

**UNIVERSIDAD DE EL SALVADOR
FACULTAD DE CIENCIAS NATURALES Y MATEMÁTICA
ESCUELA DE MATEMÁTICA**



Universidad de El Salvador

Hacia la libertad por la cultura

TRABAJO DE GRADUACIÓN

**ANÁLISIS DINÁMICO DEL CONSUMO DE ENERGÍA ELÉCTRICA DEL SECTOR
RESIDENCIAL Y NO RESIDENCIAL EN EL SALVADOR**

**PRESENTADO POR:
CARLOS MAURICIO MONTES VAQUERANO**

**PARA OPTAR AL GRADO DE:
MAESTRO EN ESTADÍSTICA**

**ASESORES:
DRA. BEGOÑA VITORIANO VILLANUEVA
DR. NERYS FUNES TORRES**

**CIUDAD UNIVERSITARIA, SAN SALVADOR
AGOSTO DE 2012**

**UNIVERSIDAD DE EL SALVADOR
FACULTAD DE CIENCIAS NATURALES Y MATEMÁTICA
ESCUELA DE MATEMÁTICA**

TRABAJO DE GRADUACIÓN

**ANÁLISIS DINÁMICO DEL CONSUMO DE ENERGÍA ELÉCTRICA DEL
SECTOR RESIDENCIAL Y NO RESIDENCIAL EN EL SALVADOR**

**PRESENTADO POR:
CARLOS MAURICIO MONTES VAQUERANO**

**PARA OPTAR AL GRADO DE:
MAESTRO EN ESTADÍSTICA**

**CIUDAD UNIVERSITARIA, SAN SALVADOR
AGOSTO DE 2012**

AUTORIDADES

RECTOR UNIVERSITARIO:
ING. MARIO ROBERTO NIETO LOVO

SECRETARIA GENERAL:
DRA. ANA LETICIA ZAVALA DE AMAYA

FISCAL GENERAL:
LIC. FRANCISCO CRUZ LETONA

FACULTAD DE CIENCIAS NATURALES Y MATEMÁTICAS

DECANO:
MSC. MARTÍN ENRIQUE GUERRA CÁCERES

SECRETARIO:
MSC. NELSON GÓMEZ CEDILLOS

DIRECTOR DE LA ESCUELA DE MATEMÁTICA
DR. JOSÉ NERYS FUNES TORRES

CIUDAD UNIVERSITARIA
AGOSTO DE 2012

**UNIVERSIDAD DE EL SALVADOR
FACULTAD DE CIENCIAS NATURALES Y MATEMÁTICA
ESCUELA DE MATEMÁTICA**

**ASESOR:
JOSÉ NERYS FUNES TORRES**

**CIUDAD UNIVERSITARIA, SAN SALVADOR
AGOSTO DE 2012**

CONTENIDO

1. INTRODUCCIÓN	1
2. JUSTIFICACIÓN.....	3
3. OBJETIVOS	5
3.1. <i>Objetivo general</i>	5
3.2. <i>Objetivos específicos</i>	5
4. ANTECEDENTES.....	7
4.1. <i>CEL 1996</i>	7
4.2. <i>UT 1999</i>	8
4.3. <i>MINEC 2001</i>	8
4.4. <i>CNE 2011</i>	9
5. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA	11
5.1. <i>Hipótesis de trabajo</i>	11
5.2. <i>Selección de variables</i>	11
5.3. <i>Recolección de datos</i>	12
5.4. <i>Análisis de los datos</i>	12
6. MARCO TEÓRICO	13
6.1. <i>Modelo de Regresión Lineal Múltiple</i>	13
6.2. <i>Modelo ARIMA</i>	16
6.3. <i>Regresión dinámica entre series conjuntamente estacionarias</i>	18
7. METODOLOGÍA DE ANÁLISIS.....	25
7.1. <i>Identificación</i>	25
7.2. <i>Estimación de parámetros</i>	25
7.3. <i>Diagnóstico</i>	26
7.4. <i>Predicción</i>	27
8. DESCRIPCIÓN DE LA BASE DE DATOS ELABORADA	29
8.1. <i>Tabla: 1_Distribuidoras</i>	30
8.2. <i>Tabla: 2_Tarifas</i>	30
8.3. <i>Tabla: 3_Periodos</i>	32
8.4. <i>Tabla: 4_IPC</i>	32
8.5. <i>Tabla: 5_PIBm_B90</i>	33
8.6. <i>Tabla: 6_Usuarios</i>	35
8.7. <i>Tabla: 7_Consumo</i>	36

8.8.	<i>Tabla: 8_Precios</i>	36
8.9.	<i>Consulta: 9_ConsultaPrincipal</i>	37
8.10.	<i>Relación entre tablas</i>	38
9.	PROCESAMIENTO INICIAL DE LOS DATOS	39
9.1.	<i>Consumo de energía</i>	39
9.2.	<i>Cantidad de usuarios</i>	39
9.3.	<i>Precio promedio</i>	39
10.	ANÁLISIS DESCRIPTIVO DE LAS SERIES TEMPORALES	41
10.1.	<i>Producto interno bruto (PIB)</i>	41
10.2.	<i>Cantidad de usuarios</i>	42
10.3.	<i>Precios</i>	43
10.4.	<i>Consumo de energía</i>	46
10.5.	<i>Comparación entre el producto interno bruto, cantidad de usuarios y consumo de energía</i>	46
11.	AJUSTE DE LOS MODELOS A LAS SERIES DE CONSUMO DE ENERGÍA ELÉCTRICA	51
11.1.	<i>Ajuste del modelo de regresión lineal</i>	51
11.2.	<i>Ajuste del modelo ARIMA</i>	62
11.3.	<i>Ajuste de regresión dinámica entre series estacionarias</i>	91
11.4.	<i>Comparación de resultados entre el modelo de regresión lineal y el modelo ARIMA</i>	105
12.	ESTIMACIÓN DE VALORES FUTUROS	107
12.1.	<i>Capacidad de predicción del modelo de regresión lineal</i>	107
12.2.	<i>Capacidad de predicción del modelo ARIMA</i>	114
12.3.	<i>Estimación de la demanda del periodo 2012 - 2014</i>	119
13.	CONCLUSIONES	123
14.	BIBLIOGRAFÍA	125

1. INTRODUCCIÓN

El análisis dinámico de series temporales explora las relaciones que existen entre los valores observados en una o más series, con respecto a los valores observados en el pasado para esas mismas series; a manera de ejemplo, supongamos que existe una relación entre el precio y el consumo de la energía eléctrica, ahora supongamos que se da un incremento de precios y que un alto porcentaje de la población toma conciencia del aumento de precios hasta el momento en que le llega la nueva factura, momento en el cual decide cambiar su patrón de consumo; asimismo, supongamos que a la fecha en que le ha llegado el recibo han transcurrido una o dos semanas de consumo que se reflejarán incluso en la siguiente factura, y que adicionalmente, el patrón de consumo de la mayoría de los usuarios se modifica a un cierto ritmo desconocido hasta llegar a un nuevo nivel relativamente estable. Mediante este ejemplo se observa que aun cuando existe una relación de causa y efecto entre los cambios de dos variables, un cambio de valor en la variable independiente no necesariamente afecta de forma inmediata el comportamiento de la variable dependiente; ahora, con el fin de apreciar de mejor manera la utilidad de los análisis dinámicos, supongamos que en el caso citado, la mayor parte de la población requiere de seis meses para estabilizar su nuevo patrón de consumo, pero que los precios cambian con una periodicidad trimestral, en ocasiones hacia la alza y en ocasiones hacia la baja. Bajo tales condiciones, es de esperar que la relación temporal existente entre las variables analizadas no sea fácilmente identificable mediante los valores de las series. De tal manera que, el análisis dinámico de las series temporales, es adecuado para modelar la relación que existe entre las variables y la cantidad de retardos que las relaciona, aspectos que la regresión clásica u otros modelos estáticos no podrían explicar con facilidad.

Bajo este contexto, el presente trabajo de graduación se propone analizar el comportamiento histórico de la demanda de energía eléctrica en El Salvador mediante modelos dinámicos; destacando que la proyección de la demanda futura de energía eléctrica es un tema de investigación relevante para el sector público, ya que guarda relación con el aseguramiento de la satisfacción de la demanda de energía eléctrica en el corto, mediano y largo plazo.

Cabe mencionar que al presente trabajo de graduación se adjunta un CD que contiene la siguiente información anexa:

- a) Información recibida de las instituciones citadas en los antecedentes.
- b) Información recolectada del sitio web del Banco Central de Reserva (BCR), boletines e información obtenida de la Superintendencia General de Electricidad y Telecomunicaciones (SIGET) y utilizada para elaborar las series temporales.
- c) Base de datos presentada en el capítulo 8.
- d) Memoria de cálculo del procesamiento inicial de los datos presentado en el capítulo 9.
- e) Archivo Excel con tablas y gráficas presentadas en el análisis descriptivo.
- f) Archivo en formato SPSS (extensión sav) con las series temporales utilizadas para el ajuste de los modelos indicados en el capítulo 11, así como los correspondientes archivos de resultado generados por medio de SPSS (extensión spo).
- g) Archivos en formato Excel con tablas y gráficos presentadas en el capítulo 12 con las estimaciones de valores futuros de la demanda de energía eléctrica.

2. JUSTIFICACIÓN

El tema analizado es de interés nacional, pues se relaciona directamente con el aseguramiento de la continuidad del suministro de energía eléctrica a la población de El Salvador; además debe tenerse en cuenta que desde la finalización del proceso de privatización de las actividades de generación, transmisión y distribución de energía eléctrica en El Salvador, no existió un responsable directo del desarrollo de las actividades de planificación de la generación de la energía eléctrica, mediante el cual se garantice a la población el suministro de ésta. Adicionalmente, se considera que el trabajo es de interés académico, en el sentido que plantea el análisis de un problema real, mediante la aplicación de modelos dinámicos. Finalmente, debe considerarse que la ejecución del trabajo también constituye una experiencia enriquecedora a la formación profesional del graduando, pues requiere de la investigación de antecedentes en diversas instituciones, recolección de datos, profundización en el conocimiento teórico y práctico relacionado con el análisis de series temporales, utilización de herramientas informáticas especializadas, la realización de las correspondientes actividades de planificación, y ejecución de tareas para lograr los objetivos propuestos.

3. OBJETIVOS

3.1. Objetivo general

Utilizar la teoría relacionada con el análisis de series temporales para analizar la evolución de la demanda de energía eléctrica en El Salvador, y construir un modelo predictivo que se ajuste al comportamiento histórico observado en el consumo de energía.

3.2. Objetivos específicos

- Crear una base de datos actualizada con los valores históricos de consumo de energía eléctrica del sector residencial y no residencial en El Salvador.
- Analizar la demanda de energía eléctrica de El Salvador por medio de modelos dinámicos de series temporales.
- Elaborar un modelo predictivo del consumo de energía eléctrica de El Salvador.

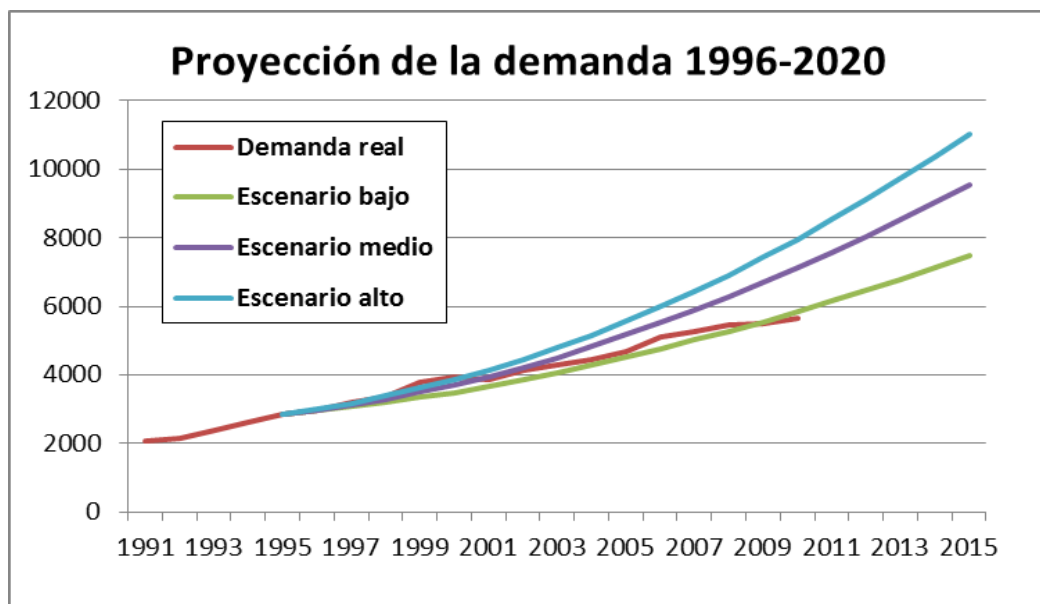
4. ANTECEDENTES

A continuación se describen los estudios recolectados mediante la investigación de campo efectuada en el marco del presente trabajo de graduación. Una copia digital de cada estudio se incluye en el CD anexo al presente trabajo de graduación.

4.1. CEL 1996

En 1996, la Comisión Ejecutiva Hidroeléctrica del Río Lempa (CEL) elaboró el estudio denominado “Revisión de las proyecciones de demanda de energía eléctrica 1996-2020”, en el que se incluye el análisis de diversas variables económicas, tales como importaciones, exportaciones, gasto público, producto interno bruto sectorial (comercio, industria y sector público), etc. Entre las técnicas utilizadas se observa la aplicación de modelos de regresión lineal, autorregresivos y cointegración de variables no estacionarias.

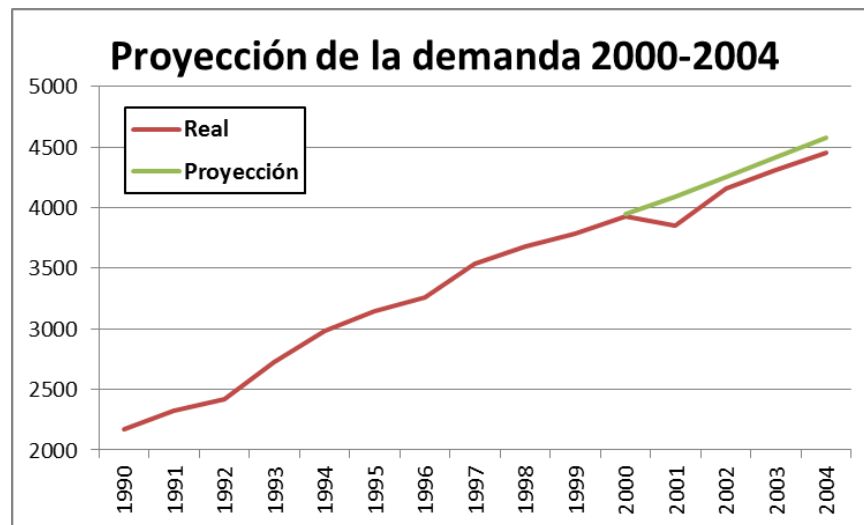
A continuación se presenta un gráfico con la proyección de la demanda efectuada por CEL, así como la demanda anual realmente observada en el periodo 1991 – 2011.



4.2. UT 1999

En 1999, la Unidad de Transacciones (UT) realizó el estudio denominado “Proyección de la demanda de energía Período: 2000 - 2004” en el que mediante una regresión lineal proyectó la demanda de energía para el quinquenio 2000 – 2004, usando como regresores al producto interno bruto (PIB) y las proyecciones de población calculadas por la Dirección General de Estadísticas y Censos (DIGESTYC).

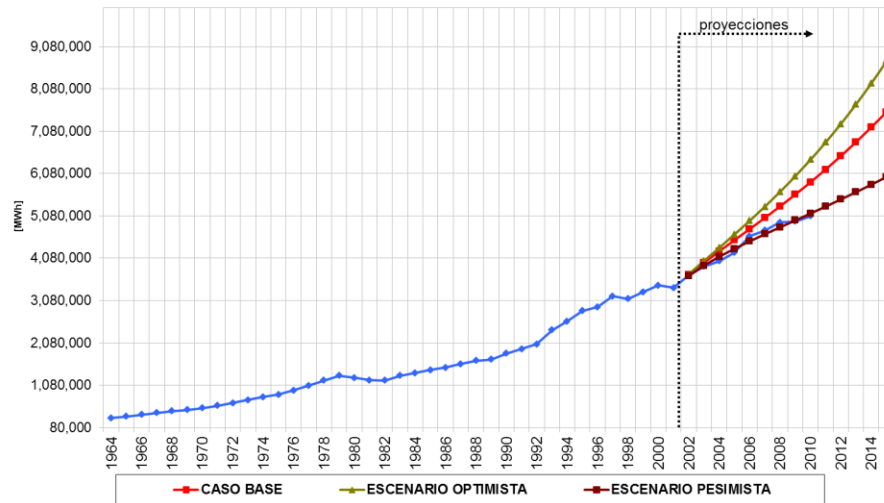
A continuación se presenta un gráfico con la proyección de la demanda efectuada por la UT, así como la demanda anual realmente observada en el periodo 2000 – 2004.



4.3. MINEC 2001

En 2001, el Ministerio de Economía (MINEC) llevó a cabo la proyección de la demanda de energía eléctrica para el período 2002 – 2015 mediante una regresión lineal, en la que utilizó como regresores la cantidad de clientes residenciales y no residenciales del sistema de distribución de energía eléctrica, el producto interno bruto (PIB) y los precios medios de energía para los sectores residencial y no residenciales. Se aclara que para este caso no se obtuvo el estudio o informe relacionado, sino que solamente se proporcionó un archivo Excel con la memoria de cálculo correspondiente.

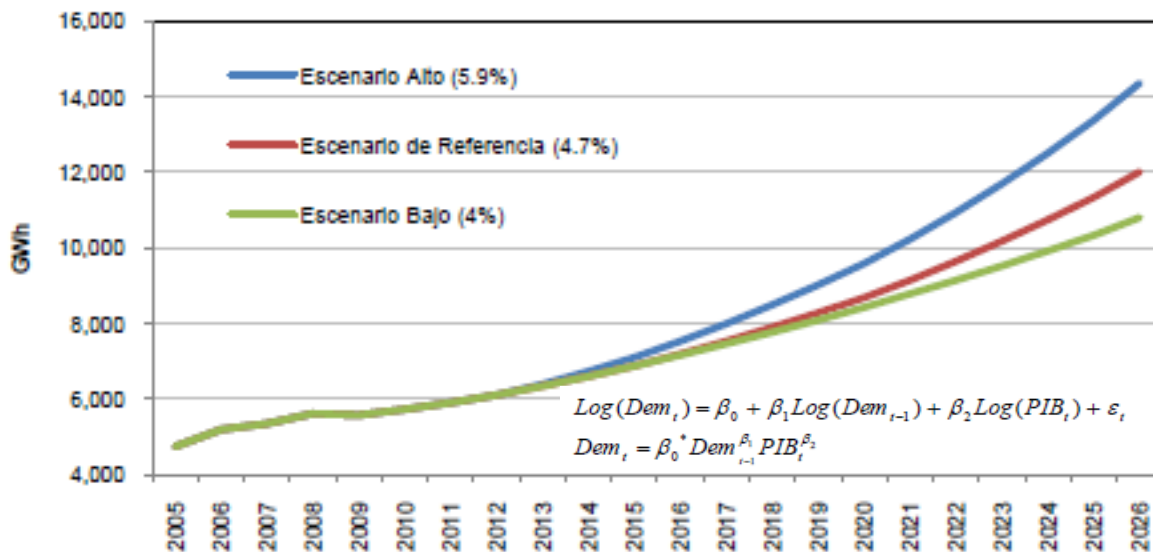
A continuación se presenta un gráfico con la proyección de la demanda efectuada por el MINEC, así como la demanda anual realmente observada en el periodo 1964 – 2011.



4.4. CNE 2011

En 2011, el Consejo Nacional de Energía (CNE) realizó el estudio denominado “PLAN INDICATIVO DE LA EXPANSIÓN DE LA GENERACIÓN ELÉCTRICA DE EL SALVADOR 2012 - 2026”, que en su Anexo 1 incluye una proyección de la demanda de energía eléctrica de El Salvador. En él pudo observarse que dicha proyección se realizó mediante un modelo autorregresivo con una variable exógena, escogiendo para el caso al producto interno bruto (PIB).

A continuación se presenta la proyección de la demanda efectuada por el CNE hasta el año 2026.



5. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

5.1. Hipótesis de trabajo

En principio se ha considerado seguir las hipótesis de trabajo observadas mediante la investigación de los antecedentes, suponiendo que la demanda de energía depende del crecimiento demográfico (CEL y UT), o alternativamente de la cantidad de usuarios del sistema de distribución de energía eléctrica (MINEC), del volumen de la actividad económica (todos los estudios consultados), y del precio de la energía (CEL).

5.2. Selección de variables

La variable principal que se considera en el presente trabajo de graduación es la demanda de energía eléctrica en kilowatts-hora, consumida por los usuarios del sistema de distribución de energía eléctrica de El Salvador, con periodicidad mensual desde enero de 2001 hasta diciembre de 2011.

Como medida del volumen de la actividad económica, se utilizará el Producto Interno Bruto (PIB) en base a los precios de diciembre del año 1990, el cual es considerado por las instituciones gubernamentales de El Salvador como principal indicador de la actividad económica. La hipótesis subyacente es que el PIB es un indicador adecuado para medir los niveles de producción en la industria y el volumen de la actividad comercial, los cuales a su vez influyen en el consumo de energía eléctrica.

Otra variable que se ha considerado es la cantidad de usuarios finales reportados mensualmente por las empresas distribuidoras de energía eléctrica; la selección de esta variable se debe a que parece evidente que la demanda de energía eléctrica de una región guarda una relación directa con la cantidad de usuarios que posee.

Adicionalmente, se ha considerado como variable explicativa al precio de la energía. Es de resaltar que, para eliminar el efecto de la inflación, los precios fueron deflactados por medio del indicador de precios al consumidor (IPC), a fin de que estos, en los diversos años, fueran comparables entre sí.

5.3. Recolección de datos

Los datos necesarios para construir las series de las variables mencionadas en el numeral anterior son de carácter público y están disponibles en el sitio web del Banco Central de Reserva (BCR), que es el caso del índice de precios al consumidor y del producto interno bruto; y en el sitio web de la Superintendencia General de Electricidad y Telecomunicaciones, que es el caso de la demanda de energía eléctrica, cantidad mensual de usuarios y precios medios de la energía eléctrica por tarifa y empresa distribuidora.

5.4. Análisis de los datos

Se ha previsto abordar el problema mediante técnicas de análisis de series temporales, específicamente mediante la utilización de modelos ARIMA y de regresión dinámica entre series conjuntamente estacionarias, todo ello a fin de encontrar el modelo que mejor explique la evolución de la demanda de energía eléctrica, y de ser posible, que permita estimar la demanda futura de ésta.

La propuesta de utilización de modelos dinámicos tales como el modelo ARIMA, en lugar de los modelos de regresión lineal, tiene como objetivo analizar la aplicabilidad de modelos estadísticos diferentes a los tradicionales, que ofrezcan una solución al principal problema de los modelos de regresión que se han utilizado hasta la fecha, los cuales por ser modelos econométricos, en los que el PIB es la variable principal, requieren hipótesis adicionales sobre el comportamiento futuro del PIB, que no serían necesarias, si se utilizara un modelo con menor dependencia de variables económicas y con un comportamiento futuro desconocido.

No obstante las afirmaciones anteriores, en el presente trabajo de graduación se consideran modelos de regresión lineal, esto con el fin de poder comparar los resultados obtenidos con dichos modelos con los resultados obtenidos con la aplicación de modelos dinámicos como el ARIMA.

6. MARCO TEÓRICO

El marco teórico expuesto en esta sección debe ser interpretado como un bosquejo de los aspectos teóricos que se relacionan directamente con los modelos a estudiar, sin incluir la totalidad de los aspectos teóricos de la regresión lineal, procesos estocásticos, ni el desarrollo matemático formal de los modelos estudiados; que a manera de referencia, pueden ser consultados en “Regresión y Diseño de Experimentos” (2002, Peña, Daniel. Alianza Editorial) y “Análisis de Series Temporales” (2005, Peña, Daniel. Alianza Editorial), así como en diversos textos en los que se aborda de manera formal la regresión lineal o el análisis de las series temporales.

6.1. Modelo de Regresión Lineal Múltiple

El modelo de regresión lineal múltiple tiene como objetivo explicar el comportamiento de una variable que designaremos como Y , utilizando información proporcionada por un conjunto de variables explicativas que designaremos como X_1, X_2, \dots, X_k .

El modelo lineal tiene la forma siguiente:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k + \epsilon$$

Los parámetros $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k$ denotan la magnitud del efecto que las variables explicativas X_1, X_2, \dots, X_k tienen sobre la variable explicada Y ; el parámetro β_0 se denomina término constante del modelo; y el término ϵ se denomina término de error del modelo.

Supuestos del modelo de regresión lineal

Linealidad: La variable explicada es una combinación lineal de las variables explicativas, el término constante y el término de error del modelo.

Independencia de las variables: No existe relación lineal entre ninguna de las variables explicativas.

Independencia de los residuos: Los residuos son independientes de las variables explicativas, y tampoco están autocorrelacionados entre sí.

Normalidad: Para cada valor de las variables explicativas, los residuos se distribuyen normalmente con media cero.

Ausencia de errores de especificación: No existen errores de especificación, es decir, todas las variables relevantes han sido incluidas en el modelo, y cualquier variable explicativa irrelevante ha sido excluida.

Estimación de los parámetros del modelo de regresión lineal

Dado un conjunto de T observaciones para cada una de las variables explicada y explicativas, a fin de estimar los parámetros $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k$ debemos tomar en cuenta que considerando el modelo de regresión lineal, las variables observadas se relacionan entre sí de la siguiente manera:

$$Y_1 = \beta_0 + \beta_1 X_{11} + \beta_2 X_{21} + \dots + \beta_k X_{k1} + \epsilon_1$$

$$Y_2 = \beta_0 + \beta_1 X_{12} + \beta_2 X_{22} + \dots + \beta_k X_{k2} + \epsilon_2$$

$$\cdot \quad \cdot \quad \cdot \quad \cdot \quad \cdot \quad \cdot$$

$$\cdot \quad \cdot \quad \cdot \quad \cdot \quad \cdot \quad \cdot$$

$$\cdot \quad \cdot \quad \cdot \quad \cdot \quad \cdot \quad \cdot$$

$$Y_T = \beta_0 + \beta_1 X_{1T} + \beta_2 X_{2T} + \dots + \beta_k X_{kT} + \epsilon_T$$

Lo cual puede representarse matricialmente así:

$$\begin{pmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ \vdots \\ Y_T \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & X_{11} & X_{21} & \dots & X_{k1} \\ 1 & X_{12} & X_{22} & \dots & X_{k2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ 1 & X_{1T} & X_{2T} & \dots & X_{kT} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_k \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \epsilon_1 \\ \epsilon_2 \\ \vdots \\ \epsilon_T \end{pmatrix}$$

Y abreviadamente: $\mathbf{Y} = \mathbf{X} \boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\epsilon}$

Donde:

$$\mathbf{Y} = \begin{pmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ \vdots \\ Y_T \end{pmatrix}; \mathbf{X} = \begin{pmatrix} 1 & X_{11} & X_{21} & \dots & X_{k1} \\ 1 & X_{12} & X_{22} & \dots & X_{k2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ 1 & X_{1T} & X_{2T} & \dots & X_{kT} \end{pmatrix}; \boldsymbol{\beta} = \begin{pmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_k \end{pmatrix} \text{ y } \boldsymbol{\varepsilon} = \begin{pmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_T \end{pmatrix}$$

Ahora, supongamos que queremos ajustar el modelo de regresión lineal múltiple, mediante los parámetros que minimicen la varianza del error $\boldsymbol{\varepsilon}$, lo que es equivalente a minimizar:

$$\begin{aligned} S(\boldsymbol{\beta}) &= \boldsymbol{\varepsilon}'\boldsymbol{\varepsilon} \\ &= (\mathbf{Y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta})'(\mathbf{Y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta}) \\ &= \mathbf{Y}'\mathbf{Y} - 2\boldsymbol{\beta}'\mathbf{X}'\mathbf{Y} + \boldsymbol{\beta}'\mathbf{X}'\mathbf{X}\boldsymbol{\beta} \\ &= \mathbf{Y}'\mathbf{Y} - 2\mathbf{Y}'\mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\beta}'\mathbf{X}'\mathbf{X}\boldsymbol{\beta} \end{aligned}$$

Luego:

$$\frac{\partial S(\boldsymbol{\beta})}{\partial \boldsymbol{\beta}} = 2\mathbf{X}'\mathbf{Y} + 2\mathbf{X}'\mathbf{X}\boldsymbol{\beta} = 0$$

De lo anterior, suponiendo que la inversa de $\mathbf{X}'\mathbf{X}$ existe, la solución es:

$$\boldsymbol{\beta} = (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}(\mathbf{X}'\mathbf{Y})$$

Por otra parte, para garantizar que la anterior solución minimiza la suma de cuadrados, debe cumplirse que:

$$\frac{\partial^2 S(\boldsymbol{\beta})}{\partial \boldsymbol{\beta} \partial \boldsymbol{\beta}'} = 2\mathbf{X}'\mathbf{X} \text{ debe ser una matriz definida positiva.}$$

Para verificar que se cumple lo anterior, supongamos que $\mathbf{q} = \mathbf{c}'\mathbf{X}'\mathbf{X}\mathbf{c}$ para un vector arbitrario \mathbf{c} distinto de cero, entonces $\mathbf{q} = \mathbf{v}'\mathbf{v} = \sum v_i^2$, donde $v_i = \mathbf{X}\mathbf{c}$, por lo que a menos que cada elemento de \mathbf{v} sea cero, \mathbf{q} es positivo, pero si \mathbf{v} puede ser cero, \mathbf{v} sería una combinación lineal de columnas de \mathbf{X} iguales a cero, por tanto, si \mathbf{X} tiene rango completo, la solución presentada minimiza la suma de cuadrado de los residuos.

