrix} y_{1t} \\ y_{2t} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \beta_{10} \\ \beta_{20} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \beta_{11} & \beta_{12} \\ \beta_{21} & \beta_{22} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} y_{1t-1} \\ y_{2t-1} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} u_{1t} \\ u_{2t} \end{pmatrix}$$

donde los términos de error satisfacen,

$$\begin{aligned}E(u_{1t}) &= E(u_{2t}) = 0, \forall t \\E(u_{1t}u_{1s}) &= E(u_{2t}u_{2s}) = E(u_{1t}u_{2s}) = 0, \forall t \neq s \\Var \begin{pmatrix} u_{1t} \\ u_{2t} \end{pmatrix} &= \begin{pmatrix} \sigma_1^2 & \sigma_{12} \\ \sigma_{12} & \sigma_2^2 \end{pmatrix} = \Sigma, \forall t\end{aligned}$$

En notación matricial:

$$y_t = A_0 + A_1y_t + u_t$$

$X_{t-1}$  Vector columna con las tres variables endógenas rezagadas, para  $i=1,2,\dots,k$ .

$\beta_i$  Matrices de coeficientes de la regresión a estimar

$u_t$  Vector de innovaciones, las cuales no debe estar serialmente correlacionadas.

En palabras de Novales (2014) dice: “En un modelo VAR todas las variables son tratadas simétricamente, siendo explicadas por el pasado de todas ellas. El modelo tiene tantas ecuaciones como variables y los valores retardados de todas las ecuaciones aparecen como variables explicativas en todas las ecuaciones. Una vez estimado el modelo, puede procederse a excluir algunas variables en función de su significancia estadística, pero hay

razones para no hacerlo. Por un lado, si se mantiene el mismo conjunto de variables explicativas en todas las ecuaciones, entonces la estimación por mínimos cuadrados ordinarios ecuación por ecuación es eficiente. Por otro, la presencia de bloques de retardos como variables explicativas hace que la colinealidad entre variables explicativas sea importante, lo que hace perder precisión en la estimación del modelo y reduce los valores numéricos de los estadísticos tipo t de Student. Por tanto, no es buena estrategia proceder en varias etapas, excluyendo del modelo las variables cuyos componentes resultan estadísticamente no significativos, por cuanto esto puede ser consecuencia de la colinealidad inherente al modelo; el estimador es consistente siempre que los términos de error sean innovaciones, es decir, procesos ruido blanco y que un VAR no se estima para hacer inferencia acerca de coeficientes de variables individuales, por el contrario tiene sentido el análisis conjunto de los coeficientes asociados a un bloque de retardos en una determinada ecuación”. (Novales, 2014)

Como lo comentan los investigadores del Banco Central de Costa Rica Arias y Torres “En el modelo VAR todas las variables son consideradas como endógenas, pues cada una de ellas se expresa como una función lineal de sus propios valores rezagados y de los valores rezagos de las restantes variables del modelo. Lo anterior permite capturar más apropiadamente los comovimientos de las variables y la dinámica de sus interrelaciones de corto plazo, lo cual no es detectable con modelos univariados como los ARIMA. El VAR es también una técnica poderosa para generar pronósticos confiables en el corto plazo, aunque se le señalan ciertas limitaciones” (Arias y Torres, 2004).

Uno de los requisitos de la técnica VAR es que las variables se incorporen al modelo en forma estacionaria, aunque Enders (1995) menciona que existe discusión en cuanto a si todas las variables en el VAR necesitan ser estacionarias, para lo cual se estimará el grado de integración de las variables por medio de la prueba ADF, en la cual se puede corroborar si las variables son o no estacionarias y por lo tanto podrían tener varianzas no constante y/o tendencia.

Para la identificación del grado del Modelo VAR(p) se utilizará un Contraste de Especificación, lo cual permitirá identificar el número de retardos en el modelo de cada una de las variables, por ejemplo, si se estima un VAR de tres variables incluyendo la independiente y si es de orden 3, se tendrá 9 variables explicativas más la constante de dicho modelo. Novales aconseja estimar un modelo con el menor número de retardos que permita eliminar la autocorrelación del término del error de todas ellas. De igual manera Novales propone una estrategia de ir aumentando el número de retardos y examinar las funciones de autocorrelación de los residuos, junto con los estadísticos del tipo Ljung-Box o Box-Pierce para contrarrestar la posible existencia de autocorrelación. Novales también dice que se puede estimar el orden del modelo VAR examinando los criterios de Información, que se basan en el valor muestral de la función logaritmo de Verosimilitud, y entre los que se van a utilizar en este trabajo y al mismo tiempo los más conocidos son: el criterio de Información de Akaike –AIC, Schwartz (SBC o BIC) y el Hanna -Quinn

$$\begin{aligned}
 AIC &= -2\frac{l}{T} + 2\frac{n}{T} \\
 SBC &= -2\frac{l}{T} + n\frac{\ln(T)}{T} \\
 Hannan - Quinn &= -2\frac{l}{T} + 2\frac{k \ln(\ln(T))}{T}
 \end{aligned}$$

Siendo N el número de parámetros a estimar y  $\Sigma$  la matriz de covarianzas de los residuos. Los estadísticos se deberán de calcular para una sucesión de modelos con distinto número de retardos y se seleccionará el modelo que produce un menor valor en el estadístico. (Novales, 2014)

Se estimará y analizará la Función de Impulso Respuesta (FIR), en la cual se analiza el comportamiento de las variables del conjunto de ecuaciones del modelo VAR, cuando se les somete a cada ecuación a shocks, los cuales son incrementos sorpresivos o innovaciones en alguna de las otras variables; por lo que la función de impulso respuesta permitirá ver el

trazado de respuesta de las variables endógenas actuales y de sus valores futuros, con el supuesto que la innovación desaparece en los periodos subsiguientes y que todas las otras innovaciones permanecen sin cambios (Cavaliere, 2003)

La información empleada en el trabajo es de fuentes secundarias más específicamente de la Superintendencia de Servicios Públicos Domiciliarios y del Departamento Administrativo Nacional de Estadística –DANE, con la cual se pretende construir un modelo econométrico que permita estimar la demanda de energía eléctrica en la ciudad de Ibagué; dando respuesta al objetivo general de la investigación y que esté acorde con lo planteado en el marco teórico y el estado del arte.

## 6.1 ANÁLISIS FORMAL DE LOS DATOS

El modelo de regresión lineal que se estimó entre las variables objeto de estudio arroja que existe alguna relación entre el consumo de energía eléctrica en cada uno de los sectores y el precio de dicha energía y la proxi de la tasa de crecimiento del producto, en este caso con el crecimiento de la tasa de ocupación en la ciudad de Ibagué.

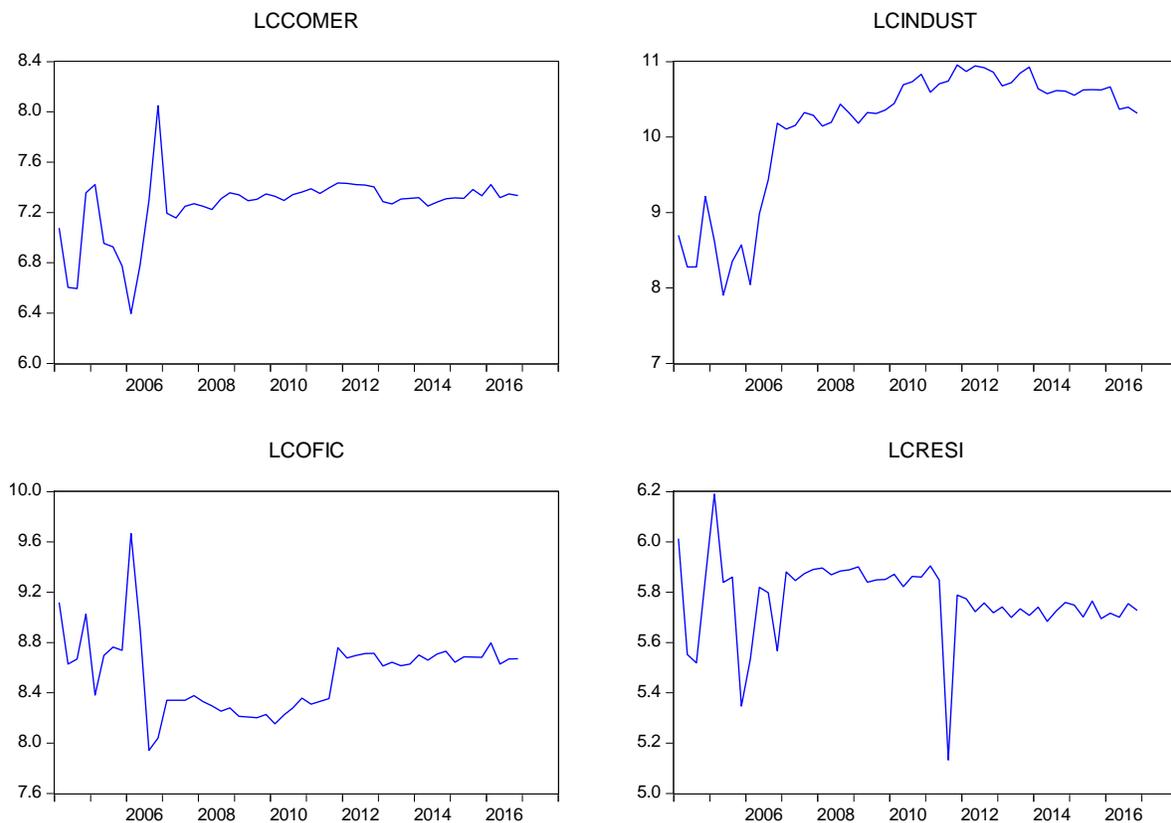
Se realizaron los tests de raíz unitaria en cada una de las variables, aplicando el test del Argumento de Dickey-Fuller –ADF con tendencia e intercepto, fue aplicado a las variables en niveles y diferenciadas. Las variables se les realizó una transformación por logaritmo neperiano, lo cual en términos económicos al ser aplicado a una serie económica se puede lograr reducir la heterosedasticidad, reducir la distancia entre valores extremos y se podría mejorar la potencia de los test estadísticos. Los resultados del test (Ver anexo A) arrojan que las variables: LCCOMER, LCRESID y LCOFI no presentan raíz unitaria, por lo que son estacionarias; por lo tanto se procede aplicar primera diferencia a LCINDUST;

con primeras diferencias el test de ADF arroja que la variable no presentan raíz unitaria, o sea que se vuelve estacionarias.

$$\Delta^1 X_t = X_t - X_{t-1} \text{ Primera diferencia}$$

A continuación, se presenta de forma gráfica las variables utilizada en el estudio que son el consumo promedio trimestral en Kgh del sector comercial –LCCOMER; consumo promedio trimestral del sector industrial –LCINDUST; consumo promedio trimestral del sector oficial –LCOFIC y el consumo promedio trimestral del sector residencial –LCRESI. Se puede observar que al parecer las variables presentan algún tipo de tendencia, por lo que se procedió a realizar una primera diferencia como ya se mencionó.

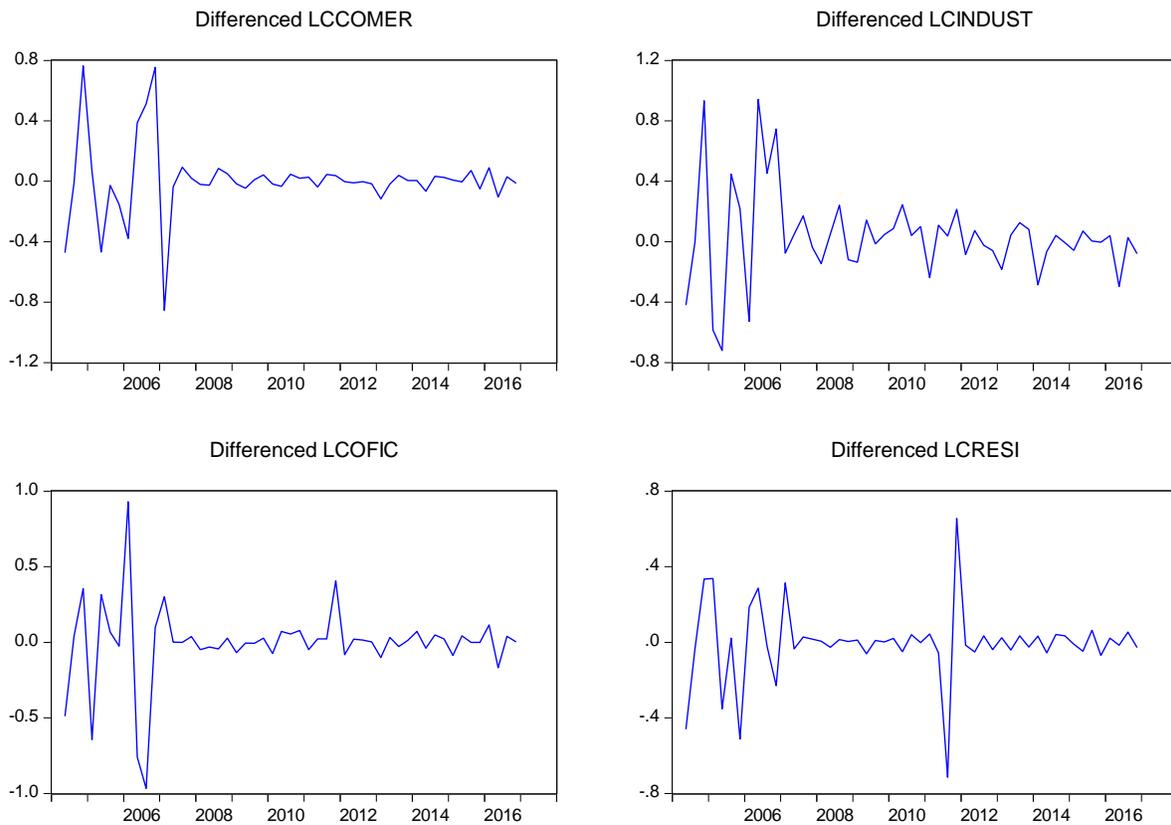
*Figura 16. Consumos logarítmicos promedios trimestrales de energía eléctrica por sectores en la ciudad de Ibagué*



Fuente: Elaboración propia.

Al realizar la primera diferencia a la variable de LCINDUST se observa en la gráfica No. 17, que pierde la tendencia y que se asemeja a una variable estacionaria (Condición requerida para la metodología de Vectores Autorregresivos), lo cual se comprueba con la aplicación de la prueba de raíz unitaria -ADF. A continuación, se presenta la gráfica del consumo promedio con la transformación en primera diferencia.

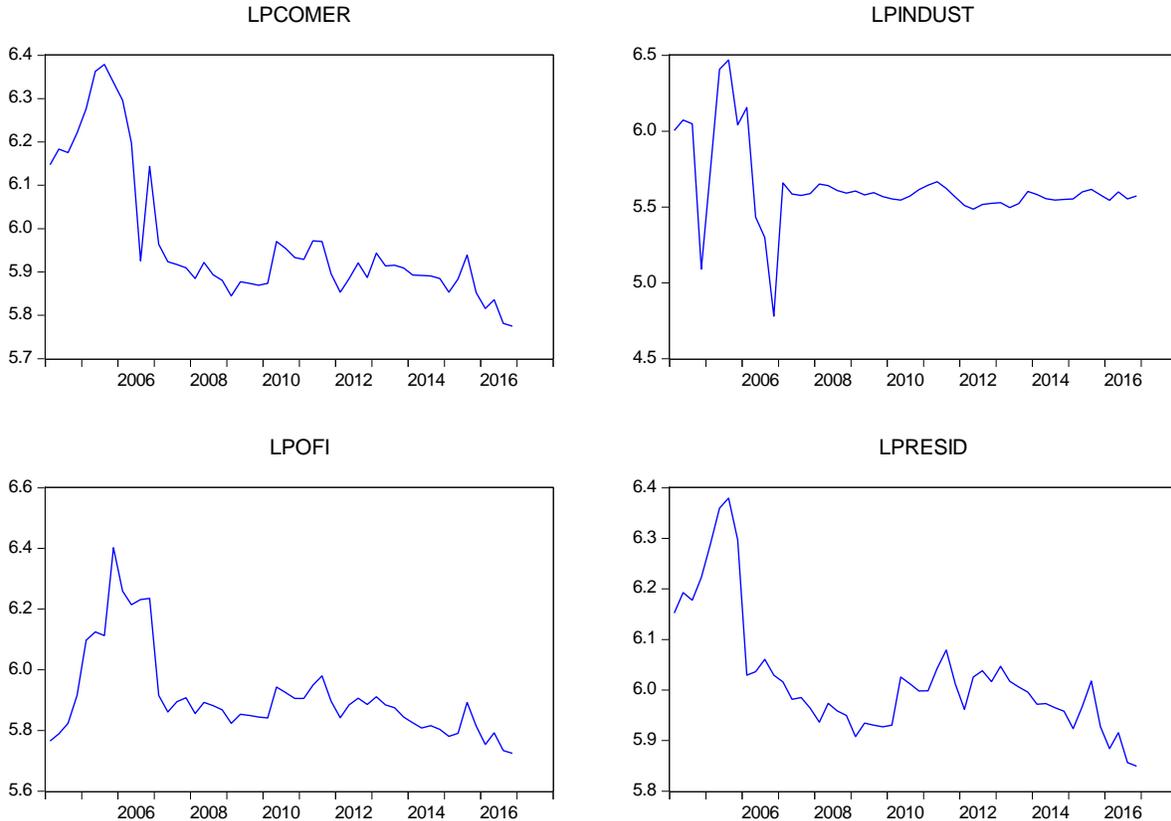
*Figura 17. Variables en primera diferencia de los logaritmos de los consumos promedios de la energía eléctrica por sectores en la ciudad de Ibagué.*



Fuente: Elaboración propia.

En la siguiente gráfica se presentan las variables de la Tarifa media (\$/Kwh) aplicada a los diferentes sectores en la ciudad de Ibagué a precios constantes de 2004 y con transformación logarítmica, las cuales son la Tarifa media de la Energía del sector Comercio –LPCOMER; la Tarifa Media de la Energía del sector Industrial –LPINDUST; la Tarifa Media de la Energía del sector Residencial LPRESID y la Tarifa Media de la Energía del Sector Oficial LPOFI. Al realizar un análisis visual de las variables se observa que presentan algún tipo de tendencia, no siendo estacionarias, por lo que se procederá al proceso de diferenciación de las series de tiempo.

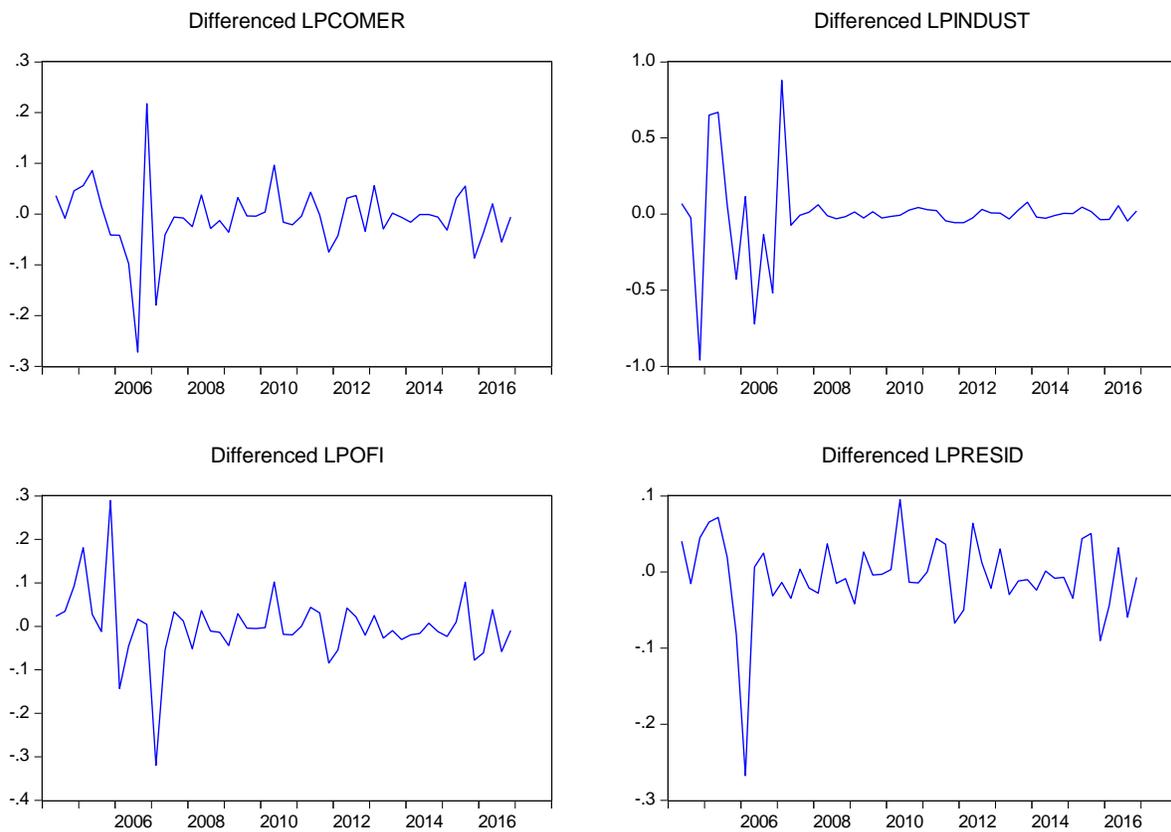
*Figura 18. Tarifas medias logarítmica de la energía eléctrica por sectores en la ciudad de Ibagué (\$/Kwh).*



Fuente: Elaboración propia.

En la siguiente gráfica se presentan las variables de la tarifa media aplicada a los diferentes sectores en la ciudad de Ibagué aplicándoles la primera diferencia, se puede observar que las variables pierden el componente tendencial por lo que se presume que se vuelven estacionarias.

*Figura 19. Variables en primera diferencia de los logaritmos de las tarifas media de la energía eléctrica por sectores en la ciudad de Ibagué.*

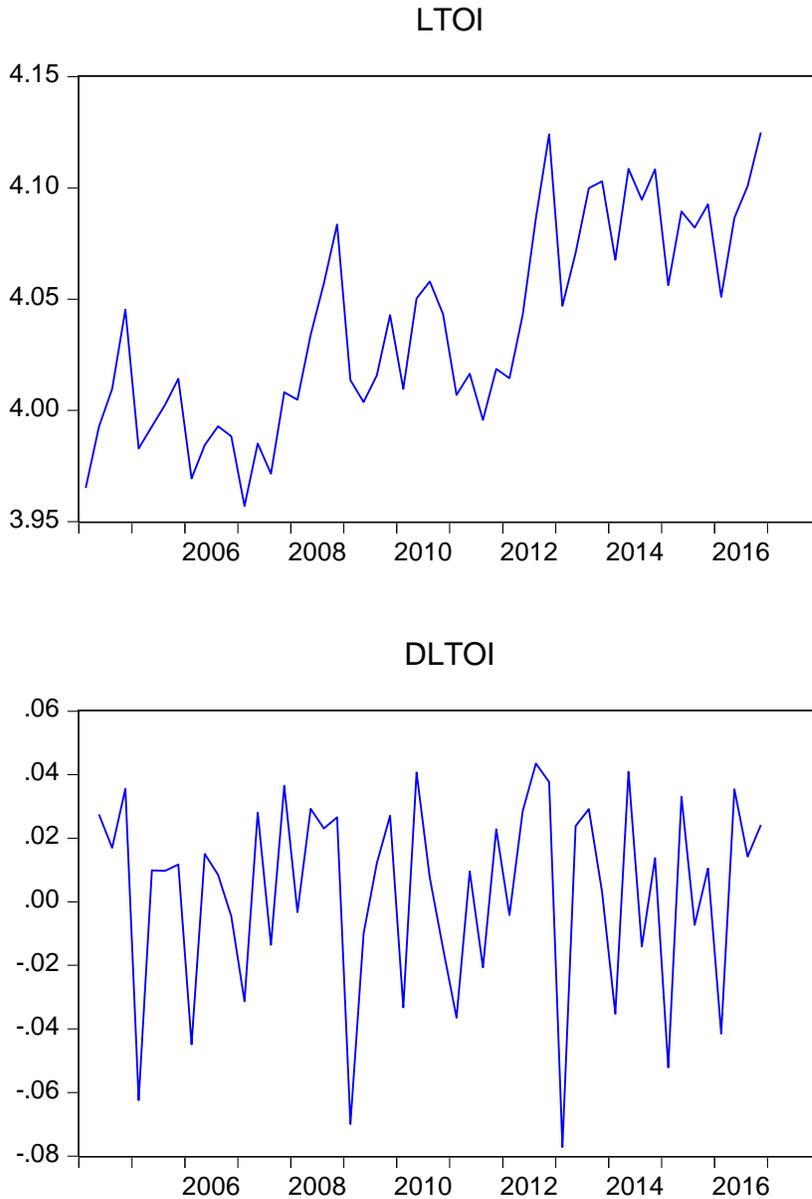


Fuente: Elaboración propia.

En las siguientes dos gráficas se presentan el logaritmo de la Tasa de Ocupación de la ciudad de Ibagué, que es el cambio en la tasa de ocupación trimestral para la ciudad, a la vez es la variable proxy utilizada por la variable Tasa de Crecimiento del Producto Interno

Bruto de la ciudad de Ibagué, esta es utilizada debido a que el PIB de esta ciudad no está contabilizado de forma trimestral sino únicamente anual. Esto imposibilitaría la utilización de las metodologías de series de tiempo, puesto que los datos solo están disponibles en el reportador de la Superintendencia de Servicios Públicos desde el año de 2003, por lo que las series de datos anuales no tendría el tamaño mínimo requerido para que las pruebas arrojen resultados confiables desde el punto de vista estadístico. Debido a la relación procíclica de la tasa de ocupación con la actividad económica agregada, se decide a la utilización de Tasa de Ocupación trimestral de la ciudad de Ibagué, que a continuación se presenta la gráfica de esta variable, en la cual se puede observar que presenta un tendencia aumentar a través del tiempo, por lo que se procede a la realización de la primera diferencia y continúa sin ser estacionaria, por lo que se le aplica una segunda diferencia en dicha variable volviendo la serie estacionaria.

Figura 20. Tasa de Ocupación trimestral de la ciudad de Ibagué en nivel y en diferencias.



Fuente: Elaboración propia.

Debido a que las variables tanto dependientes como las endógenas se vuelven estacionarias con la aplicación de la primera diferencia y una segunda diferencias es posible la estimación de los modelos por vectores autorregresivos VAR(p). La estimación de Vectores Autorregresivos con series de tiempo, va a permitir explicar de una forma clara la

relación de causalidad entre el consumo de energía en cada sector, la tasa de crecimiento (Tasa de Ocupación de la ciudad de Ibagué) y la tarifa aplicada en cada sector.