6.2. Modelo ARIMA(p,d,q)

El modelo ARIMA(p,d,q) es un modelo dinámico que pretende explicar el comportamiento de una serie temporal univariante por medio de los datos provenientes de la misma serie, es decir, sin la utilización de posibles variables exógenas que pudieran estar afectando el comportamiento de la variable observada.

El modelo ARIMA(p,d,q) tiene la versatilidad de poder representar procesos estacionarios, no estacionarios y paseos aleatorios; permite representar procesos autorregresivos AR(p), de media móvil MA(q), autorregresivos y medias móviles ARMA(p,q) y series integradas de orden d.

Una manera de representar este modelo es la siguiente:

$$\phi_p(B)(1-B)^d x_t = c + \theta_q(B)a_t$$

Donde:

- x_t : Es la variable de interés
- a_t : Es un proceso de ruido blanco que representa la componente aleatoria del proceso
- B : Es el operador de retardo definido de forma que $B^m x_t = x_{t-m}$
- c : Es una constante a determinar
- p : Es el orden del proceso autorregresivo
- d : Es el orden de integración
- q : Es el orden del proceso de media móvil

$\phi_p(B)$: Es un polinomio de grado p de la forma $1 + \phi_1 B + \phi_2 B^2 + \dots + \phi_{p-1} B^{p-1} + \phi_p B^p$

$\theta_q(B)$: Es un polinomio de grado q de la forma $1 + \theta_1 B + \theta_2 B^2 + \dots + \theta_{q-1} B^{q-1} + \theta_q B^q$

Como puede observarse, los modelos ARIMA(p,d,q) están constituidos por una combinación de p términos **AR** (proceso autorregresivo) y q términos **MA** (proceso de medias móviles), los cuales están asociados a una serie temporal integrada de orden **d**, que mediante el término $(1-B)^d$ es diferenciada exactamente **d** veces, logrando de esta manera un proceso estacionario. La parte **AR** modela la influencia de los valores anteriores de la serie ($x_{t-1}, x_{t-2}, \dots, x_{t-p}$) y la parte **MA** modela la influencia del ruido (innovaciones) tanto del valor esperado en el instante t (a_t) como de valores anteriores de la serie ($a_{t-1}, a_{t-2}, \dots, a_{t-q}$), mediante los cuales se estima el nuevo valor de la variable “ $(1-B)^d x_t$ ”, es decir, la variable x_t diferenciada **d** veces.

Modelos ARIMA Estacionales.

En ocasiones, la falta de estacionariedad en la media de la variable en estudio, está influenciada por un comportamiento cíclico o estacional, por ejemplo, es previsible que la media de temperaturas mensuales de una región varíe en cada mes, existiendo patrones en cuanto a los meses más fríos y más cálidos; sin embargo, también es previsible que para el mismo mes, en diferentes años, no se observe comportamiento cíclico alguno, sino más bien un patrón estacionario o con alguna tendencia.

El modelo ARIMA (p,d,q) antes estudiado, puede extenderse con relativa facilidad para incluir el comportamiento estacional, tal extensión se basa en la llamada “diferencia estacional”, que se define para una serie de periodicidad s , y consiste en restar al valor observado en el instante t , el valor observado en el instante $t-s$ (Diferencia estacional = $x_t - x_{t-s} = (1-B^s)x_t$). Utilizando el concepto de diferencia estacional, el modelo se continúa desarrollando, considerando que en ciertos casos, para estabilizar la media de la serie pueden requerirse D diferencias estacionales, luego se incorporan componentes regresivos estacionales de orden P y componentes de medias móviles estacionales de orden Q , por lo que el modelo completo, denominado SARIMA(P,D,Q)(p,d,q), puede representarse de la siguiente manera:

$$\Phi_P(B^s)\phi_p(B)(1-B^s)^D(1-B)^d x_t = c + \theta_q(B)\Theta_Q(B^s)a_t$$

Donde:

x_t : Es la variable de interés

a_t : Es un proceso de ruido blanco que representa la componente aleatoria del proceso

B : Es el operador de retardo definido de forma que $B^m x_t = x_{t-m}$

C : Es una constante a determinar

p : Es el orden del proceso autorregresivo regular

P : Es el orden del proceso autorregresivo estacional

d : Es el orden de integración regular

D : Es el orden de integración estacional (en general D es cero o uno)

q : Es el orden del proceso de media móvil regular

Q : Es el orden del proceso de media móvil estacional

$\phi_p(B)$: Es un polinomio de grado p de la forma $1 + \phi_1 B + \phi_2 B^2 + \dots + \phi_{p-1} B^{p-1} + \phi_p B^p$

$\Phi_p(B^s)$: Es un polinomio de grado P de la forma $1 + \Phi_1 B^s + \Phi_2 B^{2s} + \dots + \Phi_{p-1} B^{(p-1)s} + \Phi_p B^{ps}$

$\theta_q(B)$: Es un polinomio de grado q de la forma $1 + \theta_1 B + \theta_2 B^2 + \dots + \theta_{q-1} B^{q-1} + \theta_q B^q$

$\Theta_Q(B^s)$: Es un polinomio de grado Q de la forma $1 + \Theta_1 B^s + \Theta_2 B^{2s} + \dots + \Theta_{Q-1} B^{(Q-1)s} + \Theta_Q B^{Qs}$

6.3. Regresión dinámica entre series conjuntamente estacionarias

Se dice que dos procesos estacionarios x_t , y_t , son *conjuntamente estacionarios* si cada uno de ellos es estacionario y las covarianzas cruzadas solo dependen del retardo entre las variables, y no del instante inicial considerado.

El modelo dinámico entre dos series conjuntamente estacionarias de media cero que a continuación se presenta, supone que existe una relación unidireccional de la serie x hacia la serie y y pero no al contrario, la cual puede representarse mediante:

$$y_t = v_0 x_t + v_1 x_{t-1} + v_2 x_{t-2} + \dots + n_t$$

Donde los coeficientes v_i de la *función de transferencia* describen la relación dinámica entre las dos series y el proceso n_t , que es también estacionario, recoge el efecto de todas las otras variables que pueden tener efecto sobre y_t , y se le denomina *proceso de perturbación* o de *inercia*, o simplemente *perturbación*, de la relación. Esta ecuación puede escribirse de forma más compacta utilizando el operador de retardo, de la siguiente manera:

$$y_t = v(B)x_t + n_t$$

Donde:

$$v(B) = v_0 + v_1 B + v_2 B^2 + \dots$$

Se denomina la *función de transferencia* y a los coeficientes v_i se les denomina función de respuesta a impulsos.

La ganancia de la función de transferencia se define como:

$$g = v(1) = \sum_{i=0}^{\infty} v_i$$

Y representa el efecto a largo plazo que experimenta y_t cuando x_t aumenta en una unidad y permanece constante a continuación.

El proceso de perturbación n_t , seguirá un proceso *ARMA* estacionario:

$$\phi(B)n_t = \theta(B)a_t,$$

Donde a_t es un proceso de ruido blanco.

Por otra parte, el modelo formado por las ecuaciones:

$$y_t = v_0 x_t + v_1 x_{t-1} + v_2 x_{t-2} + \dots + n_t$$

$$y_t = v(B)x_t + n_t$$

Se conoce como modelo de regresión dinámica o modelo de función de transferencia entre las dos variables.

6.3.1 Representación de la función de transferencia como cociente de polinomios.

Una forma alternativa de escribir la función de transferencia antes indicada, es utilizar la idea de aproximar una función infinita como cociente de polinomios utilizada en el modelo ARMA(p,q), representando la función de transferencia mediante:

$$v(B) = \frac{w_m(B)}{\delta_a(B)} B^b,$$

Donde el término B^b tiene en cuenta que la relación puede establecerse con un retardo inicial b y:

$$w_m(B) = w_0 + w_1 B + \dots + w_m B^m,$$

Es el numerador de la función de transferencia que juega un papel similar a la parte MA de un modelo ARMA, y:

$$\delta_a(B) = 1 - \delta_1 B + \dots + \delta_a B^a,$$

Es el denominador, que juega el papel de la parte AR. Los factores de esta ecuación deben ser menores que la unidad para que el sistema proporcione una modificación finita de la x_t . Es decir, si escribimos $\delta_a(B) = (1 - \delta_1 B) \dots (1 - \delta_a B)$, entonces $|\delta_i| < 1$.

En la práctica, los órdenes m y a son pequeños, no mayores que 3. La ganancia de la función de transferencia se calcula como antes:

$$g = v(1) = \frac{w_m(1)}{\delta_a(1)} = \frac{\sum_{j=0}^m w_j}{1 - \sum_{i=1}^a \delta_i}$$

Una ventaja de esta representación es separar de la función de transferencia el efecto inicial de la pauta de decrecimiento, y al ser estos dos factores independientes podemos estimarlos mejor.

6.3.2 Representación de la función de transferencia como efectos a corto y a largo plazo.

Un método alternativo de escribir la función de transferencia es separando la respuesta a largo plazo, o ganancia, de los efectos a corto plazo. Toda función de transferencia de orden máximo k puede escribirse como:

$$v_k(B) = g + \sum_{i=0}^{k-1} \alpha_i \nabla B^i$$

Donde: $\nabla = 1 - B$.

Utilizando esta representación, podemos escribir:

$$y_t = gx_t + \sum_{i=0}^{k-1} \alpha_i \nabla x_{t-i} + n_t, \text{ donde } \nabla x_{t-i} = (1-B)x_{t-i}$$

Que separa el efecto a largo plazo, medido por $g = v(1)$, de los efectos a corto plazo, medidos por los coeficientes α_i . Observemos que, en ambos casos, tenemos, $k+1$ coeficientes. Los v_i ($i=0, \dots, k$) en la izquierda y en la derecha los k coeficientes α_i ($i=0, \dots, k-1$). La ventaja de esta formulación es que las variables ∇x_{t-i} estarán mucho menos correladas entre sí que las x_t , con lo que sus efectos se estimarán mejor. Por ejemplo, supongamos que x_t sigue un proceso $AR(1)$ con alto coeficiente.

Entonces ∇x_t es casi ruido blanco y los términos ∇x_{t-i} estarán muy pocos correlados entre sí y con x_t .

Otra forma alternativa de separar los efectos a corto y a largo plazo es escribiendo la relación como:

$$y_t = gx_t + \sum_{i=0}^k \beta_i \nabla^i x_t + n_t, \text{ donde } \nabla^i x_t = (1-B)^i x_t$$

Donde, de nuevo, hemos separado el efecto a largo plazo, g , de las fluctuaciones a corto plazo dadas por las diferencias $\nabla^i x_t$. Se demuestra a continuación, que como en el caso anterior, cualquier polinomio en el operador de retardo de orden k puede escribirse como:

$$v_k(B) = v(1) + \sum_{i=0}^k \beta_i \nabla^i, \text{ donde } \nabla^i = (1-B)^i$$

6.3.3 El modelo con varias variables explicativas

La metodología antes descrita se generaliza sin dificultad para p variables explicativas. El modelo será entonces:

$$y_t = \frac{w_1(B)B^{b_1}}{\delta_1(B)} x_{1t} + \dots + \frac{w_p(B)B^{b_p}}{\delta_1(B)} x_{pt} + n_t.$$

Con varias series explicativas que pueden estar correladas entre sí, en lugar de intentar identificar la función de transferencia para cada una de las series conviene pasar a estimar directamente el modelo conjunto y reformularlo a la vista del resultado. Un procedimiento simple es tomar como modelo inicial para la perturbación el modelo univariante para la serie y_t y suponer estructuras simples iniciales para todas las variables, del tipo:

$$\frac{w_0 + w_1 B}{1 - \delta B}$$

En función de los coeficientes significativos encontrados iremos reformulando el modelo hasta obtener la estructura adecuada.

Cuando las variables explicativas tengan alta autocorrelación, o estén altamente correladas entre sí, no conviene estimar el modelo inicial del tipo:

$$y_t = \sum v_{1i} x_{1,t-i} + \dots + \sum v_{pi} x_{p,t-i} + n_t$$

Existirá multicolinealidad muy alta y los coeficientes se estimarán muy ineficientemente. Es mejor describir las funciones de transferencia separando la ganancia de los efectos a corto plazo como se visualizó para una variable. Por ejemplo, podemos estimar como modelo inicial:

$$y_t = \sum_{i=1}^p \beta_{oi} x_{it} + \sum_{i=1}^p \beta_{li} \nabla x_{i,t} + n_t$$

Que separa los efectos a largo plazo, medidos por β_{oi} , de los efectos a corto plazo, dados por β_{li} . Para las $p_1 \leq p$ variables donde se observen efectos significativos a corto plazo podemos aumentar la dinámica a corto plazo añadiendo un término en la variable $\nabla^2 x_{i,t}$ y así sucesivamente hasta obtener el modelo:

$$y_t = \sum_{i=1}^p \beta_{oi} x_{it} + \sum_{j=1}^{p_1} \beta_{li} \nabla x_{i,t} + \dots + \sum \beta_{im} \nabla^i x_{m,t} + n_t$$

7. METODOLOGÍA DE ANÁLISIS

Partiendo de que la información se encuentra debidamente organizada, mediante una base de datos que facilita el uso de aplicaciones informáticas para el procesamiento de datos, las etapas para el ajuste de los modelos presentados comprenden las fases que se explican a continuación:

7.1. Identificación

La identificación supone decidir la estructura del modelo para el caso de los modelos ARIMA, es decir, los términos p , d , q de las diferencias regulares y P , D , Q de las diferencias estacionales mediante los diagramas de las autocorrelaciones simples y parciales.

Para el análisis de la regresión dinámica se inicia modelando individualmente mediante modelos ARIMA y luego se decide la estructura de la función de transferencia de forma similar a la de un proceso ARMA.

Para el análisis de regresión dinámica entre variables cointegradas se procede a modelar el ruido η_t mediante un proceso ARMA; asimismo, se puede implementar directamente el modelo de corrección de errores explicado en el numeral 5.3.2.

7.2. Estimación de parámetros

Una vez decidido el modelo a utilizar, se procede con la estimación de los parámetros correspondientes, normalmente mediante algoritmos recursivos para maximizar la función de verosimilitud de los parámetros.

El detalle de los métodos necesarios para obtener la mejor estimación de los parámetros del modelo seleccionado no se abordan en el presente marco teórico; pero pueden ser consultados en “Análisis de Series Temporales” de Daniel Peña, Alianza Editorial (2005).

7.3. Diagnósis

Evaluación de la validez del modelo. El criterio BIC se utiliza en la selección de modelos para elegir el más indicado entre un conjunto de modelos admisibles. Un modelo es mejor que otro si tiene un valor BIC menor. El BIC se basa en una verosimilitud integrada en la teoría bayesiana. Tomando en cuenta también la parsimonia, la cual consiste en seleccionar el modelo con menor número de parámetros. Suponiendo que el BIC del modelo es aceptable, antes de adoptar al modelo como válido, conviene efectuar diferentes contrastes para comprobar que no presenta deficiencias detectables que pueden sugerir reformulaciones; si presentan deficiencias, deberá descartarse el modelo e iniciar desde la fase de identificación proponiendo un modelo diferente; incluso puede ocurrir la posibilidad de que ninguno de los modelos dinámicos expuestos sea adecuado para describir las relaciones existentes entre las series (en el caso que existan tales relaciones), y tampoco para predecir los valores futuros de las mismas.

Contrastes sobre los parámetros. Debe comprobarse que la ganancia concuerda con el comportamiento esperado del sistema. Conviene también examinar:

1. Si el modelo puede simplificarse eliminando operadores con valores próximos en el numerador y en el denominador.
2. Si las raíces de los polinomios autorregresivos cumplen las condiciones de estabilidad o estacionariedad.
3. Si los efectos de los distintos operadores del ruido y de la función de transferencia ofrecen una interpretación coherente con el comportamiento cualitativo del sistema que estamos modelando.

Comenzaremos comprobando que no tenemos raíces comunes que pueden simplificarse, o en un cociente de polinomios o en ambos miembros de la ecuación. Comprobaremos también que todos los parámetros incluidos son significativamente distintos de cero, comparando el valor obtenido con la desviación estándar estimada. Hay que recordar que estos contrastes son sólo válidos asintóticamente, por lo que conviene fijar el nivel de significación en función de la interpretación lógica del modelo, especialmente para los parámetros de la función de transferencia; si su signo y

magnitud coinciden con lo esperado, conviene mantenerlos; aunque el valor de su estadístico t asociado no sea exactamente significativo al 95%.

Contrastes sobre los residuos. Consisten, como siempre, en comprobar si los residuos son una secuencia de variables aleatorias normales con varianza constante e independientes. Esto supone realizar contrastes para confirmar:

1. Normalidad.
2. Que su media es cero.
3. Que están incorrelados entre sí.

Una vez finalizada la diagnosis del modelo, si no se han observado problemas en la validez del modelo o de sus parámetros, se prosigue con la fase de predicción; por el contrario, si se detectan problemas, el modelo seleccionado debe ser descartado y deben repetirse las fases de identificación, estimación de parámetros y chequeo las veces necesarias, lo que incluso podría llevar a la conclusión extrema de que la serie no puede ser modelada o explicada por ninguno de los modelos dinámicos estudiados.

7.4. Predicción

Mediante el modelo seleccionado, considerando el horizonte de predicción pretendido, se utiliza una fracción de los datos de la serie, por ejemplo el 75% de los datos más antiguos, y con ellos se lleva a cabo la estimación de parámetros, luego se procede a realizar las predicciones correspondientes al porcentaje de datos no utilizados en la estimación; finalmente se comparan los valores reales contra los valores predichos mediante el modelo. Si los resultados no son satisfactorios, se deberá considerar la posibilidad de repetir el proceso completo desde la fase de identificación, ya sea cambiando el modelo y/o incorporando nuevas variables. Por otra parte, aún cuando los resultados se consideren satisfactorios, debe considerarse la necesidad de efectuar futuros ajustes al modelo, ya que es probable que cambios en la dinámica de las relaciones ente las series pudieran invalidar lo que un determinado momento fue adecuado.

8. DESCRIPCIÓN DE LA BASE DE DATOS ELABORADA

La elaboración de la base de datos fue uno de los aspectos más difíciles de la investigación, ya que solamente se contaba con la información del Banco Central de Reserva (BCR), la cual se recibió en un formato que facilita el procesamiento de los datos; mientras que la Superintendencia General de Electricidad y Telecomunicaciones (SIGET), únicamente pone a disposición del público un boletín estadístico anual en formato electrónico “portable document file (pdf)”, que no permite el procesamiento ágil de la información, que requirió más de 200 horas hombre de procesamiento, para adecuar los datos a un formato de base de datos adecuado para el procesamiento sistemático de la información.

Cabe destacar que según las entrevistas efectuadas en las diversas instituciones en donde se desarrolló la investigación, tales como el Ministerio de Economía, la Unidad de Transacciones, el Consejo Nacional de Energía, y la Superintendencia General de Electricidad y Telecomunicaciones, no existe una base de datos consolidada con la demanda de energía eléctrica, precios y cantidad mensual de usuarios; así como de las diversas variables que se informan anualmente en el boletín estadístico de la SIGET. En este sentido, uno de los aportes que se consideran relevantes del presente trabajo de graduación es la creación de una base de datos que podrá ser utilizada o ampliada en futuras investigaciones.

La base de datos elaborada para efectuar el análisis de las series temporales y cumplir con el primero de los objetivos específicos del presente trabajo de graduación, se desarrolló en formato de Microsoft Access 2007, y se adjunta al presente trabajo (CD Anexo). Esta base de datos cuenta con 8 tablas y una consulta principal.

La descripción general de los campos de cada una de las tablas se presenta en los numerales 8.1 a 8.8, mientras que en el numeral 8.9 se describe la consulta o vista de la base de datos elaborada.

8.1. Tabla: 1_Distribuidoras

Esta tabla consta de los siguientes campos:

- a) CodDist: Campo con tipo de dato entero, contiene el código único asignado a cada empresa distribuidora.
- b) Distribuidora: Campo con tipo de dato texto, contiene el nombre de cada empresa distribuidora.

La tabla contiene 8 registros, asociados con las 8 empresas distribuidoras que operan en El Salvador: CAESS, DELSUR, AES CLESA, EEO, DEUSEM, EDESAL, B&D y ABRUZZO.

8.2. Tabla: 2_Tarifas

Esta tabla consta de los siguientes campos:

- a) CodTarifa: Campo con tipo de dato entero, contiene el código único asignado a cada tarifa.
- b) NivelTension: Campo de tipo de dato texto, contiene una cadena de dos caracteres (BT, MT) que representa el nivel de tensión de servicio según los pliegos tarifarios de energía eléctrica de El Salvador (baja tensión o BT y media tensión o MT), no obstante, se introdujo un tercer valor "ND", para ciertas tarifas especiales que no dependen del nivel de tensión suministrado.
- c) NivelDemanda: Campo de tipo de dato texto, contiene los tres niveles de demanda indicados en los pliegos tarifarios de energía eléctrica aprobados en El Salvador (pequeña, mediana y gran demanda), no obstante, se introdujo un cuarto valor "No depende de la demanda", para ciertas tarifas especiales que no dependen del nivel de la demanda de energía.
- d) Categoría: Campo de tipo de dato texto, contiene las seis categorías tarifarias indicadas en los pliegos tarifarios de energía eléctrica aprobados en El Salvador (para el caso de las pequeñas demandas en baja tensión: uso residencial, uso general y alumbrado público, y para el caso de las

medias y grandes demandas: medidor electromecánico sin medidor de potencia, medidor electromecánico con medición de potencia y medidor electrónico con medición horaria), no obstante lo anterior, se introdujo un séptimo valor “Servicio especial”, para ciertas tarifas especiales que no corresponden con las presentes en los pliegos tarifarios.

Esta tabla contiene 18 registros, los cuales se presentan a continuación:

CodTarifa	NivelTension	NivelDemanda	Categoria
111	BT	Pequeña Demanda	Uso residencial
112	BT	Pequeña Demanda	Uso general
113	BT	Pequeña Demanda	Alumbrado público
114	BT	Pequeña Demanda	Servicio especial
121	BT	Mediana Demanda	Medidor electromecánico sin medición de potencia
122	BT	Mediana Demanda	Medidor electromecánico con medición de potencia
123	BT	Mediana Demanda	Medidor electrónico con medición horaria
124	BT	Mediana Demanda	Servicio especial
131	BT	Gran Demanda	Medidor electrónico con medición horaria
132	BT	Gran Demanda	Medidor electromecánico con medición de potencia
134	BT	Gran Demanda	Servicio especial
221	MT	Mediana Demanda	Medidor electromecánico sin medición de potencia
222	MT	Mediana Demanda	Medidor electromecánico con medición de potencia
223	MT	Mediana Demanda	Medidor electrónico con medición horaria
224	MT	Mediana Demanda	Servicio especial
231	MT	Gran Demanda	Medidor electrónico con medición horaria
232	MT	Gran Demanda	Medidor electromecánico con medición de potencia
240	ND	No depende de la demanda	Servicio especial

8.3. Tabla: 3_Periodos

Esta tabla contiene la lista de periodos mensuales relacionados con las series analizadas en el presente trabajo de graduación, y consta de los siguientes campos:

- a) CodPeriodo: Campo con tipo de dato entero, contiene el código único asignado a cada periodo mensual.
- b) Año: Campo con tipo de dato entero, contiene el año relacionado con cada periodo mensual.
- c) Mes: Campo de tipo entero (desde uno hasta doce), representa al mes relacionado con cada periodo.
- d) FechaPeriodo: Campo de tipo fecha, contiene el primer del mes correspondiente a cada periodo

La tabla contiene 132 registros correspondientes a los periodos mensuales desde enero 2001 hasta diciembre 2011.

8.4. Tabla: 4_IPC

Esta tabla contiene la información referente al índice de precios al consumidor (IPC) publicado por el Banco Central de Reserva (BCR) de El Salvador, y consta de los siguientes campos:

- a) CodIPC: Campo con tipo de dato entero, contiene el código único asignado a cada registro.
- b) CodPeriodo: Campo de tipo entero, representa el código único asignado a cada periodo mensual, resulta de la concatenación de los cuatro dígitos del año con los dos dígitos que representan al mes.

- c) IPC_B92: Campo de tipo de dato decimal, contiene el índice de precios mensual publicado por el Banco Central de Reserva, desde enero 2001 hasta diciembre 2009, con base a precios del año 1992.
- d) IPC_B09: Campo de tipo de dato decimal, contiene el índice de precios mensual publicado por el Banco Central de Reserva, desde enero 2009 hasta diciembre 2011, con base a precios del año 2009.
- e) IPC_B11: Campo de tipo de dato decimal, contiene el índice de precios mensual desde enero 2001 hasta diciembre 2011, con base a precios del año 2011, el cálculo se realizó de la siguiente manera:
- Desde enero 2001 hasta diciembre 2008: $IPC_B09_i = [(IPC_B92_i)/(IPC_B92_{DIC-2009})]/(IPC_B09_{DIC-2011})$
 - Desde enero 2009 hasta diciembre 2011: $IPC_B11_i = (IPC_B09_i)/(IPC_B09_{DIC-2011})$

Donde:

i representa al periodo mensual analizado (enero 2001, febrero 2001, ..., diciembre 2011).

IPC_B92_i es el IPC correspondiente al periodo i con base en precios de diciembre de 1992.

IPC_B09_i es el IPC correspondiente al periodo i con base en precios de diciembre de 2009.

IPC_B11_i es el IPC correspondiente al periodo i con base en precios de diciembre de 2011.

La tabla contiene los 132 registros correspondientes al IPC en cada uno de los meses desde enero 2001 hasta diciembre 2011.

La memoria de cálculo de los valores de la serie IPC_B11 se adjunta al presente trabajo de graduación en formato Microsoft Excel 2007.

8.5. Tabla: 5_PIBm_B90

Esta tabla contiene valores mensuales estimados del producto interno bruto (PIB), tanto a precios corrientes como a precios contantes, con base en precios de diciembre de 1990. La información del PIB

es publicada por el Banco Central de Reserva en periodos trimestrales, sin embargo, dado que las restantes series analizadas (índice de precios al consumidor, cantidad de usuarios, precios de energía, y consumo de energía) tienen periodicidad mensual; se analizaron dos posibilidades, una era convertir las restantes series mensuales en series trimestrales, y la otra era transformar la serie del PIB trimestral en una serie mensual; al respecto, se consideró que la menor pérdida de información se logra transformando la serie del PIB.

La suposición que se siguió para estimar los valores mensuales es que la diferencia del PIB de un trimestre con el siguiente, se logra mediante un proceso de incrementos constantes, en donde el valor central se encuentra en el segundo mes de cada trimestre, por lo que el PIB de cada mes de un trimestre se calculó de la siguiente manera:

$$PIB_{1,j} = PIB_j - \frac{1}{2}(PIB_j - PIB_{j-1})$$

$$PIB_{2,j} = PIB_j$$

$$PIB_{3,j} = PIB_j + \frac{1}{2}(PIB_j - PIB_{j-1})$$

Donde:

$PIB_{i,j}$ es el PIB del mes i del trimestre j (con $i = 1, 2$ ó 3)

PIB_j es el PIB del trimestre j dividido entre 3 (PIB promedio mensual)

De lo anterior se observa que se cumple:

$$PIB_{1,j} + PIB_{2,j} + PIB_{3,j} = 3 * PIB_j = PIB \text{ del trimestre } j$$

Esta tabla contiene la información referente al índice precios al consumidor (IPC) publicado por el Banco Central de Reserva (BCR) de El Salvador, y consta de los siguientes campos:

- a) CodPIB: Campo con tipo de dato entero, contiene el código único asignado a cada registro.
- b) CodPeriodo: Campo de tipo entero, representa el código único asignado a cada periodo mensual, resulta de la concatenación de los cuatro dígitos del año con los dos dígitos que representan al mes.