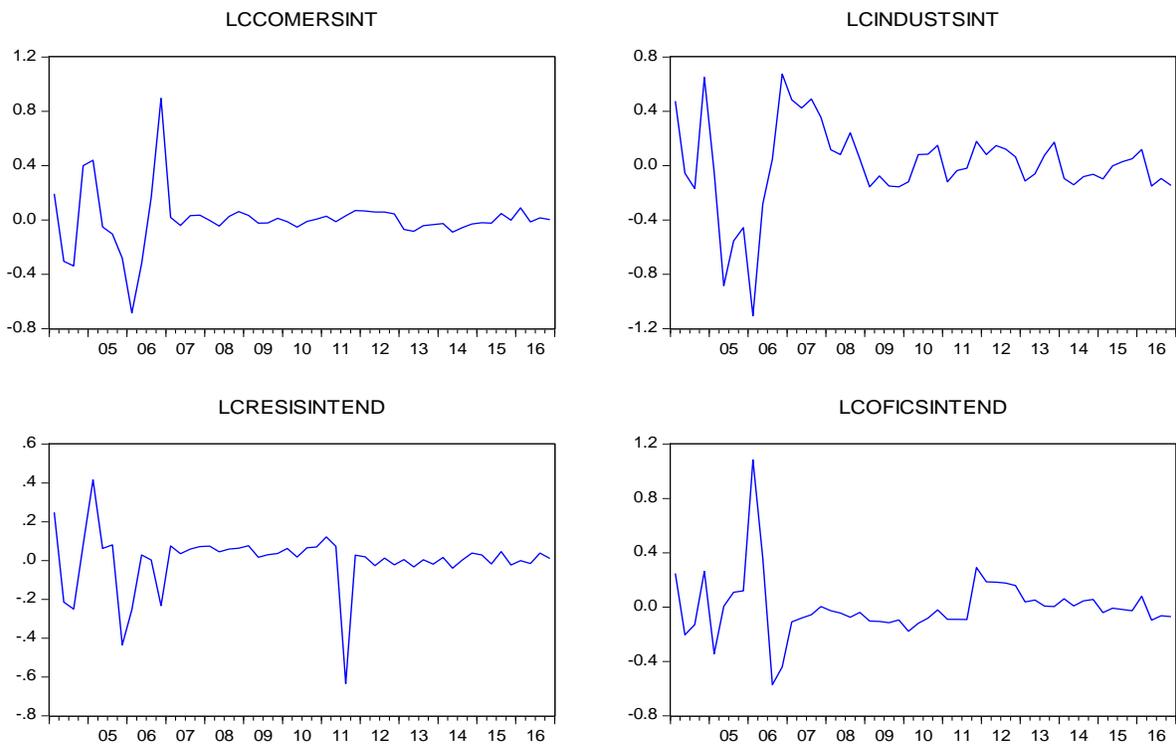
En la tabla número 6, se ven los resultados de las pruebas de raíz unitaria, a las variables tanto en niveles como en primera diferencia, y siguiendo las recomendaciones de Gujarati se estiman la prueba de raíz unitaria con las tres posibilidades, sin constante y sin tendencia, con solo constante y con constante y tendencia; en los tres caso debería comprobarse la presencia o no de raíz unitaria; por lo que permite concluir que las funciones son integradas de orden (1), a excepción de la tasa de ocupación para la ciudad de Ibagué que se emplea en su primera diferencia, aunque los resultados de los test no son satisfactorios, pero en términos económicos una doble diferencia de la tasa de ocupación no represente nada, por lo que el próxi de la tasa de crecimiento del producto interno se trabaja es la tasa de ocupación en su primera diferencia. Al igual siguiendo el trabajo de los investigadores del Banco de la República de Costa Rica sobre modelos VAR para realizar pronósticos a corto plazo, los cuales estiman dos modelos VAR uno en diferencias y el otro en niveles con las variables sin tendencia, debido a esto se realizan las pruebas de raíz unitaria a las variables sin tendencia, los resultados se presentan en la tabla número 7, los cuales arrojan información para realizar los modelos VAR de los sectores con las variables sin tendencia.

Tabla 6. Test de raíz unitarias ADF. Variables en niveles y diferenciados

TEST DE RAÍZ UNITARIA		VARIABLES							
Null Hypothesis: Variable has a unit root	LCCOMER	LCINDUST	LCOFIC	LCRESI	LPCOMER	LPINDUST	LPOFICIAL	LPRESI	LTOI
<b>ADF intercepto-tendencia</b>									
t-Statistic	-4.456.174	-1.853.015	-3.336.200	-6.077.856	-2.133.862	-1.171.426	-3.611.350	-1.685.197	-3.980.803
Prob.*	0.0044	0.6639	0.0720	0.0000	0.5150	0.0000	0.0398	0.7429	0.0170
<b>ADF- intercepto</b>									
t-Statistic	-4.034.665	-1.818.637	-3.918.693	-6.072.450	-1.340.791	-1.140.985	-2.249.385	-0.860043	-0.680232
Prob.*	0.0027	0.3676	0.0037	0.0000	0.6033	0.0000	0.1924	0.3380	0.8409
<b>ADF- ninguna</b>									
t-Statistic	1.014.838	0.586328	-0.352530	0.098480	-1.102.615	-0.385472	-0.860043	-0.908962	1.064.333
Prob.*	0.9159	0.8398	0.5530	0.7093	0.2416	0.5392	0.3380	0.3176	0.9224
Null Hypothesis: Variable has a unit root	DLCCOMER	DLINDUST	DLCOFIC	DLRESI	DLPOMER	DLPINDUST	DLPOFICIAL	DLPRESI	DLTOI
<b>ADF intercepto-tendencia</b>									
t-Statistic	-6.415.248	-7.936.424	-7.934.634	-7.966.307	-9.037.320	-4.766.545	-3.441.204	-5.754.167	-2.423.236
Prob.*	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0021	0.0583	0.0001	0.3630
<b>ADF- intercepto</b>									
t-Statistic	-6.323.196	-7.693.890	-8.029.876	-8.029.876	-9.133.589	-5.170.514	-3.592.903	-5.817.947	-2.439.138
Prob.*	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0001	0.0097	0.0000	0.1374
<b>ADF- ninguna</b>									
t-Statistic	-6.227.434	-7.627.847	-8.115.913	-8.115.913	-9.057.561	-5.389.330	-3.565.857	-5.764.672	-2.189.659
Prob.*	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0007	0.0000	0.0290

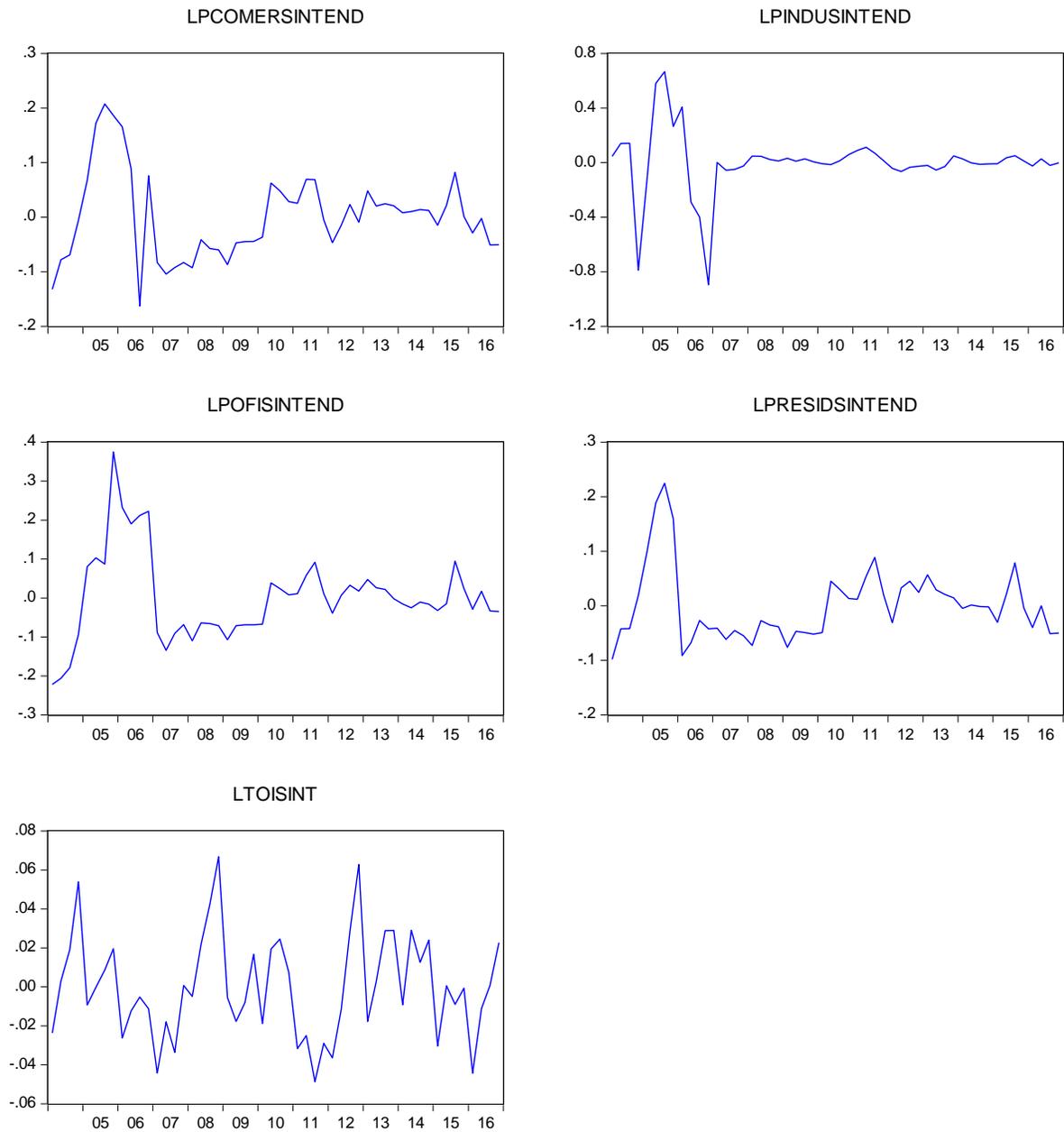
Fuente: Elaboración propia.

Figura 21. Variables del consumo por sector sin tendencia.



Fuente: Elaboración propia.

Figura 22. Variables de los precios por sector y de la tasa de ocupación sin tendencias.



Fuente: Elaboración propia.

Tabla 7. Test de raíz unitarias ADF. Variables sin tendencia

TEST DE RAÍZ UNITARIA	VARIABLES								
Null Hypothesis: Variable has a unit root	LCCOMERSINT	LCINDUSTSINT	LCOFICSINTEND	LCRESISINTEND	LPCOMERSINTEND	LPINDUSINTEND	LPOFISINTEND	LPRESISINTEND	LTOISINT
<b>ADF intercepto-tendencia</b>									
t-Statistic	-3.981452	-6.332363	-5.218279	-6.627075	-2.852691	-7.576202	-3.561891	-3.234812	-4.117428
Prob.*	0.0163	0.0000	0.0004	0.0000	0.1865	0.0000	0.0445	0.0892	0.0121
<b>ADF- intercepto</b>									
t-Statistic	-5.420024	-4.659614	-5.266216	-6.685098	-2.851403	-6.218045	-4.576972	-3.272202	-4.031764
Prob.*	0.0000	0.0005	0.0001	0.0000	0.0586	0.0000	0.0006	0.0215	0.0031
<b>ADF- ninguna</b>									
t-Statistic	-5473286	-6.838674	-5.319223	-6.748916	-2.871227	-5.993949	-4.651063	-3.301791	-4.096013
Prob.*	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0050	0.0000	0.0000	0.0014	0.0001

Fuente: Elaboración propia.

Los resultados de las pruebas de raíz unitaria en las variables sin tendencia arrojan que todas son integradas de orden (0), lo que es igual a decir que son estacionarias en niveles, a excepción de la variable del precio comercial sin tendencia que arroja problemas en la ADF con tendencia. Lo anterior muestra que se puede estimar los modelos VAR con las variables en niveles, con el fin de lograr un mejor ajuste y significancia en comparación con los VAR en diferencia.

Seguidamente y con base en la investigación de Ortiz et al (2013) quienes realizan una serie de modelos para la estimación de la demanda de energía eléctrica en la ciudad de Bogotá en el corto y largo plazo, los cuales utilizan los modelos de Vector de Corrección del Error –VEC, en el cual realizan las pruebas de cointegración entre las variables endógenas, dejando como exógena al precio o tarifa media; razón por la cual se realiza el Test de Cointegración de johansen con referente al valor de la traza, y el orden del rezago de selecciona con base al criterio de información de Schwarz (BIC) y de Akaike (AIC), cuyos resultado se pueden ver en la siguiente tabla. En todos los test se rechaza la hipótesis de que existe una relación de cointegración al 5% de significancia, razón por la cual se descarta la estimación de los modelos por Vector de Corrección de Error

Tabla 8. Resultados del Test de Cointegración de Joahansen en variables endógenas.

**Resultados test de Cointegración Johansen -Traza, variables endógenas**

Modelo	Variables endógenas	r0	LR	Valor crítico 95%	p-valor
<b>Sector comercial</b>	TOI y Consumo	0	11.14918	15.49471	0.2025
	Comercial	1	0.568666	3.841466	0.4508
<b>Sector Industrial</b>	TOI y Consumo	0	11.26497	15.49471	0.1957
	Industrial	1	2.824205	3.841466	0.0929
<b>Sector Residencial</b>	TOI y Consumo	0	12.64323	15.49471	0.1286
	Residencial	1	0.835813	3.841466	0.3606
<b>Sector Oficial</b>	TOI y Consumo	0	14.39749	15.49471	0.0727
	Oficial	1	2.233807	3.841466	0.1350

Fuente: Elaboración propia.

La tabla siguiente presenta los resultados de la estimación de los modelos por OLS del Consumo de energía eléctrica en cada uno de los sectores en la ciudad de Ibagué, arrojando que las variables explicativas presentan problemas de significancia, medido por los valores de probabilidad para cada uno de los coeficientes de cada uno de los modelos de regresión; en los casos específicos para determinar el consumo de los sectores comercial, residencial y oficial el precio de la energía resulta ser no significativa y la tasa de ocupación es significativa para el sector oficial y residencial; los valores del coeficiente de correlación es bajo para el modelo del consumo comercial e industrial y particularmente bajo para el consumo del sector residencial y oficial en la ciudad de Ibagué; concluyendo que esta forma de estimación sin tener presente los efectos de rezagos en el tiempo da unos resultados poco satisfactorios, por lo que se procederá a la estimación de las demandas de consumo por medio de la metodología de Vectores Autorregresivos, y como se analizó en la parte metodológica presenta una serie de posibilidades que lo hacen apropiado como se muestra en el capítulo de la metodología.

A continuación, se presenta en la tabla número 9 los resultados de la estimación por mínimos cuadrados ordinarios con las variables expresadas en logaritmos, sin incluir los efectos en el tiempo de las variables. Las variables están en logaritmos y las variables de tarifas están deflactadas con el Índice de Precios al Productor.

*Tabla 9. Resultados de la estimación de los modelos lineales por OLS de Consumo de energía por sectores en la ciudad de Ibagué*

Variable dependiente / Independientes	LCINDUST	LCCOMER	LCRESI	LCOFIC
<b>Variable</b>	<b>LPINDUST</b>	<b>LPCOMER</b>	<b>LPRESID</b>	<b>LPOFI</b>
Coefficiente	-1.693.852	-0.190415	-0.425773	0.284628
Std. Error	0.320066	0.227232	0.208892	0.330706
Prob.	0.0000	0.0003	0.3665	0.3936
<b>Variable</b>	<b>LTOI</b>	<b>LTOI</b>	<b>LTOI</b>	<b>LTOI</b>
Coefficiente	7.795.386	0.181210	-0.621499	1.323.796
Std. Error	1.853.669	0.767388	0.533046	1.037.522
Prob.	0.0001	0.8143	0.2493	0.2080
<b>Variable</b>	<b>C</b>	<b>C</b>	<b>C</b>	<b>C</b>
Coefficiente	-1.181.495	1.187.992	9.425.843	1.517.231
Std. Error	8.160.059	3.987.319	2.912.286	5.412.964
Prob.	0.1540	0.0045	0.0022	0.7804
R-squared	0.559981	0.320862	0.031178	0.033628
Adjusted R-squared	0.542021	0.293142	-0.008365	-0.005816
S.E. of regression	0.586964	0.214070	0.159266	0.298674
Sum squared resid	1.688.180	2.245.477	1.242.918	4.371.112
Log likelihood	-4.453.460	7.915.669	2.329.352	-9.402.923
F-statistic	3.117.938	1.157.513	0.788451	0.852553
Prob(F-statistic)	0.000000	0.000076	0.460230	0.432551
Mean dependent var	1.013.038	7.253.722	5.769.786	8.544.719
S.D. dependent var	0.867338	0.254619	0.158604	0.297810
Akaike info criterion	1.828.254	-0.189064	-0.780520	0.477035
Schwarz criterion	1.940.826	-0.076492	-0.667948	0.589607
Hannan-Quinn criter.	1.871.411	-0.145907	-0.737363	0.520193
Durbin-Watson stat	0.480007	1.508.350	1.641.403	0.908824

Fuente: Elaboración propia

Hay que resaltar que en los modelos por OLS estimados, el signo de las variables independientes en la mayoría de casos da el esperado, casos concretos en la tarifa que es negativo en todos, menos en el sector Oficial que arroja signo positivo; lo cual supone que el consumo de energía se comporta como un bien normal y la tasa de ocupación arroja el signo esperado en los sectores, menos en el residencial, lo que supone que a mayor aumento del Productor Interno Bruto en la ciudad de Ibagué impacta de forma positiva en la tasa media de consumo de energía, menos en el sector residencial. Se evidencian problemas en la significancia estadística de las variables independientes, al igual que un muy bajo Coeficiente de Correlación en la mayoría de los modelos de regresión lineal; lo cual sugiere problemas de especificación, no incorporación de retardos y por posible omisión de variables explicativas. Por lo anterior se procederá a la elaboración de modelos Autorregresivos de Retardos Distribuidos y luego por Vectores Autorregresivos en diferencias y en niveles de las variables sin tendencias, para presentar qué modelos puede representar mejor las estimaciones de las demandas de consumo de cada uno de los sectores.

Pesaran y Pesaran (1997); Pesaran y Smith (1998) y Pesaran et al. (2001) han introducido una técnica de cointegración alternativa conocida como la prueba Autoregressive Distributed Lag (ARDL)'. Esta técnica tiene un número de ventajas sobre las técnicas de cointegración de Johansen. Primero, el modelo ARDL es el enfoque más significativo estadísticamente para determinar la relación de cointegración en muestras pequeñas (Ghatak y Siddiki 2001), mientras que la cointegración de Johansen requieren grandes muestras de datos para su validez. Una segunda ventaja del enfoque ARDL es que, mientras que otras técnicas de cointegración requieren que todos los regresores estén integrados en el mismo orden; el ARDL se puede aplicar ya sea que los regresores sean  $I(1)$  y / o  $I(0)$ .

Esto significa que el enfoque ARDL evita los problemas de prueba previa asociados con el estándar de cointegración, que requiere que las variables ya estén clasificadas en  $I(1)$  o  $I(0)$  (Pesaran y otros, 2001). Si no estamos seguros acerca de las propiedades de raíz

de la unidad de los datos, entonces aplicando el procedimiento ARDL es el modelo más apropiado para el trabajo empírico. BahmaniOskooee (2004: 485) explica, el primer paso en cualquier técnica de cointegración es determinar el grado de integración de cada variable en el modelo,

Su estructura general es la siguiente:

$$\Delta y_t^l = \beta_0 + \sum_{i=0}^p \gamma_{1i} \Delta X_{1t-i} + \dots + \sum_{i=0}^p \gamma_{ki} \Delta X_{kt-i} \\ + \sum_{i=1}^p \alpha_i \Delta y_{t-i}^l + \alpha_0 y_{t-1}^l + \sum_{k=1}^K \beta_k \Delta X_{kt-1} + u_t$$

$$\alpha_p(L)y_t = \delta_t + \beta_{1r_1}(L)x_{1t} + \dots + \beta_{kr_k}(L)x_{kt} + \varepsilon_t$$

$$\alpha_p(L)y_t = \delta_t + \sum_{j=1}^k \beta_{jr_j}(L)x_{jt} + \varepsilon_t$$

donde:

$$\alpha_p(L) = (1 - \alpha_1 L - \alpha_2 L^2 - \dots - \alpha_p L^p)$$

$$\beta_{jr_j}(L) = (\beta_{j0} + \beta_{j1} L + \dots + \beta_{jr} L^{r_j})$$

Según Goda y Torres (2015) este método permite incorporar simultáneamente variables con distinto orden de integración, produce estimaciones consistentes de los coeficientes de largo plazo y corrige por la posible existencia de endogeneidad débil en los regresores ; adicionalmente, se hará uso de los test de cointegración (F-bound test y t-bound test), desarrollados por Pesaran et al. (2001) para este tipo de especificaciones, lo que permite garantizar la presencia de una relación de largo plazo entre las variables consideradas, verificar que no existen problemas de regresión espúrea y confirmar la validez de los distintos estadísticos (incluyendo los estadísticos t) al igual que las pruebas de normalidad, heterosedasticidad y autocorrelación. Para el análisis de la relación de largo

plazo al modelo original se estima la forma cointegrada y la relación de largo plazo por medio del software Eviews.

A continuación se muestran los resultados de los modelos Autorregresivos de Retardos Distribuidos

## 6. 2 MODELOS AUTORREGRESIVOS DE RETARDOS DISTRIBUIDOS

En estaparte se presenta los resultados de las estimaciones de los datos por medio de los modelos Autorregresivos de Retardos Distribuidos para cada uno de los sectores o clientes de energía eléctrica en la ciudad de Ibagué.

### 6.2.1 Modelo Autorregresivo de Retardos Distribuidos sector Comercio.

Dependent Variable: D(LCCOMER)  
 Method: ARDL  
 Date: 01/18/18 Time: 09:23  
 Sample (adjusted): 2005Q2 2016Q4  
 Included observations: 47 after adjustments  
 Maximum dependent lags: 4 (Automatic selection)  
 Model selection method: Hannan-Quinn criterion (HQ)  
 Dynamic regressors (4 lags, automatic): D(LPCOMER) D(LTOI)  
 Fixed regressors: C  
 Number of models evaluated: 100  
 Selected Model: ARDL(4, 1, 2)

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.*
D(LCCOMER(-1))	-0.027718	0.112095	-0.247276	0.8061
D(LCCOMER(-2))	-0.326459	0.101767	-3.207898	0.0028
D(LCCOMER(-3))	-0.139213	0.099004	-1.406136	0.1680
D(LCCOMER(-4))	-0.181481	0.096049	-1.889472	0.0667
D(LPCOMER)	0.163770	0.332137	0.493080	0.6249
D(LPCOMER(-1))	-2.040342	0.333295	-6.121729	0.0000
D(LTOI)	1.277170	0.764575	1.670431	0.1033
D(LTOI(-1))	0.572038	0.799254	0.715716	0.4787
D(LTOI(-2))	-1.414865	0.762639	-1.855223	0.0715
C	-0.012993	0.022238	-0.584271	0.5626
R-squared	0.652483	Mean dependent var		-0.001865
Adjusted R-squared	0.567952	S.D. dependent var		0.217892
S.E. of regression	0.143221	Akaike info criterion		-0.862553

Sum squared resid	0.758953	Schwarz criterion	-0.468905
Log likelihood	30.27001	Hannan-Quinn criter.	-0.714421
F-statistic	7.718847	Durbin-Watson stat	2.185912
Prob(F-statistic)	0.000003		

Fuente: Elaboración propia.

El modelo estimado ARDL se representa por la siguiente ecuación.

$$\begin{aligned}
 D(LCCOMER) = & -0.0277183012749 * D(LCCOMER(-1)) - 0.326458733005 * D(LCCOMER(-2)) \\
 & - 0.139212694958 * D(LCCOMER(-3)) - 0.1814814318 * D(LCCOMER(-4)) + \\
 & 0.163769908127 * D(LPCOMER) - 2.04034236895 * D(LPCOMER(-1)) + \\
 & 1.27717033341 * D(LTOI) + 0.572038472892 * D(LTOI(-1)) - 1.41486532466 * D(LTOI(-2)) - \\
 & 0.0129931481949
 \end{aligned}$$

ARDL Cointegrating And Long Run Form  
 Original dep. variable: D(LCCOMER)  
 Selected Model: ARDL(4, 1, 2)  
 Date: 01/18/18 Time: 09:28  
 Sample: 2004Q1 2016Q4  
 Included observations: 47

Cointegrating Form				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
D(LCCOMER(-1), 2)	0.647153	0.162180	3.990340	0.0003
D(LCCOMER(-2), 2)	0.320694	0.123300	2.600931	0.0133
D(LCCOMER(-3), 2)	0.181481	0.087738	2.068447	0.0456
D(LPCOMER, 2)	0.163770	0.232069	0.705694	0.4848
D(LTOI, 2)	1.277170	0.542136	2.355813	0.0239
D(LTOI(-1), 2)	1.414865	0.535459	2.642340	0.0120
CointEq(-1)	-1.674871	0.204962	-8.171629	0.0000

Cointeq = D(LCCOMER) - (-1.1204 \* D(LPCOMER) + 0.2593 \* D(LTOI) - 0.0078 )

Long Run Coefficients				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
D(LPCOMER)	-1.120428	0.387989	-2.887781	0.0064
D(LTOI)	0.259329	1.002201	0.258760	0.7973
C	-0.007758	0.013519	-0.573850	0.5695

Fuente: Elaboración propia.

En el modelo estimado ARDL del sector Comercial de la ciudad de Ibagué arroja la elasticidad esperada en la variable del precio (Con signo negativo) para la función de Demanda, el valor de esta indica que la demanda del sector comercial es elástica ante las variaciones de los precios con un valor de -1.87. De igual manera dicho modelo arroja que la demanda de energía de este sector está determinada por las variaciones de la tasa de ocupación de manera positiva con un valor de la elasticidad de 0.43, dando inelástica, de acuerdo con la teoría económica; hay que decir que el programa Eviews selecciona el mejor modelo que representa los datos, pero que dicho modelo ARDL estimado tiene problema de significancia estadística en los valores de coeficientes de algunas variables explicativas. También se realizaron pruebas a los residuales del modelo (Ver anexo G) arrojando que presenta problemas de normalidad, pero no tiene problemas de heterosedasticidad, ni presenta autocorrelación en los residuales, al igual que no presenta problemas de estabilidad estructural por medio del test de Cusum.

El test de Bound arroja que no se puede descartar la relación de largo plazo de los coeficientes del modelo. Las elasticidades estimadas de largo plazo, muestran que la demanda de energía del sector comercial está determinada de manera negativa por el precio o tarifa de energía y al variar el precio en uno por ciento la demanda de energía en dicho sector decrece en 1.12% , lo cual equivale a decir que la demanda es elasticidad con respecto al precio en el largo plazo y con respecto al coeficiente de la Tasa de Ocupación arroja el signo esperado en el largo plazo, pero no es estadísticamente significativo, por lo tanto la TO no determinaría la demanda de energía en el sector comercial, lo cual se debería investigar a fondo en futuras investigaciones o estimar en un mayor lapso de tiempo para verificar si dicho comportamiento se mantiene.

## 6.2.2 Modelo Autorregresivo de Retardos Distribuidos sector Industrial

Dependent Variable: D(LCINDUST)  
 Method: ARDL  
 Date: 01/18/18 Time: 09:15  
 Sample (adjusted): 2005Q1 2016Q4  
 Included observations: 48 after adjustments  
 Maximum dependent lags: 8 (Automatic selection)  
 Model selection method: Hannan-Quinn criterion (HQ)  
 Dynamic regressors (8 lags, automatic): D(LPINDUST) D(LTOI)  
 Fixed regressors: C  
 Number of models evaluated: 648  
 Selected Model: ARDL(3, 1, 0)  
 Note: final equation sample is larger than selection sample

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.*
D(LCINDUST(-1))	0.104038	0.117991	0.881741	0.3831
D(LCINDUST(-2))	0.069094	0.080694	0.856248	0.3968
D(LCINDUST(-3))	0.434967	0.081933	5.308820	0.0000
D(LPINDUST)	-0.974450	0.106895	-9.115964	0.0000
D(LPINDUST(-1))	-0.195943	0.138360	-1.416187	0.1643
D(LTOI)	1.722033	0.787800	2.185876	0.0346
C	0.002521	0.023704	0.106366	0.9158
R-squared	0.726107	Mean dependent var		0.023028
Adjusted R-squared	0.686025	S.D. dependent var		0.278569
S.E. of regression	0.156092	Akaike info criterion		-0.742707
Sum squared resid	0.998951	Schwarz criterion		-0.469824
Log likelihood	24.82497	Hannan-Quinn criter.		-0.639584
F-statistic	18.11559	Durbin-Watson stat		1.947580
Prob(F-statistic)	0.000000			

Fuente: Elaboración propia.

El modelo ARDL estimado del sector industrial se escribe en forma ecuación de la siguiente forma.

$$D(LCINDUST) = 0.104037944108 * D(LCINDUST(-1)) + 0.0690940444952 * D(LCINDUST(-2)) + 0.434966566183 * D(LCINDUST(-3)) - 0.974450410851 * D(LPINDUST) - 0.195943190318 * D(LPINDUST(-1)) + 1.72203250742 * D(LTOI) + 0.00252129102598$$

Selected Model: ARDL(3, 1, 0)  
Date: 01/18/18 Time: 09:33  
Sample: 2004Q1 2016Q4  
Included observations: 48

Cointegrating Form				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
D(LCINDUST(-1), 2)	-0.503663	0.067860	-7.422048	0.0000
D(LCINDUST(-2), 2)	-0.434844	0.056535	-7.691646	0.0000
D(LPINDUST, 2)	-0.973836	0.084793	-11.484808	0.0000
D(LTOI, 2)	1.731766	0.489824	3.535482	0.0010
CointEq(-1)	-0.391578	0.057502	-6.809777	0.0000
Cointeq = D(LCINDUST) - (-2.9864*D(LPINDUST) + 4.3940*D(LTOI) + 0.0064 )				
Long Run Coefficients				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
D(LPINDUST)	-2.986449	1.426969	-2.092862	0.0426
D(LTOI)	4.394045	2.941243	1.493941	0.1428
C	0.006433	0.059687	0.107787	0.9147

Fuente: Elaboración propia.

En el modelo estimado ARDL del sector Industrial de la ciudad de Ibagué arroja la elasticidad esperada en la variable del precio (Con signo negativo) para la función de Demanda, el valor de esta indica que la demanda en dicho sector es elástica ante las variaciones de los precios con un valor de 1.17 en el corto plazo. De igual manera dicho modelo arroja que la demanda de energía de este sector está determinada por las variaciones de la tasa de ocupación de forma positiva en el corto plazo, siendo elástica ante las variaciones de la tasa de ocupación en el corto plazo con un valor de 1.72; hay que decir que el programa Eviews selecciona el mejor modelo que representa los datos, pero que dicho modelo ARDL estimado tiene problema de significancia estadística en los valores de coeficientes de algunas variables explicativas. También se realizaron pruebas a los residuales del modelo (Ver anexo xx) arrojando que no presentan problemas de

normalidad, heterosedásticidad, ni presentan autocorrelación en los residuales ni problemas estructurales.

El test de Bound arroja que no se puede descartar la relación de largo plazo de los coeficientes del modelo. Las elasticidades estimadas a largo plazo, muestran que la demanda de energía del sector industrial está determinada de manera negativa por el precio o tarifa de energía y al variar el precio en uno por ciento la demanda de energía en dicho sector decrece en -2.98%, referente al coeficiente de la TO en el largo plazo no es estadísticamente significativo, pero arroja el signo esperado; al parecer la demanda de energía del sector industrial no está determinada de manera local y si se sumen que la demanda de energía es una demanda derivad de la demanda de bienes, se podría decir que la demanda del sector industrial podría no estar determinada de manera local (Ver anexo H), lo que habría que estudiar a fondo en una futura investigación.

### 6.2.3 Modelo Autorregresivo de Retardos Distribuidos sector Residencial

Dependent Variable: D(LCRESI)  
 Method: ARDL  
 Date: 01/18/18 Time: 09:20  
 Sample (adjusted): 2005Q2 2016Q4  
 Included observations: 47 after adjustments  
 Maximum dependent lags: 4 (Automatic selection)  
 Model selection method: Akaike info criterion (AIC)  
 Dynamic regressors (4 lags, automatic): D(LPRESID) D(LTOI)

Fixed regressors: C  
 Number of models evaluated: 100  
 Selected Model: ARDL(4, 4, 3)  
 White heteroskedasticity-consistent standard errors & covariance

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.*
D(LCRESI(-1))	-0.745235	0.206040	-3.616936	0.0010
D(LCRESI(-2))	-0.575710	0.229530	-2.508209	0.0172
D(LCRESI(-3))	-0.489395	0.216587	-2.259577	0.0306
D(LCRESI(-4))	-0.345111	0.133422	-2.586619	0.0143
D(LPRESID)	-0.109750	0.783849	-0.140014	0.8895
D(LPRESID(-1))	-0.302001	0.484132	-0.623799	0.5370

D(LPRESID(-2))	-0.385814	0.257135	-1.500431	0.1430
D(LPRESID(-3))	0.180584	0.402951	0.448155	0.6570
D(LPRESID(-4))	-1.195128	0.456354	-2.618860	0.0132
D(LTOI)	2.024810	1.359334	1.489561	0.1458
D(LTOI(-1))	0.955239	0.727124	1.313722	0.1980
D(LTOI(-2))	0.918917	1.036672	0.886411	0.3818
D(LTOI(-3))	2.164305	1.166419	1.855512	0.0725
C	-0.031315	0.035187	-0.889967	0.3799
<hr/>				
R-squared	0.576380	Mean dependent var	-0.009859	
Adjusted R-squared	0.409500	S.D. dependent var	0.188804	
S.E. of regression	0.145084	Akaike info criterion	-0.780900	
Sum squared resid	0.694631	Schwarz criterion	-0.229792	
Log likelihood	32.35115	Hannan-Quinn criter.	-0.573514	
F-statistic	3.453851	Durbin-Watson stat	2.390243	
Prob(F-statistic)	0.001970			

Fuente: Elaboración propia.

La siguiente es la representación ecuación del modelo ARDL estimado.

$$\begin{aligned}
 D(LCRESI) = & -0.745235134032 * D(LCRESI(-1)) - 0.57570969325 * D(LCRESI(-2)) - \\
 & 0.48939539471 * D(LCRESI(-3)) - 0.345111067641 * D(LCRESI(-4)) - \\
 & 0.109749972063 * D(LPRESID) - 0.302001325658 * D(LPRESID(-1)) - \\
 & 0.385813537353 * D(LPRESID(-2)) + 0.180584293276 * D(LPRESID(-3)) - \\
 & 1.19512800499 * D(LPRESID(-4)) + 2.02481033971 * D(LTOI) + 0.955238925589 * D(LTOI(- \\
 & 1)) + 0.918916693047 * D(LTOI(-2)) + 2.16430495111 * D(LTOI(-3)) - 0.0313152264806
 \end{aligned}$$

ARDL Cointegrating And Long Run Form  
 Original dep. variable: D(LCRESI)  
 Selected Model: ARDL(4, 4, 3)  
 Date: 01/18/18 Time: 10:04  
 Sample: 2004Q1 2016Q4  
 Included observations: 47

Cointegrating Form				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
D(LCRESI(-1), 2)	1.410216	0.362702	3.888082	0.0005
D(LCRESI(-2), 2)	0.834506	0.262481	3.179299	0.0032
D(LCRESI(-3), 2)	0.345111	0.140758	2.451805	0.0197
D(LPRESID, 2)	-0.109750	0.437816	-0.250676	0.8036
D(LPRESID(-1), 2)	1.400357	0.562387	2.490024	0.0180
D(LPRESID(-2), 2)	1.014544	0.531254	1.909716	0.0649
D(LPRESID(-3), 2)	1.195128	0.461348	2.590512	0.0142
D(LTOI, 2)	2.024810	0.724897	2.793240	0.0086
D(LTOI(-1), 2)	-3.083222	0.867964	-3.552244	0.0012
D(LTOI(-2), 2)	-2.164305	0.630538	-3.432475	0.0016
CointEq(-1)	-3.155451	0.430045	-7.337498	0.0000

$$\text{Cointeq} = D(LCRESI) - (-0.5743 * D(LPRESID) + 1.9215 * D(LTOI) - 0.0099)$$

Long Run Coefficients				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
D(LPRESID)	-0.574279	0.458896	-1.251435	0.2196
D(LTOI)	1.921523	1.354019	1.419125	0.1652
C	-0.009924	0.011990	-0.827714	0.4138

Fuente: Elaboración propia.

En el modelo estimado ARDL del sector Residencial de la ciudad de Ibagué arroja los signos esperados para la elasticidad en la función de Demanda en el corto plazo con una elasticidad de -1.7, pero con problemas de significancia estadística y arroja el signo esperado en el coeficiente total de la tasa de ocupación y dando que una valor de 6.059, lo que indica que ante aumentos de la tasa de ocupación en el corto plazo se origina un fuerte aumento de la demanda de energía por parte de las familias. El modelo presenta problemas en las pruebas de normalidad, pero no de heteroscedasticidad, no presentan autocorrelación en los residuales y no tiene problemas estructurales (Ver anexo I); pero igual que los anteriores modelos ARDL presenta problemas en la significancia estadística de los coeficientes de algunas variables explicativas.

El test de Bound arroja que no se puede descartar la relación de largo plazo de los coeficientes del modelo. Las elasticidades estimadas de corto y largo plazo, muestran que la demanda de energía del sector Residencial está determinada de manera positiva por el precio o tarifa de energía y al variar el precio en uno por ciento la demanda de energía en dicho sector crece en 0.86, pero en el largo plazo la elasticidad no es estadísticamente significativa; la elasticidad de la demanda de energía en dicho sector ante variaciones de la tasa de ocupación da una relación positiva en el corto con un valor de elasticidad de 5.876, siendo elástico y estadísticamente significativo; pero en el largo plazo la elasticidad es negativa, inelástica y estadísticamente significativa, lo cual no está de acuerdo a la teoría económica.

## 6.2.4 Modelo Autorregresivo de Retardos Distribuidos sector Oficial

Dependent Variable: D(LCOFIC)  
 Method: ARDL  
 Date: 01/18/18 Time: 09:21  
 Sample (adjusted): 2005Q2 2016Q4  
 Included observations: 47 after adjustments  
 Maximum dependent lags: 4 (Automatic selection)  
 Model selection method: Hannan-Quinn criterion (HQ)  
 Dynamic regressors (4 lags, automatic): D(LPOFI) D(LTOI)  
 Fixed regressors: C  
 Number of models evaluated: 100  
 Selected Model: ARDL(4, 3, 0)  
 White heteroskedasticity-consistent standard errors & covariance

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.*
D(LCOFIC(-1))	-0.035574	0.126563	-0.281081	0.7802
D(LCOFIC(-2))	-0.446399	0.134834	-3.310722	0.0021
D(LCOFIC(-3))	-0.439930	0.109361	-4.022740	0.0003
D(LCOFIC(-4))	-0.464755	0.100433	-4.627506	0.0000
D(LPOFI)	0.168396	0.386029	0.436226	0.6652
D(LPOFI(-1))	2.103056	0.442865	4.748754	0.0000
D(LPOFI(-2))	0.134250	0.404578	0.331828	0.7419
D(LPOFI(-3))	-0.700052	0.301647	-2.320761	0.0259
D(LTOI)	0.008542	0.630436	0.013550	0.9893
C	0.011787	0.020112	0.586032	0.5614
R-squared	0.711523	Mean dependent var		0.006129
Adjusted R-squared	0.641353	S.D. dependent var		0.249296
S.E. of regression	0.149296	Akaike info criterion		-0.779463
Sum squared resid	0.824709	Schwarz criterion		-0.385814
Log likelihood	28.31738	Hannan-Quinn criter.		-0.631330
F-statistic	10.13998	Durbin-Watson stat		1.857838
Prob(F-statistic)	0.000000			

Fuente: Elaboración propia.

$$\begin{aligned}
 D(LCOFIC) = & -0.0355744377358 * D(LCOFIC(-1)) - 0.446398762527 * D(LCOFIC(-2)) - \\
 & 0.439929521699 * D(LCOFIC(-3)) - 0.464755398167 * D(LCOFIC(-4)) + 0.168395939017 * D(LPOFI) + \\
 & 2.10305600018 * D(LPOFI(-1)) + 0.134250425699 * D(LPOFI(-2)) - 0.700051634504 * D(LPOFI(-3)) + \\
 & 0.00854240211977 * D(LTOI) + 0.0117865046616
 \end{aligned}$$

ARDL Cointegrating And Long Run Form  
 Original dep. variable: D(LCOFIC)  
 Selected Model: ARDL(4, 3, 0)  
 Date: 01/18/18 Time: 10:06  
 Sample: 2004Q1 2016Q4  
 Included observations: 47

Cointegrating Form				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
D(LCOFIC(-1), 2)	1.352140	0.209794	6.445074	0.0000
D(LCOFIC(-2), 2)	0.902870	0.150402	6.003027	0.0000
D(LCOFIC(-3), 2)	0.464987	0.089089	5.219366	0.0000
D(LPOFI, 2)	0.156313	0.280847	0.556578	0.5812
D(LPOFI(-1), 2)	0.563800	0.333665	1.689721	0.0995
D(LPOFI(-2), 2)	0.685662	0.288453	2.377028	0.0227
D(LTOI, 2)	0.120674	0.454786	0.265342	0.7922
CointEq(-1)	-2.385303	0.249582	-9.557190	0.0000

$$\text{Cointeq} = D(LCOFIC) - (0.7147 * D(LPOFI)) + 0.0036 * D(LTOI) + 0.0049$$

Long Run Coefficients				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
D(LPOFI)	0.714661	0.208315	3.430679	0.0015
D(LTOI)	0.003579	0.264238	0.013545	0.9893
C	0.004938	0.008741	0.564971	0.5755

Fuente: Elaboración propia.

En el modelo estimado ARDL del sector Oficial de la ciudad de Ibagué no arroja el signo esperado en la variable precio, pero si el signo esperado en la tasa de ocupación para la elasticidad de la función de Demanda, los valores indican que la demanda del sector Oficial está determinada de forma positiva tanto por las variaciones en el precio como en la tasa de ocupación en la ciudad de Ibagué, pero la elasticidad precio de la demanda es positiva (0,79) e inelástica en el corto plazo, y en el largo plazo hay evidencia estadística de relación de la demanda de energía en el sector Oficial con las variaciones de la tarifa; y no hay relación de largo plazo con la tasa de ocupación; posiblemente se debe al horizonte de planeación de los agentes oficiales y que los ingresos fiscales dependen en

gran parte del recaudo nacional. Este modelo no presenta problemas en las pruebas de normalidad, heterosedásticidad, Bound, pero si presenta problemas en la significancia estadística de los coeficientes de los modelos (Ver anexo J), lo cual indica problemas de especificidad y representatividad de los datos; pero no arrojó problemas estructurales del modelo.

### 6.3 ESTIMACIÓN MODELOS VAR EN DIFERENCIAS

Con las pruebas realizadas hasta el momento y de acuerdo con la teoría es posible la estimación de los modelos bajo la metodología de series de tiempo y más específicamente con la estimación de la técnica de Vectores Autorregresivo VAR, el cual permite estimar las relaciones de causalidad planteada entre las variables de la Tasa de Crecimiento utilizando la Tasa de Ocupación como proxy de la tasa de crecimiento, la Tarifa de cada sector y el Consumo del sector específico. La metodología permite realizar estimaciones sobre consumos de los sectores de la energía en la ciudad de Ibagué y determinar las elasticidades a corto plazo del consumo ante variaciones en las tarifas y de la tasa de crecimiento y los impacto ante shocks de las variables que conforman el sistema de ecuaciones.

Los modelos VAR incorporan rezagos de las variables en el tiempo, como variables explicativas; cada una de las ecuaciones estimadas presenta un vector con los retardos de dichas variables, por lo que se hace necesario estimar los retardos óptimos que explican la variable dependiente objeto de estudio; para ello se realiza una prueba para determinación de los rezagos y poder verificar el orden del modelo de vectores autorregresivos.

Criterios de selección de los rezagos en los modelos VAR(p) se utiliza el test de Akaike Criterion AIC o el de Hannan-Quinn, para tal efecto se selecciona el modelo VAR con el número de rezagos que tenga el menor valor de AIC. Al desarrollar estos test se

determina que para el modelo VAR del Consumo de energía eléctrica en el sector comercio de la ciudad de Ibagué el modelo a estimar es un VAR(3) con tres rezagos; para la demanda de consumo de energía eléctrica del sector industrial de la ciudad de Ibagué es un modelo VAR(4) con tres rezagos; para determinar la demanda de energía eléctrica del sector residencial en la ciudad de Ibagué es un VAR(5) con tres rezagos y para determinar el consumo de energía del sector oficial es un modelo de Vectores Autorregresivos con igual número de rezagos que los modelos anteriores VAR(5). Los resultados de las pruebas se encuentran en el anexo B.

### **6.3.1 Modelo VAR Consumo energético sector comercial en la Ciudad de Ibagué.**

A continuación, se presentan los resultados de la estimación del modelo VAR(p) para el Consumo de energía eléctrica del sector comercial en la Ciudad de Ibagué para el periodo 2004-2016, los datos tienen una periodicidad trimestral.

Tabla 10. Modelo VAR Consumo energético sector Comercial en la ciudad de Ibagué.

<b>MODELO VAR SECTOR COMERCIAL</b>			
	D(LCCOMER)	D(LPCOMER)	D(LTOI)
D(LCCOMER(-1))	0.061454	-0.027083	-0.024042
Error Estándar	(0.14155)	(0.06165)	(0.02348)
t-stadistics	[ 0.43414]	[-0.43932]	[-1.02415]
D(LCCOMER(-2))	-0.326582	0.146156	-0.043876
Error Estándar	(0.12726)	(0.05542)	(0.02110)
t-stadistics	[-2.56634]	[ 2.63720]	[-2.07900]
D(LCCOMER(-3))	-0.110417	-0.041092	0.007503
Error Estándar	(0.11034)	(0.04805)	(0.01830)
t-stadistics	[-1.00068]	[-0.85512]	[ 0.40999]
D(LPCOMER(-1))	-2.010228	-0.245390	0.037964
Error Estándar	(0.34653)	(0.15092)	(0.05747)
t-stadistics	[-5.80100]	[-1.62600]	[ 0.66060]
D(LPCOMER(-2))	0.034607	-0.022620	-0.031005
Error Estándar	(0.44601)	(0.19424)	(0.07397)
t-stadistics	[ 0.07759]	[-0.11645]	[-0.41917]
D(LPCOMER(-3))	-0.374025	0.466621	-0.224439
Error Estándar	(0.42867)	(0.18669)	(0.07109)
t-stadistics	[-0.87253]	[ 2.49947]	[-3.15704]
D(LTOI(-1))	0.101239	0.059129	-0.404002
Error Estándar	(0.81955)	(0.35692)	(0.13592)
t-stadistics	[ 0.12353]	[ 0.16567]	[-2.97244]
D(LTOI(-2))	-1.399872	0.036028	-0.165035
Error Estándar	(0.88203)	(0.38413)	(0.14628)
t-stadistics	[-1.58710]	[ 0.09379]	[-1.12822]
D(LTOI(-3))	0.173692	-0.239060	-0.322029
Error Estándar	(0.82313)	(0.35848)	(0.13651)
t-stadistics	[ 0.21101]	[-0.66687]	[-2.35900]
C	-0.012375	-0.009456	0.002841
Error Estándar	(0.02302)	(0.01002)	(0.00382)
t-stadistics	[-0.53763]	[-0.94336]	[ 0.74431]
R-squared	0.598497	0.259125	0.470636
Adj. R-squared	0.503404	0.083654	0.345260
Sum sq. resids	0.878626	0.166645	0.024166
S.E. equation	0.152058	0.066222	0.025218
F-statistic	6.293811	1.476743	3.753801
Log likelihood	27.90528	67.80506	114.1476
Akaike AIC	-0.746053	-2.408544	-4.339483
Schwarz SC	-0.356220	-2.018711	-3.949649
Mean dependent	-0.000467	-0.009292	0.001660
S.D. dependent	0.215779	0.069179	0.031165
Determinant resid covariance (dof adj.)	5.61E-08		
Determinant resid covariance	2.78E-08		
Log likelihood	213.1875		
Akaike information criterion	-7.632811		
Schwarz criterion	-6.463310		

Fuente: Elaboración propia.

**Modelo VAR sector Comercial:**

$$D(LCCOMER) = 0.0614538287792 * D(LCCOMER(-1)) - 0.326581670667 * D(LCCOMER(-2)) - 0.110416686078 * D(LCCOMER(-3)) - 2.01022792817 * D(LPCOMER(-1)) + 0.034606654167 * D(LPCOMER(-2)) - 0.374024726999 * D(LPCOMER(-3)) + 0.101238727419 * D(LTOI(-1)) - 1.39987171358 * D(LTOI(-2)) + 0.173692031082 * D(LTOI(-3)) - 0.0123747975633$$

$$D(LPCOMER) = -0.0270825996831 * D(LCCOMER(-1)) + 0.146155685192 * D(LCCOMER(-2)) - 0.0410924570435 * D(LCCOMER(-3)) - 0.24539035351 * D(LPCOMER(-1)) - 0.0226195410921 * D(LPCOMER(-2)) + 0.466620720791 * D(LPCOMER(-3)) + 0.0591293622567 * D(LTOI(-1)) + 0.0360277703344 * D(LTOI(-2)) - 0.239059983374 * D(LTOI(-3)) - 0.00945646012811$$

$$D(LTOI) = -0.0240423730948 * D(LCCOMER(-1)) - 0.0438762035937 * D(LCCOMER(-2)) + 0.00750250874132 * D(LCCOMER(-3)) + 0.0379643576468 * D(LPCOMER(-1)) - 0.0310052062173 * D(LPCOMER(-2)) - 0.224439080106 * D(LPCOMER(-3)) - 0.404001696531 * D(LTOI(-1)) - 0.165035104872 * D(LTOI(-2)) - 0.322028911682 * D(LTOI(-3)) + 0.00284123839044$$

El modelo VAR(3) estimado permite determinar que el consumo de energía eléctrica del sector comercial de la ciudad de Ibagué está determinado de forma negativa por el precio o tarifa promedio de la energía cobrada a dicho sector, arrojando el signo esperado de acuerdo con la teoría económica; pero en el caso de la tasa de ocupación el modelo determina que esta influye de manera negativa en la demanda de energía. La elasticidad en el corto plazo es la sumatoria de los valores de los betas del modelo dando como resultado que el consumo de los clientes comerciales está determinado en el corto plazo por las variaciones en el precio o tarifas de la energía eléctrica; al igual que los betas arrojan que el consumo o demanda es elástica con un valor de -2.38, lo que equivale que por cada variación en 1% del precio de la energía eléctrica se espera que el consumo se reduzca en 2.38%. Al analizar la suma de los coeficientes de la Tasa de Ocupación de la ciudad de Ibagué no arroja el signo esperado, dando un valor negativo, con elasticidad igual a -1.124, por lo que el modelo arroja que ante variaciones de la tasa de ocupación (proxi de la tasa de crecimiento del producto interno en la ciudad de Ibagué) la demanda en el corto plazo del consumo de energía se reduciría en un 1.124%.

El análisis gráfico de la autocorrelación (Ver anexo C) de los residuales del modelo se observa que los residuales del modelo visualizados en los gráficos de autocorrelación se encuentran por debajo de los valores críticos. Permitiendo concluir que no hay evidencia de autocorrelación entre las variables explicativas. Por lo que el modelo es válido para representar y pronosticar la demanda de consumo de la energía eléctrica en el sector comercial de la ciudad de Ibagué a partir de las variaciones en los precios y de la tasa de ocupación.

### **6.3.2 Modelo VAR Consumo energético sector residencial en la ciudad de Ibagué.**

A continuación, se presentan los resultados de la estimación del modelo VAR(p) para el Consumo de energía eléctrica del sector Residencial en la ciudad de Ibagué para el periodo 2004-2016, los datos tienen una periodicidad trimestral.

Tabla 11. Modelo VAR Consumo energético sector residencial en la ciudad de Ibagué.

<b>MODELO VAR SECTOR RESIDENCIAL</b>			
	<b>D(LCRESI)</b>	<b>D(LPRESID)</b>	<b>D(LTOI)</b>
<b>D(LCRESI(-1))</b>	-0.723297	0.122934	0.003953
Error Estándar	(0.15251)	(0.04353)	(0.02559)
t-stadistics	[-4.74255]	[ 2.82393]	[ 0.15446]
<b>D(LCRESI(-2))</b>	-0.563831	0.125872	-0.002441
Error Estándar	(0.19887)	(0.05677)	(0.03337)
t-stadistics	[-2.83516]	[ 2.21740]	[-0.07315]
<b>D(LCRESI(-3))</b>	-0.391358	0.056283	0.038090
Error Estándar	(0.20398)	(0.05822)	(0.03423)
t-stadistics	[-1.91859]	[ 0.96665]	[ 1.11271]
<b>D(LCRESI(-4))</b>	-0.275813	-0.051907	0.022098
Error Estándar	(0.16118)	(0.04601)	(0.02705)
t-stadistics	[-1.71125]	[-1.12826]	[ 0.81700]
<b>D(LPRESID(-1))</b>	-0.276261	0.002427	0.019072
Error Estándar	(0.55708)	(0.15901)	(0.09349)
t-stadistics	[-0.49591]	[ 0.01526]	[ 0.20401]
<b>D(LPRESID(-2))</b>	-0.535439	-0.172198	-0.086604
Error Estándar	(0.50646)	(0.14456)	(0.08499)
t-stadistics	[-1.05722]	[-1.19117]	[-1.01898]
<b>D(LPRESID(-3))</b>	-0.107362	0.231577	-0.122760
Error Estándar	(0.50316)	(0.14362)	(0.08444)
t-stadistics	[-0.21338]	[ 1.61242]	[-1.45385]
<b>D(LPRESID(-4))</b>	-0.919287	-0.223890	0.093421
Error Estándar	(0.51084)	(0.14581)	(0.08573)
t-stadistics	[-1.79955]	[-1.53545]	[ 1.08974]
<b>D(LTOI(-1))</b>	0.310293	-0.190825	-0.238991
Error Estándar	(0.93393)	(0.26658)	(0.15673)
t-stadistics	[ 0.33225]	[-0.71583]	[-1.52488]
<b>D(LTOI(-2))</b>	0.635323	-0.111329	-0.077594
Error Estándar	(0.92743)	(0.26473)	(0.15564)
t-stadistics	[ 0.68503]	[-0.42054]	[-0.49855]
<b>D(LTOI(-3))</b>	1.549467	0.113110	-0.187126
Error Estándar	(0.92650)	(0.26446)	(0.15548)
t-stadistics	[ 1.67238]	[ 0.42770]	[-1.20352]
<b>D(LTOI(-4))</b>	0.092864	0.488049	0.316554
Error Estándar	(0.93337)	(0.26642)	(0.15663)
t-stadistics	[ 0.09949]	[ 1.83188]	[ 2.02097]
<b>C</b>	-0.023513	-0.011659	0.002146
Error Estándar	(0.02363)	(0.00674)	(0.00397)
t-stadistics	[-0.99507]	[-1.72865]	[ 0.54125]
R-squared	0.516554	0.524277	0.461513
Adj. R-squared	0.345927	0.356375	0.271459
Sum sq. resic	0.792731	0.064588	0.022325
<b>S.E. equation</b>	0.152695	0.043585	0.025625
F-statistic	3.027375	3.122511	2.428326
Log likelihood	29.24673	88.17200	113.1366
<b>Akaike AIC</b>	-0.691350	-3.198809	-4.261131
<b>Schwarz SC</b>	-0.179607	-2.687.066	-3.749.388
Mean dependent	-0.009859	-0.009337	0.003023
S.D. dependent	0.188804	0.054327	0.030021
Determinant resid covariar		2.43E-08	
Determinant resid covariar		9.19E-09	
Log likelihood		234.7897	
Akaike information criterio		-8.331478	
Schwarz criterion		-6.796.250	

Fuente: Elaboración propia.

El modelo VAR estimado es de cuatro rezagos óptimos, el cual permite extraer que la demanda de consumo de energía eléctrica del sector residencial en la ciudad de Ibagué está determinada en forma negativa por el precio y en forma positiva por la tasa de ocupación de la ciudad de Ibagué en el corto plazo. Este modelo estima un valor de la elasticidad precio de la demanda en el corto plazo de -1.83, lo cual indica que la demanda es elástica ante las variaciones en el precio y que una variación del 1% hace que el consumo disminuya en 1.83%. Con respecto a elasticidad de la demanda ante a tasa de ocupación arroja un valor de 2.57, lo cual se interpreta que es sensible la demanda de energía eléctrica ante las variaciones en la tasa de ocupación, o sea en el producto de la ciudad de Ibagué.