- c) PIBm_PCORRIENTES: Campo de tipo de dato decimal, contiene el índice de precios mensual a precios corrientes, estimados a partir de los valores trimestrales publicados por el Banco Central de Reserva, desde enero 2001 hasta diciembre 2011.
- d) PIBm_PCONSTANTES: Campo de tipo de dato decimal, contiene el índice de precios mensual a precios constantes con base en el índice de precios de diciembre de 1990, estimado a partir de los valores trimestrales publicados por el Banco Central de Reserva, desde enero 2001 hasta diciembre 2011.

Finalmente, se menciona que esta tabla contiene 132 registros correspondientes al PIB en cada uno de los meses desde enero 2001 hasta diciembre 2011.

8.6. Tabla: 6_Usuarios

Esta tabla contiene la cantidad mensual de usuarios finales asociadas a cada empresa distribuidora, nivel de tensión de servicio, nivel de demanda de energía eléctrica y categoría tarifaria. Esta tabla consta de los siguientes campos:

- a) CodPeriodo: Campo con tipo de dato entero, código asignado a cada periodo mensual, resulta de la concatenación de los cuatro dígitos del año con los dos dígitos que representan al mes.
- b) CodDist: Campo con tipo de dato entero, contiene el código único asignado a cada empresa distribuidora.
- c) CodTarifa: Campo con tipo de dato entero, contiene el código único asignado a cada tarifa.
- d) Usuarios: Campo con tipo de dato entero, que contiene la cantidad de usuarios asociada a cada periodo mensual, empresa distribuidora, nivel de tensión de servicio, nivel de demanda de energía y categoría tarifaria.

Esta tabla contiene 7,445 registros, que representa un promedio de 676 registros anuales.

8.7. Tabla: 7_Consumo

Esta tabla contiene el consumo de energía eléctrica mensual asociado a cada empresa distribuidora, nivel de tensión de servicio, nivel de demanda de energía eléctrica y categoría tarifaria. Esta tabla consta de los siguientes campos:

- a) CodPeriodo: Campo con tipo de dato entero, código asignado a cada periodo mensual, resulta de la concatenación de los cuatro dígitos del año con los dos dígitos que representan al mes.
- b) CodDist: Campo con tipo de dato entero, contiene el código único asignado a cada empresa distribuidora.
- c) CodTarifa: Campo con tipo de dato entero, contiene el código único asignado a cada tarifa.
- d) Consumo: Campo con tipo de dato decimal, que contiene el consumo de energía eléctrica mensual asociado a cada periodo mensual, empresa distribuidora, nivel de tensión de servicio, nivel de demanda de energía y categoría tarifaria.

Esta tabla, al igual que la tabla anterior, contiene 7,445 registros, que representa un promedio de 676 registros anuales.

8.8. Tabla: 8_Precios

Esta tabla contiene el precio promedio mensual asociado a cada empresa distribuidora, nivel de tensión de servicio, nivel de demanda de energía eléctrica y categoría tarifaria. Esta tabla consta de los siguientes campos:

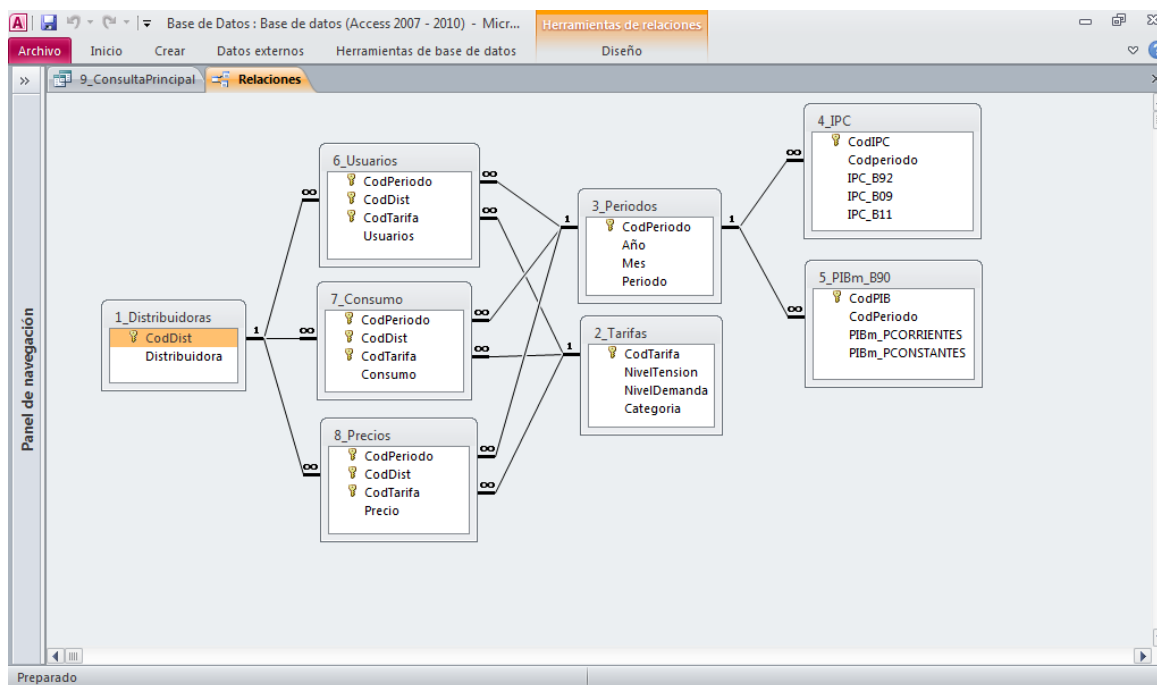
- a) CodPeriodo: Campo con tipo de dato entero, código asignado a cada periodo mensual, resulta de la concatenación de los cuatro dígitos del año con los dos dígitos que representan al mes.

La consulta o vista de base de datos elaborada consta de los siguientes campos:

- a) De la tabla 1_Distribuidora el campo: Distribuidora.
- b) De la tabla 2_Tarifas los campos: CodTarifa, NivelTension, NivelDemanda y Categoría.
- c) De la tabla 3_Periodos los campos: CodPeriodo, Año, Mes y FechaPeriodo.
- d) De la tabla 4_IPC el campo: IPC_B11
- e) De la tabla 6_Usuarios el campo: Usuarios
- f) De la tabla 7_Consumo el campo: Consumo
- g) De la tabla 8_Precio el campo: precio

8.10. Relación entre tablas

En el siguiente gráfico pueden observarse las 8 tablas con sus correspondientes campos, llaves primarias y relaciones entre sí:



9. PROCESAMIENTO INICIAL DE LOS DATOS

Para los fines de análisis la información de la base de datos antes descrita fue sometida a un procesamiento inicial de los datos, utilizando Microsoft Excel 2007 como herramienta de cálculo; la memoria de cálculo del procesamiento inicial y las 9 series resultantes de cantidad de usuarios, consumo de energía y precios se incluye en el CD anexo al presente trabajo de graduación.

9.1. Consumo de energía

- a. Residencial: Para cada mes se han sumado los consumos de energía residencial de las 8 empresas distribuidoras.
- b. No residencial: Para cada mes se han sumado los consumos de energía eléctrica de las tarifas no residenciales de las 8 empresas distribuidoras.
- c. Total: Para cada mes se han sumado los consumos de las diversas tarifas de todas las empresas distribuidoras.

9.2. Cantidad de usuarios

- a. Residencial: Para cada mes se ha sumado la cantidad de usuarios residenciales de las 8 empresas distribuidoras.
- b. No residencial: Para cada mes se ha sumado la cantidad de usuarios de las tarifas no residenciales de las 8 empresas distribuidoras.
- c. Total: Para cada mes se ha sumado la cantidad total de usuarios de las diversas tarifas de todas las empresas distribuidoras.

9.3. Precio promedio

- a. Residencial: Para cada mes se ha obtenido el precio medio ponderado de la siguiente manera:

$$PrecioMedioResidencial = \frac{\sum_i^n (PrecioResidencial_i * EnergíaResidencial_i)}{\sum_i^n EnergíaResidencial_i}$$

Donde: i representa a la i-ésima empresa distribuidora
n representa a la cantidad de empresas distribuidoras

- b. No residencial: Para cada mes se ha obtenido el precio medio ponderado de la siguiente manera:

$$\text{PrecioMedioNoResidencial} = \frac{\sum_i^n \sum_j^m (\text{PrecioTarifa}_{j,i} * \text{EnergíaTarifa}_{j,i})}{\sum_i^n \sum_j^m \text{EnergíaTarifa}_{j,i}}$$

Donde: i representa a la i-ésima empresa distribuidora
n representa a la cantidad de empresas distribuidoras
j representa a la j-ésima tarifa no residencial de una empresa distribuidora
m representa a la cantidad de tarifas no residenciales de una empresa distribuidora

- c. Total: Para cada mes se ha obtenido el precio medio ponderado de manera similar al seguido para determinar el precio medio no residencial, con la diferencia que en los subíndices j y m se incluye a la tarifa residencial, por lo que refieren a la totalidad de tarifas de las empresas distribuidoras:

$$\text{PrecioMedioGlobal} = \frac{\sum_i^n \sum_j^m (\text{PrecioTarifa}_{j,i} * \text{EnergíaTarifa}_{j,i})}{\sum_i^n \sum_j^m \text{EnergíaTarifa}_{j,i}}$$

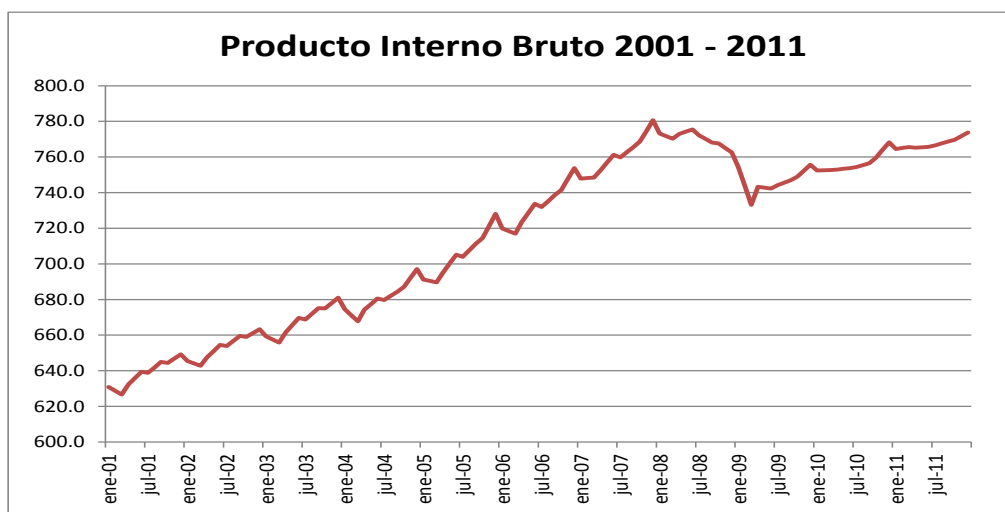
Donde: i representa a la i-ésima empresa distribuidora
n representa a la cantidad de empresas distribuidoras
j representa a la j-ésima tarifa de una empresa distribuidora
m representa a la cantidad de tarifas de una empresa distribuidora

Una vez obtenidas las tres series de precios ya explicadas, se procedió a deflactarlas dividiendo los resultados obtenidos entre el IPC de 2011, calculado de conformidad a lo indicado en el literal “h” del numeral 8.3 del presente trabajo de graduación.

10. ANÁLISIS DESCRIPTIVO DE LAS SERIES TEMPORALES

10.1. Producto interno bruto (PIB)

A continuación se presenta el gráfico de la serie mensual del producto interno bruto a precios constantes con base al índice de precios de diciembre de 1990 (en millones de dólares):



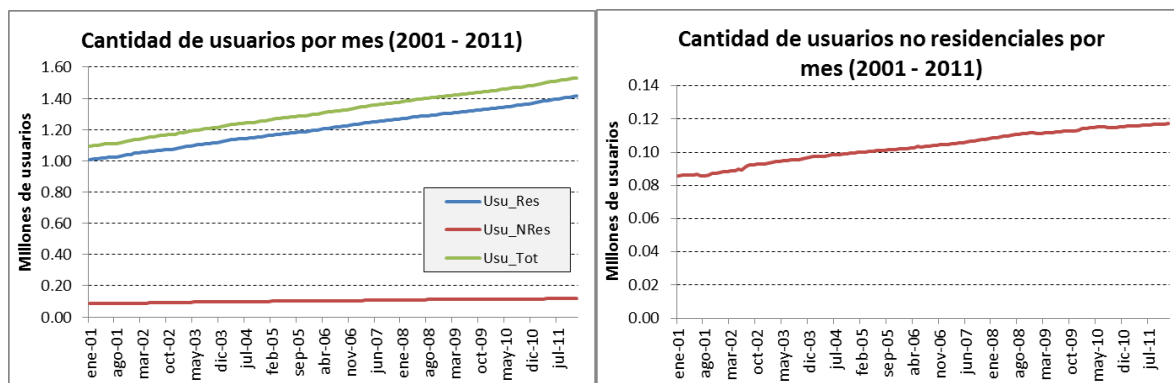
Del gráfico anterior se observa que la serie es no estacionaria, tiene una variabilidad aparentemente constante, la tendencia entre enero 2001 y junio 2008 es creciente, luego, entre julio 2008 y marzo 2009 se tornó en decreciente, recuperando la tendencia creciente a partir de abril 2009.

De los datos publicados por el Banco Central de Reserva también se ha calculado el crecimiento anual en términos porcentuales del PIB a precios constantes (cada año se compara con el año anterior), los resultados obtenidos se muestran a continuación:

Año	PIB anual	%Crecimiento
2001	7659.7	
2002	7839.0	2.3%
2003	8019.3	2.3%
2004	8167.8	1.9%
2005	8458.8	3.6%
2006	8789.6	3.9%
2007	9127.2	3.8%
2008	9243.4	1.3%
2009	8953.7	-3.1%
2010	9076.1	1.4%
2011	9209.6	1.5%

10.2. Cantidad de usuarios

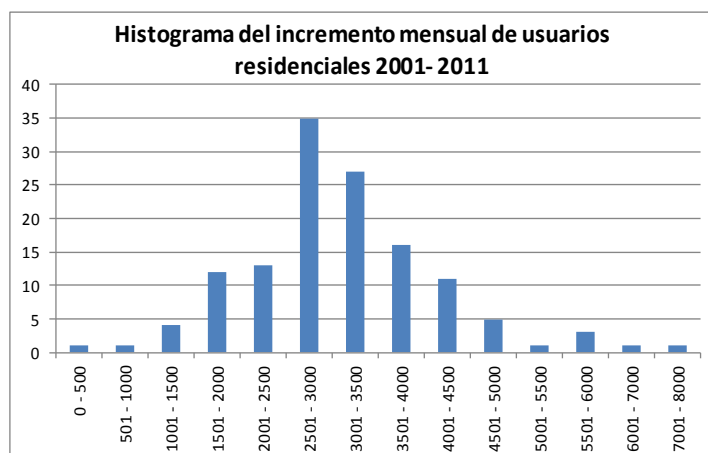
A continuación se presentan los gráficos relacionados con las series de cantidad de usuarios del sistema de distribución de energía eléctrica de El Salvador (sector residencial, no residencial y total):



Para los tres casos se observa que la cantidad de usuarios es no estacionaria con tendencia creciente y variabilidad poco pronunciada, que permite observar un comportamiento notablemente lineal; también se observa que la cantidad total de usuarios residenciales ha pasado de casi 1 millón en enero del año 2001 a 1.4 millones en diciembre del año 2011 y que la mayoría de usuarios pertenecen a este sector (1.4 de 1.5 millones para el año 2011); tal situación genera que la gráfica de la cantidad total de usuarios sea muy similar en tendencia a la cantidad de usuarios residenciales. Similar comportamiento se observa en la cantidad de usuarios no residenciales, que entre enero de 2001 y diciembre de 2011 ha pasado de un poco más de 80 mil usuarios a poco menos de 120 mil usuarios.

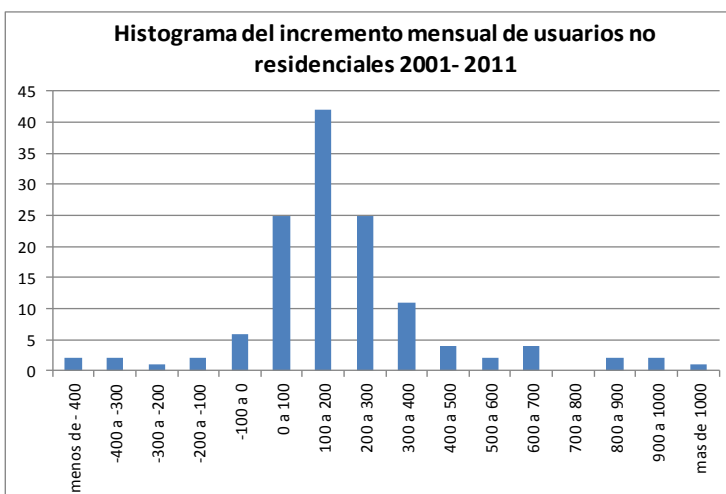
Por otra parte, el ritmo promedio de crecimiento mensual de los usuarios residenciales observado en el periodo 2001 – 2011 es de aproximadamente 3,100 usuarios adicionales cada mes. A continuación se presenta el histograma correspondiente.

Incremento mensual de usuarios residenciales	Frecuencia (cantidad de meses)
0 - 500	1
501 - 1000	1
1001 - 1500	4
1501 - 2000	12
2001 - 2500	13
2501 - 3000	35
3001 - 3500	27
3501 - 4000	16
4001 - 4500	11
4501 - 5000	5
5001 - 5500	1
5501 - 6000	3
6001 - 7000	1
7001 - 8000	1
TOTAL	131



Con respecto al sector no residencial, el ritmo promedio de crecimiento mensual observado en el periodo 2001 – 2011 es de aproximadamente 240 usuarios adicionales cada mes. A continuación se presenta el histograma correspondiente.

variación mensual de usuarios no residenciales	Frecuencia (cantidad de meses)
menos de - 400	2
-400 a -300	2
-300 a -200	1
-200 a -100	2
-100 a 0	6
0 a 100	25
100 a 200	42
200 a 300	25
300 a 400	11
400 a 500	4
500 a 600	2
600 a 700	4
700 a 800	0
800 a 900	2
900 a 1000	2
mas de 1000	1
TOTAL	131

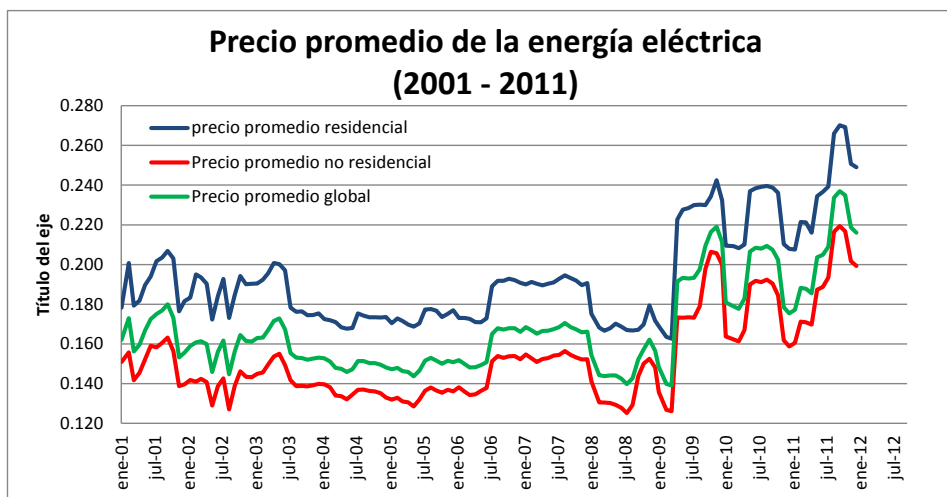


10.3. Precios

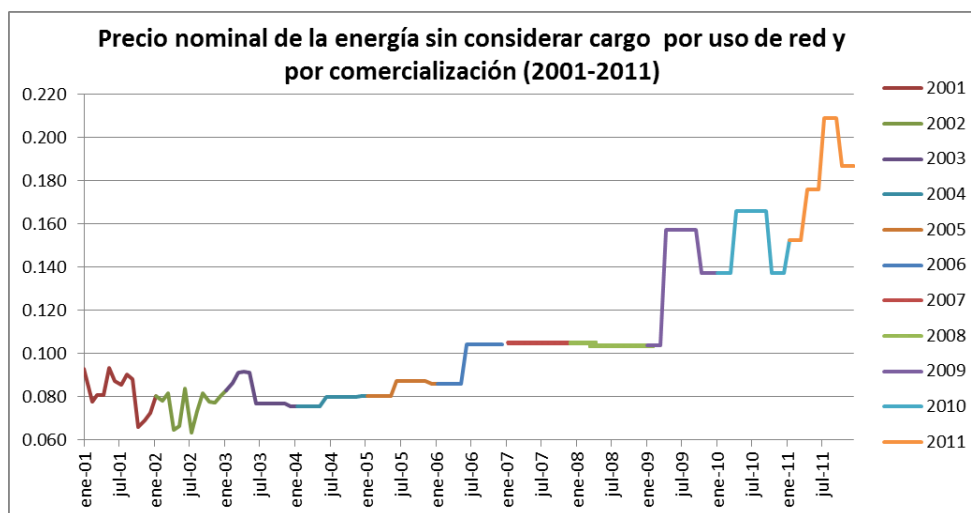
La serie de precio promedio utilizado en el análisis se obtiene del total de ingreso por venta de energía entre el total de energía vendida por las empresas distribuidoras y es publicado por la SIGET, además se ha deflactado por medio del IPC basado en precios de diciembre de 2011, dicho costo promedio incluye el costo asociado al precio de la energía así como los costos por el cargo de uso de red (también denominado cargo de distribución o cargo por uso de potencia) y el cargo por servicio al cliente (también denominado cargo por comercialización). Cabe aclarar que los datos de precios

presentados en el presente trabajo de graduación no consideran el costo por el impuesto al valor agregado (IVA).

A continuación se presentan los gráficos relacionados con las series de precios promedio de energía eléctrica en El Salvador (sector residencial, no residencial y total):



Nota: Los precios promedio presentados en este gráfico incluyen los cargos por energía, distribución y comercialización y han sido deflactados por medio del IPC de 2011 calculado de conformidad a lo indicado en el literal "h" del numeral 8.3 del presente trabajo de graduación.



Nota: Los precios presentados en este gráfico corresponden con los valores publicados y aprobados por la SIGET para la tarifa residencial, no incluyen los cargos por distribución y comercialización y tampoco han sido deflactados.

Para analizar adecuadamente el comportamiento del precio de la energía eléctrica debe tomarse en cuenta que a diferencia de la cantidad de usuarios y del consumo de energía, éste es una variable que puede ser controlada por el Estado, mediante políticas de subsidio, precio de venta de la energía producida por los generadores del estado (CEL, CECSA y LaGeo) y por medio de reglas relacionadas con la periodicidad de actualización de los precios de energía.

Para interpretar correctamente el gráfico de precio promedio debe tenerse claro que los valores mostrados son precios referidos a diciembre del año 2011, por lo que, a manera de ejemplo, si los precios desde julio 2006 hasta diciembre 2007 son muy similares, debe interpretarse que tomando en cuenta los efectos de la inflación, los precios de ese periodo son equivalentes, pero no concluir que tales precios permanecieron invariables.

Por otra parte, la comparación del gráfico de precio medio con respecto al gráfico de precio nominal permite observar que tienen cierta similitud en su forma, pero como era de esperarse, en el segundo gráfico, al presentar valores nominales se observa un comportamiento estable por tramos, especialmente a partir del año 2003. Adicionalmente, al presentar valores no ajustados con el índice de precios, permiten apreciar con el incremento a precios corrientes que ha tenido el precio de la energía eléctrica desde el año 2001.

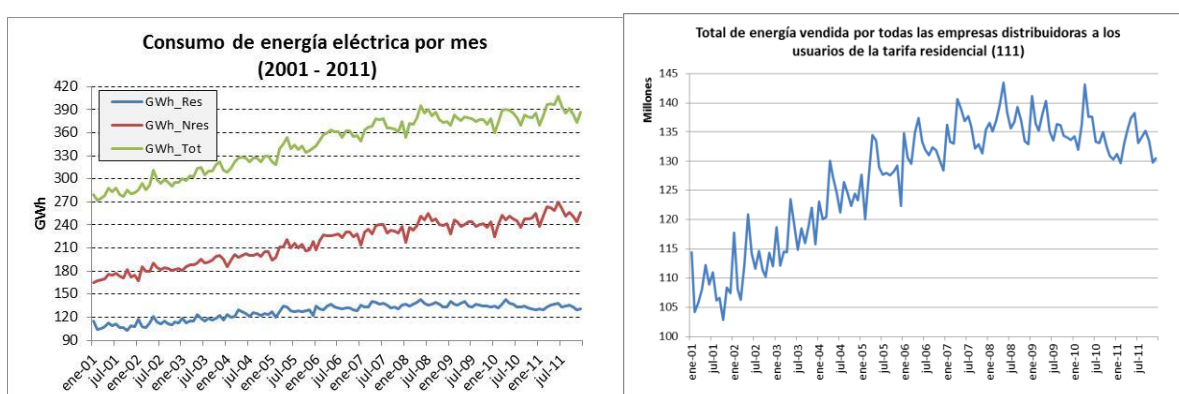
Del gráfico de precios promedio se observa que entre enero 2001 y febrero 2009 el precio promedio de la energía eléctrica (deflactado) mantuvo un promedio aproximado de 16 centavos de dólar, sin embargo, en marzo 2009 se realizó un cambio en la política de subsidio que conllevó un incremento del 35% del precio medio deflactado de energía, así como un cambio del nivel de precio a un medio deflactado a 21 centavos de dólar. Respecto al incremento de precios observado entre julio 2008 y enero 2009, se aclara que se debe a la deflactación de los precios afectada por una reducción del índice de precios en dicho periodo y no a un incremento de las tarifas publicadas.

Respecto al gráfico de precios nominales, se aclara que la variabilidad observada desde enero 2001 hasta marzo 2003 se debe a que en dicho periodo la frecuencia de actualización del precio de la energía era mensual, luego a partir de abril de 2003 se la frecuencia de actualización se cambió a semestral, provocando disminución de precios durante la estación lluviosa (abril - septiembre) e incrementos de

precio en la estación seca (octubre - marzo), posteriormente, a partir del segundo semestre del año 2006, la frecuencia de actualización de precios se cambió a anual, luego a partir de marzo 2009 la frecuencia de actualización se modificó a semestral, y a partir de enero 2011 la frecuencia de actualización de precios es trimestral.