**Modelo VAR sector Residencial:**

$$D(LCRESI) = -0.723297482739 * D(LCRESI(-1)) - 0.563831399743 * D(LCRESI(-2)) - 0.391357572057 * D(LCRESI(-3)) - 0.275813333483 * D(LCRESI(-4)) - 0.276261459106 * D(LPRESID(-1)) - 0.535438668031 * D(LPRESID(-2)) - 0.107361905279 * D(LPRESID(-3)) - 0.919286621888 * D(LPRESID(-4)) + 0.310293076056 * D(LTOI(-1)) + 0.635323344228 * D(LTOI(-2)) + 1.54946672374 * D(LTOI(-3)) + 0.0928641782829 * D(LTOI(-4)) - 0.0235125585565$$

$$D(LPRESID) = 0.122933971738 * D(LCRESI(-1)) + 0.125871535846 * D(LCRESI(-2)) + 0.0562828111522 * D(LCRESI(-3)) - 0.0519065870222 * D(LCRESI(-4)) + 0.0024270526073 * D(LPRESID(-1)) - 0.172198247586 * D(LPRESID(-2)) + 0.231577099589 * D(LPRESID(-3)) - 0.223890085858 * D(LPRESID(-4)) - 0.190825364927 * D(LTOI(-1)) - 0.111328772814 * D(LTOI(-2)) + 0.113109588471 * D(LTOI(-3)) + 0.488048793572 * D(LTOI(-4)) - 0.0116590842467$$

$$D(LTOI) = 0.00395324403049 * D(LCRESI(-1)) - 0.00244142076464 * D(LCRESI(-2)) + 0.0380897125428 * D(LCRESI(-3)) + 0.0220982324199 * D(LCRESI(-4)) + 0.0190723951735 * D(LPRESID(-1)) - 0.0866044627844 * D(LPRESID(-2)) - 0.122760075927 * D(LPRESID(-3)) + 0.0934205325033 * D(LPRESID(-4)) - 0.238990702189 * D(LTOI(-1)) - 0.0775935116599 * D(LTOI(-2)) - 0.187125644406 * D(LTOI(-3)) + 0.316553633579 * D(LTOI(-4)) + 0.00214622123915$$

### **Verificación del modelo VAR(4) del sector Residencial en la ciudad de Ibagué.**

Al estimar las funciones de autocorrelación (Ver anexo D) de los residuales del modelo VAR(4) en el sector residencial en la ciudad de Ibagué, no se evidencia señales de autocorrelación entre los residuales de las ecuaciones estimadas, por lo que se podría decir que el modelo estimado es apropiado para explicar el comportamiento de las variables, debido a que todos los valores de los residuales del modelo visualizados en los gráficos de autocorrelación se encuentran por debajo de los valores críticos. Permitiendo concluir que no hay evidencia de autocorrelación en los residuales del modelo VAR del consumo de energía eléctrica en el sector Residencial en la ciudad de Ibagué. Lo anterior nos permite decir que con este modelo es válido para pronosticar los valores futuros de la demanda de consumo de la energía eléctrica en el sector Residencial a partir de las variaciones en los precios y de la variación de la tasa de ocupación del empleo en la ciudad de Ibagué

#### **6.3.3 Modelo VAR Consumo energético sector industrial en la ciudad de Ibagué.**

A continuación, se presentan los resultados de la estimación del modelo VAR para el Consumo de energía eléctrica del sector Industrial en la ciudad de Ibagué para el periodo 2004-2016, los datos tienen una periodicidad trimestral.

Tabla 12. Modelo VAR Consumo energético sector industrial en la ciudad de Ibagué.

<b>MODELO VAR SECTOR INDUSTRIAL</b>			
	<b>D(LCINDUST)</b>	<b>D(LPINDUST)</b>	<b>D(LTOI)</b>
<b>D(LCINDUST(-1))</b>	-0.117122	0.151770	-0.005047
Error Estándar	(0.21118)	(0.18143)	(0.02216)
t-stadictics	[-0.55461]	[ 0.83654]	[-0.22778]
<b>D(LCINDUST(-2))</b>	-0.254640	0.206467	-0.034326
Error Estándar	(0.20523)	(0.17631)	(0.02153)
t-stadictics	[-1.24077]	[ 1.17103]	[-1.59411]
<b>D(LCINDUST(-3))</b>	0.255385	0.004274	-0.000128
Error Estándar	(0.21668)	(0.18615)	(0.02273)
t-stadictics	[ 1.17864]	[ 0.02296]	[-0.00562]
<b>D(LPINDUST(-1))</b>	-0.118398	-0.108924	0.019693
Error Estándar	(0.23799)	(0.20446)	(0.02497)
t-stadictics	[-0.49750]	[-0.53275]	[ 0.78868]
<b>D(LPINDUST(-2))</b>	-0.240081	0.050645	-0.029040
Error Estándar	(0.23201)	(0.19932)	(0.02434)
t-stadictics	[-1.03479]	[ 0.25409]	[-1.19295]
<b>D(LPINDUST(-3))</b>	-0.040600	-0.274577	-0.000534
Error Estándar	(0.22720)	(0.19519)	(0.02384)
t-stadictics	[-0.17870]	[-1.40674]	[-0.02239]
<b>D(LTOI(-1))</b>	-1.158684	0.059072	-0.361798
Error Estándar	(1.45844)	(1.25296)	(0.15302)
t-stadictics	[-0.79447]	[ 0.04715]	[-2.36434]
<b>D(LTOI(-2))</b>	-2.764503	1.346501	-0.242198
Error Estándar	(1.51951)	(1.30542)	(0.15943)
t-stadictics	[-1.81934]	[ 1.03147]	[-1.51914]
<b>D(LTOI(-3))</b>	-3.955.858	1.821.472	-0.404624
Error Estándar	(1.44686)	(1.24301)	(0.15181)
t-stadictics	[-2.73410]	[ 1.46538]	[-2.66537]
<b>C</b>	0.039523	-0.015072	0.005180
Error Estándar	(0.04046)	(0.03476)	(0.00425)
t-stadictics	[ 0.97681]	[-0.43360]	[ 1.22010]
R-squared	0.275258	0.274969	0.362557
Adj. R-squared	0.103608	0.103251	0.211584
Sum sq. resids	2.643303	1.950928	0.029099
<b>S.E. equation</b>	0.263743	0.226584	0.027673
F-statistic	1.603.603	1.601.280	2.401466
Log likelihood	1.471071	8.760451	109.6887
Akaike AIC	0.355372	0.051648	-4.153695
<b>Schwarz SC</b>	0.745206	0.441481	-3.763.862
Mean dependent	0.023028	0.010056	0.001660
S.D. dependent	0.278569	0.239273	0.031165
Determinant resid covariance (dof ac		7.51E-07	
Determinant resid covariance		3.72E-07	
Log likelihood		1.509.490	
Akaike information criterion		-5.039543	
Schwarz criterion		-3.870.042	

Fuente: Elaboración propia.

El modelo estimado por Vectores Autorregresivos para el sector industrial de la ciudad de Ibagué es de tres rezagos y permite evidenciar que la demanda del sector industrial está determinada de forma negativa por los precios, en el corto plazo, con un valor de la elasticidad de -0.39, lo que quiere decir que es inelástica ante las variaciones del precio en el corto plazo; en referente a la tasa de ocupación en la determinación de la demanda de consumo en dicho sector no arroja el signo esperado, con un valor de -7.86, lo cual es contrario a la teoría económica

**Modelo VAR sector Industrial:**

$$D(LCINDUST) = - 0.11712223673 * D(LCINDUST(-1)) - 0.25463967222 * D(LCINDUST(-2)) + 0.255385159842 * D(LCINDUST(-3)) - 0.118397938797 * D(LPINDUST(-1)) - 0.24008121948 * D(LPINDUST(-2)) - 0.0406002129325 * D(LPINDUST(-3)) - 1.15868421301 * D(LTOI(-1)) - 2.7645028765 * D(LTOI(-2)) - 3.95585751317 * D(LTOI(-3)) + 0.0395234606072$$

$$D(LPINDUST) = 0.151770092615 * D(LCINDUST(-1)) + 0.206466857052 * D(LCINDUST(-2)) + 0.00427419383514 * D(LCINDUST(-3)) - 0.108923628312 * D(LPINDUST(-1)) + 0.0506446103302 * D(LPINDUST(-2)) - 0.274576977588 * D(LPINDUST(-3)) + 0.0590723091534 * D(LTOI(-1)) + 1.34650140046 * D(LTOI(-2)) + 1.82147221859 * D(LTOI(-3)) - 0.0150724315135$$

$$D(LTOI) = - 0.00504699883154 * D(LCINDUST(-1)) - 0.0343258521508 * D(LCINDUST(-2)) - 0.000127689331979 * D(LCINDUST(-3)) + 0.0196934840733 * D(LPINDUST(-1)) - 0.029039932276 * D(LPINDUST(-2)) - 0.000533704308619 * D(LPINDUST(-3)) - 0.361798432133 * D(LTOI(-1)) - 0.242197506895 * D(LTOI(-2)) - 0.404624011844 * D(LTOI(-3)) + 0.00517973953364$$

**Verificación del modelo VAR(3) del sector Industrial en la ciudad de Ibagué.**

En el anexo E, se muestran los resultados de las funciones de autocorrelación realizada con los residuales del modelo VAR(3) en el sector industrial en la ciudad de Ibagué; en el cual no se evidencia que los residuales del modelo estén autocorrelacionados, por lo que el modelo estima el comportamiento de la variable independiente y sería

adecuado para predecir, lo cual para comprobar la potencia de cada vector de variables se estima la prueba de causalidad de Granger.

#### **6.3.4 Modelo VAR Consumo energético sector oficial en la ciudad de Ibagué.**

A continuación, se presentan los resultados de la estimación del modelo VAR(p) para el Consumo de energía eléctrica del sector Oficial en la ciudad de Ibagué para el periodo 2004-2016, los datos tienen una periodicidad trimestral.

Tabla 13. Modelo VAR Consumo energético sector oficial en la ciudad de Ibagué.

MODELO VAR SECTOR OFICIAL			
	D(LCOFIC)	D(LPOFI)	D(LTOI)
<b>D(LCOFIC(-1))</b>	0.059337	0.053817	0.020544
Error Estándar	(0.17187)	(0.07546)	(0.02728)
t-stadistics	[ 0.34524]	[ 0.71316]	[ 0.75308]
<b>D(LCOFIC(-2))</b>	-0.414333	0.097979	0.012524
Error Estándar	(0.10818)	(0.04750)	(0.01717)
t-stadistics	[-3.83019]	[ 2.06289]	[ 0.72944]
<b>D(LCOFIC(-3))</b>	-0.384824	0.034427	0.010026
Error Estándar	(0.14089)	(0.06186)	(0.02236)
t-stadistics	[-2.73140]	[ 0.55654]	[ 0.44835]
<b>D(LCOFIC(-4))</b>	-0.373641	0.097940	0.031053
Error Estándar	(0.13409)	(0.05887)	(0.02128)
t-stadistics	[-2.78650]	[ 1.66356]	[ 1.45906]
<b>D(LCOFIC(-5))</b>	0.129783	-0.049546	0.008414
Error Estándar	(0.12717)	(0.05583)	(0.02018)
t-stadistics	[ 1.02056]	[-0.88737]	[ 0.41687]
<b>D(LPOFI(-1))</b>	2.263684	-0.133414	0.032427
Error Estándar	(0.37145)	(0.16309)	(0.05896)
t-stadistics	[ 6.09418]	[-0.81804]	[ 0.55001]
<b>D(LPOFI(-2))</b>	0.012923	-0.100525	-0.067540
Error Estándar	(0.47604)	(0.20901)	(0.07556)
t-stadistics	[ 0.02715]	[-0.48096]	[-0.89389]
<b>D(LPOFI(-3))</b>	-0.721234	0.143495	-0.089366
Error Estándar	(0.34068)	(0.14958)	(0.05407)
t-stadistics	[-2.11703]	[ 0.95931]	[-1.65270]
<b>D(LPOFI(-4))</b>	0.212796	0.330787	0.015799
Error Estándar	(0.35513)	(0.15592)	(0.05637)
t-stadistics	[ 0.59921]	[ 2.12148]	[ 0.28030]
<b>D(LPOFI(-5))</b>	-0.424650	-0.408364	-0.055311
Error Estándar	(0.35909)	(0.15767)	(0.05700)
t-stadistics	[-1.18256]	[-2.59007]	[-0.97045]
<b>D(LTOI(-1))</b>	-0.752463	0.356822	-0.133143
Error Estándar	(0.99186)	(0.43549)	(0.15743)
t-stadistics	[-0.75864]	[ 0.81936]	[-0.84574]
<b>D(LTOI(-2))</b>	0.193443	-0.105889	-0.347391
Error Estándar	(0.92198)	(0.40481)	(0.14634)
t-stadistics	[ 0.20981]	[-0.26158]	[-2.37392]
<b>D(LTOI(-3))</b>	-1.009048	-0.264549	-0.297957
Error Estándar	(0.90180)	(0.39595)	(0.14313)
t-stadistics	[-1.11893]	[-0.66814]	[-2.08167]
<b>D(LTOI(-4))</b>	-1.069701	0.486164	0.240174
Error Estándar	(0.89584)	(0.39333)	(0.14219)
t-stadistics	[-1.19408]	[ 1.23603]	[ 1.68915]
<b>D(LTOI(-5))</b>	-0.090157	0.110466	-0.465319
Error Estándar	(0.97669)	(0.42883)	(0.15502)
t-stadistics	[-0.09231]	[ 0.25760]	[-3.00168]
<b>C</b>	0.021319	-0.010953	0.004536
Error Estándar	(0.02268)	(0.00996)	(0.00360)
t-stadistics	[ 0.94017]	[-1.10018]	[ 1.26028]
<b>R-squared</b>	0.767708	0.546058	0.609739
Adj. R-squared	0.651562	0.319088	0.414608
Sum sq. resid	0.641517	0.123669	0.016161
S.E. equation	0.146232	0.064205	0.023210
F-statistic	6.609859	2.405854	3.124771
Log likelihood	32.99771	70.86088	117.6661
Akaike AIC	-0.739031	-2.385256	-4.420264
Schwarz SC	-0.102982	-1.749207	-3.784215
Mean depend	-0.000574	-0.008700	0.002875
S.D. depend	0.247731	0.077808	0.030335
Determinant resid covarian		4.70E-08	
Determinant resid covarian		1.30E-08	
Log likelihood		221.7654	
Akaike information criterio		-7.555018	

Fuente: Elaboración propia.

El modelo estimado es un VAR(5), el cual arroja que la demanda de energía del sector oficial o clientes oficiales en la ciudad de Ibagué presenta una relación positiva entre el consumo promedio de energía de dicho sector de la ciudad de Ibagué con la tarifa promedio de la energía por usuario oficial, con valor de la elasticidad de 1.33. lo cual es contrario a la teoría económica, al igual el modelo determina que existe una relación negativa entre el consumo y la tasa de cambio de la ocupación en la ciudad de Ibagué en el corto plazo con un valor de -2.72 o dicho de otra forma el consumo del sector oficial se ve impactado de forma negativa por el aumento de dicha tasa.

### **Modelo VAR sector Oficial:**

$$\begin{aligned}
 D(LCOFIC) = & 0.0593371243594 * D(LCOFIC(-1)) - 0.414333028267 * D(LCOFIC(-2)) - \\
 & 0.384823956096 * D(LCOFIC(-3)) - 0.373641052652 * D(LCOFIC(-4)) + \\
 & 0.129782971019 * D(LCOFIC(-5)) + 2.26368420907 * D(LPOFI(-1)) + \\
 & 0.0129234272822 * D(LPOFI(-2)) - 0.721233607871 * D(LPOFI(-3)) + \\
 & 0.212796241109 * D(LPOFI(-4)) - 0.42465022406 * D(LPOFI(-5)) - \\
 & 0.752463268535 * D(LTOI(-1)) + 0.193443340371 * D(LTOI(-2)) - 1.00904798019 * D(LTOI(- \\
 & 3)) - 1.06970055352 * D(LTOI(-4)) - 0.090156763324 * D(LTOI(-5)) + 0.0213192339463
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 D(LPOFI) = & 0.0538166027108 * D(LCOFIC(-1)) + 0.097979049458 * D(LCOFIC(-2)) + \\
 & 0.0344271716425 * D(LCOFIC(-3)) + 0.0979400590731 * D(LCOFIC(-4)) - \\
 & 0.0495459721547 * D(LCOFIC(-5)) - 0.133414001003 * D(LPOFI(-1)) - \\
 & 0.100525142106 * D(LPOFI(-2)) + 0.143495076509 * D(LPOFI(-3)) + \\
 & 0.330786639931 * D(LPOFI(-4)) - 0.408363523836 * D(LPOFI(-5)) + \\
 & 0.356822068733 * D(LTOI(-1)) - 0.105889092657 * D(LTOI(-2)) - 0.264549167834 * D(LTOI(- \\
 & 3)) + 0.48616447933 * D(LTOI(-4)) + 0.110466301994 * D(LTOI(-5)) - 0.0109534925392
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 D(LTOI) = & 0.0205435100375 * D(LCOFIC(-1)) + 0.0125242291495 * D(LCOFIC(-2)) + \\
 & 0.0100258227087 * D(LCOFIC(-3)) + 0.0310526819936 * D(LCOFIC(-4)) + \\
 & 0.00841414539709 * D(LCOFIC(-5)) + 0.0324266073846 * D(LPOFI(-1)) - \\
 & 0.0675397588688 * D(LPOFI(-2)) - 0.0893664572336 * D(LPOFI(-3)) + \\
 & 0.015799249781 * D(LPOFI(-4)) - 0.0553112061574 * D(LPOFI(-5)) - \\
 & 0.133142559779 * D(LTOI(-1)) - 0.347391213611 * D(LTOI(-2)) - 0.297956928181 * D(LTOI(- \\
 & 3)) + 0.240174376378 * D(LTOI(-4)) - 0.465318786459 * D(LTOI(-5)) + 0.00453587526734
 \end{aligned}$$

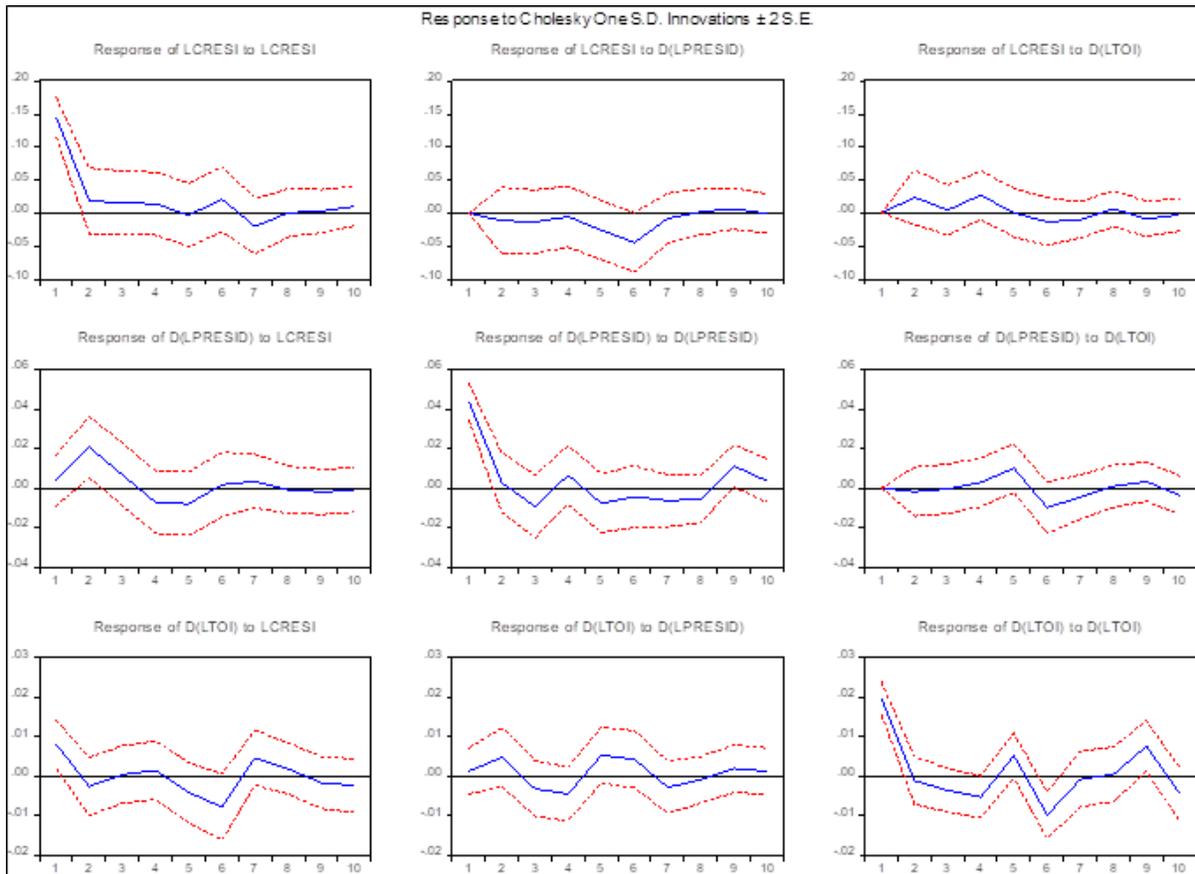
## **Verificación del modelo VAR(3) del sector Oficial en la ciudad de Ibagué.**

Al analizar en los residuales la posible autocorrelación, se puede ver en el anexo F la gráfica de Función de Autocorrelación de los residuales; los cuales se encuentran por debajo de los valores críticos. Permitiendo concluir que no hay evidencia de autocorrelación en los residuales del modelo VAR que explica las variaciones en el consumo de energía eléctrica en el sector Oficial en la ciudad de Ibagué. Lo anterior nos permite decir que con este modelo sería válido para pronosticar los valores futuros de la demanda de consumo de la energía eléctrica en dicho sector a partir de las variaciones en los precios y de la tasa de ocupación. A continuación, se analiza las funciones de impulso respuesta - FIR.

### **6.3.5 ANÁLISIS DE IMPULSO RESPUESTA MODELOS VAR EN DIFERENCIAS PARA EL CONSUMO DE CADA SECTOR**

#### **6.3.5.1 Análisis de impulso respuesta para el consumo del sector residencial en la ciudad de Ibagué.**

Figura 23. Análisis de impulso respuesta Consumo sector Residencial en la ciudad de Ibagué.

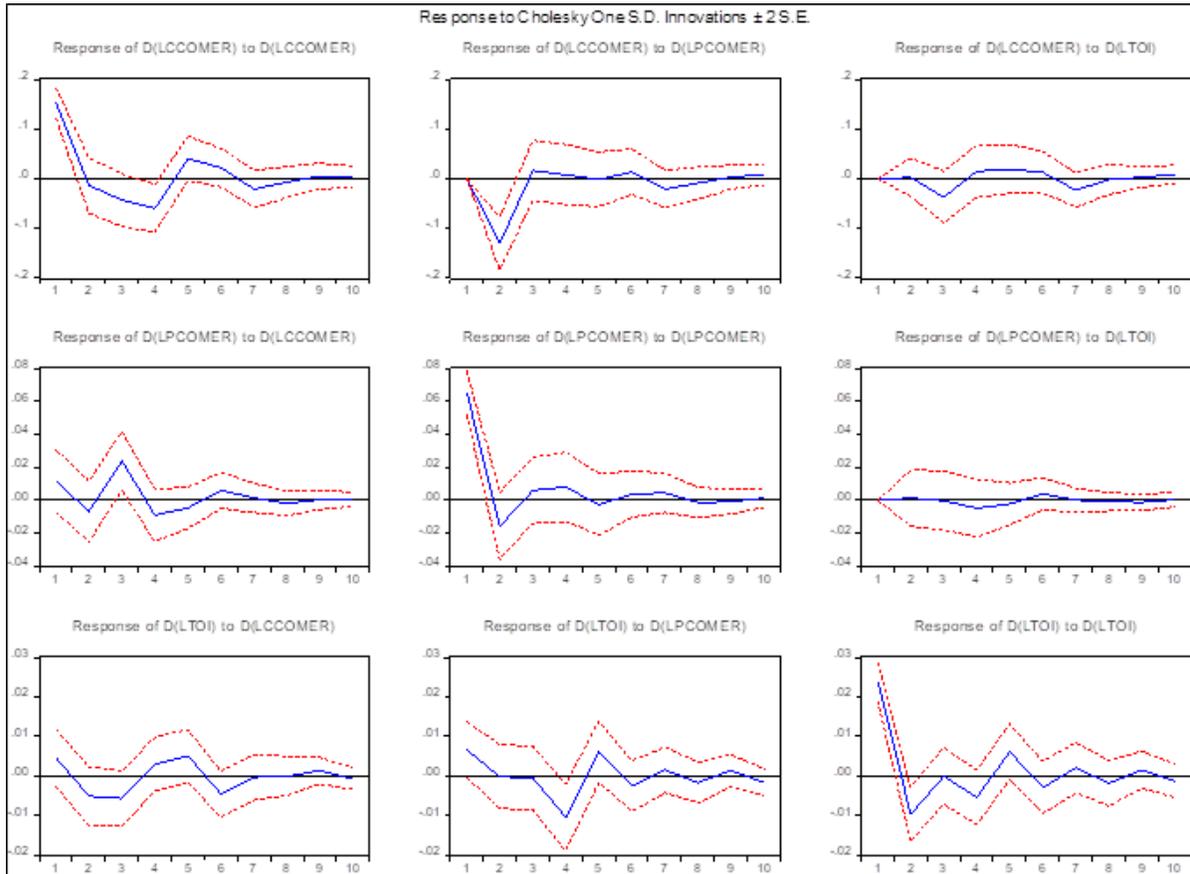


Fuente: Elaboración propia.

El análisis de impulso respuesta es utilizado por establecer los impactos en la variable por choques importantes con respecto a otra variable y que tienen efectos de corto o mediano plazo y que tienden a perder su efecto con el paso del tiempo. Para el caso del Consumo residencial de energía eléctrica en la ciudad de Ibagué indica que una disminución del precio generaría en el corto plazo aumento en el consumo de energía eléctrica en dicho sector, y en el largo plazo no hay efecto en el consumo ante choques en el precio. Con respecto a choques en la tasa de ocupación se ven efectos de corto plazo, aumentos de la tasa de ocupación no tiene efectos en el largo plazo en el consumo promedio de los hogares de la ciudad de Ibagué; al igual que aumentos del nivel de tarifas de la energía afecta a la tasa de ocupación en el corto plazo.

### 6.3.5.2 Análisis de impulso respuesta para el consumo del sector comercial en la ciudad de Ibagué.

Figura 24. Análisis de impulso respuesta Consumo sector Comercial en la ciudad de Ibagué.



Fuente: Elaboración propia.