10.4. Consumo de energía

A continuación se presentan los gráficos relacionados con las series de consumo de energía del sistema de distribución de energía eléctrica de El Salvador (sector residencial, no residencial y total):



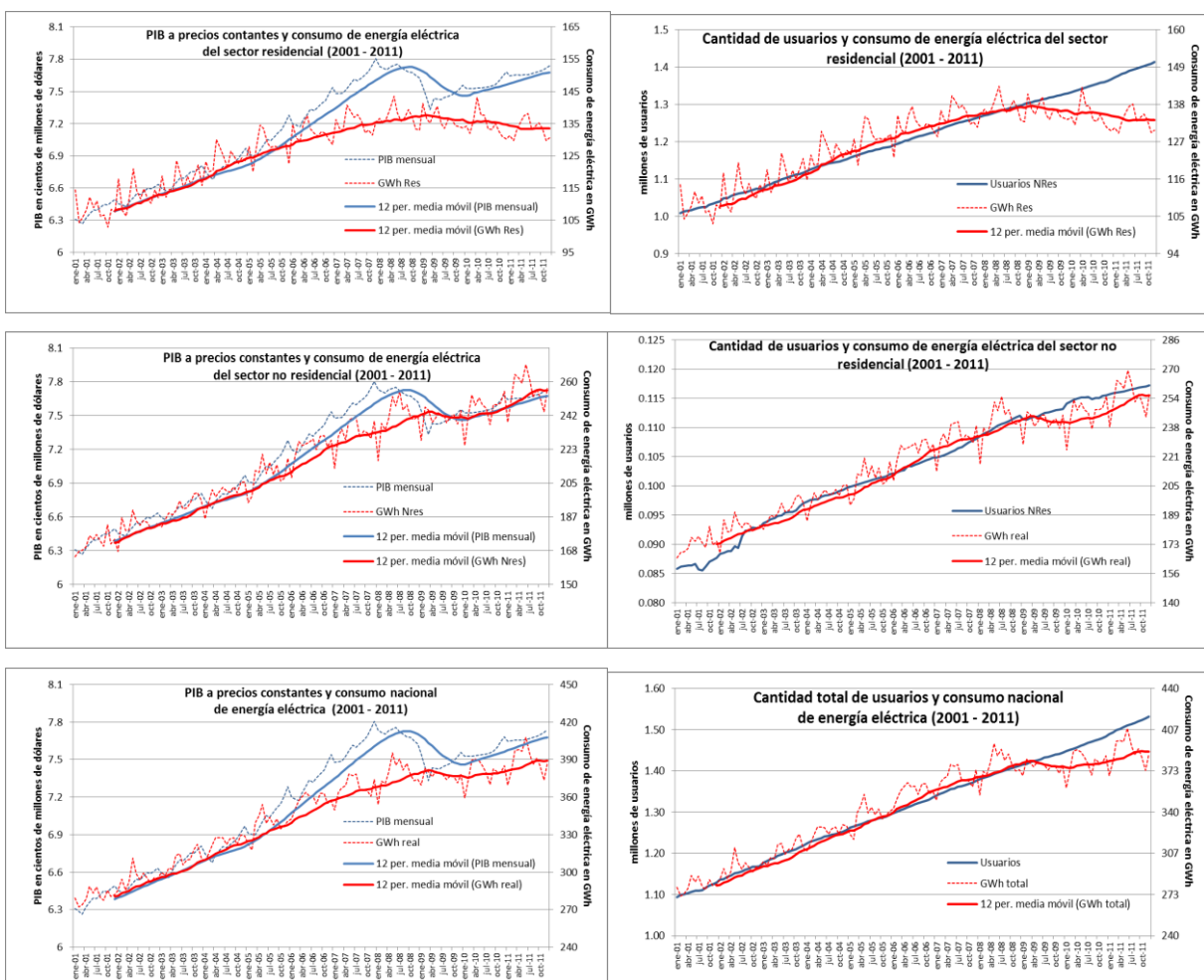
Por medio del gráfico de la izquierda se observa que la mayor parte del consumo de energía eléctrica se relaciona con el sector no residencial, el cual desde enero 2001 ha presentado una tendencia creciente con un nivel de variabilidad bastante estable, este comportamiento también se observa en la serie de consumo total, sin embargo, al analizar la serie de consumo residencial, se observa que a diferencia de las restantes series, tiene un comportamiento decreciente a partir de abril 2009, un mes después de haberse dado el incremento del 35% del precio medio de la energía explicado en el numeral 10.3.

10.5. Comparación entre el de producto interno bruto y cantidad de usuarios con el consumo de energía eléctrica

Se efectuará un análisis comparativo del comportamiento observado entre las series del producto interno bruto y de cantidad de usuarios con las series de consumo de energía eléctrica de los sectores residencial, no residencial y total.

Para las series de PIB y consumo, a fin de minimizar el efecto de la variabilidad y evidenciar la tendencia de estas series, se graficaron las correspondientes medias móviles a doce meses.

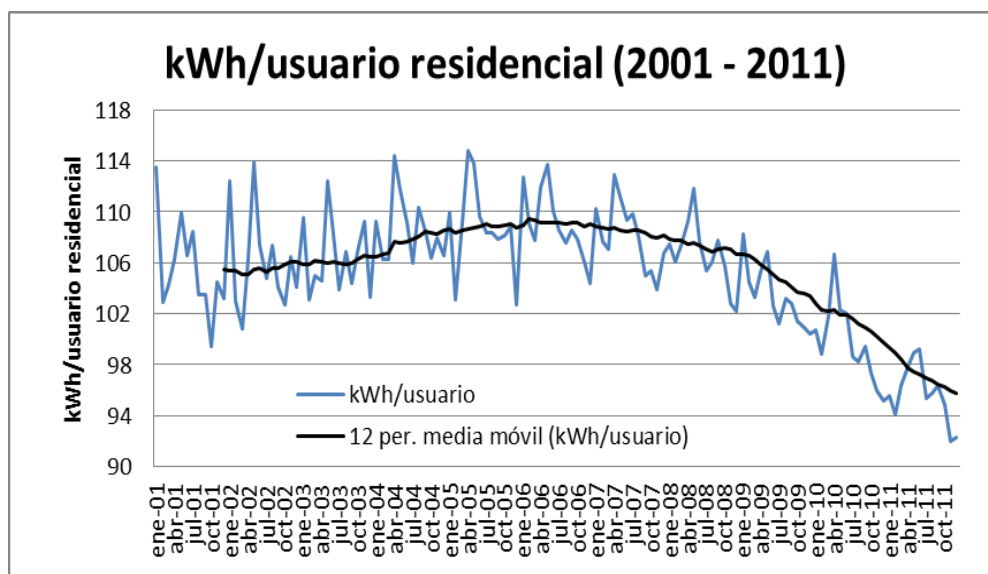
A continuación se presentan seis gráficas organizadas de la siguiente manera: a la izquierda se presentan las relacionadas con el PIB y a la derecha las relativas a la cantidad de usuarios, en la primera fila las referentes al consumo residencial, en la segunda fila las concernientes al consumo no residencial y en la tercera fila las gráficas referidas al consumo total.



De las gráficas anteriores se observa lo siguiente:

- a) **Consumo de energía eléctrica y PIB:** Desde el año 2001 hasta aproximadamente finales del año 2005, la tendencia de crecimiento del consumo de energía eléctrica (residencial, no residencial y total) tenía un comportamiento que por medio de factores de escala adecuados podía relacionarse con el PIB; sin embargo esta relación aparentemente directa dejó de observarse a partir del año 2006, ya que el PIB inició una tendencia creciente con mayor aceleración que no fue seguida por el crecimiento de la demanda de ninguno de los sectores analizados (residencial, no residencial y total), que siguieron creciendo aproximadamente al mismo ritmo. Luego, en el segundo semestre del año 2008, el PIB inició una tendencia de crecimiento negativa, que tampoco fue seguida por ninguna reducción de la demanda de energía eléctrica en ningún sector, aunque sí se observa un cierto estancamiento en los niveles de demanda; luego, a partir de marzo de 2009 se observa una recuperación del PIB que nuevamente retoma su tendencia de crecimiento, el consumo de energía del sector no residencial sigue la tendencia de crecimiento del PIB con una relación aparentemente igual de directa que la observada en los primeros años de las series, pero el consumo de energía eléctrica del sector residencial inició una tendencia opuesta, levemente decreciente, que se había mantenido hasta diciembre de 2011.
- b) **Consumo de energía eléctrica y cantidad de usuarios:** Desde enero de 2001 hasta diciembre de 2011 la cantidad de usuarios (residenciales y no residenciales) había crecido a un ritmo estable con una tendencia prácticamente lineal, y hasta aproximadamente marzo de 2009 (mes de cambio de la política de subsidio), la tendencia de crecimiento de los usuarios y del consumo de energía eléctrica tenían un comportamiento que por medio de factores de escala adecuados podían relacionarse de manera prácticamente directa; sin embargo, después del referido mes, a pesar de que el ritmo de crecimiento en la cantidad de usuarios residenciales y no residenciales se había mantenido, se observaron reducciones en el nivel de consumo de ambos sectores; sin embargo, a partir del año 2010, el sector no residencial retomó su tendencia creciente, aunque “por debajo” de la curva de cantidad de usuarios, pero el sector residencial mantuvo su tendencia decreciente.
- c) **Consumo promedio por usuario residencial:** A fin de profundizar en el comportamiento de la disminución de la demanda de energía eléctrica del sector residencial, se presenta el resultado de

dividir los valores de la serie de consumo residencial entre los correspondientes valores de la serie de cantidad de usuarios residenciales:



Por medio del gráfico anterior se puede observar que el patrón de consumo de los usuarios residenciales inició una tendencia decreciente clara desde el año 2007, que debido al crecimiento de la cantidad de usuarios no es claramente visible en la gráfica del consumo total del sector, sin embargo, también se observa que a partir del cambio de la política de subsidios la tendencia decreciente se vuelve más pronunciada.

11. AJUSTE DE LOS MODELOS A LAS SERIES DE CONSUMO DE ENERGÍA ELÉCTRICA

Los análisis que se presentan a continuación se efectuaron con la ayuda del aplicativo “SPSS 15.0 para Windows” y del fichero denominado BD_SPSS.sav que contiene las series de PIB, precios, cantidad de usuarios y demanda de energía eléctrica, y que se adjunta al presente trabajo de graduación.

11.1. Ajuste del modelo de regresión lineal

Considerando que de la revisión de los antecedentes se verifica que los modelos de regresión lineal han sido los más utilizados para estimar la demanda de energía eléctrica, en el presente trabajo de graduación se consideró procedente utilizar dicho modelo para posteriormente compararlo, por medio de los resultados obtenidos, con los modelos dinámicos.

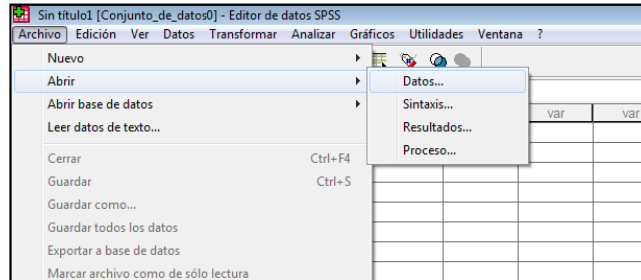
Del análisis descriptivo se observa que la demanda de energía eléctrica podría ser explicada por medio de las siguientes variables:

- a) Utilizando exclusivamente el PIB
- b) Utilizando exclusivamente la cantidad de usuarios
- c) Utilizando el PIB y el precio
- d) Utilizando la cantidad de usuarios y el precio
- e) Utilizando el PIB, la cantidad de usuarios y el precio

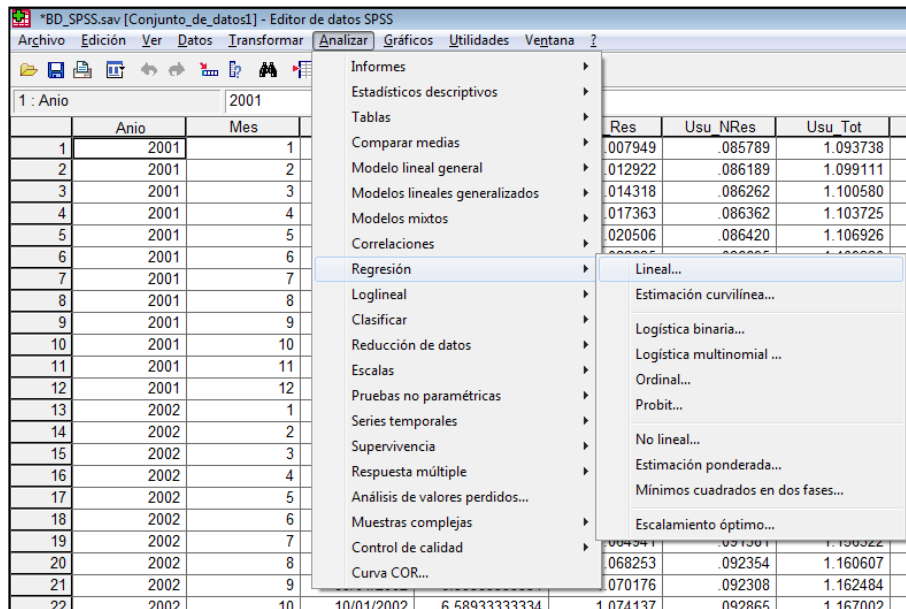
Para cada uno de los literales anteriores se ha efectuado un análisis de la demanda de energía eléctrica de los sectores residencial y no residencial, así como de la demanda total, y para esta última se consideraron dos opciones: la primera fue obtener un modelo a partir del consumo total y la segunda fue obtener el modelo mediante la suma de los resultados obtenidos de los modelos residencial y no residencial.

A manera de ejemplo, a continuación se presenta el procedimiento seguido en el aplicativo SPSS 15.0, para ajustar el modelo de regresión lineal de la demanda del sector residencial mediante el precio y la cantidad de usuarios como variables explicativas:

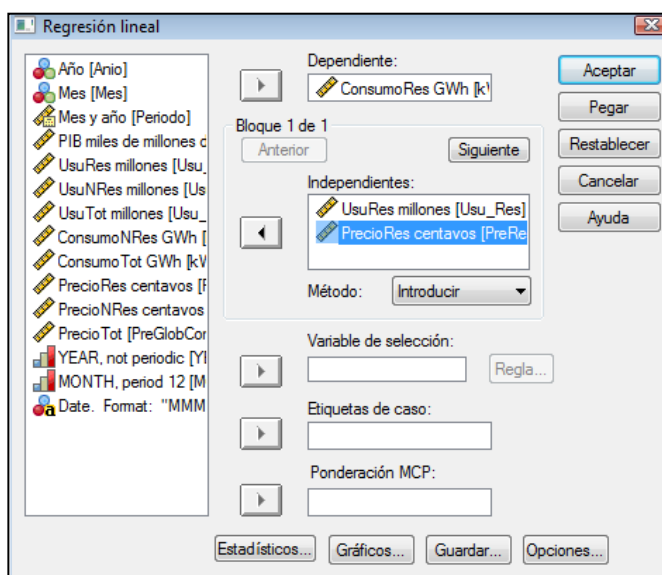
En primer lugar, se abre con SPSS el archivo BD_SPSS.sav, adjunto en CD al presente trabajo de graduación.



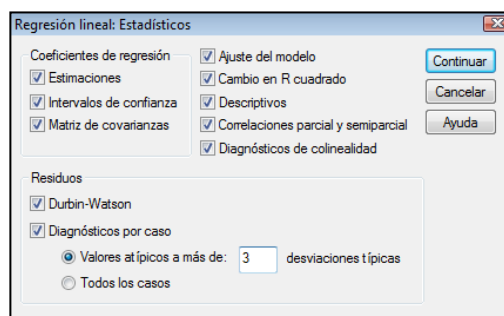
Luego, en la barra de menú se selecciona la opción analizar/regresión/lineal tal como se muestra a continuación:



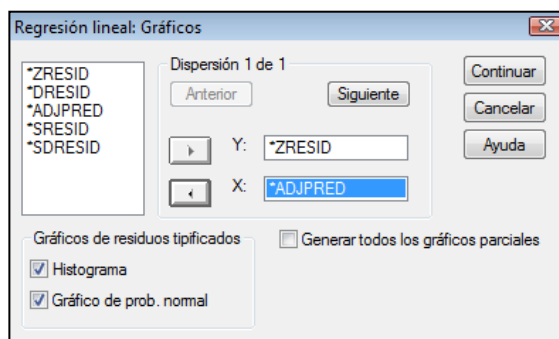
En la ventana que se abre, se selecciona como variable dependiente al consumo residencial (ConsumoResGWh) y como variables independientes a la cantidad de usuarios residenciales (UsuRes millones) y al precio medio de energía residencial (PrecioRes centavos).



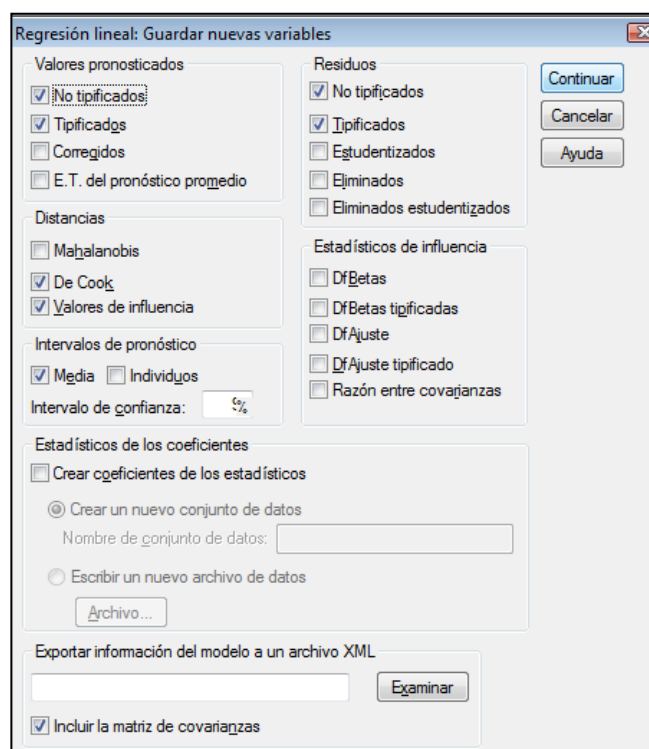
Sin cerrar la ventana anterior se selecciona la opción Estadísticos, se configuran las opciones disponibles de la siguiente manera, y presionar continuar:



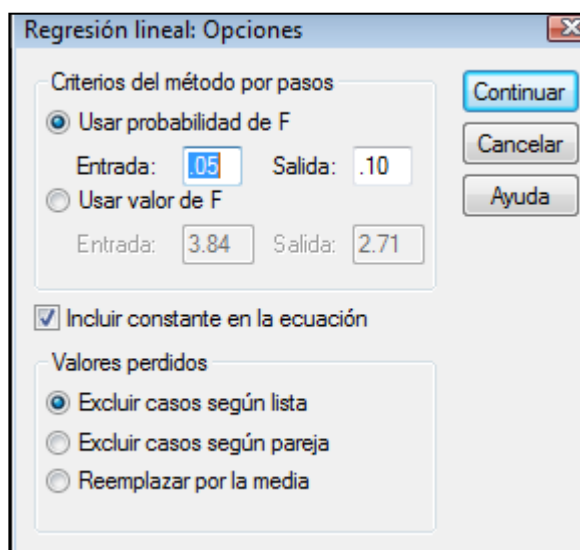
Luego, acceder a opción gráficos y seleccionar la variable ZRESID en el eje "Y" y ADJPRED en el eje "X", además configurar el histograma y el gráfico de probabilidad normal, tal como se muestra a continuación, y seleccionar continuar



Accesar la opción guardar y configurar las opciones de la siguiente manera, y seleccionar continuar:



Seleccionar el botón "opciones", verificar que la configuración es la siguiente, y presionar continuar:



Finalmente, se presiona el botón aceptar. Los resultados obtenidos se presentan en los numerales 11.1.1, 11.1.2 y 11.1.3 del presente capítulo.

El procedimiento antes descrito para el ajuste del modelo por medio de SPSS, se repite para las diferentes combinaciones de variables correspondientes al sector residencial (PIB, Consumo Res, Usu Res y Precio Res), no residencial (PIB, Consumo NRes, UsunRes y Precio NRes), así como a nivel nacional (PIB, Consumo Tot, UsuTot y PrecioTot). A continuación se presentan dos cuadros con los valores de R cuadrado ajustado y suma de cuadrado de los residuos de los diferentes modelos analizados.

R cuadrado ajustado de los modelos analizados

Modelo	Variables del modelo	Residencial	No Residencial	Total	Suma modelos (Res + No Res)
1	PIB	0.818	0.905	0.923	0.923
2	Usuarios	0.731	0.932	0.919	0.926
3	PIB y precio	0.834	0.915	0.924	0.924
4	Usuarios y precio	0.840	0.933	0.945	0.942
5	PIB, usuarios y precios	Se obtiene un alto nivel de multicolinealidad (FIV mayor que 10)			

Suma de cuadrados de los residuos de los modelos analizados

Modelo	Variables del modelo	Residencial	No Residencial	Total	Suma modelos (Res + No Res)
1	PIB	2492.7	9529.7	13893.4	13893.4
2	Usuarios	3688.7	6843.2	14524.4	13060.7
3	PIB y precio	2251.9	8482.9	13515.7	13695.1
4	Usuarios y precio	2174.7	6657.1	9824.2	10293.5
5	PIB, usuarios y precios	Se obtiene un alto nivel de multicolinealidad (FIV mayor que 10)			

De los cuadros anteriores se observa que:

- Los mayores R cuadrado ajustados y menores sumas de cuadrados de residuos se obtienen mediante la combinación de las variables de cantidad de usuarios y precios de energía.
- La demanda total se estima mejor a partir de la cantidad total de usuarios y del precio global, que sí se suman los resultados obtenidos mediante los modelos separados para el sector residencial y no residencial.

A continuación se presentan los resultados obtenidos mediante SPSS para los modelos de la demanda de energía eléctrica residencial, no residencial y nacional en función de la cantidad de usuarios y del precio, que fue el modelo que arrojó los mejores resultados:

11.1.1 Demanda del sector residencial

Resumen del modelo^b

Modelo	R	R cuadrado	R cuadrado corregida	Error típ. de la estimación	Estadísticos de cambio				
					Cambio en R cuadrado	Cambio en F	gl1	gl2	Sig. del cambio en F
1	.918 ^a	.842	.840	4.105846704	.842	344.730	2	129	.000

a. Variables predictoras: (Constante), PrecioRes centavos, UsuRes millones

b. Variable dependiente: ConsumoRes GWh

ANOVA^b

Modelo		Suma de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	Sig.
1	Regresión	11622.915	2	5811.457	344.730	.000 ^a
	Residual	2174.679	129	16.858		
	Total	13797.594	131			

a. Variables predictoras: (Constante), PrecioRes centavos, UsuRes millones

b. Variable dependiente: ConsumoRes GWh

Coeficientes^a

Modelo		Coeficientes no estandarizados		Coeficientes estandarizados	t	Sig.	Intervalo de confianza para B al 95%		Correlaciones			Estadísticos de colinealidad		
		B	Error típ.	Beta			Límite inferior	Límite superior	Orden cero	Parcial	Semiparcial	Tolerancia	FIV	
1	(Constante)	42.862	3.842		11.157	.000	35.262	50.463						
	UsuRes millones	95.361	3.722	1.078	25.619	.000	87.997	102.726	.856	.914	.895	.690	1.449	
	PrecioRes centavos	-1.608	.170	-.399	-9.477	.000	-1.944	-1.272	.201	-.641	-.331	.690	1.449	

a. Variable dependiente: ConsumoRes GWh

11.1.2 Demanda del sector no residencial

Resumen del modelo^b

Modelo	R	R cuadrado	R cuadrado corregida	Error típ. de la estimación	Estadísticos de cambio				
					Cambio en R cuadrado	Cambio en F	gl1	gl2	Sig. del cambio en F
1	.966 ^a	.934	.933	7.183678485	.934	913.778	2	129	.000

a. Variables predictoras: (Constante), PrecioNRes centavos, UsunRes millones

b. Variable dependiente: ConsumoNRes GWh

ANOVA^b

Modelo		Suma de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	Sig.
1	Regresión	94311.475	2	47155.738	913.778	.000 ^a
	Residual	6657.076	129	51.605		
	Total	100968.551	131			

a. Variables predictoras: (Constante), PrecioNRes centavos, UsunRes millones

b. Variable dependiente: ConsumoNRes GWh

Coeficientes^a

Modelo		Coeficientes no estandarizados		Coeficientes estandarizados	t	Sig.	Intervalo de confianza para B al 95%		Correlaciones			Estadísticos de colinealidad	
		B	Error típ.	Beta			Límite inferior	Límite superior	Orden cero	Parcial	Semiparcial	Tolerancia	FIV
1	(Constante)	-69.830	6.845		-10.201	.000	-83.373	-56.287					
	UsunRes millones	2881.959	78.246	.993	36.832	.000	2727.147	3036.771	.966	.956	.833	.703	1.423
	PrecioNRes centavos	-.645	.340	-.051	-1.899	.060	-1.317	.027	.491	-.165	-.043	.703	1.423

a. Variable dependiente: ConsumoNRes GWh

11.1.3 Demanda Nacional de energía eléctrica

Resumen del modelo^b

Modelo	R	R cuadrado	R cuadrado corregida	Error típ. de la estimación	Estadísticos de cambio				
					Cambio en R cuadrado	Cambio en F	gl1	gl2	Sig. del cambio en F
1	.972 ^a	.946	.945	8.726763095	.946	1123.449	2	129	.000

a. Variables predictoras: (Constante), PrecioTot, UsunTot millones

b. Variable dependiente: ConsumoTot GWh

ANOVA^b

Modelo		Suma de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	Sig.
1	Regresión	171115.651	2	85557.826	1123.449	.000 ^a
	Residual	9824.175	129	76.156		
	Total	180939.826	131			

a. Variables predictoras: (Constante), PrecioTot, UsuTot millones

b. Variable dependiente: ConsumoTot GWh

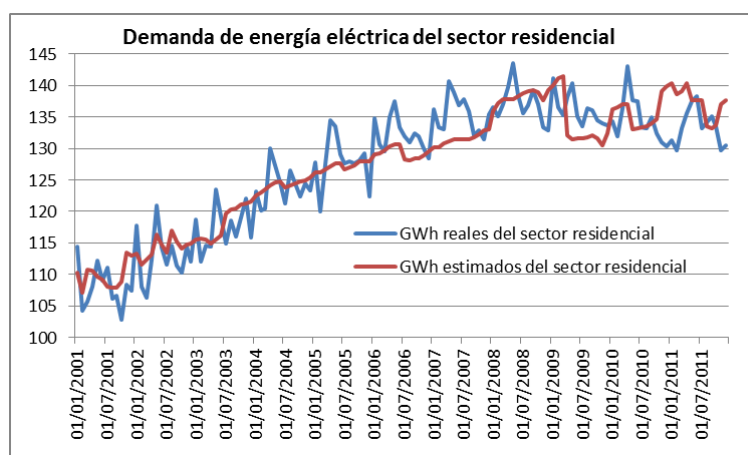
Coeficientes^a

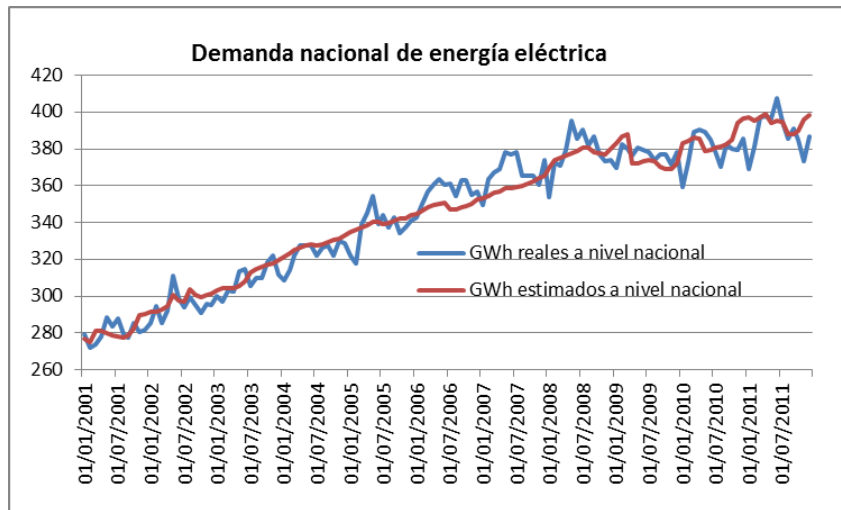
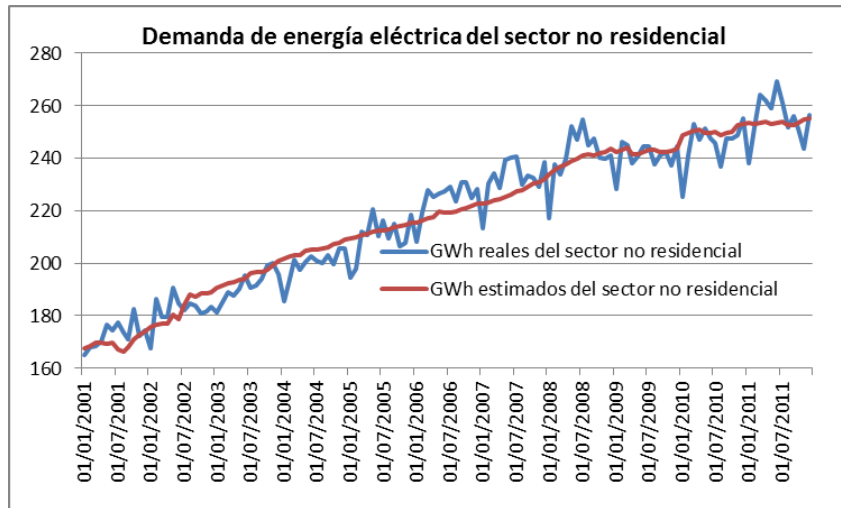
Modelo		Coeficientes no estandarizados		Coeficientes estandarizados	t	Sig.	Intervalo de confianza para B al 95%		Correlaciones			Estadísticos de colinealidad		
		B	Error típ.	Beta			Límite inferior	Límite superior	Orden cero	Parcial	Semiparcial	Tolerancia	FIV	
1	(Constante)	-17.496	8.132		-2.151	.033	-33.585	-1.406						
	UsuTot millones	316.707	7.368	1.070	42.986	.000	302.130	331.284	.959	.967	.882	.680	1.471	
	PrecioTot	-3.197	.407	-.195	-7.856	.000	-4.002	-2.392	.410	-.569	-.161	.680	1.471	

a. Variable dependiente: ConsumoTot GWh

Se observa que los tres modelos presentados y sus correspondientes parámetros son significativos, y como habría de esperarse, para todos los casos, el parámetro relacionado con la cantidad de usuarios es positivo y el relacionado con el precio es negativo, lo que implica que el incremento en la cantidad de usuarios tiende a incrementar los niveles de demanda, y que los incrementos en el precio tienden a una disminuir dichos niveles. Adicionalmente, en los cuadros relacionados con los coeficientes se observa que para los tres casos el FIV (factor de inflación de la varianza) es menor que 10, por lo que no se observa que exista colinealidad entre las variables explicativas de cada modelo.