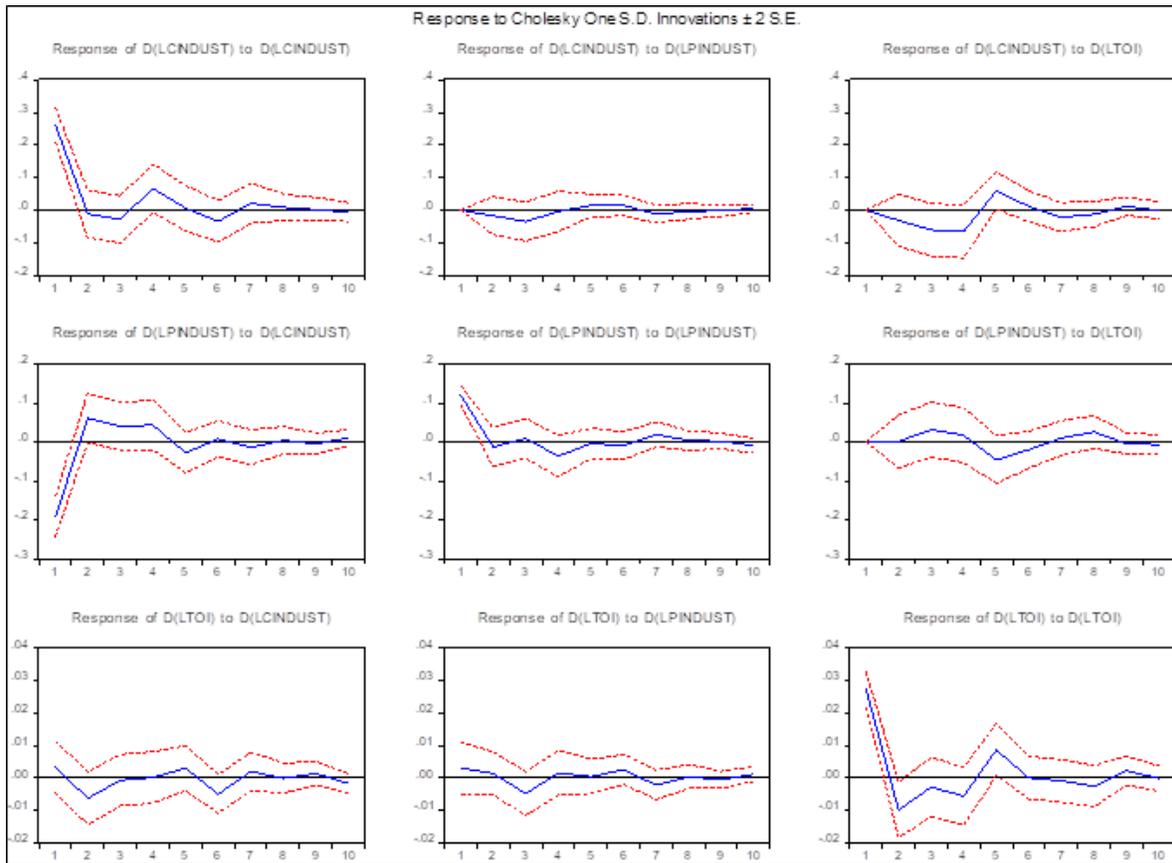
El análisis de impulso respuesta en el Consumo de energía eléctrica en el sector comercial de la ciudad de Ibagué arroja que en el corto plazo se presentan las mayores variaciones, puesto que aumentos del precio de la tarifa de energía impacta negativamente el consumo del sector comercial en los dos trimestres siguientes, luego el efecto es mínimo, o sea que en el largo plazo según el modelo no hay efecto de un incremento de las tarifas de energía eléctrica sobre la demanda de esta en el sector comercial. También el modelo

determina que variaciones en la tasa de ocupación causa variaciones en el consumo de energía, pero no se estipulan efectos en el largo plazo sobre la demanda de energía en dicho sector.

En lo referente a la variación de la tasa de ocupación de la ciudad de Ibagué, los shocks impactan el consumo de energía; shocks positivos pueden lograr aumentos considerables del consumo de energía y puede ocasionar un efecto de mediano plazo en el consumo de energía eléctrica; por lo que efectos de la mayor tasa de ocupación en la ciudad de Ibagué puede causar incrementos en el consumo de la energía eléctrica, los cuales se pueden sostener en el tiempo.

#### **6.3.5.3 Análisis de impulso respuesta para el consumo del sector industrial en la ciudad de Ibagué.**

Figura 25. Análisis de impulso respuesta Consumo sector Industrial en la ciudad de Ibagué.

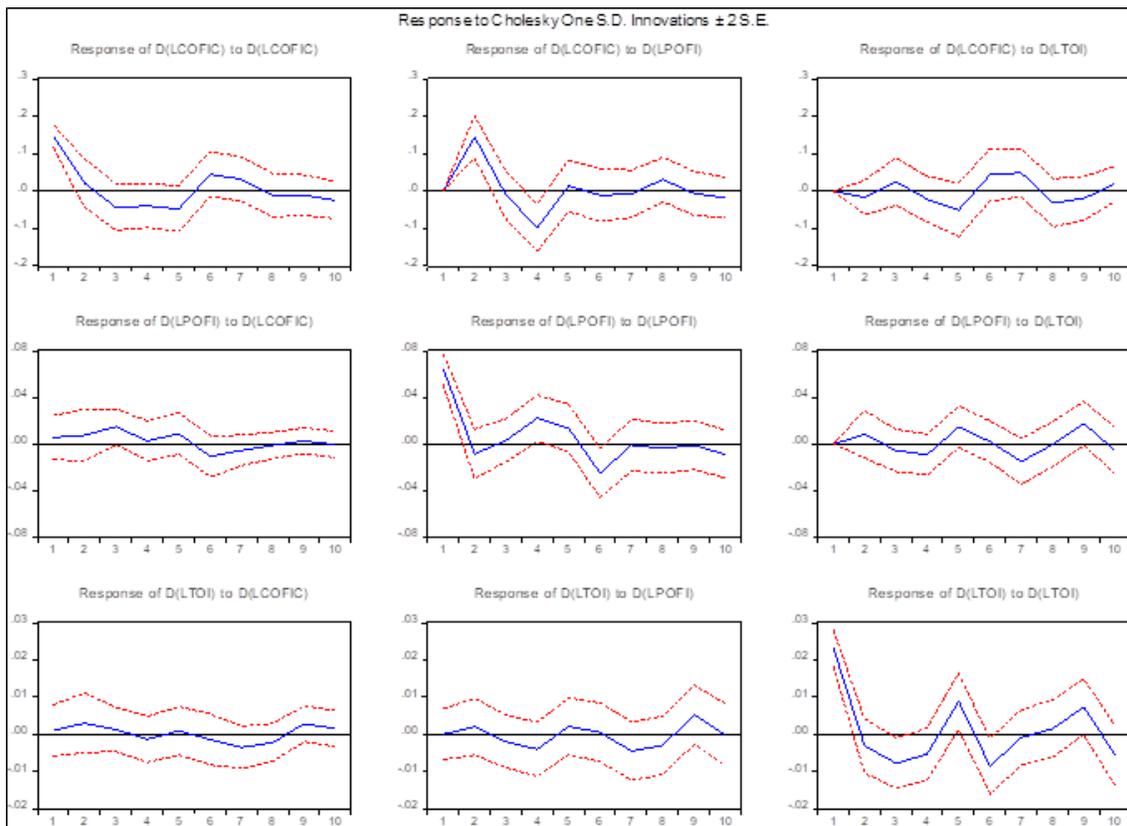


Fuente: Elaboración propia

El análisis de impulso respuesta en el Consumo de energía eléctrica en el sector Industrial de la ciudad de Ibagué determina que en el corto plazo se da un aumento del consumo ante disminución de la tarifa de energía eléctrica, pero en el largo plazo no se evidencia efecto. El efecto de la variación en la tasa de ocupación sobre el consumo de energía en el sector residencial en el corto plazo se daría una disminución del consumo ante un aumento de la TO y en el largo plazo no se evidencia efecto de la variación de la tasa de ocupación de la ciudad de Ibagué sobre la demanda de energía en el sector industrial.

### 6.3.5.4 Análisis de impulso respuesta para el consumo del sector oficial en la ciudad de Ibagué.

Figura 26. Análisis de impulso respuesta Consumo sector Oficial en la ciudad de Ibagué.



Fuente: Elaboración propia.

El análisis de impulso respuesta en el Consumo de energía eléctrica en el sector o clientes oficiales de la ciudad de Ibagué arroja que, ante shocks en el precio de la energía, el consumo tendría impactos positivos en el corto plazo, pero el efecto de largo plazo sería

el disminuir en algún grado, puesto que los efectos de la subida de los precios se ven más en el largo plazo en el sector oficial o institucional..

### 6.3.6 PRUEBAS DE EXOGENEIDAD, TEST DE CAUSALIDAD DE GRANGER

Tabla 14. VAR Granger Causality/Block Exogeneity Wald Tests

VAR Granger Causality/Block Exogeneity Wald Tests

Sample: 2004Q1 2016Q4

Included observations: 40

	Sector Comercial de Ibagué			Sector Industrial de Ibagué			Sector Residencial de Ibagué			Sector Oficial de Ibagué		
Dependent variable: Demanda de Consumo												
Excluded	Chi-sq	df	Prob.	Chi-sq	df	Prob.	Chi-sq	df	Prob.	Chi-sq	df	Prob.
<b>DLPRECIO</b>	3.462.010	3	0.0000	1.263.326	3	0.7379	5.596.991	4	0.2313	4.572.098	5	0.0000
<b>DLTOI</b>	3.927.475	3	0.2694	8.584.122	3	0.0354	3.357.271	4	0.4999	3.591.295	5	0.6096
<b>All</b>	3.916.075	6	0.0000	9.603.953	6	0.1424	9.687.430	8	0.2877	5.774.295	10	0.0000
Dependent variable: DLPRECIO												
Excluded	Chi-sq	df	Prob.	Chi-sq	df	Prob.	Chi-sq	df	Prob.	Chi-sq	df	Prob.
<b>DLPRECIO</b>	7.209.204	3	0.0655	2.165.945	3	0.5387	1.650.057	4	0.0024	1.110.392	5	0.0494
<b>DLTOI</b>	0.588100	3	0.8992	2.525.509	3	0.4707	5.809.722	4	0.2138	4.641.894	5	0.4611
<b>All</b>	8.473.731	6	0.2054	4.769.039	6	0.5738	3.068.918	8	0.0002	1.824.590	10	0.0510
Dependent variable: LTOI												
Excluded	Chi-sq	df	Prob.	Chi-sq	df	Prob.	Chi-sq	df	Prob.	Chi-sq	df	Prob.
<b>DLPRECIO</b>	7.073.062	3	0.0696	2.633.326	3	0.4517	2.926.632	4	0.5702	2.394.052	5	0.7924
<b>DLTOI</b>	1.065.079	3	0.0138	2.294.398	3	0.5136	4.697.793	4	0.3197	5.110.967	5	0.4025
<b>All</b>	1.326.835	6	0.0390	4.575.799	6	0.5993	6.346.062	8	0.6085	6.813.381	10	0.7429

Fuente: Elaboración propia.

Según los resultados del Test de Causalidad en el sentido de Granger y el test de Wald, el modelo de Vectores Autorregresivos sería factible para las estimaciones de la demanda de energía de los sectores o consumidores Comerciales y los Industriales; de igual manera el test arroja que hay problemas para la estimación de la demanda de energía para los consumidores Residenciales y Oficiales, en los cuales las variables precio y tasa de

crecimiento no tienen causalidad en el sentido de Granger. Para los sectores Comercial e Industrial de la ciudad de Ibagué son sensibles a las variaciones del precio de la energía y de la tasa de crecimiento de la economía Ibaguereña, por lo que el aumento en la tasa de ocupación estimula el consumo de energía y a la vez reducciones de la tarifa de energía se traduce en una mayor producción de los sectores industriales y comerciales de la ciudad de Ibagué.

#### **6.4 ESTIMACIÓN MODELOS VAR EN NIVELES VARIABLES SIN TENDENCIA**

Al realizar las pruebas a todas las variables sin tendencia, se observa que son estacionarias en niveles, razón por la cual se procede a la realización de los modelos VAR en niveles

##### **6.4.1 Modelo VAR Consumo energético sector comercial en la Ciudad de Ibagué.**

Tabla 15. Modelo VAR en niveles sector comercio en la ciudad de Ibagué.

<b>Consumo de Energía sector Comercio en la ciudad de Ibagué</b>			
	<b>LCCOMERSINT</b>	<b>LPCOMERSINTEND</b>	<b>LTOISINT</b>
<b>LCCOMERSINT(-1)</b>	0.538411	0.006626	-0.049905
Error Estándar	(0.14677)	(0.07075)	(0.02875)
t-stadictics	[ 3.66846]	[ 0.09366]	[-1.73596]
<b>LCCOMERSINT(-2)</b>	-0.540746	0.207757	-0.037143
Error Estándar	(0.16372)	(0.07892)	(0.03207)
t-stadictics	[-3.30287]	[ 2.63260]	[-1.15826]
<b>LCCOMERSINT(-3)</b>	-0.015242	-0.187593	0.021616
Error Estándar	(0.15082)	(0.07270)	(0.02954)
t-stadictics	[-0.10106]	[-2.58041]	[ 0.73171]
<b>LCCOMERSINT(-4)</b>	-0.244162	0.099360	-0.025768
Error Estándar	(0.10921)	(0.05264)	(0.02139)
t-stadictics	[-2.23568]	[ 1.88744]	[-1.20458]
<b>LPCOMERSINTEND(-1)</b>	-1.688058	0.482382	0.066488
Error Estándar	(0.30834)	(0.14863)	(0.06040)
t-stadictics	[-5.47465]	[ 3.24557]	[ 1.10088]
<b>LPCOMERSINTEND(-2)</b>	1.292632	0.150536	-0.086461
Error Estándar	(0.44386)	(0.21395)	(0.08694)
t-stadictics	[ 2.91223]	[ 0.70359]	[-0.99448]
<b>LPCOMERSINTEND(-3)</b>	-0.691373	0.521082	-0.231263
Error Estándar	(0.46742)	(0.22531)	(0.09156)
t-stadictics	[-1.47912]	[ 2.31274]	[-2.52595]
<b>LPCOMERSINTEND(-4)</b>	0.046709	-0.582869	0.098607
Error Estándar	(0.39577)	(0.19077)	(0.07752)
t-stadictics	[ 0.11802]	[-3.05535]	[ 1.27202]
<b>LTOISINT(-1)</b>	-0.134015	-0.015998	0.277743
Error Estándar	(0.82780)	(0.39902)	(0.16214)
t-stadictics	[-0.16189]	[ -0.04009]	[ 1.71295]
<b>LTOISINT(-2)</b>	-1.577122	-0.010361	0.102264
Error Estándar	(0.77615)	(0.37412)	(0.15203)
t-stadictics	[-2.03198]	[-0.02769]	[ 0.67267]
<b>LTOISINT(-3)</b>	0.536539	0.029948	-0.279180
Error Estándar	(0.78913)	(0.38038)	(0.15457)
t-stadictics	[ 0.67991]	[ 0.07873]	[-1.80618]
<b>LTOISINT(-4)</b>	0.189710	0.539180	0.193174
Error Estándar	(0.73772)	(0.35560)	(0.14450)
t-stadictics	[ 0.25716]	[ 1.51626]	[ 1.33686]
<b>C</b>	0.002724	-0.000714	0.000528
Error Estándar	(0.01708)	(0.00823)	(0.00334)
t-stadictics	[ 0.15951]	[-0.08672]	[ 0.15795]
R-squared	0.729224	0.605897	0.429166
Adj. R-squared	0.636387	0.470776	0.233452
Sum sq. resids	0.477398	0.110923	0.018316
S.E. equation	0.116790	0.056296	0.022876
F-statistic	7.854856	4.484100	2.192818
Log likelihood	42.54548	77.57392	120.7995
Akaike AIC	-1.231062	-2.690580	-4.491644
Schwarz SC	-0.724278	-2.183797	-3.984861
Mean dependent	0.001122	0.005957	-0.001087
S.D. dependent	0.193681	0.077385	0.026128
Determinant resid covariance (dof ad)	1.71E-08		
Determinant resid covariance		6.62E-09	
Log likelihood		247.6514	
Akaike information criterion		-8.693808	
Schwarz criterion		-7.173457	

Fuente: Elaboración propia.

### Representación modelo VAR sector Comercial:

$$\begin{aligned} \text{LCCOMERSINT} = & 0.538410854887 * \text{LCCOMERSINT}(-1) - \\ & 0.540746487502 * \text{LCCOMERSINT}(-2) - 0.0152421256314 * \text{LCCOMERSINT}(-3) - \\ & 0.244161514411 * \text{LCCOMERSINT}(-4) - 1.68805826354 * \text{LPCOMERSINTEND}(-1) + \\ & 1.29263151221 * \text{LPCOMERSINTEND}(-2) - 0.691373067618 * \text{LPCOMERSINTEND}(-3) + \\ & 0.0467092592074 * \text{LPCOMERSINTEND}(-4) - 0.134015270893 * \text{LTOISINT}(-1) - \\ & 1.57712197535 * \text{LTOISINT}(-2) + 0.536539391778 * \text{LTOISINT}(-3) + \\ & 0.189709817079 * \text{LTOISINT}(-4) + 0.00272394618821 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{LPCOMERSINTEND} = & 0.00662616965455 * \text{LCCOMERSINT}(-1) + \\ & 0.207756935547 * \text{LCCOMERSINT}(-2) - 0.187593497284 * \text{LCCOMERSINT}(-3) + \\ & 0.0993596630679 * \text{LCCOMERSINT}(-4) + 0.482382268744 * \text{LPCOMERSINTEND}(-1) + \\ & 0.150535874203 * \text{LPCOMERSINTEND}(-2) + 0.52108160221 * \text{LPCOMERSINTEND}(-3) - \\ & 0.582868790215 * \text{LPCOMERSINTEND}(-4) - 0.0159981540096 * \text{LTOISINT}(-1) - \\ & 0.0103611395392 * \text{LTOISINT}(-2) + 0.0299477384999 * \text{LTOISINT}(-3) + \\ & 0.539179983696 * \text{LTOISINT}(-4) - 0.000713812788951 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{LTOISINT} = & - 0.0499049479505 * \text{LCCOMERSINT}(-1) - \\ & 0.0371433471473 * \text{LCCOMERSINT}(-2) + 0.0216158003626 * \text{LCCOMERSINT}(-3) - \\ & 0.0257676829994 * \text{LCCOMERSINT}(-4) + 0.0664884301842 * \text{LPCOMERSINTEND}(-1) - \\ & 0.0864608716945 * \text{LPCOMERSINTEND}(-2) - 0.231263481838 * \text{LPCOMERSINTEND}(-3) + \\ & 0.0986069666475 * \text{LPCOMERSINTEND}(-4) + 0.277742952267 * \text{LTOISINT}(-1) + \\ & 0.102264181308 * \text{LTOISINT}(-2) - 0.279179527908 * \text{LTOISINT}(-3) + \\ & 0.193174146389 * \text{LTOISINT}(-4) + 0.000528329947333 \end{aligned}$$

El modelo VAR(4) estimado permite determinar que el consumo actual de energía eléctrica del sector comercial de la ciudad de Ibagué con las variables en niveles y sin tendencia está determinado por la tarifa promedio y por la tasa de ocupación para la ciudad de Ibagué. Para la ecuación del consumo promedio en el sector comercial la elasticidad en el corto plazo es la sumatoria de los valores de los betas del modelo dando como resultado que el consumo de los clientes comerciales está determinado en el corto plazo por las variaciones en el precio o tarifas de la energía eléctrica; al igual que los betas arrojan que el consumo o demanda es elástica con un valor de -1.0413, lo que equivale que por cada variación en 1% del precio de la energía eléctrica se espera que el consumo se reduzca en 1.041%, dando una menor elasticidad que el modelo VAR con las variables diferenciadas. La Tasa de Ocupación de la ciudad de Ibagué no arroja el signo esperado,

dando un valor negativo de -0.985, por lo que es inelástica, pero con signo contrario al esperado por la teoría económica; resultado similar al obtenido en el modelo VAR en diferencias.

#### **6.4.2 Modelo VAR Consumo energético sector industrial en la Ciudad de Ibagué.**

Tabla 16. Modelo VAR en niveles sector industrial en la ciudad de Ibagué.

<b>Consumo de Energía sector Industrial en la ciudad de Ibagué</b>			
	<b>LCINDUSTSINT</b>	<b>LPINDUSINTEND</b>	<b>LTOISINT</b>
<b>LCINDUSTSINT(-1)</b>	0.359528	0.018700	-0.007201
Error Estándar	(0.26247)	(0.22648)	(0.02552)
t-stadictics	[ 1.36980]	[ 0.08257]	[-0.28213]
<b>LCINDUSTSINT(-2)</b>	-0.422325	0.352105	-0.047035
Error Estándar	(0.27610)	(0.23824)	(0.02685)
t-stadictics	[-1.52959]	[ 1.47793]	[-1.75187]
<b>LCINDUSTSINT(-3)</b>	0.346227	-0.249428	0.057692
Error Estándar	(0.21300)	(0.18379)	(0.02071)
t-stadictics	[ 1.62545]	[-1.35710]	[ 2.78535]
<b>LPINDUSINTEND(-1)</b>	-0.236310	0.358775	0.018671
Error Estándar	(0.29381)	(0.25352)	(0.02857)
t-stadictics	[-0.80429]	[ 1.41515]	[ 0.65351]
<b>LPINDUSINTEND(-2)</b>	-0.399602	0.265408	-0.060634
Error Estándar	(0.29676)	(0.25607)	(0.02886)
t-stadictics	[-1.34654]	[ 1.03648]	[-2.10116]
<b>LPINDUSINTEND(-3)</b>	0.035444	-0.415769	0.040456
Error Estándar	(0.24828)	(0.21423)	(0.02414)
t-stadictics	[ 0.14276]	[-1.94074]	[ 1.67570]
<b>LTOISINT(-1)</b>	-1.308507	0.131242	0.384491
Error Estándar	(1.53771)	(1.32685)	(0.14953)
t-stadictics	[-0.85094]	[ 0.09891]	[ 2.57136]
<b>LTOISINT(-2)</b>	-1.729787	0.917326	0.039997
Error Estándar	(1.67111)	(1.44195)	(0.16250)
t-stadictics	[-1.03512]	[ 0.63617]	[ 0.24614]
<b>LTOISINT(-3)</b>	-2.686043	2.098748	-0.276956
Error Estándar	(1.61265)	(1.39151)	(0.15682)
t-stadictics	[-1.66561]	[ 1.50825]	[-1.76613]
<b>C</b>	-0.009633	-0.000945	-0.000700
Error Estándar	(0.03609)	(0.03114)	(0.00351)
t-stadictics	[-0.26691]	[-0.03035]	[-0.19949]
R-squared	0.478989	0.335480	0.334199
Adj. R-squared	0.358756	0.182129	0.180553
Sum sq. resids	2.467557	1.837217	0.023333
S.E. equation	0.251537	0.217044	0.024460
F-statistic	3.983836	2.187662	2.175118
Log likelihood	3.692510	10.91944	117.8902
Akaike AIC	0.257449	-0.037528	-4.403681
Schwarz SC	0.643534	0.348558	-4.017595
Mean dependent	-0.005081	-0.006664	3.43E-05
S.D. dependent	0.314116	0.239997	0.027020
Determinant resid covariance (dof a		4.06E-07	
Determinant resid covariance		2.05E-07	
Log likelihood		168.7786	
Akaike information criterion		-5.664431	
Schwarz criterion		-4.506173	

Fuente: Elaboración propia.

### Representación modelo VAR sector Industrial:

$$\begin{aligned} \text{LCINDUSTSINT} = & 0.35952752792 * \text{LCINDUSTSINT}(-1) - \\ & 0.422325084581 * \text{LCINDUSTSINT}(-2) + 0.34622720396 * \text{LCINDUSTSINT}(-3) - \\ & 0.23631045253 * \text{LPINDUSINTEND}(-1) - 0.39960160187 * \text{LPINDUSINTEND}(-2) + \\ & 0.0354435677509 * \text{LPINDUSINTEND}(-3) - 1.30850702221 * \text{LTOISINT}(-1) - \\ & 1.72978735235 * \text{LTOISINT}(-2) - 2.68604282923 * \text{LTOISINT}(-3) - 0.00963288256782 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{LPINDUSINTEND} = & 0.0187002300282 * \text{LCINDUSTSINT}(-1) + \\ & 0.35210527082 * \text{LCINDUSTSINT}(-2) - 0.24942765353 * \text{LCINDUSTSINT}(-3) + \\ & 0.35877533019 * \text{LPINDUSINTEND}(-1) + 0.265407886149 * \text{LPINDUSINTEND}(-2) - \\ & 0.415768548083 * \text{LPINDUSINTEND}(-3) + 0.131241777312 * \text{LTOISINT}(-1) + \\ & 0.917325961797 * \text{LTOISINT}(-2) + 2.09874753981 * \text{LTOISINT}(-3) - 0.000945111620679 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{LTOISINT} = & - 0.00720078986596 * \text{LCINDUSTSINT}(-1) - \\ & 0.0470352415917 * \text{LCINDUSTSINT}(-2) + 0.057692045725 * \text{LCINDUSTSINT}(-3) + \\ & 0.018671350424 * \text{LPINDUSINTEND}(-1) - 0.0606337127896 * \text{LPINDUSINTEND}(-2) + \\ & 0.0404560816218 * \text{LPINDUSINTEND}(-3) + 0.38449091803 * \text{LTOISINT}(-1) + \\ & 0.0399969192942 * \text{LTOISINT}(-2) - 0.276955610872 * \text{LTOISINT}(-3) - 0.000700079618801 \end{aligned}$$

El modelo VAR(3) estimado permite determinar que el consumo actual de energía eléctrica del sector Industrial de la ciudad de Ibagué con las variables en niveles y sin tendencia, arroja que la demanda en este sector está determinada por el precio o tarifa dando un valor de la elasticidad a corto plazo de -0.6315, lo cual indica que la demanda del sector industrial de la ciudad de Ibagué es inelástica a las variaciones de la tarifa en el corto plazo, aunque arrojó el signo esperado por la teoría económica. La Tasa de Ocupación de la ciudad de Ibagué no arroja el signo esperado, dando un valor negativo de -5.723, lo cual es contrario a la teoría económica que el aumento de la tasa de ocupación (proxi de la tasa de crecimiento del producto interno en la ciudad de Ibagué) o que la industria no responde a la demanda local; lo cual se debería estudiar más a fondo en un

periodo de tiempo mayor, para poder observar si este tipo de comportamiento se mantiene o solo es de carácter temporal, correspondiente al periodo de tiempo analizado.