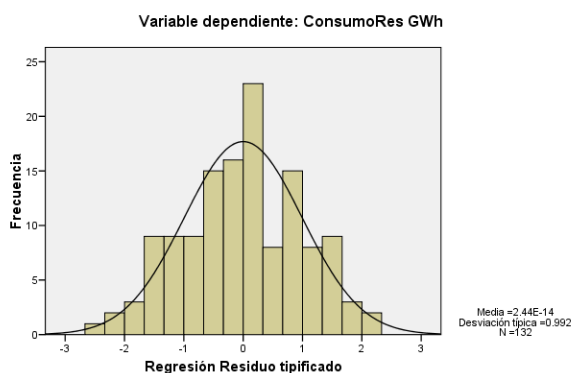
A continuación se presentan los valores estimados de demanda de energía mediante los modelos de regresión lineal antes indicados, junto con los valores reales correspondientes:





A continuación se presentan los histogramas y resultados de la prueba de Kolmogorov-Smirnov correspondientes a los residuos de los modelos de regresión elaborados, observándose que para ninguno de los tres modelos se rechaza la hipótesis de normalidad de los residuos:

Histograma

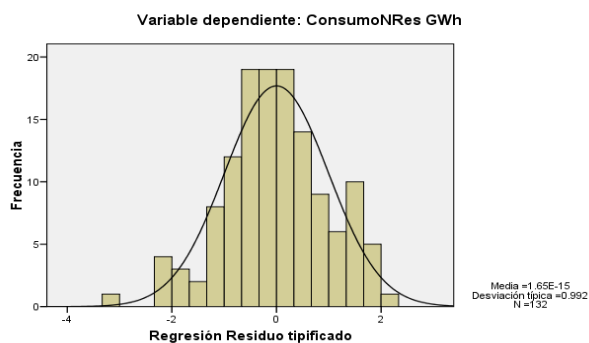


Prueba de Kolmogorov-Smirnov para una muestra

		Standardized Residual
N		132
Parámetros normales ^{a,b}	Media	.0000000
	Desviación típica	.99233705
Diferencias más extremas	Absoluta	.041
	Positiva	.038
	Negativa	-.041
Z de Kolmogorov-Smirnov		.472
Sig. asintót. (bilateral)		.979

- a. La distribución de contraste es la Normal.
b. Se han calculado a partir de los datos.

Histograma

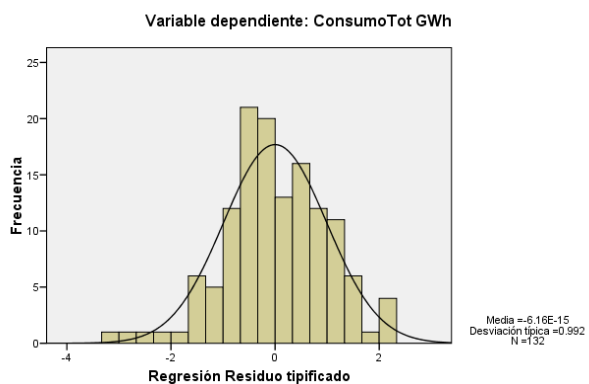


Prueba de Kolmogorov-Smirnov para una muestra

		Standardized Residual
N		132
Parámetros normales ^{a,b}	Media	.0000000
	Desviación típica	.99233705
Diferencias más extremas	Absoluta	.054
	Positiva	.042
	Negativa	-.054
Z de Kolmogorov-Smirnov		.623
Sig. asintót. (bilateral)		.833

- a. La distribución de contraste es la Normal.
b. Se han calculado a partir de los datos.

Histograma



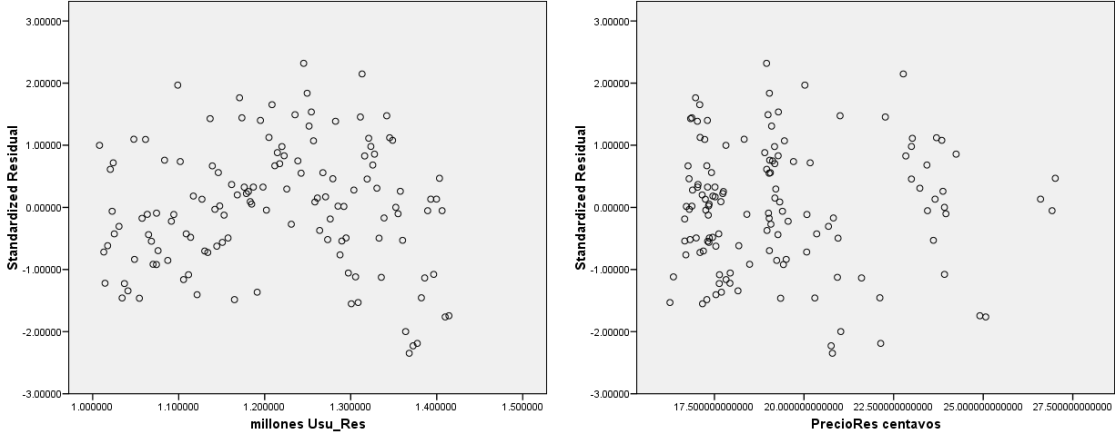
Prueba de Kolmogorov-Smirnov para una muestra

		Standardized Residual
N		132
Parámetros normales ^{a,b}	Media	.0000000
	Desviación típica	.99233705
Diferencias más extremas	Absoluta	.047
	Positiva	.035
	Negativa	-.047
Z de Kolmogorov-Smirnov		.541
Sig. asintót. (bilateral)		.931

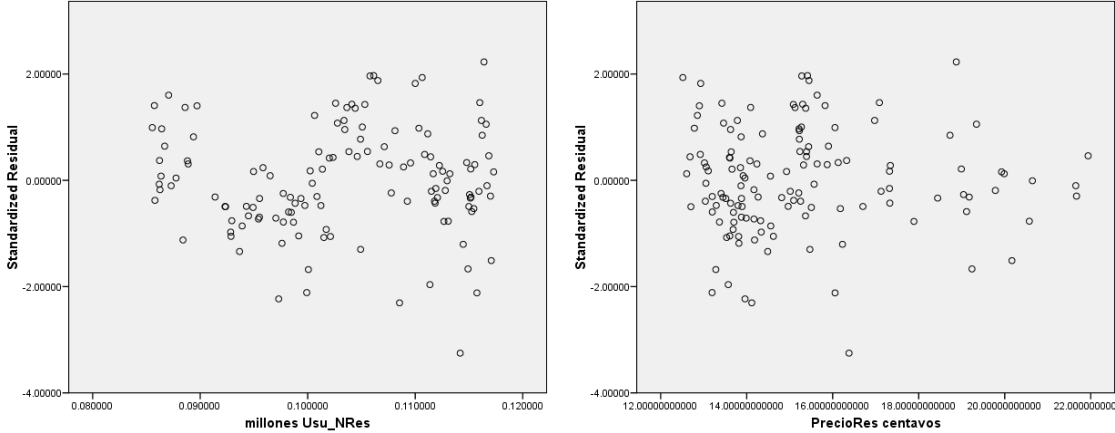
- a. La distribución de contraste es la Normal.
b. Se han calculado a partir de los datos.

A continuación, a fin de verificar la independencia de los residuos con las variables explicativas (cantidad de usuarios y precios) se presentan los correspondientes diagramas de dispersión verificándose que para todos los casos se observa una nube de puntos sin ningún patrón claro por lo que puede considerarse que se cumple la hipótesis de independencia de los residuos.

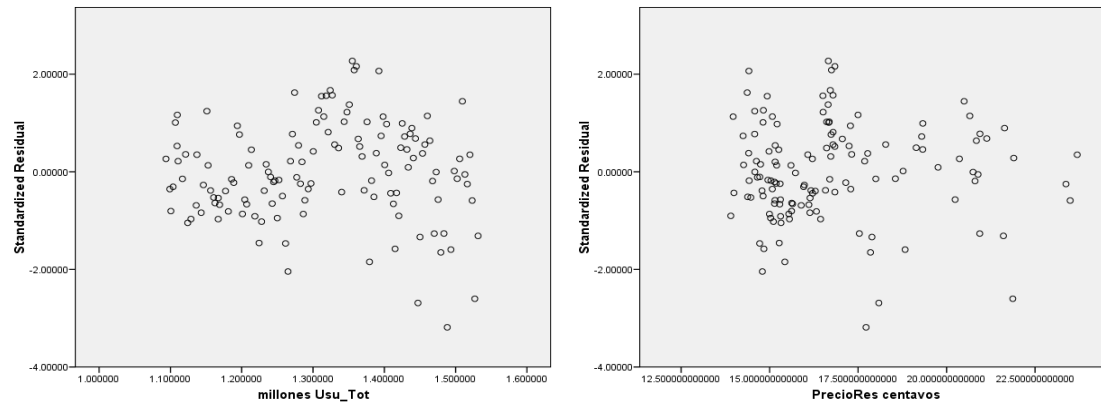
Residuos del modelo de consumo residencial



Residuos del modelo de consumo no residencial



Residuos del modelo de consumo nacional (total)

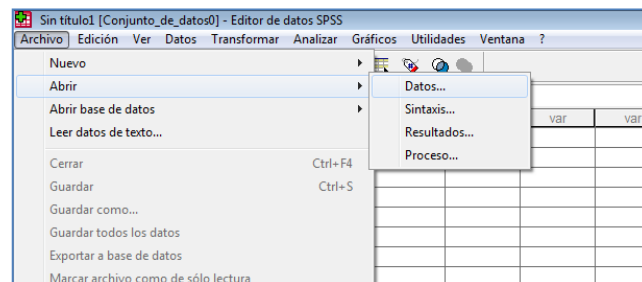


11.2. Ajuste del modelo ARIMA

11.2.1 Modelo de la demanda de energía eléctrica del sector residencial

A continuación se llevará a cabo el ajuste del modelo ARIMA para el consumo de energía eléctrica del sector residencial.

- En primer lugar se abre con SPSS el archivo BD_SPSS.sav, adjunto en CD al presente trabajo de graduación.

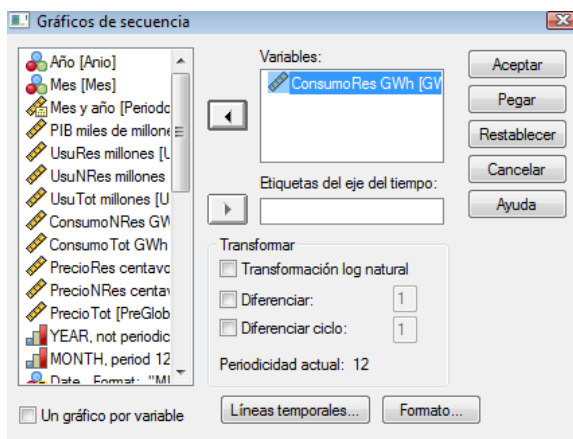


- En la barra de menú se selecciona la opción Analizar/Series temporales/Gráficos de secuencia.

The screenshot shows the SPSS 'Análizar' menu with 'Gráficos de secuencia...' selected. The background shows a data editor window with a table of data.

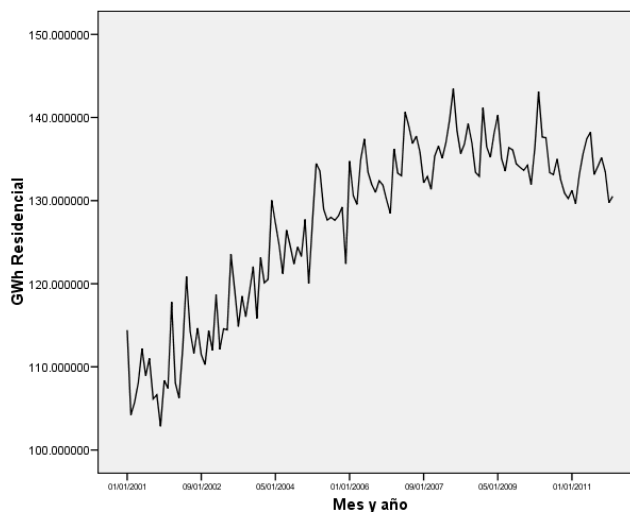
	Usu_Res	Usu_NRes	res	GWh_Tot	PreResConst	
1	1.007949	.085789	6294	279.3979864	17.8199492781	
2	1.012922	.086189	2810	272.2263540	20.0736259235	
3	1.014318	.086262	8831	274.1064649	17.9323179552	
4	1.017363	.086362	7160	278.3560708	18.1804461385	
5	1.020506	.086420	4608	288.5840337	18.9586222673	
6	1.022635	.086695	5085	283.3186759	19.3971710124	
7	1.023905	.085737	5937	288.1744824	20.1716161964	
8	1.025134	.085545	3107	279.6256797	20.3528889965	
9	1.030651	.086215	5953	277.4233368	20.6823507109	
10	1.034219	.087068	0659	285.3832383	20.3001168086	
11	1.036912	.087299	0937	280.4372232	17.6348217881	
12	1.041004	.087753	7940	284.7000946	18.4509204948	
13	1.047779	.088399	6			
14	1.048593	.088594	9			
15	1.054259	.088884	5			
16	1.057392	.088815	1			
17	1.061446	.089707	9			
18	1.063483	.089373	4			
19	1.064941	.091381	2			
20	1.068253	.092354	7			
21	1.070176	.092308	5	1.162484	111.439944	183.69
22	1.074137	.092865	4	1.167002	110.282347	180.80

c) En la ventana que aparece se selecciona la variable ConsumoResGWh y se presiona aceptar

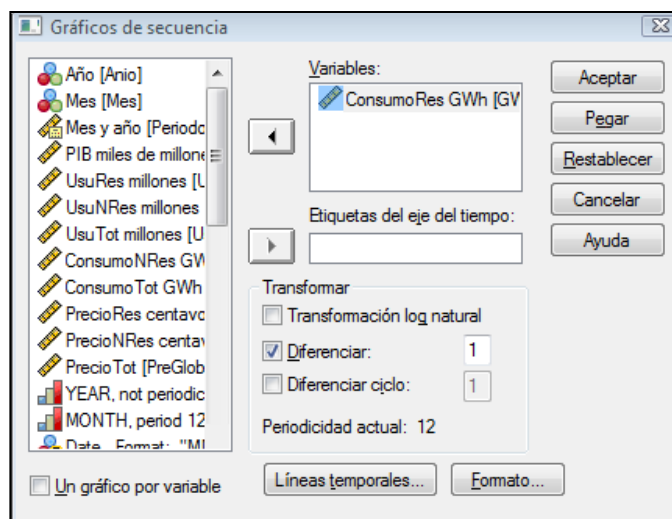


d) Mediante el gráfico de secuencia de la serie se observa que el consumo residencial tiene una tendencia creciente, una variabilidad relativamente estable a lo largo del tiempo, y se observan una serie de picos a intervalos relativamente regulares que indican la posible existencia de un comportamiento estacional.

Consumo de Energía Eléctrica (Residencial)

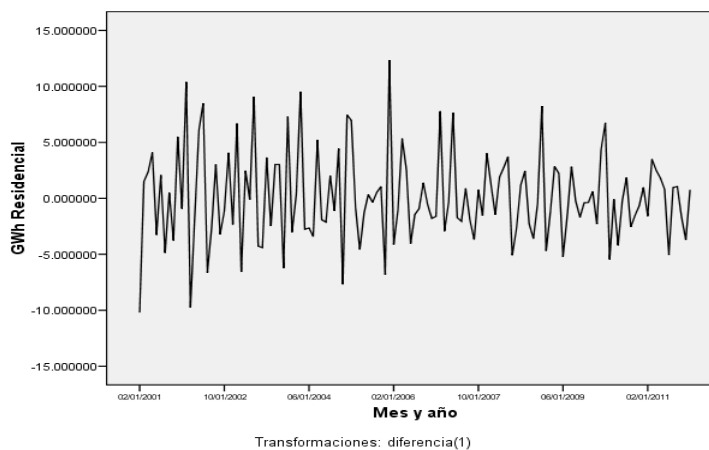


- e) Para proseguir con el análisis se requiere de una serie estacionaria, por lo que a la serie original se le debe aplicar una diferencia regular y verificar si con ello se logra obtener una serie estable; para esto se repiten los pasos indicados en el literal anterior, con la diferencia de que en la sección “Transformar” debe marcarse la opción de “diferenciar”, tal como se muestra a continuación, y luego presionar aceptar.



- f) Respecto a lo indicado en el literal anterior, a continuación se muestra el gráfico de secuencia de la serie diferenciada, verificándose que la serie se ha estabilizado, tiene media cero y la variabilidad continúa siendo aparentemente estable, el posible comportamiento estacional mencionado en el literal anterior, ya no es claro.

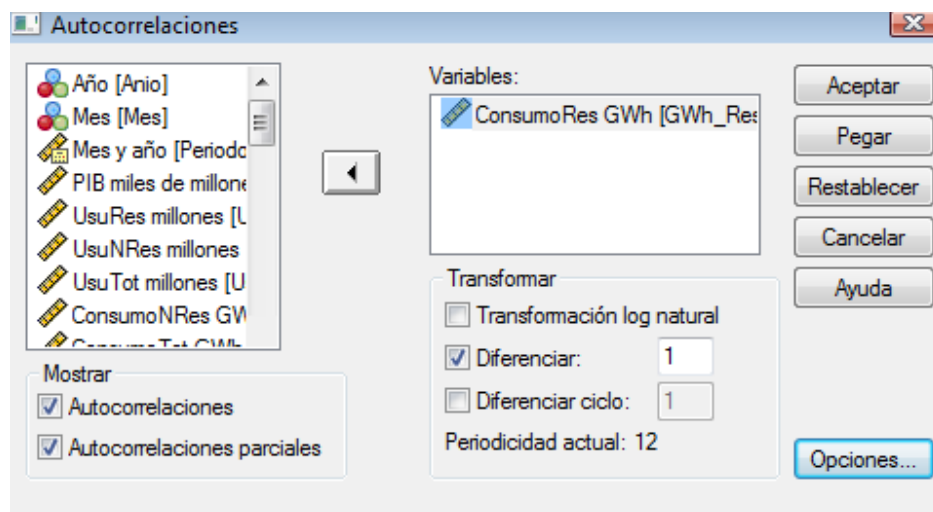
Diferencia Regular de la Serie de Consumo de Energía Eléctrica (Residencial)



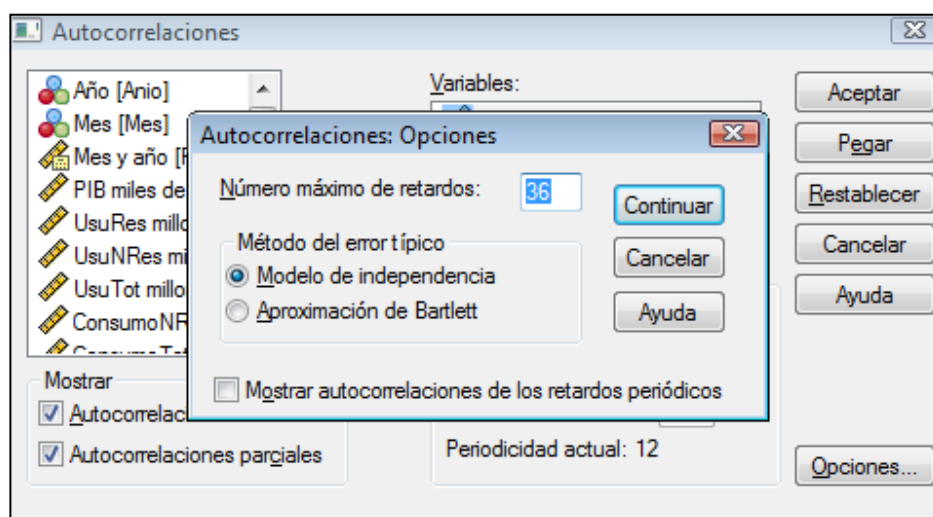
- g) Ahora que se ha conseguido una serie estacionaria, se prosigue con el análisis de las funciones de autocorrelación simple y parcial de la serie diferenciada. Para esto se selecciona la opción Analizar/series temporales/autocorrelaciones.

	Usu_Res	Usu_NRes			
1	1.007949	.085789			
2	1.012922	.086189			
3	1.014318	.086262			
4	1.017363	.086362			
5	1.020506	.086420			
6	1.022635	.086695			
7	1.023905	.085737			
8	1.025134	.085545			
9	1.030651	.086215			
10	1.034219	.087068			
11	1.036912	.087299			
12	1.041004	.087753			
13	1.047779	.088399			
14	1.048593	.088594			
15	1.054259	.088884			
16	1.057392	.088815			
17	1.061446	.089707			
18	1.063483	.089373			
19	1.064941	.091381			
20	1.068253	.092354			
21	1.070176	.092308	1.162484	111.439944	183.69
22	1.074137	.092865	1.167002	110.282347	180.80
23	1.074213	.092835	1.167048	114.352698	181.47

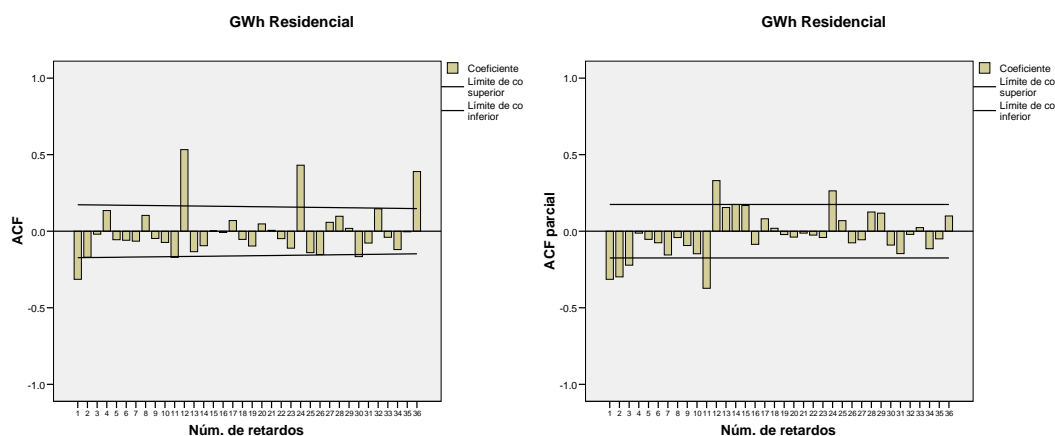
- h) En la ventana que aparece se selecciona la variable ConsumoResGWh, y en la sección “Transformar” se marca la opción “Diferenciar”, y en la sección “Mostrar” se marcan las opciones “Autocorrelaciones” y “Autocorrelaciones parciales”.



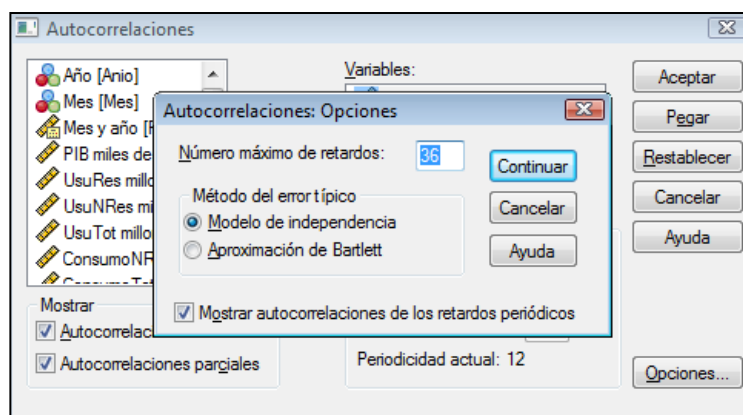
- i) Sin cerrar la ventana indicada en el literal anterior, se selecciona el botón “Opciones” y se incrementa el número máximo de retardos a 36, tal como se muestra a continuación, se presiona continúa, y al regresar a la ventana anterior, se presiona el botón “Aceptar”.



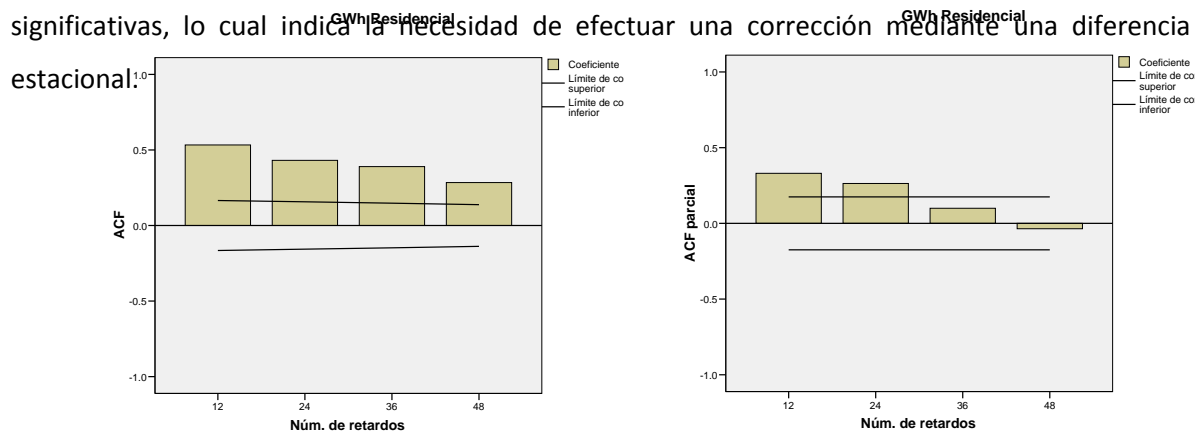
- j) Los gráficos resultantes se presentan a continuación, observándose que en la función de autocorrelación simple (FAS o ACF), solo la primera autocorrelación regular es significativa; mientras que en la función de autocorrelación parcial (FAP o ACF parcial) las primeras tres autocorrelaciones regulares denotan un patrón decreciente; esto sugiere un comportamiento regular de medias móviles de primer orden ARIMA(0,1,1). Por otra parte, también se observan autocorrelaciones significativas en los retardos múltiples de doce, lo cual se analiza en el siguiente literal.



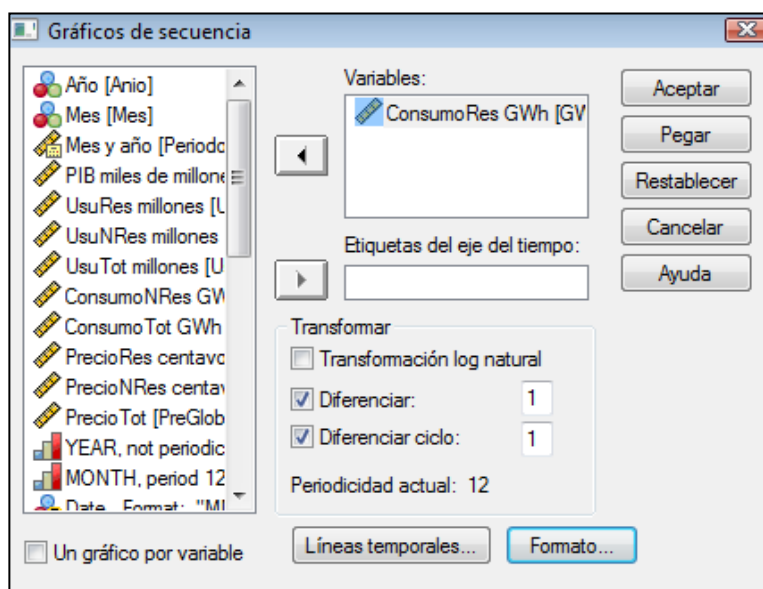
- k) Para analizar de mejor manera los componentes estacionales, se repite el procedimiento indicado en los literales g), h) e i) con la diferencia que en la configuración de las opciones se marca “Mostrar autocorrelaciones para los retardos periódicos”, tal como se muestra a continuación:



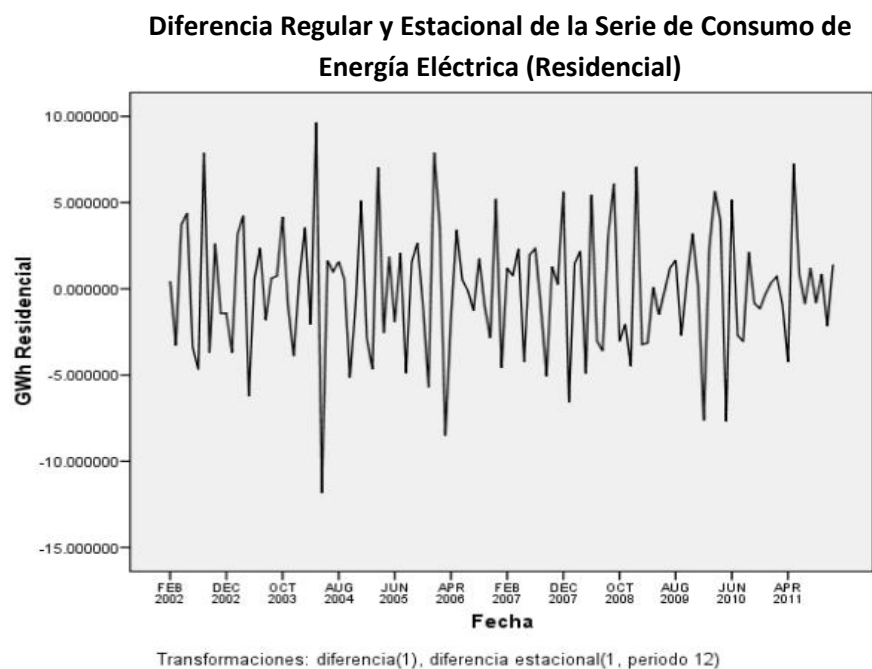
- l) A continuación se presentan los gráficos resultantes de las funciones de autocorrelación simple y parcial únicamente para los retardos múltiples de doce, observándose que en la función de autocorrelación simple se tiene un patrón de comportamiento decreciente de las correlaciones significativas, lo cual indica la necesidad de efectuar una corrección mediante una diferencia estacional.



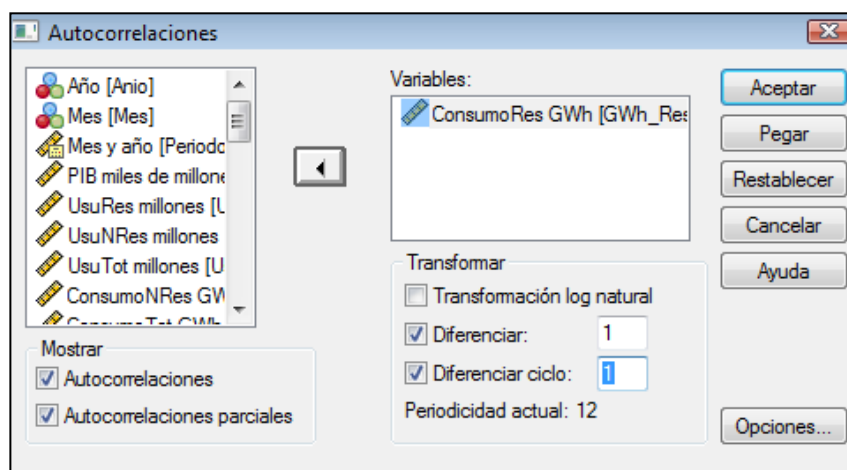
- m) A fin de analizar el modelo con diferencia estacional, se construirán los gráficos de secuencia con ambas diferencias (regular y estacional), para ello, se repiten los pasos indicados en los literales b) y c) con la diferencia de que en la sección "Transformar" se marcan las opciones "Diferenciar" y "Diferenciar ciclo", tal como se muestra a continuación:



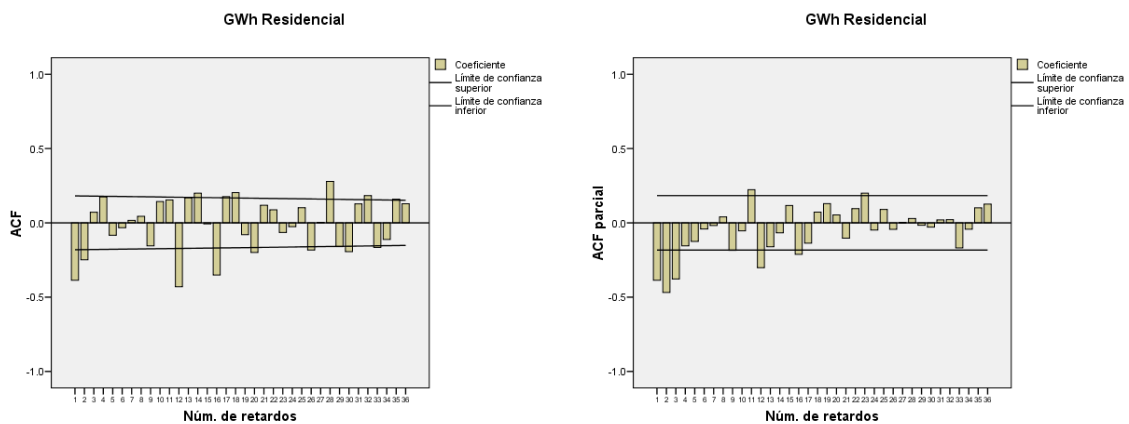
- n) A continuación se presenta el gráfico resultante de secuencia de la serie con diferencia tanto regular como estacional, verificándose que la serie continúa siendo estacionaria, con media cero y variabilidad estable.



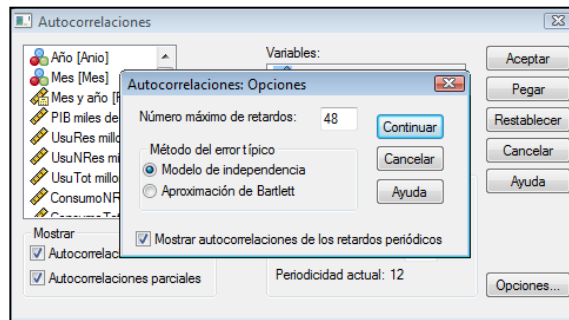
- o) Para analizar las autocorrelaciones de la serie resultante, se repiten los pasos indicados en los literales g), h) e i), con la diferencia que en la sección “Transformar” se marcan las opciones “Diferenciar” y “Diferenciar ciclos”, tal como se indica a continuación:



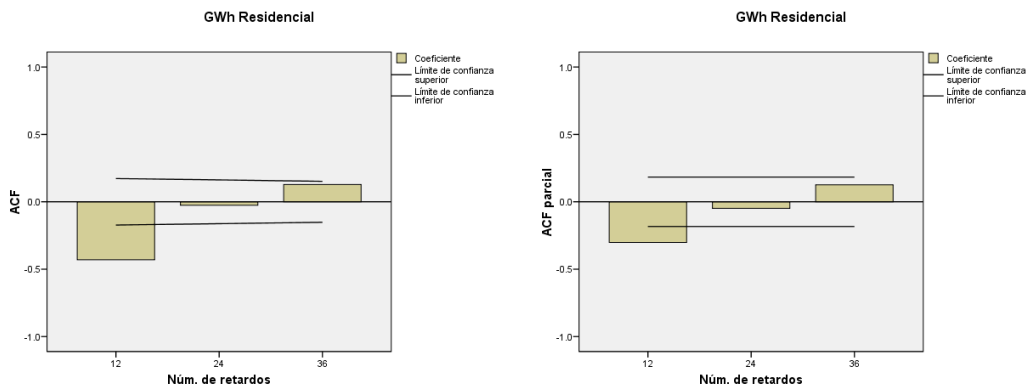
- p) En relación con el literal anterior, a continuación se presentan las funciones de autocorrelación simple y parcial de la serie con diferencia regular y estacional. En la función de autocorrelación simple (FAS o ACF) se observa que las primeras dos autocorrelaciones regulares son significativas y por lo demás no se observa ningún patrón que sugieran la existencia de un proceso autorregresivo; por otra parte, en la función de autocorrelación parcial (ACF parcial o FAP) se observan autocorrelaciones significativas con un patrón de decrecimiento que sugieren un comportamiento de medias móviles, y dado que en la FAS las primeras dos autocorrelaciones son significativas, en la componente regular de los modelos a analizar se deben tomar en cuenta estructuras ARIMA(0,1,1) y ARIMA(0,1,2). El análisis para decidir el componente estacional del modelo ARIMA de la serie analizada se presenta en el siguiente literal.



- q) Para analizar la componente estacional se analizarán las funciones de autocorrelación simple y parcial únicamente de los retardos múltiplos de doce (retardos estacionales), para esto se repiten lo indicado en el literal o, con la diferencia de que en la configuración de las opciones, el número máximo de retardos se incrementa a 48 y se marca la opción "Mostrar autocorrelaciones para los retardos periódicos", tal como se muestra a continuación:

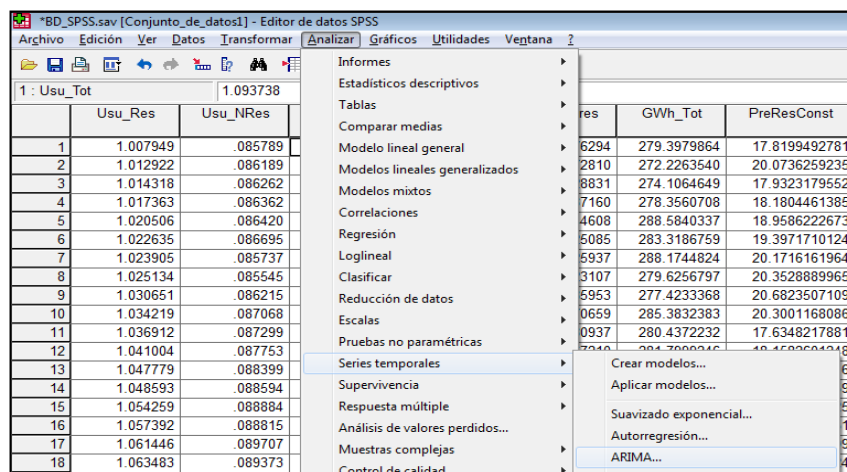


- r) Los gráficos resultantes se presentan a continuación, observándose que ambos gráficos son similares, con la primera autocorrelación significativa, sin evidenciarse para ninguno un patrón que permita identificar un comportamiento estacional autorregresivo o de medias móviles, por tal motivo, se considera que para el comportamiento estacional del consumo residencial, se analizarán ambas posibilidades, es decir, tanto un ARIMA estacional (0,1,1) como un ARIMA estacional (1,1,0).

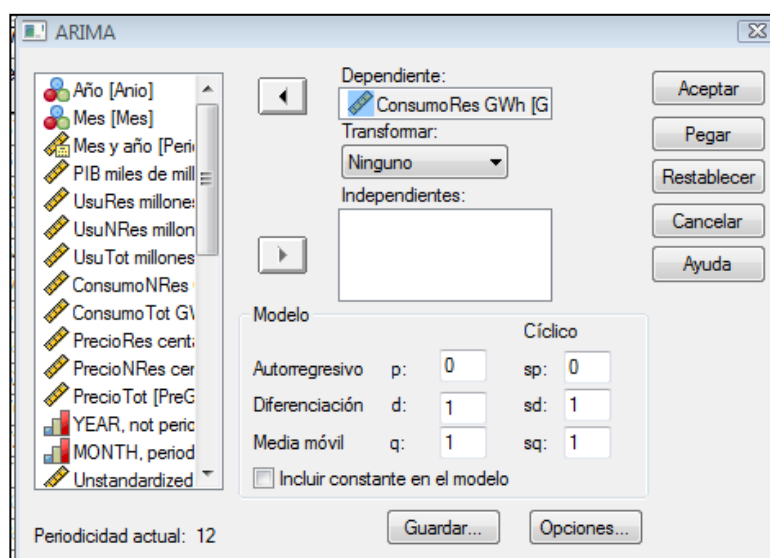


- s) Modelos a analizar: Por lo indicado en los dos últimos literales se considera que los modelos candidatos para describir el comportamiento del consumo residencial son los siguientes:
 $ARIMA(0,1,1)(0,1,1)_{12}$; $ARIMA(0,1,2)(0,1,1)_{12}$; $ARIMA(0,1,1)(1,1,0)_{12}$ y $ARIMA(0,1,2)(1,1,0)_{12}$.

A manera de ejemplo se presentará el método de ajuste mediante SPSS para el modelo $ARIMA(0,1,1)(0,1,1)_{12}$. En primer lugar, de la barra de menú se selecciona la opción Analizar/Series Temporales/ARIMA, tal como se muestra a continuación.



- t) En la ventana que aparece se selecciona la variable ConsumoResGWh como variable dependiente, y en la sección “Modelo” se ingresa la estructura ARIMA a ajustar, en la primera columna, se refiere a la estructura regular y la segunda columna a la estructura estacional, de forma que para el modelo $ARIMA(0,1,1)(0,1,1)_{12}$, la ventana se configura de la manera siguiente:



- u) Al respecto, los principales resultados obtenidos mediante SPSS, para los modelos analizados se resumen a continuación:

Modelo	Significación Parámetros	Suma de cuadrados	AIC	BIC
ARIMA(0,1,1)(0,1,1) ₁₂	significativos	920.997	569.882	575.440
ARIMA(0,1,1)(1,1,0) ₁₂	Significativos	994.771	576.600	582.159
ARIMA(0,1,2)(0,1,1) ₁₂	No significativos	1051.217	571.739	580.076
ARIMA(0,1,2)(1,1,0) ₁₂	No significativos	1004.600	578.421	586.758

Se observa que los parámetros del modelo ARIMA(0,1,1)(0,1,1)₁₂ son significativos, y es el modelo que tiene los menores valores de BIC y AIC, por lo que es el que mejor se ajusta a la serie de consumo de energía residencial, además de ser el que tiene la menor suma de cuadrados residuales. El detalle de los resultados obtenidos mediante SPSS para este modelo se muestra a continuación:

ARIMA (0,1,1)(0,1,1)₁₂

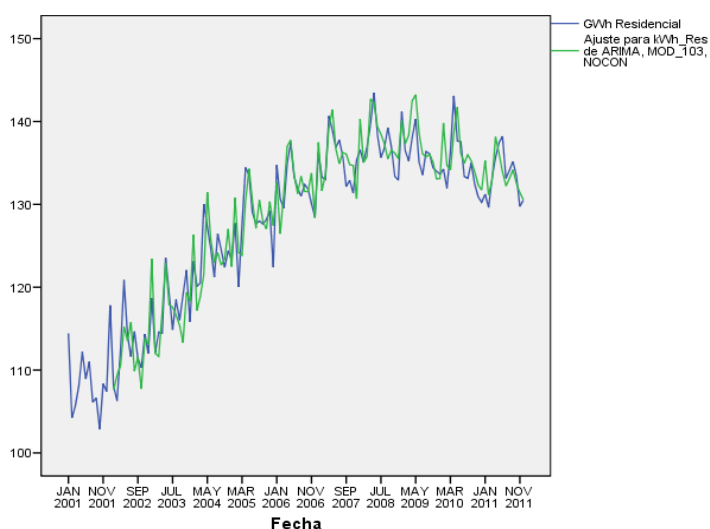
Estimaciones de los parámetros

		Estimaciones	Error típico	t	Sig. aprox.
Retardos no estacionales	MA1	.760	.062	12.261	.000
Retardos estacionales	Seasonal MA1	.553	.093	5.943	.000

Se ha utilizado el algoritmo de Melard para la estimación.

Diagnóstico residual

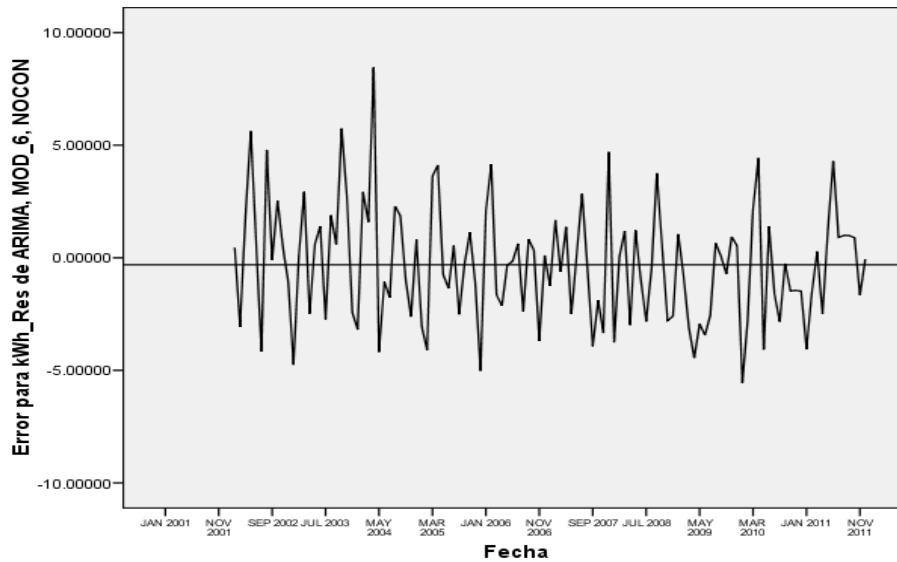
Número de residuos	119
Número de parámetros	2
GL residuales	117
Suma de cuadrados residual corregida	809.303
Suma de cuadrados residual	920.997
Varianza residual	6.616
Error típico del modelo	2.572
Log-verosimilitud	-282.941
Criterio de información de Akaike (AIC)	569.882
Criterio bayesiano de Schwarz (BIC)	575.440



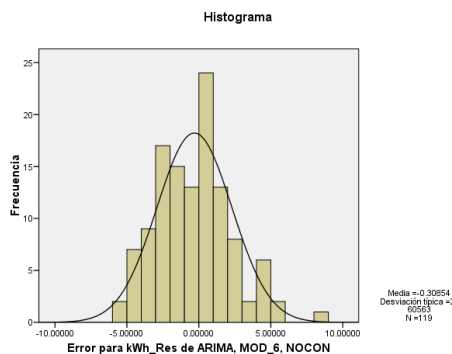
v) Análisis de los residuos: a continuación se presentan los resultados obtenidos por medio del aplicativo SPSS 15.0 respecto al análisis de los residuos para el modelo $ARIMA(0,1,1)(0,1,1)_{12}$.

i.1) Mediante el diagrama de secuencia de los residuos se observa que tienen media cero, además de tener un comportamiento homocedástico.

Gráfico de secuencia de los residuos del modelo con respecto a los valores reales del Consumo de Energía



i.2) Mediante el histograma de los residuos y el contraste de Kolmogorov – Smirnov se verifica que la hipótesis nula, que los residuos tienen una distribución normal, no se rechaza.

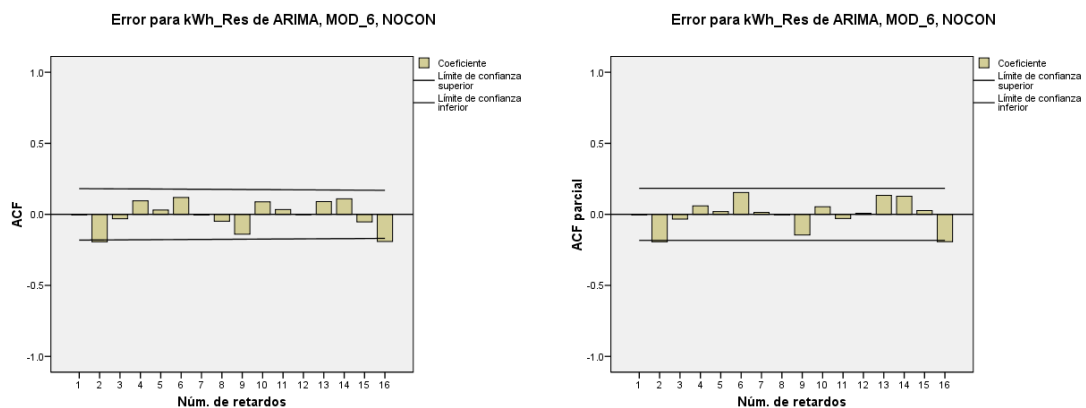


Prueba de Kolmogorov-Smirnov para una muestra

		Error para kWh_Res de ARIMA, MOD_6, NOCON
N		119
Parámetros normales ^{a,b}	Media	-.3085381
	Desviación típica	2.60562609
Diferencias más extremas	Absoluta	.074
	Positiva	.074
	Negativa	-.035
Z de Kolmogorov-Smirnov		.806
Sig. asintót. (bilateral)		.535

- a. La distribución de contraste es la Normal.
- b. Se han calculado a partir de los datos.

- i.3) Mediante los diagramas de las funciones de autocorrelación simple y parcial, y el contraste de Ljung – Box se verifica que la hipótesis nula de incorrelación de los residuos no se rechaza.



Autocorrelaciones

Serie: Error para kWh_Res de ARIMA, MOD_6, NOCON

Retardo	Autocorrelación	Error típico ^a	Estadístico de Box-Ljung		
			Valor	gl	Sig. ^b
1	-.003	.091	.001	1	.977
2	-.193	.090	4.606	2	.100
3	-.031	.090	4.728	3	.193
4	.095	.089	5.855	4	.210
5	.030	.089	5.969	5	.309
6	.119	.089	7.771	6	.255
7	-.004	.088	7.773	7	.353
8	-.048	.088	8.073	8	.426
9	-.140	.087	10.635	9	.302
10	.088	.087	11.654	10	.309
11	.033	.087	11.801	11	.379
12	-.002	.086	11.801	12	.462
13	.090	.086	12.896	13	.456
14	.109	.085	14.531	14	.411
15	-.053	.085	14.917	15	.457
16	-.191	.085	20.042	16	.218

a. El proceso subyacente asumido es la independencia (ruido blanco).

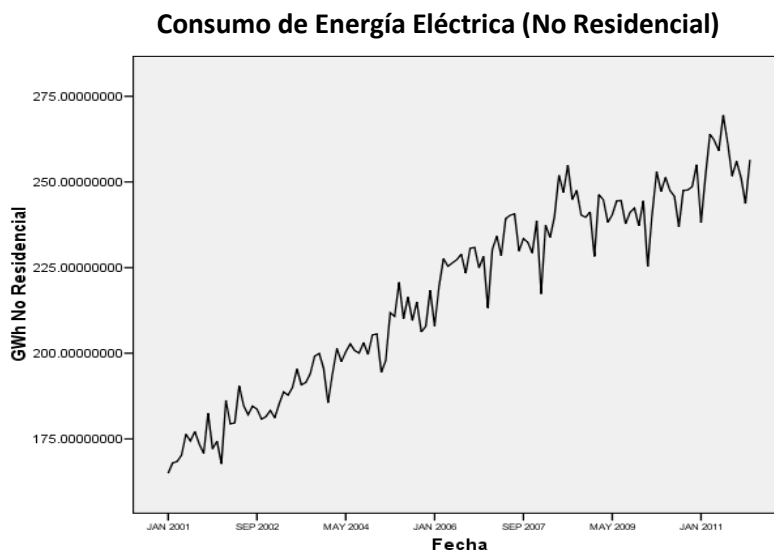
b. Basado en la aproximación chi cuadrado asintótica.

- w) Se concluye que el modelo con estructura $ARIMA(0,1,1)(0,1,1)_{12}$ es adecuado para describir a la demanda eléctrica del sector residencial en El Salvador.

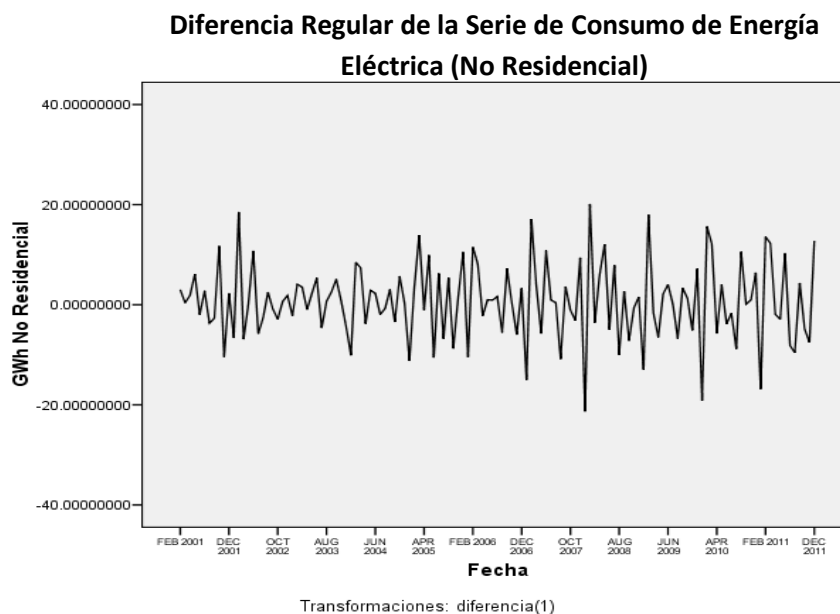
11.2.2 Modelo de la demanda de energía eléctrica del sector no residencial

A continuación se llevará a cabo del ajuste del modelo ARIMA para el consumo de energía eléctrica del sector no residencial (omitiendo los pasos seguidos en SPSS).

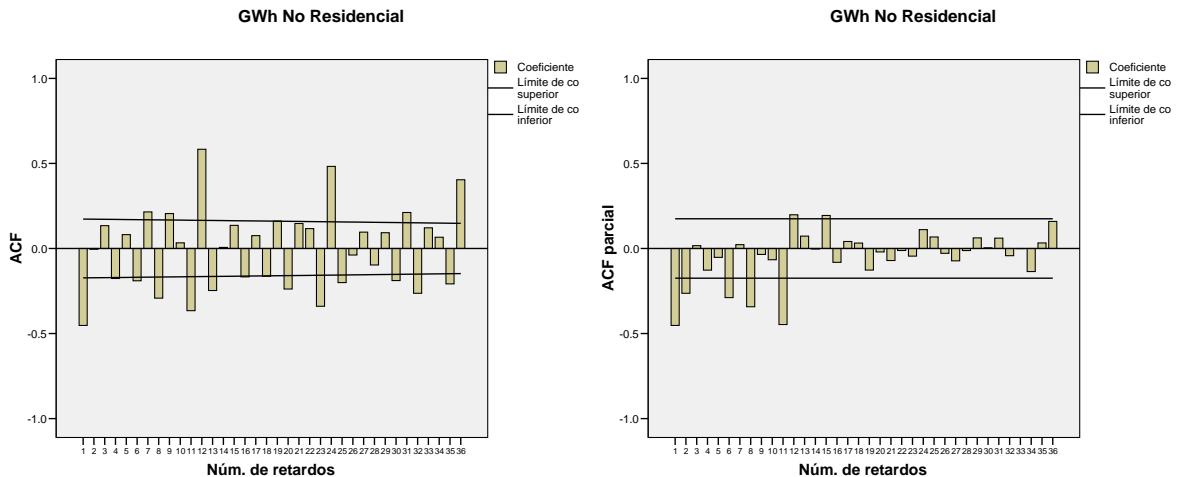
- a) Mediante el gráfico de secuencia de la serie se observa que el consumo no residencial tiene una tendencia creciente, una variabilidad relativamente estable a lo largo del tiempo, y se observan una serie de picos a intervalos relativamente regulares que sugieren la posible existencia de un comportamiento estacional.



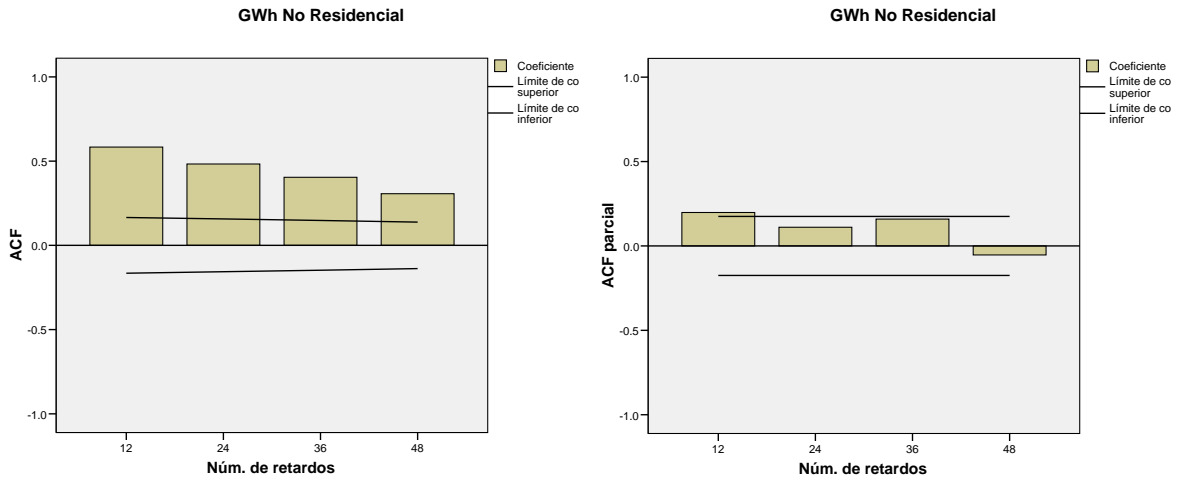
- b) Para proseguir con el análisis se requiere de una serie estacionaria, por lo que a la serie original se le debe aplicar una diferencia regular y verificar si con ello se logra obtener una serie estable; al respecto, se muestra el gráfico de secuencia de la serie diferenciada, verificándose que la serie se ha estabilizado, tiene media cero y la variabilidad continúa siendo aparentemente estable, el posible comportamiento estacional mencionado en el literal anterior, ya no es claro.