#### **6.4.3 Modelo VAR Consumo energético sector residencial en la Ciudad de Ibagué.**

*Tabla 17. Modelo VAR en niveles sector residencial en la ciudad de Ibagué.*

<b>Consumo de Energía sector Residencial en la ciudad de Ibagué</b>			
	<b>LCRESISINTEND</b>	<b>LPRESIDSINTEND</b>	<b>LTOISINT</b>
<b>LCRESISINTEND(-1)</b>	-0.470416	0.148903	-0.017883
Error Estándar	(0.16808)	(0.05867)	(0.03240)
t-stadictics	[-2.79885]	[ 2.53777]	[-0.55202]
<b>LCRESISINTEND(-2)</b>	-0.352142	0.064462	-0.006364
Error Estándar	(0.15881)	(0.05544)	(0.03061)
t-stadictics	[-2.21741]	[ 1.16275]	[-0.20793]
<b>LCRESISINTEND(-3)</b>	-0.344147	-0.028407	0.034025
Error Estándar	(0.14950)	(0.05219)	(0.02882)
t-stadictics	[-2.30196]	[-0.54430]	[ 1.18081]
<b>LCRESISINTEND(-4)</b>	-0.427356	-0.092812	-0.018170
Error Estándar	(0.15630)	(0.05457)	(0.03013)
t-stadictics	[-2.73415]	[-1.70093]	[-0.60312]
<b>LCRESISINTEND(-5)</b>	-0.131050	0.043208	-0.025473
Error Estándar	(0.14496)	(0.05060)	(0.02794)
t-stadictics	[-0.90406]	[ 0.85385]	[-0.91174]
<b>LPRESIDSINTEND(-1)</b>	-0.713829	0.752359	0.018190
Error Estándar	(0.45527)	(0.15893)	(0.08775)
t-stadictics	[-1.56792]	[ 4.73376]	[ 0.20730]
<b>LPRESIDSINTEND(-2)</b>	-0.067446	-0.120413	-0.083817
Error Estándar	(0.54806)	(0.19133)	(0.10563)
t-stadictics	[-0.12306]	[-0.62936]	[-0.79346]
<b>LPRESIDSINTEND(-3)</b>	0.015707	0.376018	-0.058613
Error Estándar	(0.54770)	(0.19120)	(0.10556)
t-stadictics	[ 0.02868]	[ 1.96660]	[-0.55523]
<b>LPRESIDSINTEND(-4)</b>	-0.362475	-0.406660	0.197110
Error Estándar	(0.56666)	(0.19782)	(0.10922)
t-stadictics	[-0.63967]	[-2.05571]	[ 1.80474]
<b>LPRESIDSINTEND(-5)</b>	-1.375646	0.205539	-0.131309
Error Estándar	(0.54071)	(0.18876)	(0.10422)
t-stadictics	[-2.54415]	[ 1.08888]	[-1.25996]
<b>LTOISINT(-1)</b>	1.595389	-0.366859	0.545397
Error Estándar	(0.79147)	(0.27630)	(0.15255)
t-stadictics	[ 2.01574]	[-1.32776]	[ 3.57524]
<b>LTOISINT(-2)</b>	0.082765	-0.032474	-0.014541
Error Estándar	(0.74027)	(0.25843)	(0.14268)
t-stadictics	[ 0.11180]	[-0.12566]	[-0.10191]
<b>LTOISINT(-3)</b>	0.987790	0.162943	-0.211467
Error Estándar	(0.70748)	(0.24698)	(0.13636)
t-stadictics	[ 1.39622]	[ 0.65974]	[-1.55080]
<b>LTOISINT(-4)</b>	0.018443	0.298053	0.372859
Error Estándar	(0.78510)	(0.27408)	(0.15132)
t-stadictics	[ 0.02349]	[ 1.08747]	[ 2.46401]
<b>LTOISINT(-5)</b>	-0.176192	-0.450805	-0.529418
Error Estándar	(0.73490)	(0.25655)	(0.14164)
t-stadictics	[-0.23975]	[-1.75717]	[-3.73764]
<b>C</b>	0.005649	-0.003716	4.73E-05
Error Estándar	(0.01605)	(0.00560)	(0.00309)
t-stadictics	[ 0.35197]	[-0.66328]	[ 0.01528]
R-squared	0.548552	0.777861	0.578381
Adj. R-squared	0.330109	0.670375	0.374372
Sum sq. resids	0.363365	0.044283	0.013499
S.E. equation	0.108266	0.037795	0.020867
F-statistic	2.511191	7.236828	2.835074
Log likelihood	47.57853	97.04123	124.9595
Akaike AIC	-1.343767	-3.448563	-4.636576
Schwarz SC	-0.713930	-2.818726	-4.006739
Mean dependent	-0.005976	0.001355	-0.000911
S.D. dependent	0.132278	0.065831	0.026382
Determinant resid covariance (dof adj.)		6.40E-09	
Determinant resid covariance		1.84E-09	
Log likelihood		272.6429	
Akaike information criterion		-9.559274	
Schwarz criterion		-7.669762	

Fuente: Elaboración propia.

### Representación modelo VAR sector Residencial:

$$\begin{aligned} \text{LCRESISINTEND} = & - 0.470416239507 * \text{LCRESISINTEND}(-1) - \\ & 0.352142111732 * \text{LCRESISINTEND}(-2) - 0.344147239466 * \text{LCRESISINTEND}(-3) - \\ & 0.427355513404 * \text{LCRESISINTEND}(-4) - 0.131049515652 * \text{LCRESISINTEND}(-5) - \\ & 0.713828529059 * \text{LPRESIDSINTEND}(-1) - 0.067446331376 * \text{LPRESIDSINTEND}(-2) + \\ & 0.0157069002837 * \text{LPRESIDSINTEND}(-3) - 0.362474840067 * \text{LPRESIDSINTEND}(-4) - \\ & 1.37564597332 * \text{LPRESIDSINTEND}(-5) + 1.59538885958 * \text{LTOISINT}(-1) + \\ & 0.0827645312889 * \text{LTOISINT}(-2) + 0.987790422906 * \text{LTOISINT}(-3) + \\ & 0.0184431370458 * \text{LTOISINT}(-4) - 0.176192270392 * \text{LTOISINT}(-5) + 0.00564893283075 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{LPRESIDSINTEND} = & 0.148903402118 * \text{LCRESISINTEND}(-1) + \\ & 0.0644623363827 * \text{LCRESISINTEND}(-2) - 0.0284074150323 * \text{LCRESISINTEND}(-3) - \\ & 0.0928117221627 * \text{LCRESISINTEND}(-4) + 0.0432084420515 * \text{LCRESISINTEND}(-5) + \\ & 0.752358675633 * \text{LPRESIDSINTEND}(-1) - 0.120412995672 * \text{LPRESIDSINTEND}(-2) + \\ & 0.376018464586 * \text{LPRESIDSINTEND}(-3) - 0.406659959698 * \text{LPRESIDSINTEND}(-4) + \\ & 0.205538554903 * \text{LPRESIDSINTEND}(-5) - 0.366859267613 * \text{LTOISINT}(-1) - \\ & 0.0324737745259 * \text{LTOISINT}(-2) + 0.162943398977 * \text{LTOISINT}(-3) + \\ & 0.298052816139 * \text{LTOISINT}(-4) - 0.450805254151 * \text{LTOISINT}(-5) - 0.00371629878399 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{LTOISINT} = & - 0.0178828350614 * \text{LCRESISINTEND}(-1) - \\ & 0.00636442304896 * \text{LCRESISINTEND}(-2) + 0.0340253740579 * \text{LCRESISINTEND}(-3) - \\ & 0.0181696267196 * \text{LCRESISINTEND}(-4) - 0.0254731829564 * \text{LCRESISINTEND}(-5) + \\ & 0.0181900517096 * \text{LPRESIDSINTEND}(-1) - 0.0838165087086 * \text{LPRESIDSINTEND}(-2) - \\ & 0.0586125555774 * \text{LPRESIDSINTEND}(-3) + 0.197110006564 * \text{LPRESIDSINTEND}(-4) - \\ & 0.131309379066 * \text{LPRESIDSINTEND}(-5) + 0.545397244781 * \text{LTOISINT}(-1) - \\ & 0.0145412132543 * \text{LTOISINT}(-2) - 0.211467060707 * \text{LTOISINT}(-3) + \\ & 0.372859476967 * \text{LTOISINT}(-4) - 0.529418189885 * \text{LTOISINT}(-5) + 4.72582467529e-05 \end{aligned}$$

El modelo estimado para la demanda de consumo de energía eléctrica del sector residencial de la ciudad de Ibagué con las variables en niveles y sin tendencia es un VAR(5), arrojando que la demanda de energía eléctrica en la ciudad de Ibagué es sensible a las variaciones en el precio del precio de la energía eléctrica en el corto, con una valor de la elasticidad del -2.504 lo que indica que por cada 1% que varíe el precio de la energía eléctrica la demanda de consumo disminuye en un 2.504% en el corto plazo.

En lo referente a la tasa de ocupación arroja el signo esperado, positivo, lo que indica que aumentos de la tasa de ocupación o aumentos de la tasa de crecimiento del producto en la ciudad impacta de forma positiva la demanda de consumo del sector residencial, el valor de la elasticidad a corto plazo es de 2.495, lo que indica que por 1% de variación porcentual de la tasa de ocupación la demanda de energía de sector residencia varia en 2.495%.

#### 6.4.4 Modelo VAR Consumo energético sector residencial en la Ciudad de Ibagué.

Tabla 18. Modelo VAR en niveles sector oficial en la ciudad de Ibagué.

Consumo de Energía sector Oficial en la ciudad de Ibagué			
	LCOFICSINTEND	LPOFISINTEND	LTOISINT
<b>LCOFICSINTEND(-1)</b>	0.753701	-0.006427	0.034650
Error Estándar	(0.13527)	(0.05980)	(0.02100)
t-stadistics	[ 5.57189]	[-0.10749]	[ 1.64990]
<b>LCOFICSINTEND(-2)</b>	-0.436028	0.092854	0.010582
Error Estándar	(0.12927)	(0.05714)	(0.02007)
t-stadistics	[-3.37295]	[ 1.62488]	[ 0.52725]
<b>LCOFICSINTEND(-3)</b>	-0.087837	-0.063670	0.007827
Error Estándar	(0.14335)	(0.06337)	(0.02226)
t-stadistics	[-0.61273]	[-1.00475]	[ 0.35167]
<b>LCOFICSINTEND(-4)</b>	-0.070307	0.014541	0.039292
Error Estándar	(0.13292)	(0.05876)	(0.02064)
t-stadistics	[-0.52894]	[ 0.24748]	[ 1.90395]
<b>LCOFICSINTEND(-5)</b>	0.385064	-0.087474	0.006958
Error Estándar	(0.11728)	(0.05185)	(0.01821)
t-stadistics	[ 3.28319]	[-1.68721]	[ 0.38212]
<b>LPOFISINTEND(-1)</b>	2.042512	0.533380	-0.001003
Error Estándar	(0.31942)	(0.14120)	(0.04959)
t-stadistics	[ 6.39453]	[ 3.77751]	[-0.02022]
<b>LPOFISINTEND(-2)</b>	-1.499660	0.145732	-0.091204
Error Estándar	(0.47009)	(0.20780)	(0.07298)
t-stadistics	[-3.19015]	[ 0.70129]	[-1.24964]
<b>LPOFISINTEND(-3)</b>	-0.650594	0.151246	-0.088799
Error Estándar	(0.44842)	(0.19823)	(0.06962)
t-stadistics	[-1.45085]	[ 0.76299]	[-1.27547]
<b>LPOFISINTEND(-4)</b>	0.663309	0.194882	0.073653
Error Estándar	(0.44352)	(0.19606)	(0.06886)
t-stadistics	[ 1.49556]	[ 0.99400]	[ 1.06961]
<b>LPOFISINTEND(-5)</b>	-0.449226	-0.478411	-0.066816
Error Estándar	(0.33688)	(0.14892)	(0.05230)
t-stadistics	[-1.33351]	[-3.21260]	[-1.27751]
<b>LTOISINT(-1)</b>	-0.634614	0.215155	0.334499
Error Estándar	(0.91083)	(0.40263)	(0.14141)
t-stadistics	[-0.69675]	[ 0.53437]	[ 2.36543]
<b>LTOISINT(-2)</b>	0.317736	-0.251671	-0.170383
Error Estándar	(0.86144)	(0.38080)	(0.13374)
t-stadistics	[ 0.36884]	[-0.66090]	[-1.27395]
<b>LTOISINT(-3)</b>	-1.636126	-0.247013	-0.185141
Error Estándar	(0.83482)	(0.36903)	(0.12961)
t-stadistics	[-1.95986]	[-0.66935]	[-1.42844]
<b>LTOISINT(-4)</b>	-0.830528	0.620429	0.370875
Error Estándar	(0.87385)	(0.38629)	(0.13567)
t-stadistics	[-0.95042]	[ 1.60613]	[ 2.73364]
<b>LTOISINT(-5)</b>	0.392448	-0.346589	-0.484274
Error Estándar	(0.85289)	(0.37702)	(0.13242)
t-stadistics	[ 0.46014]	[-0.91928]	[-3.65721]
<b>C</b>	-0.001305	0.000480	0.001364
Error Estándar	(0.01911)	(0.00845)	(0.00297)
t-stadistics	[-0.06827]	[ 0.05678]	[ 0.45958]
R-squared	0.776529	0.788432	0.620530
Adj. R-squared	0.668398	0.686061	0.436915
Sum sq. resids	0.504027	0.098492	0.012149
S.E. equation	0.127511	0.056366	0.019797
F-statistic	7.181377	7.701675	3.379526
Log likelihood	39.88879	78.25609	127.4347
Akaike AIC	-1.016544	-2.649195	-4.741903
Schwarz SC	-0.386707	-2.019358	-4.112065
Mean dependent	0.003575	0.013203	-0.000911
S.D. dependent	0.221431	0.100600	0.026382
Determinant resid covariance (dof adj.)		2.02E-08	
Determinant resid covariance		5.79E-09	
Log likelihood		245.6506	
Akaike information criterion		-8.410664	
Schwarz criterion		-6.521152	

Fuente: Elaboración propia.

### Representación modelo VAR sector Oficial:

$$\begin{aligned} &LCOFICSINTEND(-5) + 2.04251206656*LPOFISINTEND(-1) - \\ &1.49966008675*LPOFISINTEND(-2) - 0.650594250992*LPOFISINTEND(-3) + \\ &0.663308806103*LPOFISINTEND(-4) - 0.449226114193*LPOFISINTEND(-5) - \\ &0.634613897366*LTOISINT(-1) + 0.317735882864*LTOISINT(-2) - \\ &1.63612615278*LTOISINT(-3) - 0.83052776155*LTOISINT(-4) + \\ &0.392448169137*LTOISINT(-5) - 0.00130483716699 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} LPOFISINTEND = &- 0.00642720518018*LCOFICSINTEND(-1) + \\ &0.0928537275589*LCOFICSINTEND(-2) - 0.0636704550019*LCOFICSINTEND(-3) + \\ &0.0145412886892*LCOFICSINTEND(-4) - 0.0874741836382*LCOFICSINTEND(-5) + \\ &0.533379867949*LPOFISINTEND(-1) + 0.145731583053*LPOFISINTEND(-2) + \\ &0.151245581875*LPOFISINTEND(-3) + 0.194882164506*LPOFISINTEND(-4) - \\ &0.47841131016*LPOFISINTEND(-5) + 0.21515520297*LTOISINT(-1) - \\ &0.251671086638*LTOISINT(-2) - 0.247013099355*LTOISINT(-3) + \\ &0.620428877119*LTOISINT(-4) - 0.346588678381*LTOISINT(-5) + 0.000479769184954 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} LTOISINT = &0.0346499190813*LCOFICSINTEND(-1) + \\ &0.0105821107248*LCOFICSINTEND(-2) + 0.00782696370289*LCOFICSINTEND(-3) + \\ &0.0392917668239*LCOFICSINTEND(-4) + 0.00695806278347*LCOFICSINTEND(-5) - \\ &0.00100257265292*LPOFISINTEND(-1) - 0.0912044483531*LPOFISINTEND(-2) - \\ &0.0887986835277*LPOFISINTEND(-3) + 0.0736526334215*LPOFISINTEND(-4) - \\ &0.0668161548963*LPOFISINTEND(-5) + 0.334499351954*LTOISINT(-1) - \\ &0.170383472278*LTOISINT(-2) - 0.185140675952*LTOISINT(-3) + \\ &0.370874707813*LTOISINT(-4) - 0.484274316798*LTOISINT(-5) + 0.00136383814921 \end{aligned}$$

El modelo estimado para la demanda de consumo de energía eléctrica del sector Oficial de la ciudad de Ibagué con las variables en niveles y sin tendencia es un VAR(5), arrojando que la demanda de energía eléctrica en la ciudad de Ibagué en el corto plazo tiene signo positivo, contrario a la teoría económica, pero el efecto sería muy marginas, dando que un 1% que aumente el precio de la energía la demanda o el consumo de la energía aumenta en 0.11%. En lo referente a la tasa de ocupación no arroja el signo esperado, indicando que la demanda de energía eléctrica del sector oficial de la ciudad de

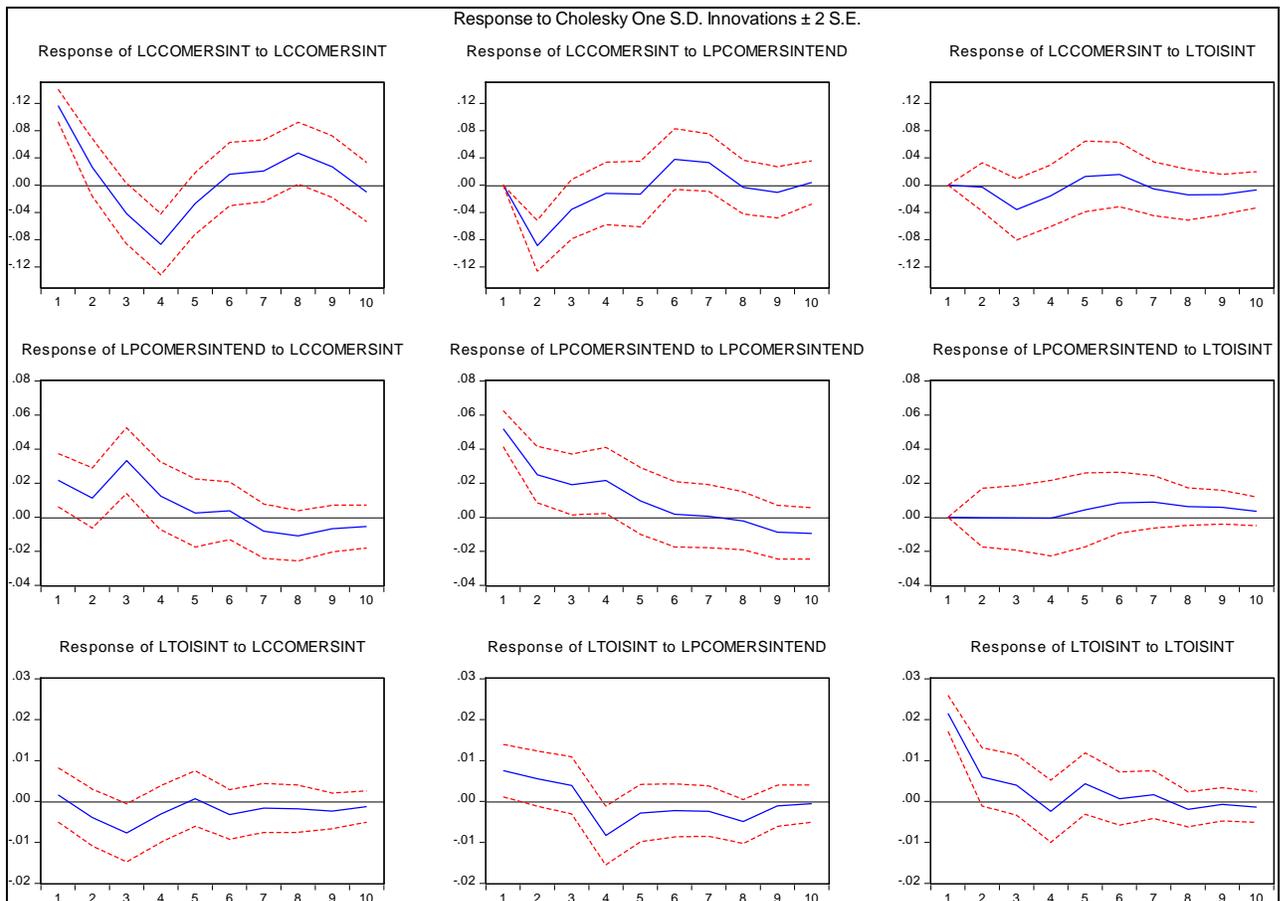
Ibagué disminuye cuando el precio de la energía aumenta en el corto plazo, con un valor de la elasticidad de -2.46.

A continuación, se realizan los análisis de las funciones de impulso-respuesta de cada uno de los sectores o clientes de la ciudad de Ibagué

### 6.4.5 Análisis de impulso respuesta modelos VAR en niveles para el consumo de cada sector

#### 6.4.5.1 Análisis de impulso respuesta para el consumo del sector Comercio en la ciudad de Ibagué.

Figura 27. Análisis de impulso respuesta Consumo sector comercio la ciudad de Ibagué.

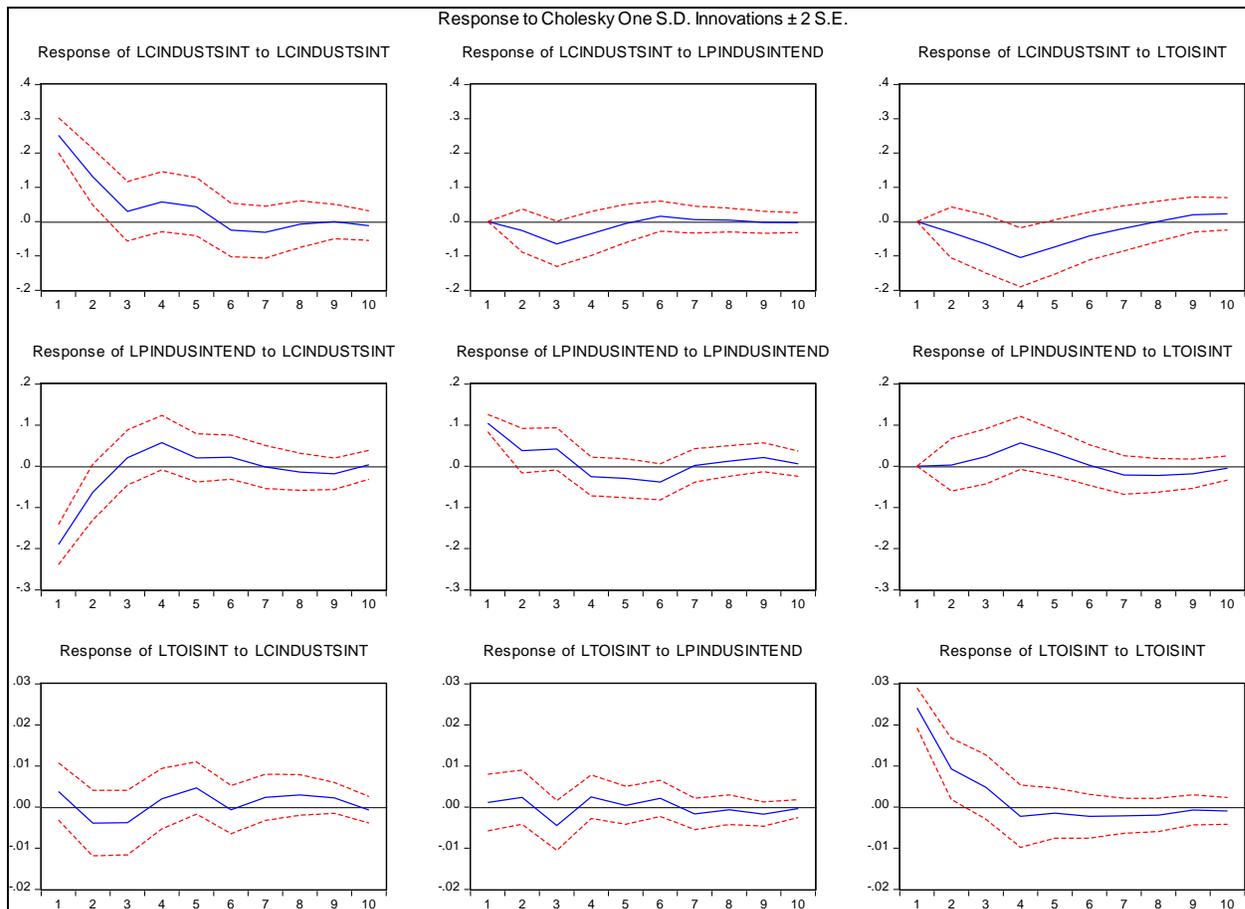


Fuente: Elaboración propia.

El análisis de impulse respuesta para el modelo VAR del sector comercial en la ciudad de Ibagué de las en niveles permite inferir que aumentos de la tarifa da como resultado impactos negativos en la demanda de consumo en el corto plazo y que en el largo plazo los aumentos de la tarifa no afectan de manera marginal al consumo con una tendencia al equilibrio. Por su parte un shock positivo en la tasa de ocupación solo impactaría de forma positiva en el mediano plazo y en el largo plazo tendría un pequeño efecto negativo con tendencia al equilibrio, por lo que la demanda de consumo no dependería de los precios en el largo plazo. Adicional se observa que la tasa de ocupación, se vería afectada en el mediano plazo por aumento de los precios de la energía, por lo que la actividad comercial se ve afectada por los aumentos del precio de la energía.

### 6.4.5.2 Análisis de impulso respuesta para el consumo del sector Industrial en la ciudad de Ibagué.

Figura 28. Análisis de impulso respuesta Consumo sector Industrial en la ciudad de Ibagué.



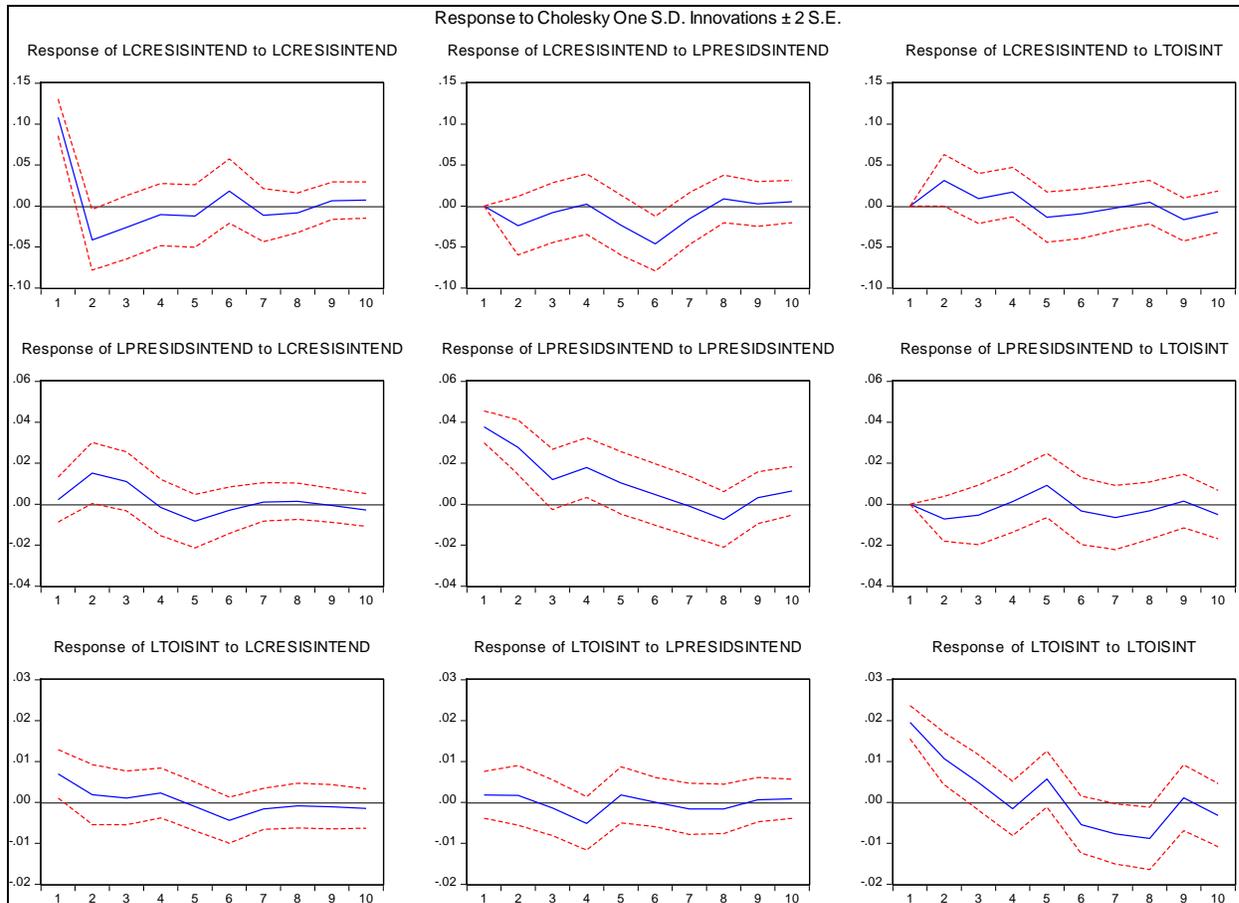
Fuente: Elaboración propia.

El análisis de impulse respuesta en el modelo VAR del sector industrial en la ciudad de Ibagué de las en niveles permite inferir que aumentos de las tarifas dará como resultado

impactos negativos en la demanda de consumo en el corto plazo y en el largo plazo los aumentos de la tarifa de energía no afectan a la demanda de consumo. Por su parte un shock positivo en la tasa de ocupación solo impactaría de forma positiva en el largo plazo, con un pequeño efecto positivo en el incremento del consumo. Referente al impacto del aumento de las tarifas de energía en la tasa de ocupación se vería afectada en el largo plazo por aumento de los precios de la energía, por lo que la actividad industrial se vería afectada por los aumentos del precio de la energía en el largo plazo.

#### **6.4.5.3 Análisis de impulso respuesta para el consumo del sector Residencial en la ciudad de Ibagué.**

*Figura 29. Análisis de impulso respuesta Consumo sector Residencial en la ciudad de Ibagué.*

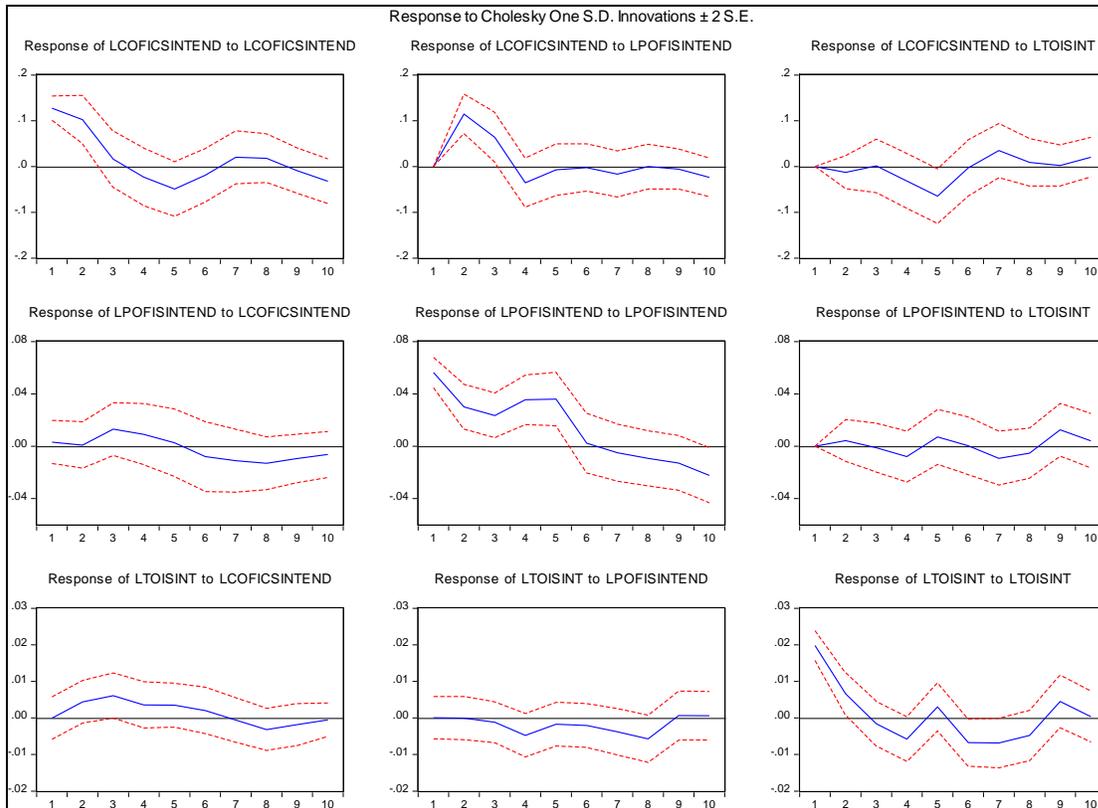


Fuente: Elaboración propia.

El análisis de impulse respuesta en el modelo VAR para sector residencial en la ciudad de Ibagué, para las variables en niveles permite inferir que aumentos de la tarifa de energía impacta negativos en la demanda de consumo en el corto y mediano plazo; En el largo plazo los aumentos de la tarifa afectarían de manera marginal al consumo. Por su parte un shock positivo en la tasa de ocupación solo impactaría de forma positiva en el mediano plazo.

#### 6.4.5.4 Análisis de impulso respuesta para el consumo del sector Oficial en la ciudad de Ibagué.

Figura 30. Análisis de impulso respuesta Consumo sector Oficial en la ciudad de Ibagué.



Fuente: Elaboración propia.

El análisis de impulso respuesta para el modelo VAR del sector Oficial en la ciudad de Ibagué de las variables en niveles permite inferir que aumentos de las tarifa da como resultado impactos negativos en la demanda de consumo en el largo plazo, mientras que en el corto plazo podría darse un efecto de aumento del consumo por aumento de las tarifas, se debería a la particularidad de dicho sector en la forma como se toman la decisiones por parte de los agentes encargados de la dirección y planeación, los cuales solo respondería en un largo plazo; al igual que aumentos de la tasa de ocupación proxi de la tasa de crecimiento del producto en la ciudad de Ibagué, solo impactarían de manera positiva el consumo de clientes oficiales en el largo plazo.

## 6.5 RECOPIACIÓN DE LOS RESULTADOS OBTENIDOS EN EL ANÁLISIS DE LOS DATOS POR MEDIO DE LA APLICACIÓN DE LOS MODELOS.

La siguiente tabla recopila los resultados de los diferentes modelos estimados para la demanda de consumo de energía eléctrica en la ciudad de Ibagué para los diferentes subsectores o clientes.

Tabla 19. Resultados de las elasticidades de los modelos.

TABLA COMPARATIVA CON LAS ELASTICIDADES DE LOS MODELOS

		ELASTICIDAD. C.P.		ELASTICIDAD. L.P.		R2
		PRCIO	TO	PRCIO	TO	
MODELOS VAR VARIABLES EN DIFERENCIAS	VAR COMERCIAL	-2.38	-1.124			0.59
	VAR INDUSTRIAL	-0.39	-7.86			0.27
	VAR RESIDENCIAL	-1.83	2.57			0.51
	VAR ORCIAL	1.33	-2.72			0.76
MODELOS VAR VARIABLES EN NIVELES	VAR COMERCIAL	-1.0413	-0.985			0.72
	VAR INDUSTRIAL	-0.6315	-5.723			0.47
	VAR RESIDENCIAL	-2.504	2.495			0.54
	VAR ORCIAL	0.11	-2.46			0.77
MODELOS ARDL	COMERCIAL	-1.87	0.43	-1.120.428	0.259329	0.65
	INDUSTRIAL	-1.17	1.72	-2.986.449	4.394.045	0.72
	RESIDENCIAL	-1,7	6.059	-0.574279	1.921.523	0.58
	ORCIAL	0.79	0.0085	0.714661	0.003579	0.71

Fuente: Elaboración propia.

Los resultados de los diferentes análisis de las series de tiempo empleadas en la investigación de la demanda de energía en la ciudad de Ibagué en el periodo 2004-2016 permitió esclarecer el orden de integración y cointegración, por lo que construyeron modelos econométricos por Vectores Autorregresivos -VAR en diferencias y en niveles y modelos autorregresivos de retardos distribuidos -ARDL, arrojando unas elasticidades más

acordes con la teoría económica con los modelos ARDL; seguidamente se encuentra que el segundo modelo que mejor representa los fenómenos económicos es el VAR en niveles con las variables sin tendencia y el modelo que más genera ruido y estimación de coeficiente contrarios a la teoría es el VAR con las variables en diferencia.

Con los modelos ARDL se estimaron las elasticidades de corto y largo plazo de la demanda de consumo de cada sector ante variaciones de los precios y de la tasa de ocupación de la ciudad de Ibagué. En el cual las elasticidades precio de la demanda en el corto plazo arrojan el signo esperado para los sectores: industrial, comercial y residencial; caso contrario con la demanda precio del sector o clientes oficiales. Referente a las estimaciones de la elasticidad de la tasa de ocupación en la demanda de energía en cada sector, los modelos ARDL predicen el signo esperado.

Los resultados de las elasticidades a corto plazo de los modelos ARDL permiten inferir una elasticidad precio de la demanda para los sectores de Comercial, Residencial e Industrial, e inelástica para el sector Oficial. Los resultados de las elasticidades para la variable Tasa de Ocupación arroja que es elástica para los sectores Industrial y Residencial, e inelástico para los sectores Comercial y Oficial evaluados en el corto plazo.

Las elasticidades estimadas por el modelo ARDL en el largo plazo, en lo referente a la elasticidad precio de la demanda para el sector comercial es significativa y elástica, por lo que aumentos del precio de la energía significaría reducciones proporcionalmente mayores al aumento del precio, dando que no es significativa la elasticidad de largo plazo de la tasa de ocupación para el sector.

## 7 CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

El análisis de las series del consumo, los precios y la tasa de ocupación de la ciudad de Ibagué en el periodo 2004-2016 permitió esclarecer el orden de integración y cointegración, permitiendo el planteamiento de las mejores técnicas para abordar el análisis con modelos econométricos, de los de modelos por Vectores Autorregresivos -VAR en diferencias y en niveles y por medio de modelos autorregresivos de retardos distribuidos -ARDL, dando unas elasticidades más acordes con la teoría económica con los modelos ARDL, seguidamente se puede considerar que el segundo modelo que mejor representa los fenómenos económicos es el VAR en niveles con las variables sin tendencia y el modelo que más genera ruido y estimación de coeficiente contrarios a la teoría es el VAR con las variables en diferencias.

Con los modelos ARDL se estimaron las elasticidades de corto y largo plazo de la demanda de consumo de cada sector ante variaciones de los precios y de la tasa de ocupación de la ciudad de Ibagué. En el cual las elasticidades precio de la demanda en el corto plazo arrojan el signo esperado para los sectores: industrial, comercial y residencial; caso contrario con la demanda precio del sector o clientes oficiales. Referente a las estimaciones de la elasticidad de la tasa de ocupación en la demanda de energía en cada sector, los modelos ARDL predicen el signo esperado.

Los resultados de las elasticidades a corto plazo de los modelos ARDL permiten inferir una elasticidad precio de la demanda para los sectores de Comercial, Residencial e Industrial; y dando inelástico para el sector Oficial. Los resultados de las elasticidades para la variable Tasa de Ocupación arroja que es elástica para los sectores Industrial y Residencial, e inelástico para los sectores Comercial y Oficial evaluados en el corto plazo.

Las elasticidades estimadas por el modelo ARDL en el largo plazo, en lo referente a la elasticidad precio de la demanda para el sector comercial es significativa y elástica, por lo que aumentos del precio de la energía significaría reducciones proporcionalmente mayores al aumento del precio, dando que no es significativa la elasticidad de largo plazo de la tasa de ocupación para el sector.

La elasticidad de largo plazo en el sector industrial arroja que es significativa para la elasticidad precio de la demanda y es elástica, por lo que se puede decir que el sector industrial se ve perjudicado por los aumentos en los precios de la energía para dicho sector o por lo menos los agentes económicos de este sector reducen el consumo en el largo plazo ante aumentos de las tarifas. En lo referente a la elasticidad de la demanda ante variaciones de la tasa de ocupación arroja que no es significativamente estadística en el largo plazo, por lo que tanto el sector industrial de la ciudad de Ibagué en el largo plazo no se ve afectado por la tasa de ocupación de la ciudad.

Para el sector residencial el modelo ARDL arroja en el largo plazo no son estadísticamente significativas las elasticidades estimadas tanto del precio de la demanda, como la de la tasa de ocupación. Y para el sector Oficial en el largo plazo solo es significativa la elasticidad precio de la demanda y de manera que la tasa de ocupación no tiene efectos en la demanda de consumo de energía eléctrica.

El análisis de impulso respuesta en el modelo VAR del sector industrial en la ciudad de Ibagué en niveles, permitió inferir que aumentos de las tarifas dará como resultado impactos negativos en la demanda de consumo en el corto plazo y en el largo plazo los aumentos de la tarifa de energía no afectan a la demanda de consumo. Por su parte un shock positivo en la tasa de ocupación solo impactaría de forma positiva en el largo plazo, con un pequeño efecto positivo en el incremento del consumo de energía. Referente al impacto del aumento de las tarifas de energía en la tasa de ocupación se vería afectada en el largo plazo

por aumento del precio de la energía, por lo que la actividad industrial se vería afectada por los aumentos del precio de la energía en el largo plazo.

El análisis de impulse respuesta en el modelo VAR para el sector residencial en la ciudad de Ibagué, de las variables en niveles permite inferir que aumentos de la tarifa de energía impacta negativamente la demanda de consumo en el corto y mediano plazo; En el largo plazo los aumentos de la tarifa afectarían de manera marginal al consumo. Por su parte un shock positivo en la tasa de ocupación solo impactaría de forma positiva en el mediano plazo.

El análisis de impulse respuesta para el modelo VAR del sector Oficial en la ciudad de Ibagué de las variables en niveles permite inferir que aumentos de las tarifa da como resultado impactos negativos en la demanda de consumo en el largo plazo, mientras que en el corto plazo podría darse un efecto de aumento del consumo por aumento de las tarifas, se debería a la particularidad de dicho sector, en la forma como toman la decisiones los agentes encargados de la dirección y planeación, los cuales solo respondería en un largo plazo; al igual que aumentos de la tasa de ocupación, proxi de la tasa de crecimiento del producto en la ciudad de Ibagué solo impactarían de manera positiva el consumo de clientes oficiales en el largo plazo.

Los resultados del Test de Causalidad en el sentido de Granger del modelo de Vectores Autorregresivos arroja que sería factible para las estimaciones de la demanda de energía de los sectores o consumidores Comerciales e Industriales; de igual manera el test arroja que hay problemas para la estimación de la demanda de energía para los consumidores Residenciales y Oficiales, en los cuales las variables precio y tasa de crecimiento no tienen causalidad en el sentido de Granger, pero que sin embargo este modelo tiene utilidad para mirar los signos de los coeficientes de las variables empleadas para el cálculo de la demanda de consumo de los sectores o clientes de la ciudad de Ibagué

objeto del estudio, al igual estos resultados sugieren algunas estructuras del mercado de la energía en la ciudad de Ibagué por la poca sensibilidad de algunos sectores ante incrementos de las tarifa de precios de la energía.

Se recomienda seguir estudiando los diversos determinantes de la demanda de energía en la ciudad de Ibagué, así como la evolución de los precios de la energía expresados en tarifas y sus efectos en los diversos sectores para realizar políticas de precios por parte de los agentes que intervienen en este mercado y que favorezca el crecimiento económico de la región, el empleo y el consumo de los diferentes sectores de la ciudad de Ibagué.

Se recomienda en estudios futuros profundizar en la comprensión de la respuesta de las demandas de consumo de la energía eléctrica ante las variaciones en los precios y la dinámica económica y respondiendo a la pregunta ¿Sí existen impactos permanentes en los sectores comercial, industrial y residencial ante variaciones en las tarifas del precio de la energía eléctrica en la región y en el país?, así como el aporte del sector al crecimiento económico de la región y el país.

## BIBLIOGRAFIA

**AGOSTINI, Claudio; PLOTTIER, Cecilia; SAAVEDRA, Eduardo.** La demanda residencial por energía eléctrica en Chile. ILADES-Universidad Alberto Hurtado. Chile. 2011.

**Arias, E., & Torres, C. (2004).** Modelos VAR y VECM para el Pronóstico de Corto Plazo de las Importaciones de Costa Rica. *Documento de Trabajo*, (22).

**AVILA FORERO, Raúl ESPINOSA ACUÑA, Oscar; VACA GONZALES, Paola.** Elasticidades de demanda por electricidad e impactos macroeconómicos del precio de la energía eléctrica en Colombia. En: *Revista de Métodos Cuantitativos para la Economía y la Empresa*. Universidad Pablo de Olavide. Sevilla, España. 2013.

**Ayala García, J. (2014).** *Crecimiento económico y empleo en Ibagué*. BANCO DE LA REPÚBLICA-ECONOMÍA REGIONAL.

**Baharumshah, A. Z., Mohd, S. H., & Masih, A. M. M. (2009).** The stability of money demand in China: Evidence from the ARDL model. *Economic systems*, 33(3), 231-244.

**BARRETO NIETO, Carlos Alberto; CAMPO ROBLEDO, Jacobo.** Relación a largo plazo entre consumo de energía y PIB en América Latina: Una evaluación empírica con datos panel. En: *Ecos de Economía*. ISSN 1657-4206 I Año 16 I No. 35 I julio-diciembre 2012 I pp. 73-89 I Medellín-Colombia.

**BARRIENTOS, Andrés Felipe; OLAYA, Javier; GONZÁLEZ, Víctor Manuel.** Un modelo spline para el pronóstico de la demanda de energía eléctrica. En: *Revista Colombiana de Estadística*. Volumen 30 No. 2. pp. 187 a 202. Cali. 2007

**BENAVENTE, José Miguel; GALETOVIC, Alexander; SANHUEZA; SERRA Pablo.** Estimando la demanda residencial por electricidad en Chile: el consumo es sensible al precio. En: Cuadernos de Economía, vol. 42 (mayo), pp. 31-61. Chile. 2005

**BLACONÁ, María Teresa; ABRIL, Juan Carlos (2000).** Modelo Estructural de Espacio de Estado para la demanda diaria promedio de energía eléctrica en la República Argentina. ITAE, Argentina.

**BOTERO, Jesús Alonso; VÉLEZ, Carlos Eduardo; YAÑEZ, Sergio.** La demanda residencial de electricidad: un caso colombiano. 1970-1983. En Lecturas de Economía N° 34. 1991. Medellín.

**BOTERO, Jesús; CASTAÑO, Elkin; VÉLEZ, Carlos Eduardo.** Modelo económico de demanda de energía eléctrica en la industria colombiana. Centro de Investigaciones Económicas –CIE. Universidad de Antioquia. En: Lecturas de Economía. No. 32-33. Medellín. 1990

**CARDONA ACEVEDO, Marleny; OCAMPO CASTAÑO, Dora María.** Demanda de energía eléctrica del sector residencial en el área metropolitana (Medellín). Trabajo de grado presentado como requisito parcial para optar por el título de economista. Universidad de Antioquia. 1989. Medellín.

**Cavaliere (2003)** “Vector autoregression models”, Study Centre Gerzensee CBC Course.

**FRANCO, Carlos Jaime; VELASQUEZ, Juan David; OLAYA, Yris.** Caracterización de la demanda mensual de electricidad en Colombia usando un modelo de componentes no observables. En: Cuadernos de Administración, UNAL. Bogotá. 2008.

**GALINDO VARGAS, Andrea Paola.** La relación entre el consumo de electricidad y el crecimiento económico empleando un modelo trivariado para Chile. Tesis de maestría en ciencias económicas. Universidad Nacional de Colombia 2013.

**Goda, T., & García, A. T. (2015).** Flujos de capital, recursos naturales y enfermedad holandesa: el caso colombiano. *Ensayos sobre Política Económica*, 33(78), 197-206.

**Gujarati, D. N., & Porter, D. C. (2011).** *Econometria Básica-5*. AMGH Editora.

**MANRIQUE DIAZ, Oscar.** Energía y Crecimiento Económico. En: *Econodiálogos*, Universidad, Empresa y CEDOC. Banco de la República. Bogotá, Colombia. 2013.

**MEDINA, Eva; VICÉNS José.** Factores determinantes de la demanda eléctrica de los hogares en España: Una aproximación mediante regresión. En: *Estudios de Economía Aplicada*. VOL. 29 - 2 2011. Pág. 515 – 538.

**MEDINA, Santiago; GARCÍA, Josefina.** Predicción de demanda de energía en Colombia mediante un sistema de inferencia difuso neuronal. En: *Energética*, núm. 33, Universidad Nacional de Colombia. Medellín, Colombia. 2005

**Misas, M., & Hugo, O. (1997).** Cointegración, exogeneidad y crítica de Lucas: funciones de demanda de dinero en Colombia: un ejercicio más. *Borradores Semanales de Economía*.

**MURILLO, Joaquín; TREJOS, Álvaro; CARVAJAL, Patricia.** Estudio del pronóstico de la demanda de energía eléctrica, utilizando modelos de series de tiempo. En: *Revista Scientia et Technica* Año IX, No 23, UTP. Pereira. 2003.

**Novalés, A. (2011).** Modelos vectoriales autoregresivos (VAR). *Universidad Complutense*. Ortiz, A. M., Afanador, E., Zapata, J. G., Núñez, J., Ramírez, R., Yepes, T., & Garzón, J. C. (2013). Análisis de la situación energética de Bogotá y Cundinamarca. *FEDESARROLLO–EMPRESA DE ENERGÍA DE BOGOTÁ*.

**Pahlavani, M., Wilson, E., & Worthington, A. C. (2005).** Trade-GDP nexus in Iran: An application of the autoregressive distributed lag (ARDL) model.

**TABARES, Héctor; HERNÁNDEZ, Jesús.** Mapeo curvas típicas demanda de energía eléctrica del sector residencial, comercial e industrial de la ciudad de Medellín, usando redes neuronales artificiales y algoritmos de interpolación. En: *Revista de la Facultad de Ingeniería de la Universidad de Antioquia* N.º 46 pp. 110-118. Diciembre, 2008

**TAYLOR, Lester D.** The Demand for electricity: a survey. En: Bell Journal of Economics. 1975. Estados Unidos.

**UNIDAD DE PLANEACIÓN MINERO ENERGÉTICA.** Proyección de Demanda de Energía Eléctrica en Colombia. Informe de Marzo de 2013

**VELÁSQUEZ, Juan David; FRANCO, Carlos ; GARCÍA, Hernán.** Un modelo no lineal para la predicción de la demanda mensual de electricidad en Colombia. Universidad Nacional de Colombia sede Medellín. Medellín. 2009

**ZAPATA, Carlos; LÓPEZ, Julián; RENGIFO, Erickson.** Efecto del modelamiento de la demanda en estudios de confiabilidad de largo plazo de sistemas eléctricos. En: Revista Scientia et Technica Año XII, No 32, UTP.

## ANEXOS

Anexo A. Resultado del Test de Raíz Unitaria en las variables de estudio

TEST DE RAÍZ UNITARIA -ADF	VARIABLES									
	D(LCCOMER)	D(LCINDUST)	D(LCOFICIAL)	D(LCRESIDEN)	D(LPRECOMERCIAL)	D(LPRECINDUSTRIAL)	D(LPRECIOFICIAL)	D(LPRECIRESIDENCIAL)	D(LTOIBAG)	D(LTOIBAG,2)
Null Hypothesis: Variable has a unit root										
Exogenous: Constant, Linear Trend										
Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=10)										
Augmented Dickey-Fuller test statistic										
t-Statistic	-8.482.102	-7.444.157	-8.400.096	-8.549.264	-6.017.627	-5.452.005	-7.483.086	-6.868.384	-2.561.672	-6.682.641
Prob.*	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.0002	0.0000	0.0000	0.2989	0.0000
Test critical values:										
1% level	-4.152.511	-4.152.511	-4.152.511	-4.156.734	-4.156.734	-4.156.734	-4.156.734	-4.156.734	-4.186.481	-4.186.481
5% level	-3.502.373	-3.502.373	-3.502.373	-3.504.330	-3.504.330	-3.504.330	-3.504.330	-3.504.330	-3.518.090	-3.518.090
10% level	-3.180.699	-3.180.699	-3.180.699	-3.181.826	-3.181.826	-3.181.826	-3.181.826	-3.181.826	-3.189.732	-3.189.732

\*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Null Hypothesis: Variable has a unit root	LCCOMER	LCINDUST	LCOFICIAL	LCRESIDEN	LPRECOMERCIAL	LPRECINDUSTRIAL	LPRECIOFICIAL	LPRECIRESIDENCIAL	LTOIBAG
	Exogenous: Constant, Linear Trend								
Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=10)									
Augmented Dickey-Fuller test statistic									
t-Statistic	-2.465.849	-1.853.015	-3.336.200	-7.030.000	-2.133.862	-3.699.872	-3.197.278	-1.685.197	-2.486.935
Prob.*	0.3431	0.6639	0.0720	0.0000	0.5150	0.0315	0.0964	0.7429	0.3327
Test critical values:									
1% level	-4.148.465	-4.148.465	-4.148.465	-4.148.465	-4.148.465	-4.152.511	-4.148.465	-4.156.734	-4.186.481
5% level	-3.500.495	-3.500.495	-3.500.495	-3.500.495	-3.500.495	-3.502.373	-3.500.495	-3.504.330	-3.518.090
10% level	-3.179.617	-3.179.617	-3.179.617	-3.179.617	-3.179.617	-3.180.699	-3.179.617	-3.181.826	-3.189.732

\*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Anexo B. Resultados del Test para determinación de rezagos de los modelos VAR(p)

Lag	LogL	LR	FPE	AIC	SC	HQ
<b>Sector Comercio en Ibagué</b>						
0	145.5207	NA	4.09e-07	-6.196554	-6.077295	-6.151879
1	188.3079	78.13311	9.42e-08	-7.665562	-7.188525*	-7.486861*
2	196.4718	13.84305	9.83e-08	-7.629207	-6.794393	-7.316481
3	209.8271	20.90400*	8.25e-08*	-7.818570*	-6.625978	-7.371818
4	215.1356	7.616552	9.94e-08	-7.658070	-6.107700	-7.077292
5	223.6564	11.11409	1.06e-07	-7.637235	-5.729088	-6.922432
<b>Sector Industrial en Ibagué</b>						
0	87.37626	NA	5.12e-06	-3.668533	-3.549274	-3.623858
1	134.4729	86.00259	9.79e-07	-5.324909	-4.847873*	-5.146209
2	143.2605	14.90070	9.93e-07	-5.315674	-4.480860	-5.002948
3	161.2112	28.09670	6.83e-07	-5.704834	-4.512242	-5.258082
4	178.2681	24.47303*	4.94e-07*	-6.055137*	-4.504767	-5.474359*
5	186.7145	11.01693	5.28e-07	-6.031063	-4.122916	-5.316260
<b>Sector Residencial en Ibagué</b>						
0	173.8089	NA	1.19e-07	-7.426472	-7.307213	-7.381797
1	203.0156	53.33408	4.97e-08*	-8.305027	-7.827990*	-8.126326*
2	210.4954	12.68307	5.34e-08	-8.238930	-7.404115	-7.926203
3	213.6026	4.863438	7.00e-08	-7.982721	-6.790129	-7.535969
4	225.8812	17.61721	6.23e-08	-8.125271	-6.574902	-7.544494
5	239.9629	18.36734*	5.22e-08	-8.346212*	-6.438064	-7.631408
<b>Sector Oficialen Ibagué</b>						
0	107.1025	NA	2.39e-06	-4.429895	-4.311801	-4.385455
1	173.0668	120.7005	2.12e-07	-6.853905	-6.381527*	-6.676146
2	188.5728	26.39327	1.62e-07	-7.130758	-6.304096	-6.819680
3	193.8027	8.234294	1.92e-07	-6.970328	-5.789382	-6.525930
4	202.8067	13.02703	1.97e-07	-6.970497	-5.435268	-6.392780
5	235.0364	42.51586*	7.64e-08*	-7.958998*	-6.069485	-7.247961*

\* indicates lag order selected by the criterion

LR: sequential modified LR test statistic (each test at 5% level)