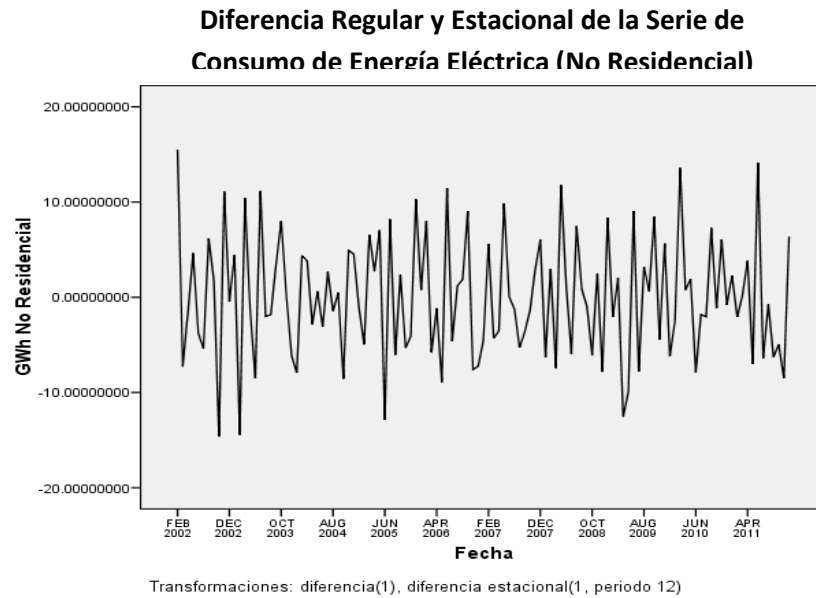
- c) Ahora que se ha conseguido una serie estacionaria, se prosigue con el análisis de las funciones de autocorrelación simple y parcial de la serie diferenciada; al respecto, se observa que en la función de autocorrelación simple (FAS o ACF), solo la primera autocorrelación regular es significativa; mientras que en la función de autocorrelación parcial (FAP o ACF parcial) las primeras cinco autocorrelaciones regulares denotan un patrón decreciente. Esto sugiere un comportamiento regular de medias móviles de primer orden ARIMA(0,1,1). Por otra parte, también se observan autocorrelaciones significativas en los retardos múltiplos de doce, lo cual se analiza en el siguiente literal.



- d) A continuación se presentan los gráficos de las funciones de autocorrelación simple y parcial únicamente para los retardos múltiplos de doce, observándose que en la función de autocorrelación simple existe un patrón de comportamiento decreciente de correlaciones significativas, lo cual indica la necesidad de efectuar una corrección mediante una diferencia estacional.

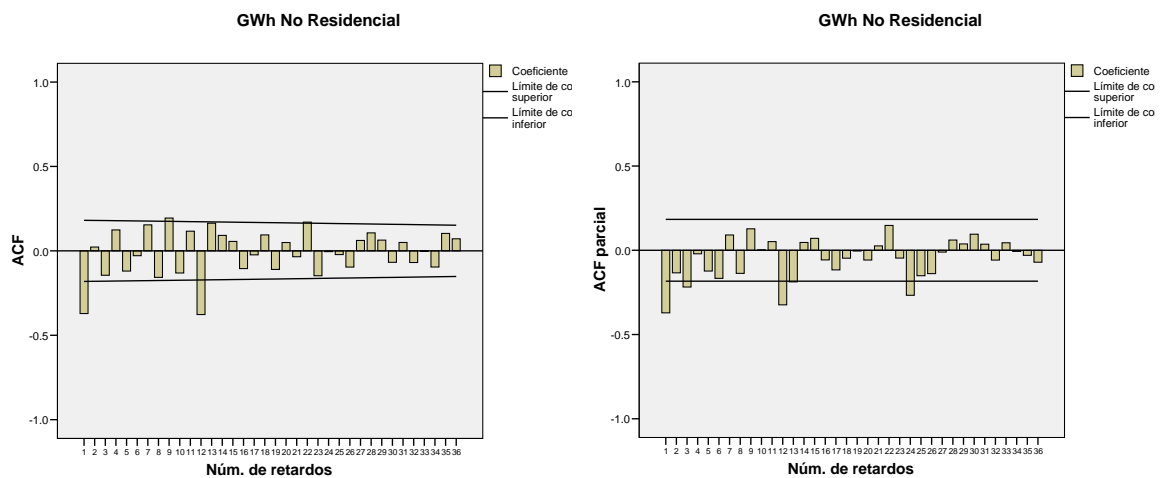


e) A fin de analizar el modelo con diferencia estacional, a continuación se presenta el gráfico de secuencia de la serie con diferencia tanto regular como estacional, verificándose que la serie continúa siendo estacionaria, con media cero y variabilidad estable.

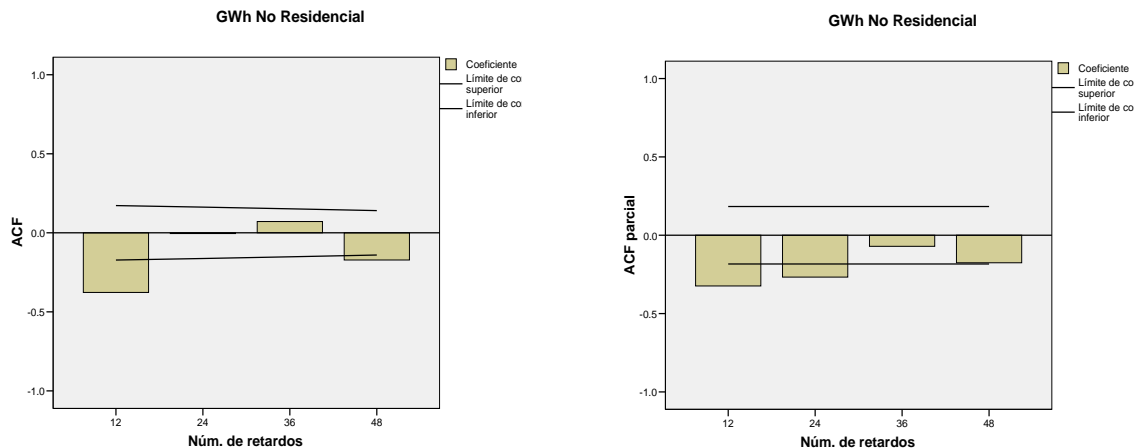


f) A continuación se presentan las funciones de autocorrelación simple y parcial de la serie con diferencia regular y estacional. En la función de autocorrelación simple (FAS o ACF) se observa que la primera autocorrelación es significativa, después de la cual no se observa ningún patrón de

autocorrelaciones que sugiera la existencia de un proceso autorregresivo; por otra parte, en la función de autocorrelación parcial (FAP o ACF parcial) se observa que la primera y tercera autocorrelaciones son significativas, y que las primeras cinco autocorrelaciones tienen un comportamiento que podría relacionarse con un decrecimiento; por ende, con un comportamiento de medias móviles, dado que en la FAS solo la primera autocorrelación es significativa; en la componente regular de los modelos a analizar se tomará en cuenta la estructura ARIMA(0,1,1). El análisis para decidir el componente estacional del modelo ARIMA de la serie analizada se presenta en el siguiente literal.



Para analizar la componente estacional se analizarán las funciones de autocorrelacion simple y parcial únicamente de los retardos múltiples de doce (retardos estacionales), observándose que en la función de autocorrelación simple solo la primera autocorrelación es significativa, mientras que en las función de autocorrelación parcial se observa un patrón decreciente de las primeras tres autocorrelaciones, lo cual sugiere un modelo estacional de media móvil de primer orden, por tal motivo, para este caso corresponde una estructura ARIMA estacional (0,1,1).



- g) Modelos a analizar: Por lo indicado en los dos últimos literales se considera que el modelo candidato para describir el comportamiento del consumo no residencial es el ARIMA(0,1,1)(0,1,1)₁₂; que coincide con la estructura del modelo ARIMA que mejor describe la demanda del sector residencial; además, para efectos comparativos, también se ha considerado el análisis del modelo ARIMA (1,1,0)(0,1,1)₁₂ y los modelos sobreajustados ARIMA(0,1,2)(0,1,1)₁₂ y ARIMA(1,1,1)(0,1,1)₁₂.

Al respecto, los principales resultados obtenidos mediante SPSS se resumen a continuación:

Modelo	Significación Parámetros	Suma de cuadrados	AIC	BIC
ARIMA(0,1,1)(0,1,1) ₁₂	significativos	3158.356	724.094	729.652
ARIMA(1,1,0)(0,1,1) ₁₂	Significativos	3309.773	732.549	738.107
ARIMA(0,1,2)(0,1,1) ₁₂	No significativos	3184.444	725.712	734.050
ARIMA(1,1,1)(0,1,1) ₁₂	No Significativos	3182.552	725.516	733.853

Se observa que los parámetros del modelo ARIMA(0,1,1)(0,1,1)₁₂ son significativos, y es el modelo que tiene los menores valores de BIC y AIC, convirtiéndose en el que mejor se ajusta a la serie de consumo de energía no residencial; además de ser el que tiene la menor suma de cuadrados residuales. El detalle de los resultados obtenidos mediante SPSS para este modelo se muestra a continuación:

ARIMA (0,1,1)(0,1,1)₁₂

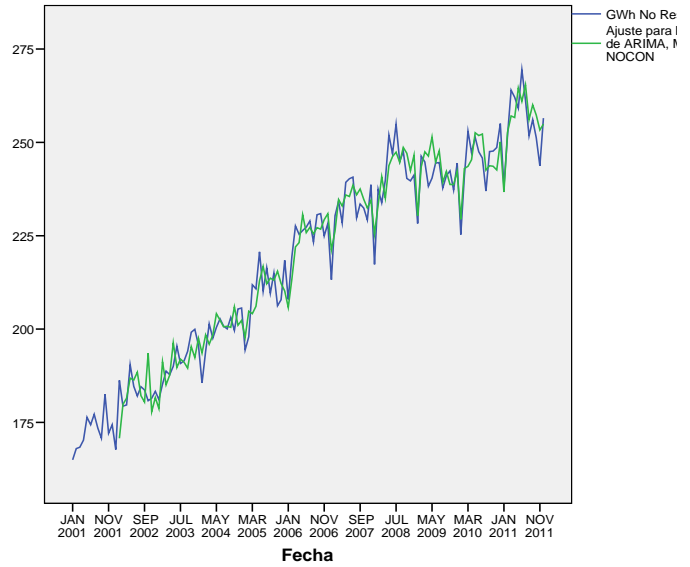
Estimaciones de los parámetros

		Estimaciones	Error típico	t	Sig. aprox.
Retardos no estacionales	MA1	.592	.075	7.918	.000
Retardosestacionales	Seasonal MA1	.685	.094	7.288	.000

Se ha utilizado el algoritmo de Melard para la estimación.

Diagnóstico residual

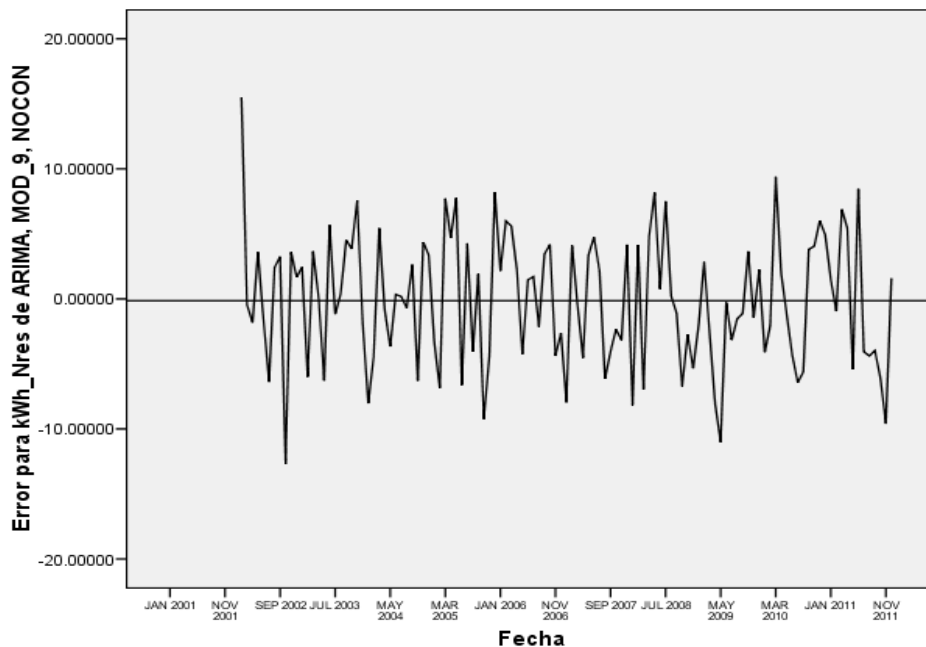
Número de residuos	119
Número de parámetros	2
GL residuales	117
Suma de cuadrados residual corregida	2954.715
Suma de cuadrados residual	3158.356
Varianza residual	23.605
Error típico del modelo	4.859
Log-verosimilitud	-360.047
Criterio de información de Akaike (AIC)	724.094
Criterio bayesiano de Schwarz (BIC)	729.652



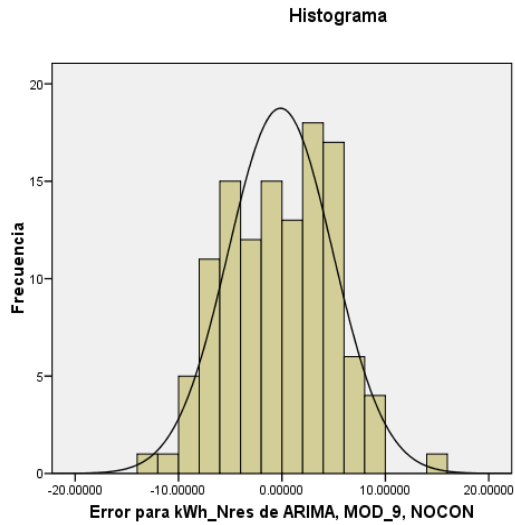
h) Análisis de los residuos: a continuación se presentan los resultados obtenidos por medio del aplicativo SPSS 15.0 respecto al análisis de los residuos para el modelo $ARIMA(0,1,1)(0,1,1)_{12}$.

i.1) Mediante el diagrama de secuencia de los residuos se observa que tienen media cero, además de tener un comportamiento homocedástico.

Gráfico de secuencia de los residuos del modelo con respecto a los valores reales del Consumo de Energía



i.2) Mediante el histograma de los residuos y el contraste de Kolmogorov – Smirnov se verifica que la hipótesis nula, que los residuos tienen una distribución normal, no se rechaza.



Media = -0,13925
Desviación típica = 5,06375
N = 119

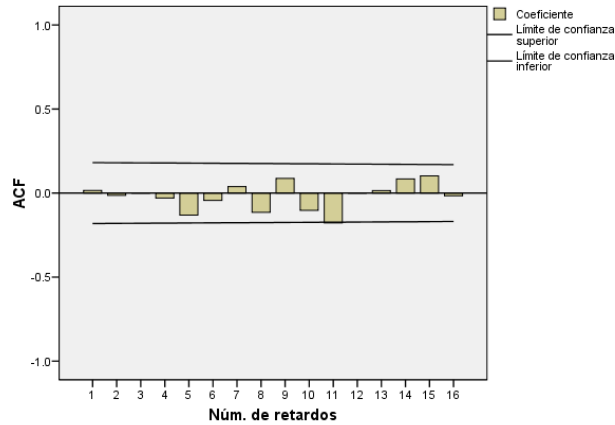
Prueba de Kolmogorov-Smirnov para una muestra

		Error para kWh_Nres de ARIMA, MOD_9, NOCON
N		119
Parámetros normales a,b	Media	-.1392453
	Desviación típica	5.06375201
Diferencias más extremas	Absoluta	.069
	Positiva	.061
	Negativa	-.069
Z de Kolmogorov-Smirnov		.753
Sig. asintót. (bilateral)		.621

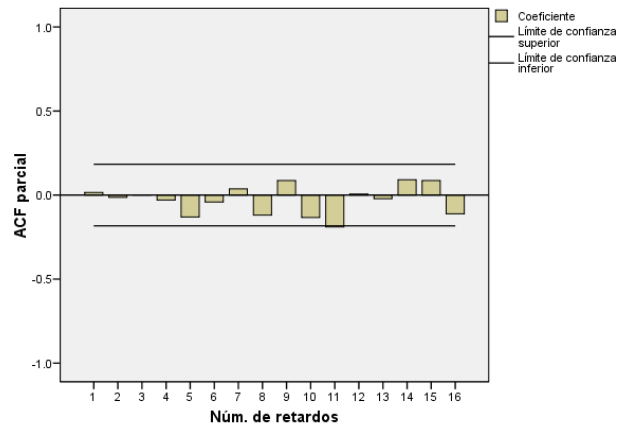
- a. La distribución de contraste es la Normal.
- b. Se han calculado a partir de los datos.

i.3) Mediante los diagramas de las funciones de autocorrelación simple y parcial, y el contraste de Ljung – Box se verifica que la hipótesis nula, incorrelación de los residuos, no se rechaza.

Error para kWh_Nres de ARIMA, MOD_9, NOCON



Error para kWh_Nres de ARIMA, MOD_9, NOCON



Autocorrelaciones

Serie: Error para kWh Nres de ARIMA, MOD_9, NOCON

Retardo	Autocorrelación	Error típico ^a	Estadístico de Box-Ljung		
			Valor	gl	Sig. ^b
1	.016	.091	.030	1	.862
2	-.013	.090	.052	2	.974
3	.001	.090	.052	3	.997
4	-.029	.089	.160	4	.997
5	-.131	.089	2.335	5	.801
6	-.044	.089	2.579	6	.859
7	.039	.088	2.772	7	.905
8	-.115	.088	4.474	8	.812
9	.087	.087	5.474	9	.791
10	-.103	.087	6.866	10	.738
11	-.178	.087	11.083	11	.436
12	.001	.086	11.083	12	.522
13	.015	.086	11.113	13	.601
14	.084	.085	12.081	14	.600
15	.102	.085	13.519	15	.562
16	-.016	.085	13.554	16	.632

a. El proceso subyacente asumido es la independencia (ruido blanco).

b. Basado en la aproximación chi cuadrado asintótica.

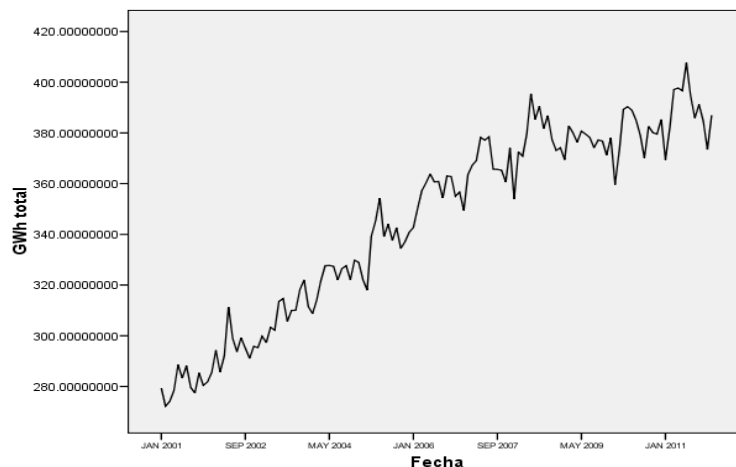
- i) Se concluye que el modelo con estructura $ARIMA(0,1,1)(0,1,1)_{12}$ es adecuado para describir a la demanda eléctrica del sector no residencial en El Salvador.

11.2.3 Modelo de la demanda nacional de energía eléctrica

A continuación se llevará a cabo el ajuste del modelo ARIMA para el consumo nacional de energía eléctrica, es decir, la demanda conjunta de los sectores residencial y no residencial.

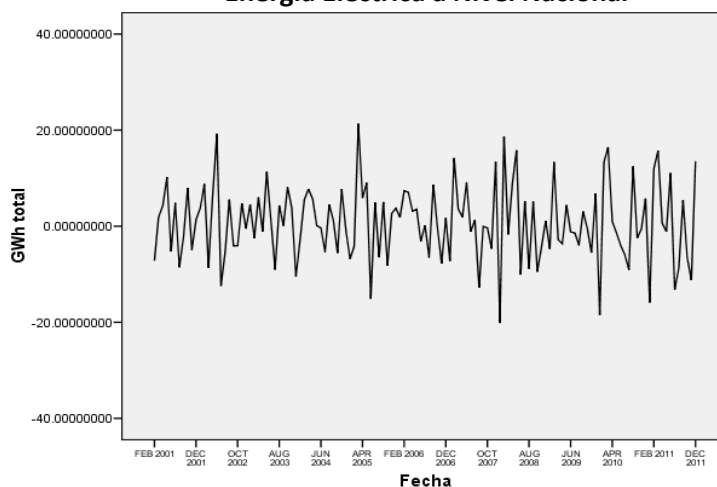
- a) Mediante el gráfico de secuencia de la serie se observa que el consumo nacional tiene una tendencia creciente, una variabilidad relativamente estable a lo largo del tiempo, y se observan una serie de picos a intervalos relativamente regulares que sugieren la posible existencia de un comportamiento estacional.

Consumo de Energía Eléctrica a Nivel Nacional



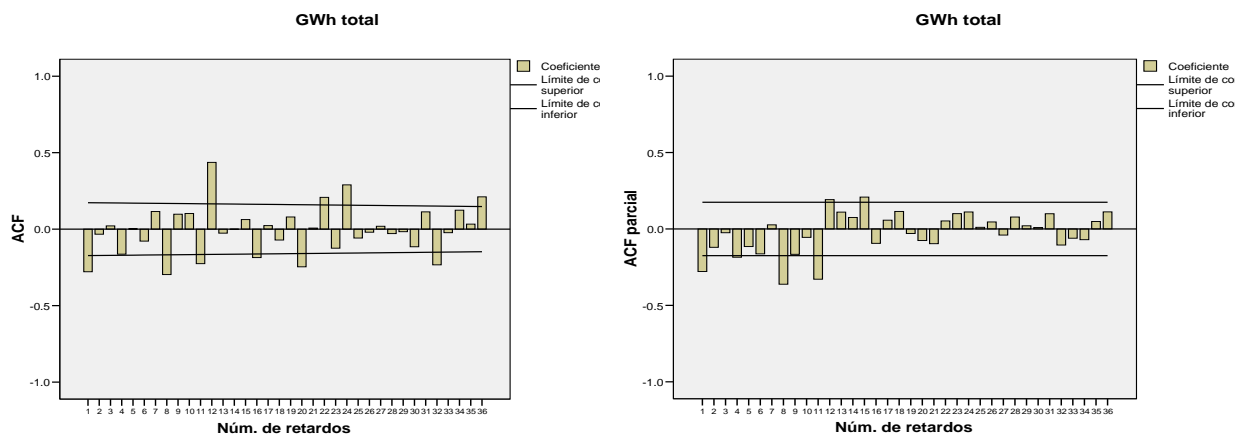
- b) Para proseguir con el análisis se requiere de una serie estacionaria, por lo que a la serie original se le debe aplicar una diferencia regular y verificar si con ello se logra obtener una serie estable; al respecto, se muestra el gráfico de secuencia de la serie diferenciada, verificándose que la serie se ha estabilizado, tiene media cero y la variabilidad sigue aparentemente estable. El posible comportamiento estacional mencionado en el literal anterior, ya no es claro.

Diferencia Regular de la Serie de Consumo de Energía Eléctrica a Nivel Nacional

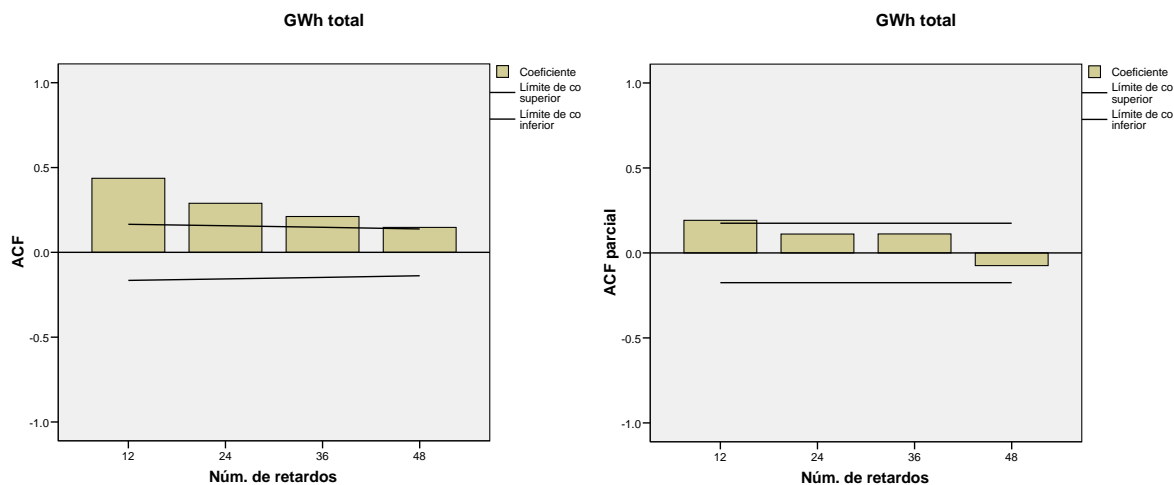


Transformaciones: diferencia(1)

- c) Ahora que se ha conseguido una serie estacionaria, se prosigue con el análisis de las funciones de autocorrelación simple y parcial de la serie diferenciada; al respecto, se observa que en la función de autocorrelación simple (FAS o ACF), la primera autocorrelación regular es significativa; después de lo cual no observa ningún patrón que sugiera un comportamiento autorregresivo. Por otra parte, en la función de autocorrelación parcial (FAP o ACF parcial) también se observa que la primera autocorrelación es significativa y se continúa a través de una serie de cinco autocorrelaciones adicionales, que aunque no tienen un patrón claramente decreciente, parecen sugerir un comportamiento regular de medias móviles. Por otra parte, también se observan autocorrelaciones significativas en los retardos múltiples de doce, lo cual se analiza en el siguiente literal.

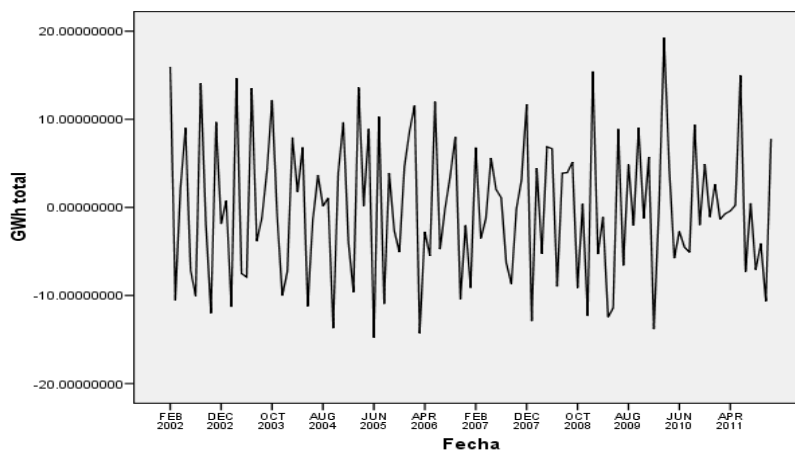


- d) A continuación se presentan los gráficos de las funciones de autocorrelación simple y parcial, únicamente para los retardos múltiples de doce, observándose que en la función de autocorrelación simple existe un patrón de comportamiento decreciente de correlaciones significativas, lo cual indica la necesidad de efectuar una corrección mediante una diferencia estacional.



- e) A fin de analizar el modelo con diferencia estacional, se presenta el gráfico de secuencia de la serie, con diferencia tanto regular como estacional, verificándose que la serie continúa siendo estacionaria, con media cero y variabilidad estable.