FPE: Final prediction error

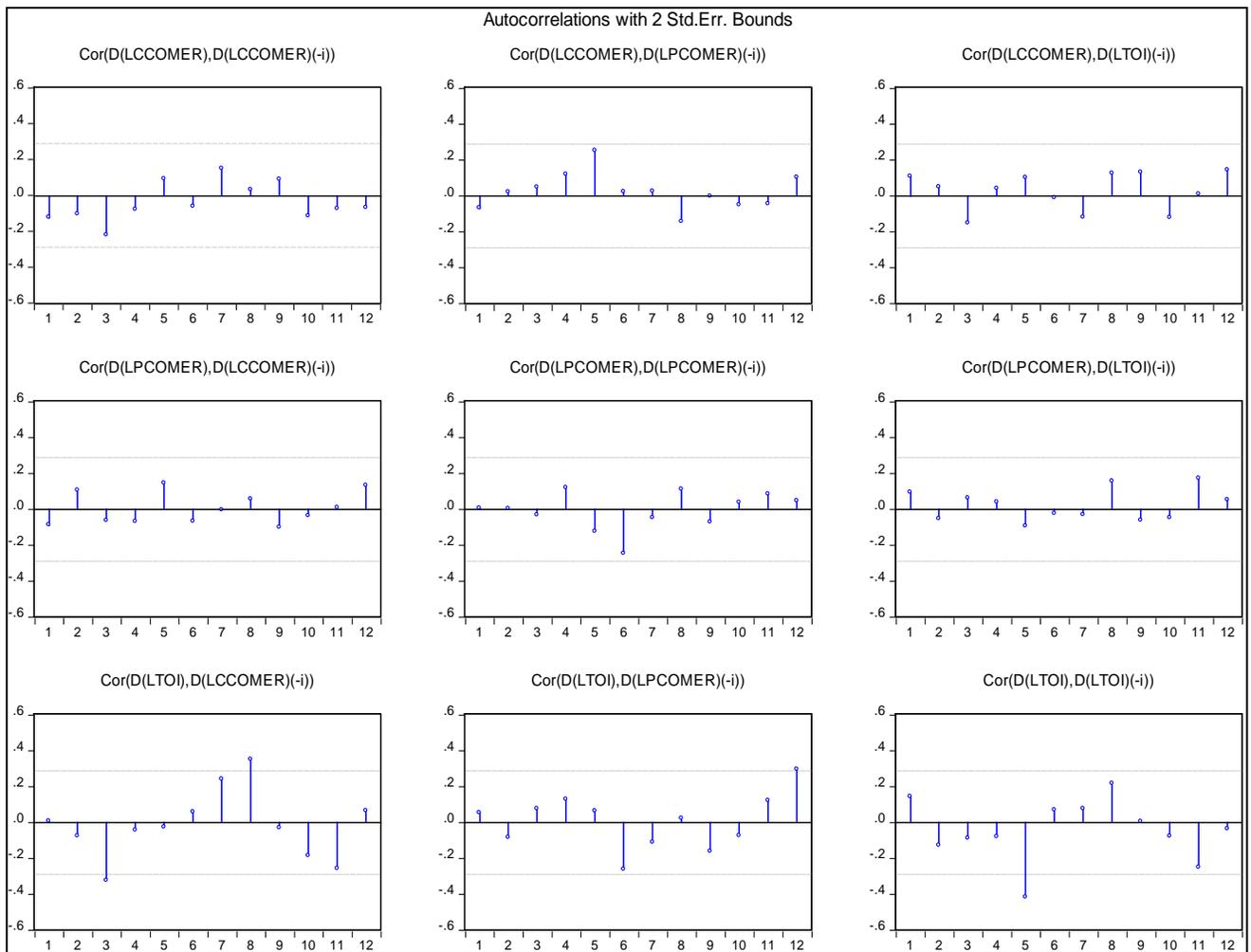
AIC: Akaike information criterion

SC: Schwarz information criterion

HQ: Hannan-Quinn information criterion

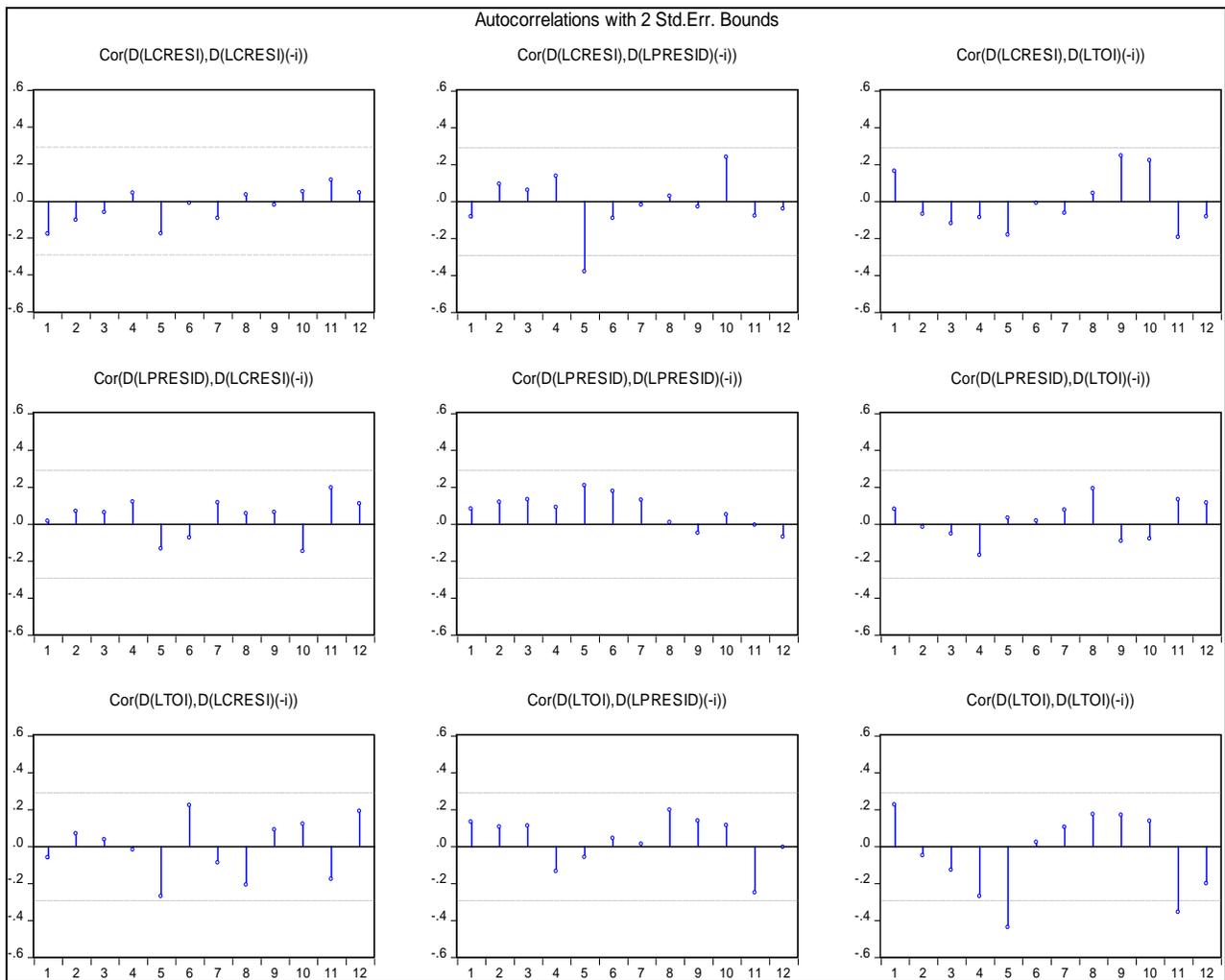
Fuente: Elaboración propia.

*Anexo C. Autocorrelogramas residuales Modelo Consumo energético sector comercial en la ciudad de Ibagué.*



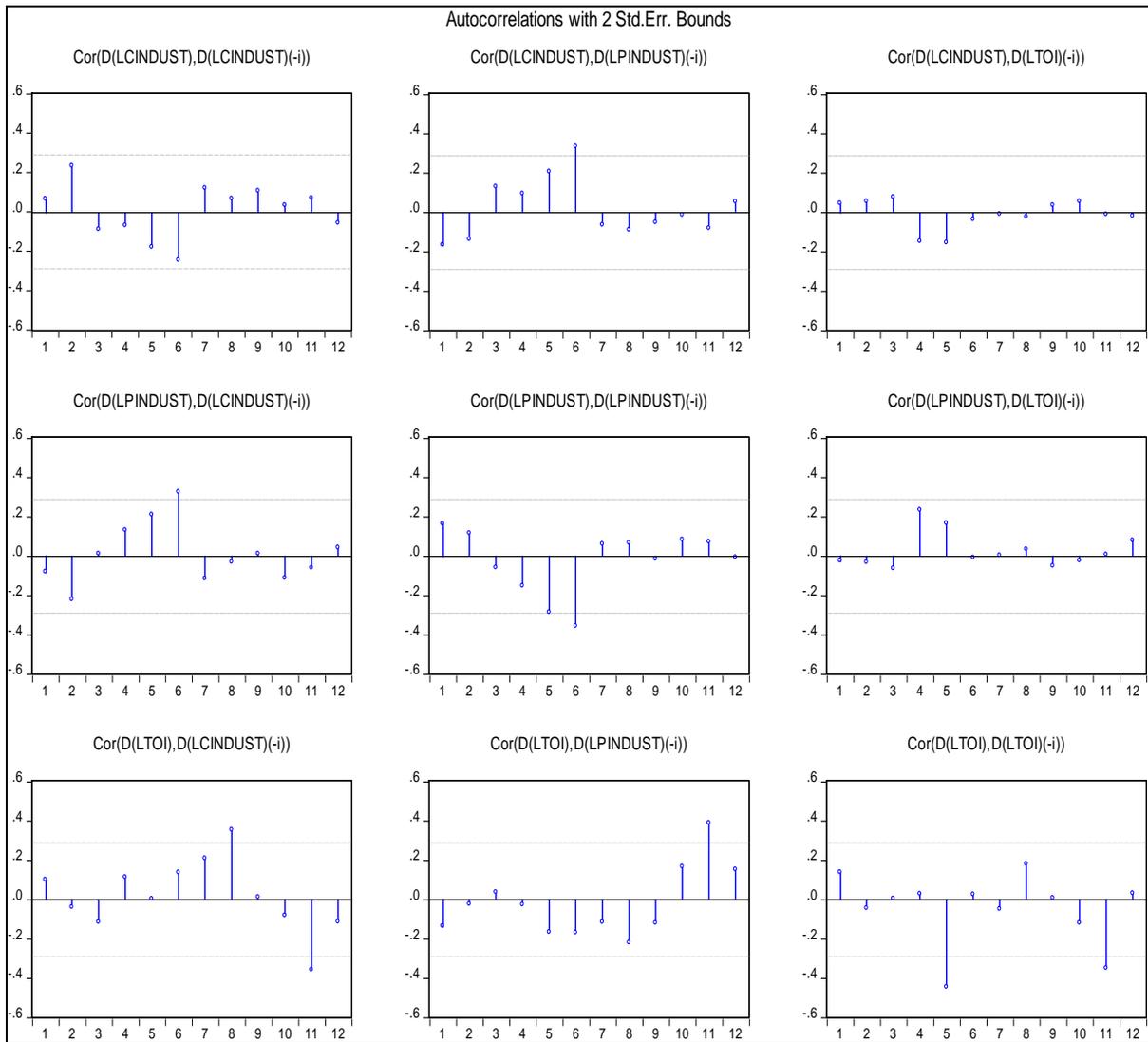
Fuente: Elaboración propia.

*Anexo D. Autocorrelaciones Modelo VAR Consumo energético sector residencial en la ciudad de Ibagué.*



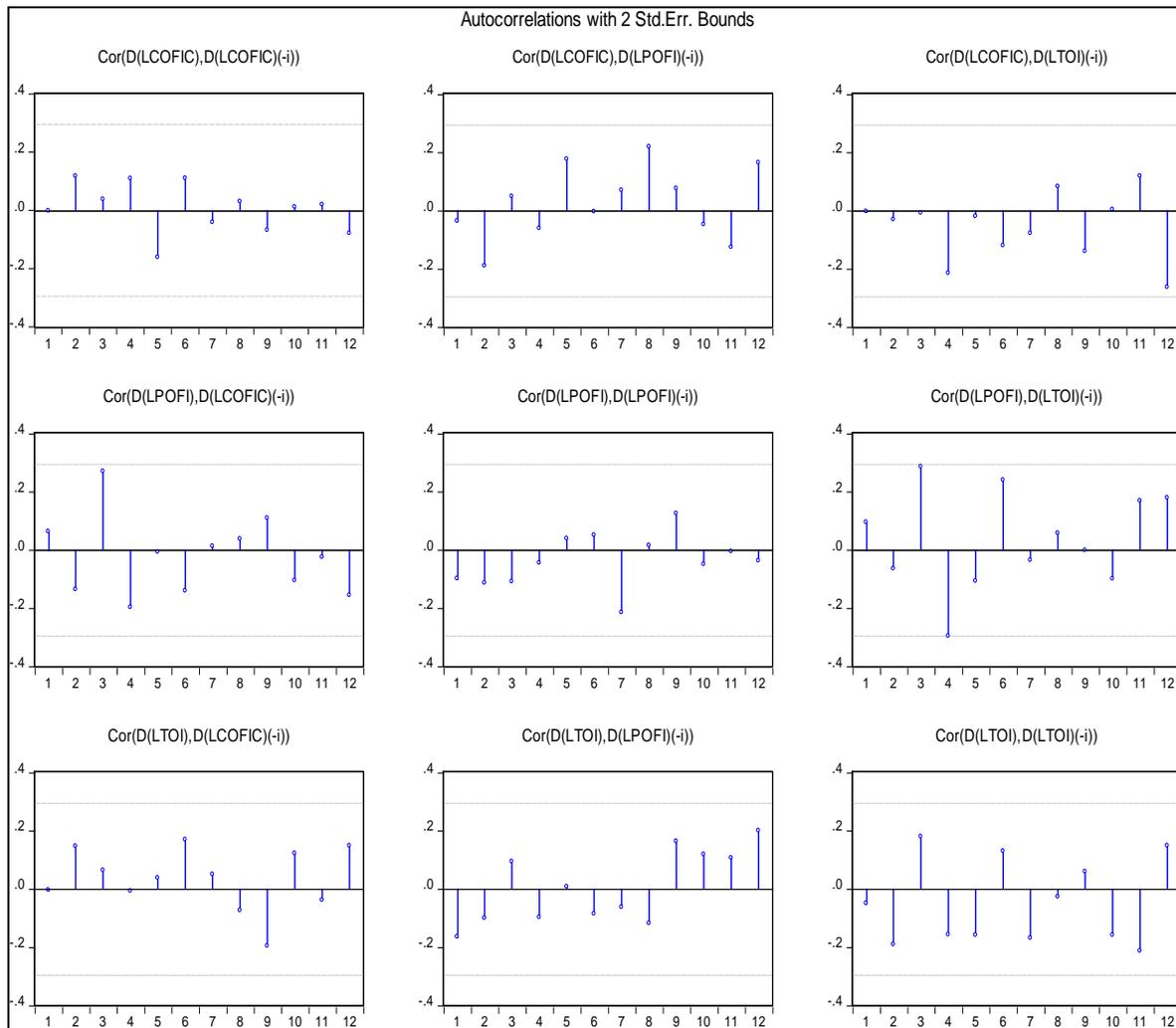
Fuente: Elaboración propia.

Anexo E. Autocorrelaciones Modelo VAR Consumo energético sector industrial en la ciudad



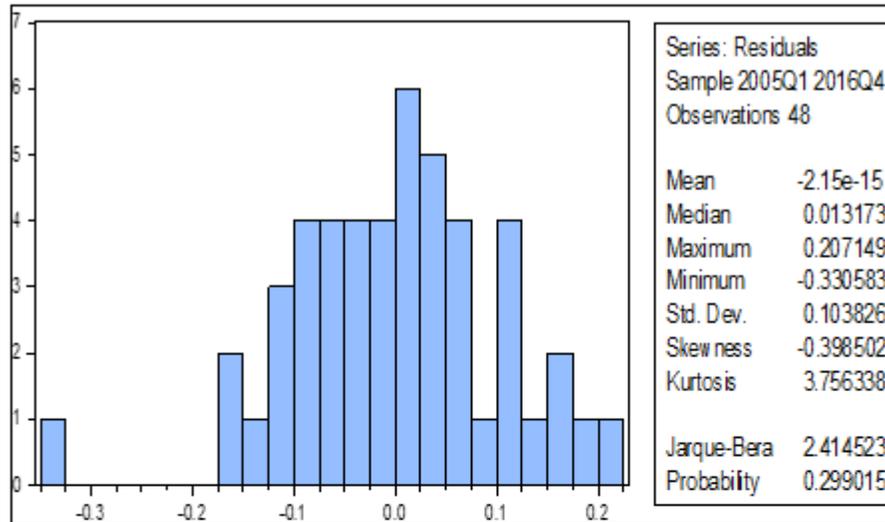
Fuente: Elaboración propia.

Anexo F. Autocorrelaciones Modelo VAR Consumo energético sector oficial en la ciudad de Ibagué.



Fuente: Elaboración propia.

Anexo G. Pruebas sobre el modelo ARDL Sector Comercial en la ciudad de Ibagué.




---

Heteroskedasticity Test: Breusch-Pagan-Godfrey

F-statistic	1.194.630	Prob. F(12,35)	0.3248
Obs*R-squared	1.394.748	Prob. Chi-Square(12)	0.3041
Scaled explained S	1.022.002	Prob. Chi-Square(12)	0.5967

---

Breusch-Godfrey Serial Correlation LM Test:

F-statistic	0.545461	Prob. F(4,31)	0.7036
Obs*R-squared	3.156.198	Prob. Chi-Square(4)	0.5320

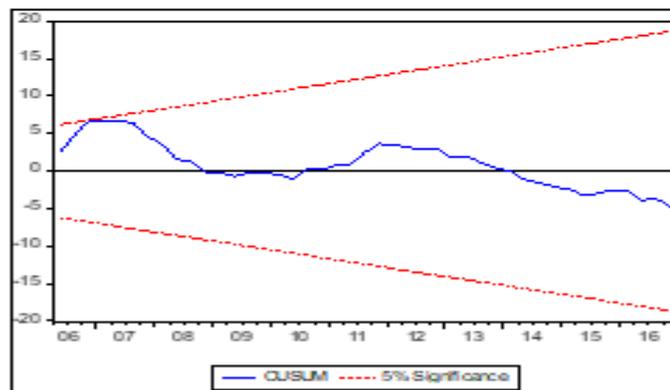
ARDL Bounds Test  
 Date: 01/17/18 Time: 10:59  
 Sample: 2004Q3 2016Q4  
 Included observations: 50  
 Null Hypothesis: No long-run relationships exist

Test Statistic	Value	k
F-statistic	13.57370	2

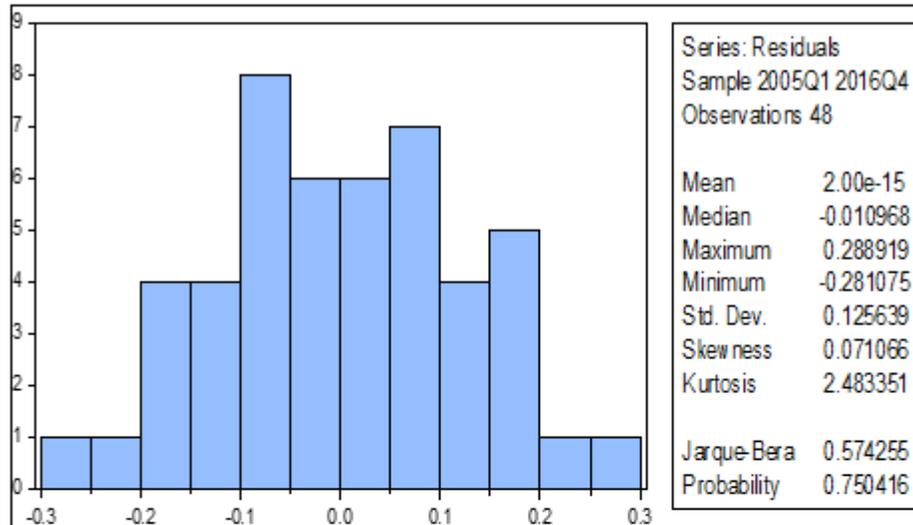
Critical Value Bounds

Significance	I0 Bound	I1 Bound
10%	2.63	3.35
5%	3.1	3.87
2.5%	3.55	4.38
1%	4.13	5

Test the Cusum -Estabilidad Estructural



Anexo H. Pruebas sobre el modelo ARDL Sector Industrial en la ciudad de Ibagué




---

Heteroskedasticity Test: Breusch-Pagan-Godfrey

F-statistic	1.079.442	Prob. F(9,38)	0.3999
Obs*R-squared	9.773.009	Prob. Chi-Square(9)	0.3692
Scaled explained SS	4.542.836	Prob. Chi-Square(9)	0.8722

---

Breusch-Godfrey Serial Correlation LM Test:

F-statistic	1.201.127	Prob. F(4,34)	0.3282
Obs*R-squared	5.943.032	Prob. Chi-Square(4)	0.2034

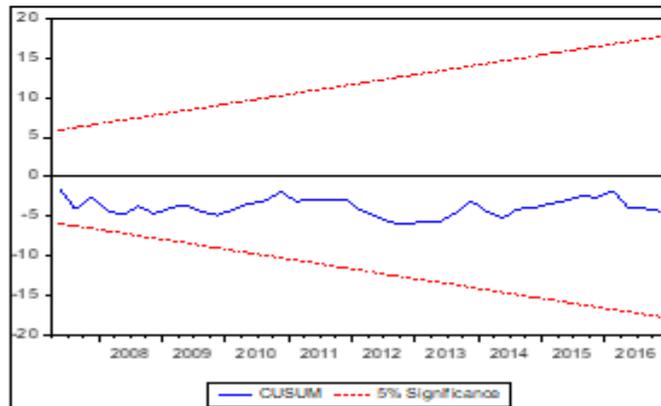
ARDL Bounds Test  
 Date: 01/17/18 Time: 11:17  
 Sample: 2005Q1 2016Q4  
 Included observations: 48  
 Null Hypothesis: No long-run relationships exist

Test Statistic	Value	k
F-statistic	21.05817	2

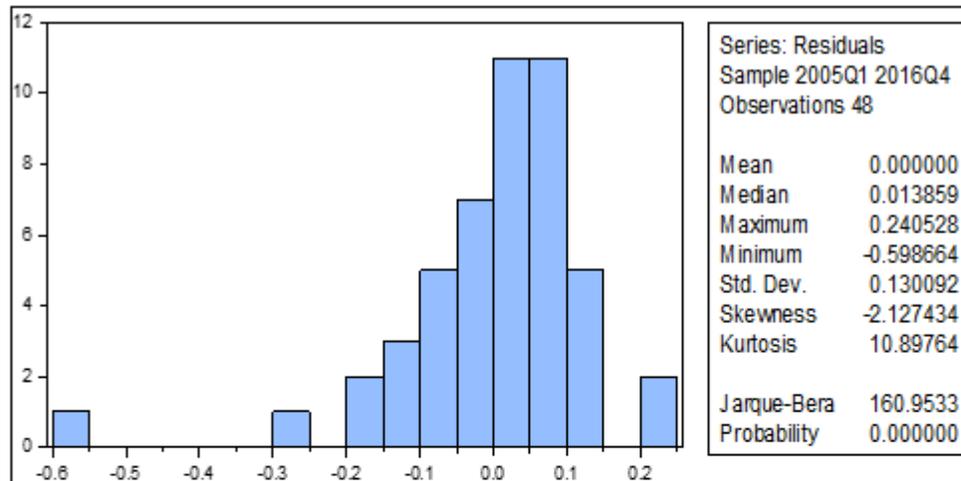
Critical Value Bounds

Significance	I0 Bound	I1 Bound
10%	2.63	3.35
5%	3.1	3.87
2.5%	3.55	4.38
1%	4.13	5

Test the Cusum -Estabilidad Estructural



Anexo I. Pruebas sobre el modelo ARDL Sector Residencial en la ciudad de Ibagué




---

Heteroskedasticity Test: Breusch-Pagan-Godfrey

F-statistic	1.285.253	Prob. F(7,40)	0.2823
Obs*R-squared	8.813.746	Prob. Chi-Square(7)	0.2663
Scaled explaine	3.029.004	Prob. Chi-Square(7)	0.0001

---

Breusch-Godfrey Serial Correlation LM Test:

F-statistic	0.222224	Prob. F(4,36)	0.9243
Obs*R-squared	1.156.634	Prob. Chi-Square(4)	0.8852

---

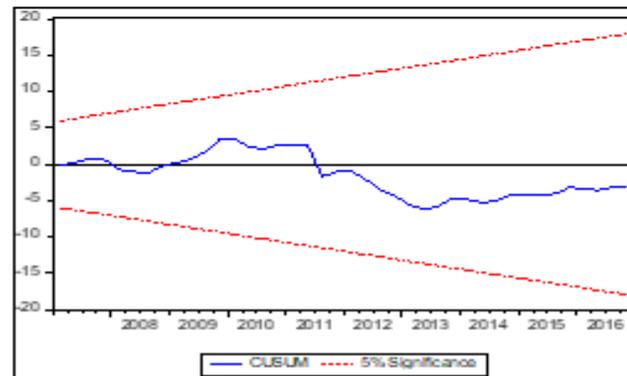
ARDL Bounds Test  
 Date: 01/17/18 Time: 11:28  
 Sample: 2005Q1 2016Q4  
 Included observations: 48  
 Null Hypothesis: No long-run relationships exist

Test Statistic	Value	k
F-statistic	9.389622	2

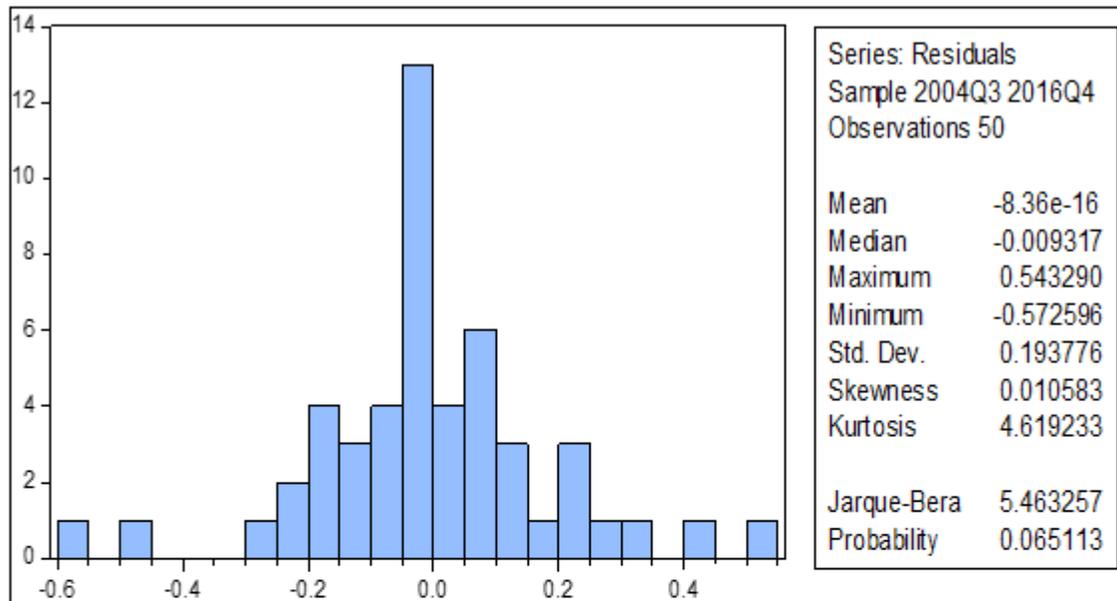
Critical Value Bounds

Significance	I Bound	II Bound
10%	2.63	3.35
5%	3.1	3.87
2.5%	3.55	4.38
1%	4.13	5

Test the Cusum -Estabilidad Estructural



*Anexo J. Pruebas sobre el modelo ARDL Sector Oficial en la ciudad de Ibagué*



**Heteroskedasticity Test: Breusch-Pagan-Godfrey**

F-statistic	4.962.379	Prob. F(6,43)	0.0006
Obs*R-squared	2.045.659	Prob. Chi-Square(6)	0.0023
Scaled explained SS	2.737.895	Prob. Chi-Square(6)	0.0001

**Breusch-Godfrey Serial Correlation LM Test:**

F-statistic	0.860149	Prob. F(4,39)	0.4963
Obs*R-squared	4.053.425	Prob. Chi-Square(4)	0.3988

ARDL Bounds Test  
 Date: 01/17/18 Time: 11:31  
 Sample: 2004Q3 2016Q4  
 Included observations: 50  
 Null Hypothesis: No long-run relationships exist

Test Statistic	Value	k
F-statistic	2.963886	2

Critical Value Bounds

Significance	10 Bound	11 Bound
10%	2.63	3.35
5%	3.1	3.87
2.5%	3.55	4.38
1%	4.13	5

Test the Cusum -Estabilidad Estructural