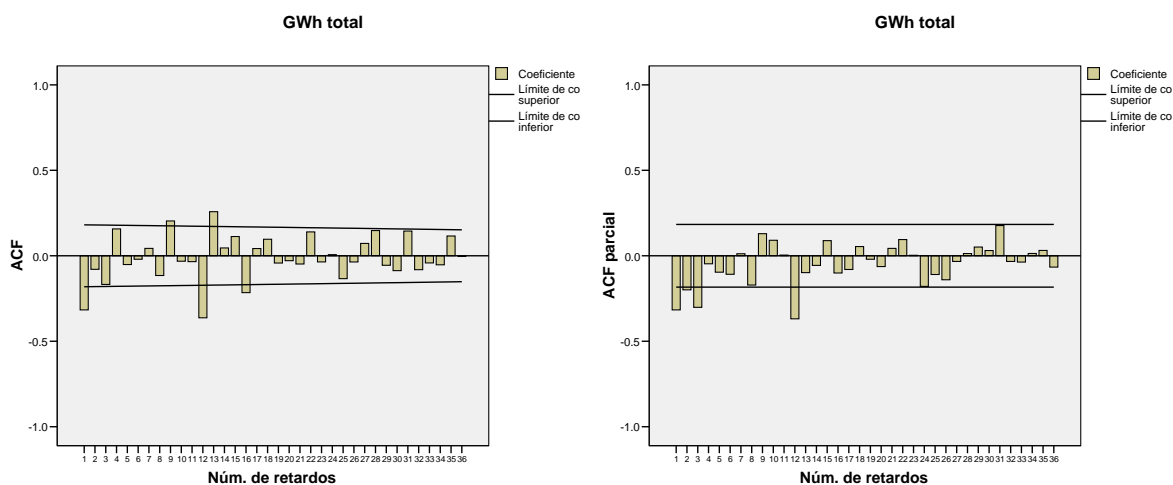
Diferencia Regular y Estacional de la Serie de Consumo de Energía Eléctrica a Nivel Nacional



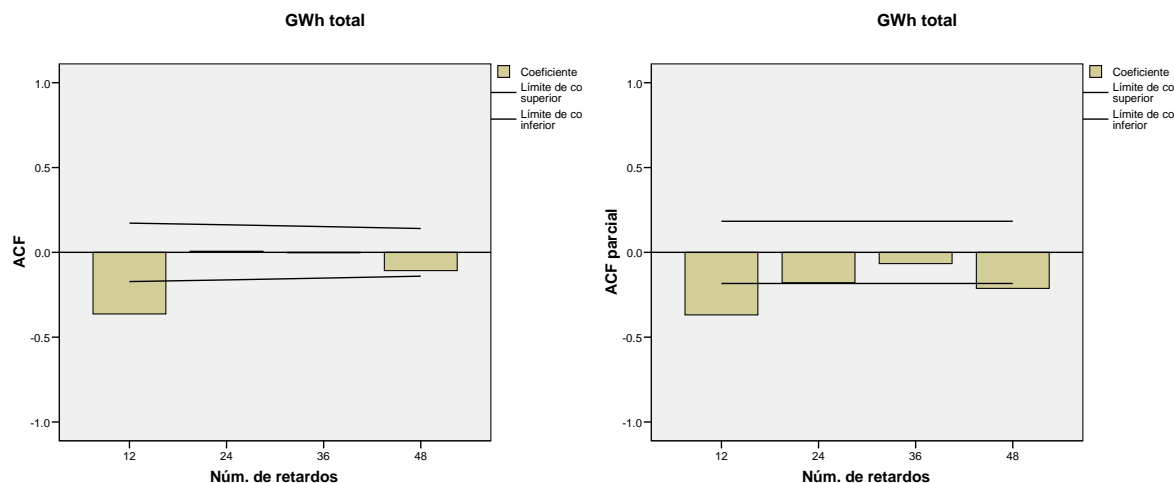
Transformaciones: diferencia(1), diferencia estacional(1, periodo 12)

- f) A continuación se presentan las funciones de autocorrelación simple y parcial de la serie con diferencia regular y estacional. En la función de autocorrelación simple (FAS o ACF) se observa que la primera autocorrelación es significativa y las cinco correlaciones que le siguen, aunque no forman un patrón decreciente claro. No se considera que sea factible descartar una componente

autorregresiva; por otra parte, en la función de autocorrelación parcial (FAP o ACF parcial) se observa que la primera y tercera autocorrelaciones son significativas, y luego al igual que en el análisis de la FAS, las primeras seis autocorrelaciones tienen un comportamiento que, aunque no denota un claro patrón decreciente, tampoco se considera que sea factible descartar la posibilidad de una componente de media móvil. Finalmente, el análisis referente al componente estacional del modelo ARIMA de la serie analizada se presenta en el siguiente literal.



- g) Para analizar la componente estacional se analizarán las funciones de autocorrelación simple y parcial únicamente de los retardos múltiples de doce (retardos estacionales); observándose que en la función de autocorrelación simple solo la primera autocorrelación es significativa, mientras que en la función de autocorrelación parcial se observa un patrón decreciente de las primeras tres autocorrelaciones, lo cual sugiere un modelo estacional de media móvil de primer orden, por tal motivo, para este caso corresponde una estructura ARIMA estacional $(0,1,1)_{12}$.



h) Modelos a analizar: Por lo indicado en los dos últimos literales, se considera que los modelos candidatos para describir el comportamiento del consumo nacional son el $ARIMA(0,1,1)(0,1,1)_{12}$, y el $ARIMA(1,1,0)(0,1,1)_{12}$, además, para efectos comparativos, también se consideró el análisis de los modelos sobreajustados $ARIMA(0,1,2)(0,1,1)_{12}$, $ARIMA(2,1,0)(0,1,1)_{12}$ y $ARIMA(1,1,1)(0,1,1)_{12}$.

Al continuación, se resumen los principales resultados obtenidos mediante SPSS:

Modelo	Significación Parámetros	Suma de cuadrados	AIC	BIC
$ARIMA(0,1,1)(0,1,1)_{12}$	significativos	5188.069	780.479	786.038
$ARIMA(1,1,0)(0,1,1)_{12}$	Significativos	5470.651	793.936	799.494
$ARIMA(0,1,2)(0,1,1)_{12}$	No significativos	4978.221	780.265	788.603
$ARIMA(2,1,0)(0,1,1)_{12}$	significativos	5203.834	788.753	797.090
$ARIMA(1,1,1)(0,1,1)_{12}$	No significativos	4936.862	780.219	788.557

Se observa que los parámetros del modelo $ARIMA(0,1,1)(0,1,1)_{12}$ son significativos, y es el modelo con variables significativas que tiene los menores valores de BIC y AIC por lo cual es el que mejor se ajusta a la serie de consumo de energía a nivel nacional; además es el modelo con variables significativas con la menor suma de cuadrados residuales. El detalle de los resultados obtenidos mediante SPSS para este modelo se muestra a continuación:

ARIMA (0,1,1)(0,1,1)₁₂

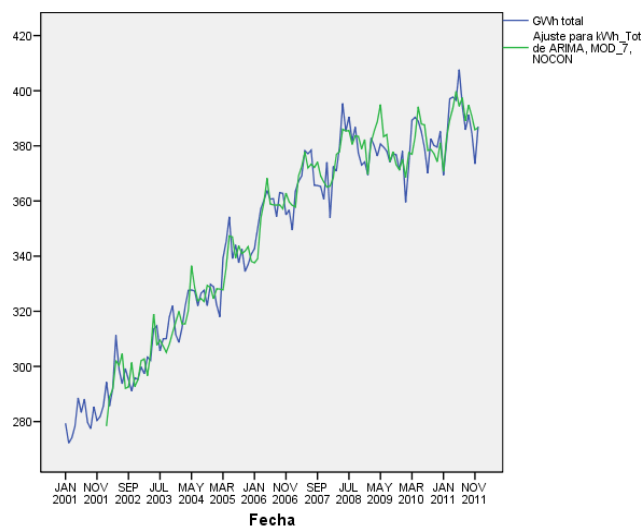
Estimaciones de los parámetros

		Estimaciones	Error típico	t	Sig. aprox.
Retardos no estacionales	MA1	.635	.072	8.801	.000
Retardosestacionales	Seasonal MA1	.613	.092	6.643	.000

Se ha utilizado el algoritmo de Melard para la estimación.

Diagnóstico residual

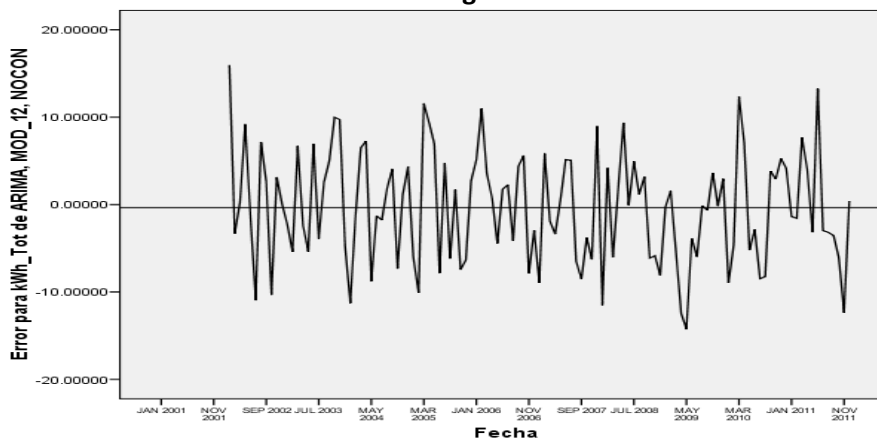
Número de residuos	119
Número de parámetros	2
GL residuales	117
Suma de cuadrados residual corregida	4748.878
Suma de cuadrados residual	5188.069
Varianza residual	38.535
Error típico del modelo	6.208
Log-verosimilitud	-388.240
Criterio de información de Akaike (AIC)	780.479
Criterio bayesiano de Schwarz (BIC)	786.038



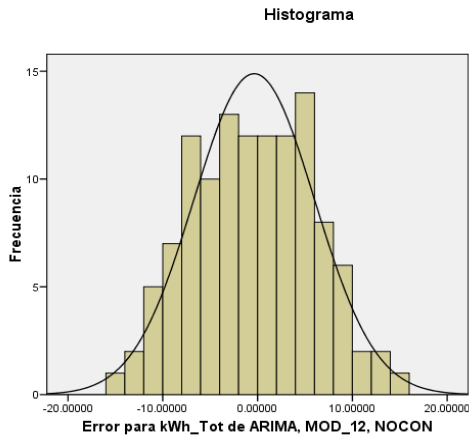
i) Análisis de los residuos: a continuación se presentan los resultados obtenidos por medio del aplicativo SPSS 15.0 respecto al análisis de los residuos para el modelo ARIMA(0,1,1)(0,1,1)₁₂.

i.1) Mediante el diagrama de secuencia de los residuos se observa que tienen media cero además de tener un comportamiento homocedástico.

Gráfico de secuencia de los residuos del modelo contra los valores reales de Consumo de Energía Eléctrica a Nivel Nacional



i.2) Mediante el histograma de los residuos y el contraste de Kolmogorov – Smirnov se verifica que la hipótesis nula, que los residuos tienen una distribución normal, no se rechaza.

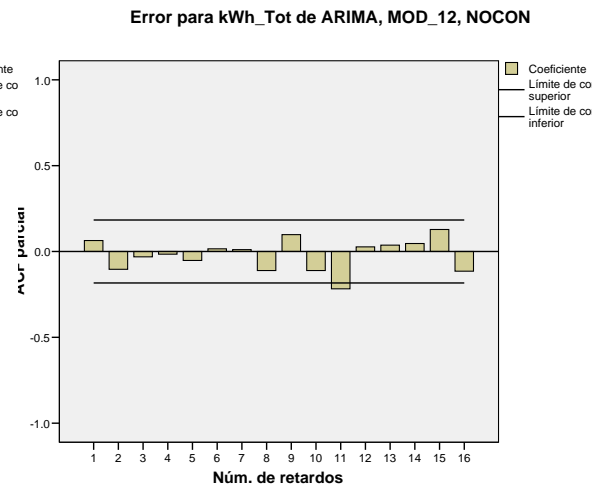
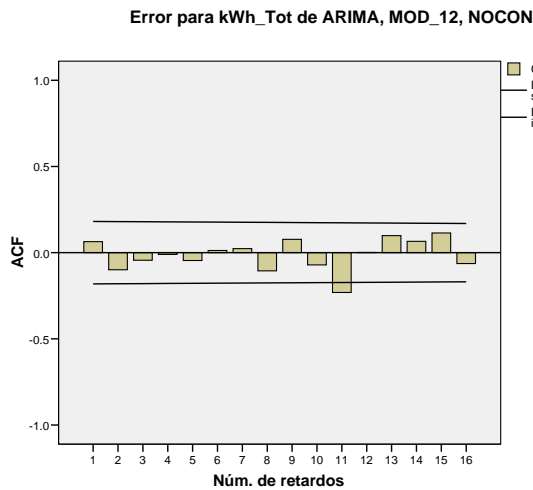


Prueba de Kolmogorov-Smirnov para una muestra

		Error para kWh_Tot de ARIMA, MOD_12, NOCON
N		119
Parámetros normales ^{a,b}	Media	-.3572328
	Desviación típica	6.37764591
Diferencias más extremas	Absoluta	.055
	Positiva	.055
	Negativa	-.048
Z de Kolmogorov-Smirnov		.602
Sig. asintót. (bilateral)		.862

- a. La distribución de contraste es la Normal.
- b. Se han calculado a partir de los datos.

i.3) Mediante los diagramas de las funciones de autocorrelación simple y parcial, y el contraste de Ljung – Box se verifica que la hipótesis nula de incorrelación de los residuos no se rechaza.



Autocorrelaciones

Serie: Error para kWh Tot de ARIMA, MOD_12, NOCON

Retardo	Autocorrelación	Error típico ^a	Estadístico de Box-Ljung		
			Valor	gl	Sig. ^b
1	.064	.091	.497	1	.481
2	-.099	.090	1.709	2	.426
3	-.044	.090	1.950	3	.583
4	-.010	.089	1.964	4	.742
5	-.046	.089	2.226	5	.817
6	.013	.089	2.247	6	.896
7	.023	.088	2.317	7	.940
8	-.105	.088	3.758	8	.878
9	-.077	.087	4.539	9	.873
10	-.071	.087	5.208	10	.877
11	-.231	.087	12.320	11	.340
12	.001	.086	12.320	12	.420
13	.099	.086	13.651	13	.399
14	.066	.085	14.241	14	.432
15	.114	.085	16.050	15	.379
16	-.063	.085	16.610	16	.411

a. El proceso subyacente asumido es la independencia (ruido blanco).

b. Basado en la aproximación chi cuadrado asintótica.

- j) Se concluye que el modelo con estructura $ARIMA(0,1,1)(0,1,1)_{12}$ es adecuado para describir a la demanda eléctrica del sector residencial en El Salvador.

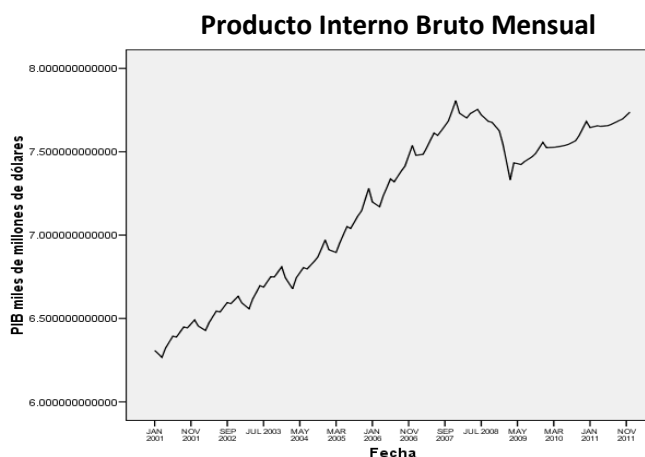
En lugar de construir un modelo ARIMA por medio de la serie de consumo total, se tiene la alternativa de considerar los modelos del sector residencial y no residencial como componentes del modelo del consumo nacional; al respecto, mediante la comparación de la suma de los cuadrados residuales de ambos modelos, puede verificarse que el modelo de componentes residencial y no residencial ofrece un mejor ajuste (una menor suma de cuadrados residuales).

11.3. Ajuste de regresión dinámica entre series estacionarias

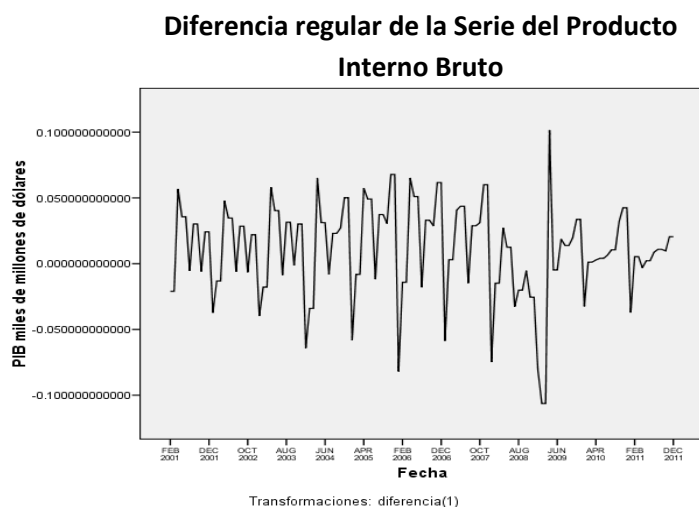
El ajuste de este modelo requiere que las series sean estacionarias y que se haya identificado el modelo ARIMA que mejor las describe. En ese sentido, tomando en cuenta que las series de la demanda ya fueron analizadas, se analizarán las series de PIB y cantidad de usuarios a fin de ajustarles el modelo ARIMA que corresponda.

A continuación se presenta el análisis para modelar al PIB mediante una estructura ARIMA:

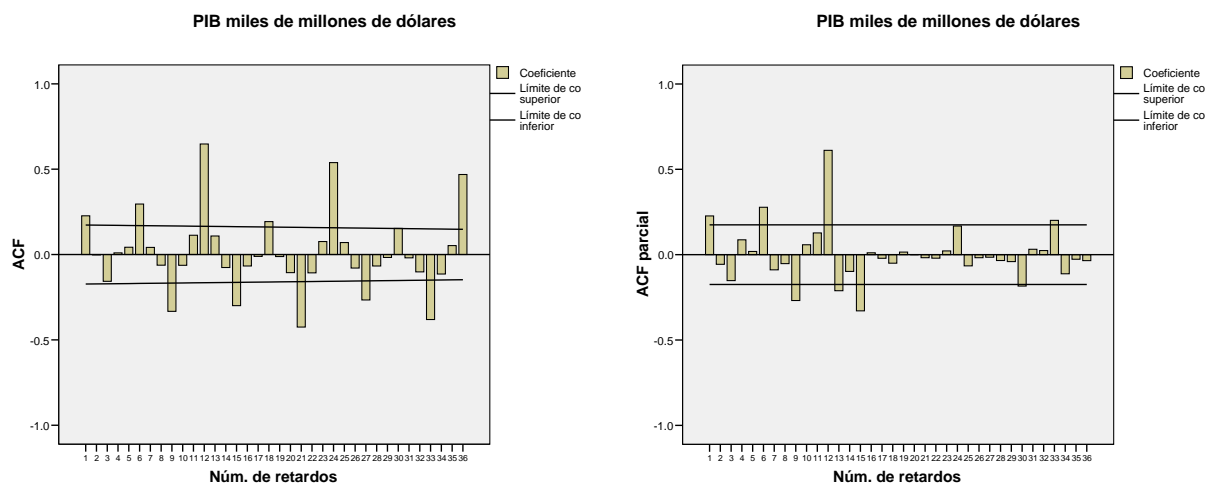
- a) El gráfico de secuencia de la serie mensual del PIB es el siguiente:



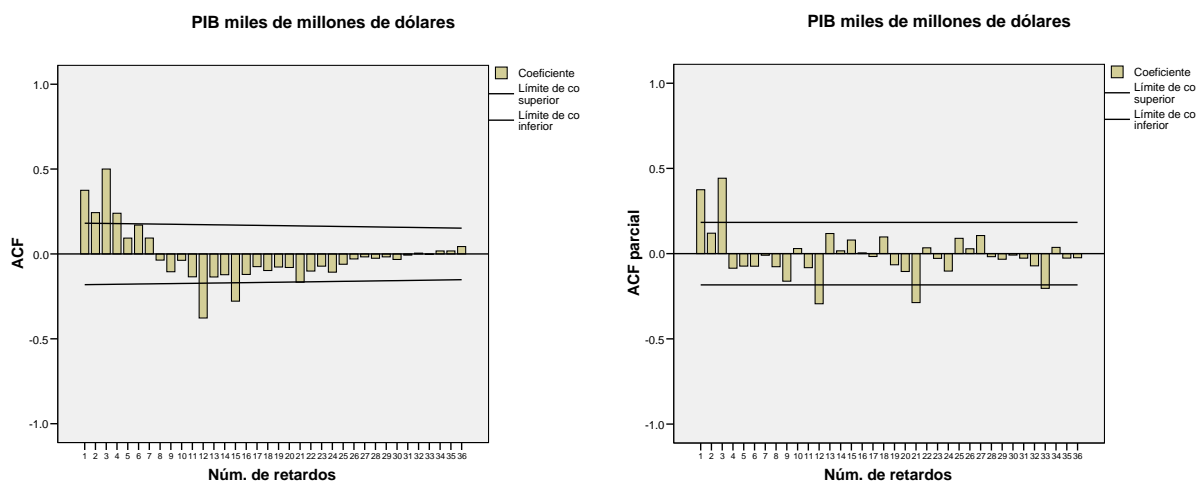
- b) Para estabilizar la serie se aplicará una diferencia regular, el gráfico de secuencia obtenido se muestra a continuación:



- c) Las funciones de autocorrelación simple y parcial de la serie diferenciada se presenta a continuación, observándose que en la componente estacional hay un patrón de autocorrelaciones decrecientes que denotan la necesidad de una diferencia estacional.



- d) Las funciones de autocorrelación simple y parcial de la serie con diferencia regular y estacional se presenta a continuación, observándose que en la FAS hay un patrón de autocorrelaciones que denota la existencia de un proceso autorregresivo, mientras que en la FAP no se observa ningún patrón que denote la existencia de un proceso de medias móviles, además, considerando que la primera y tercera autocorrelación de la FAP son significativas, se retoma que el proceso autorregresivo regular podría ser de segundo o tercer orden. En lo referente a la componente estacional se observa que en la FAS solo la primera autocorrelación múltiplo de 12 es significativa, mientras que en la FAP estacional se observa un patrón decreciente que denota un comportamiento de media móvil estacional de primer orden.



- e) Por lo expresado en el literal anterior, los modelos a analizar son el $ARIMA(1,1,0)(0,1,1)_{12}$, $ARIMA(2,1,0)(0,1,1)_{12}$ y el $ARIMA(3,1,0)(0,1,1)_{12}$, cuyos principales resultados se presentan a continuación:

Modelo	Significación Parámetros	Suma de cuadrados	AIC	BIC
$ARIMA(1,1,0)(0,1,1)_{12}$	significativos	0.072	-546.072	-540.514
$ARIMA(2,1,0)(0,1,1)_{12}$	No significativos	0.071	-545.771	-537.433
$ARIMA(3,1,0)(0,1,1)_{12}$	No significativos	0.059	-561.333	-550.216

De los datos de la tabla anterior se observa que solamente el primer modelo resulta con parámetros significativos, los principales resultados relacionados se presentan a continuación:

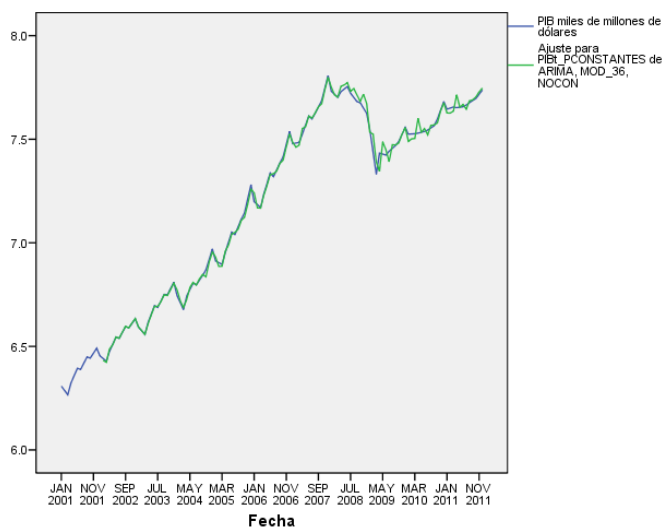
Estimaciones de los parámetros

		Estimaciones	Error típico	t	Sig. aprox.
Retardos no estacionales	AR1	.369	.082	4.482	.000
Retardos estacionales	Seasonal MA1	.762	.099	7.738	.000

Se ha utilizado el algoritmo de Melard para la estimación.

Diagnóstico residual

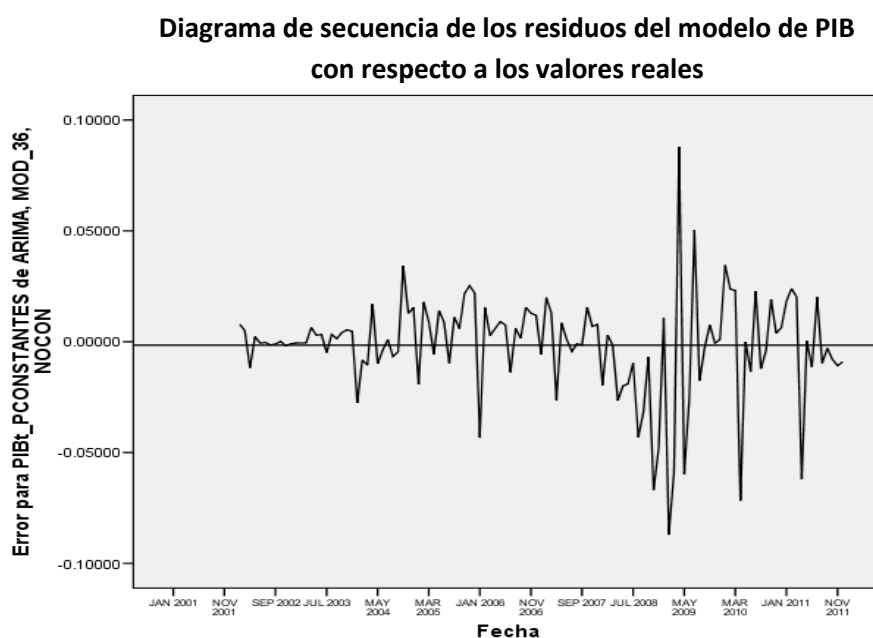
Número de residuos	119
Número de parámetros	2
GL residuales	117
Suma de cuadrados residual corregida	.068
Suma de cuadrados residual	.072
Varianza residual	.001
Error típico del modelo	.023
Log-verosimilitud	275.036
Criterio de información de Akaike (AIC)	-546.072
Criterio bayesiano de Schwarz (BIC)	-540.514



- f) Mediante el análisis de los residuos se observa que en el diagrama de secuencia de los errores no se visualiza un comportamiento homocedástico, por el contrario, en los primeros periodos el margen de error es pequeño, pero se va incrementando con el paso del tiempo; luego, mediante el histograma de la distribución de los residuos y la prueba de Kolmogorov-Smirnov se rechaza la hipótesis de comportamiento normal de los residuos, y mediante el contraste Ljung – Box se rechaza la independencia de incorrelación de los residuos.

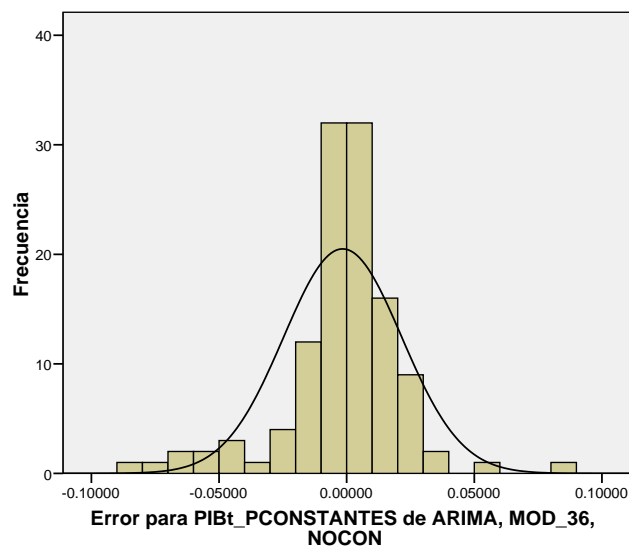
En conclusión, a pesar del ajuste casi perfecto del modelo ARIMA a la curva real del PIB, no se considera que el modelo sea el adecuado. El origen de este problema seguramente se ubica en lo mencionado en la sección 8.5, donde los valores mensuales se obtienen de manera determinística a partir de dos valores trimestrales consecutivos, lo cual distorsiona el comportamiento estocástico real del PIB.

- f.1) El diagrama de secuencia de los residuos denota un comportamiento heterocedástico



- f.2) Mediante el histograma de la distribución de los residuos y la prueba de Kolmogorv – Smirnov se verifica que debe rechazarse la hipótesis nula de que el comportamiento de los residuos es normal.

Histograma



Prueba de Kolmogorov-Smirnov para una muestra

		Error para PIBt_PCONSTANTES de ARIMA, MOD_70, NOCON
N		119
Parámetros normales ^{a,b}	Media	-.0015632
	Desviación típica	.02315921
Diferencias más extremas	Absoluta	.148
	Positiva	.093
	Negativa	-.148
Z de Kolmogorov-Smirnov		1.614
Sig. asintót. (bilateral)		.011

a. La distribución de contraste es la Normal.

b. Se han calculado a partir de los datos.

f.3) Mediante el contraste de Ljung – Box se rechaza la hipótesis de incorrelación de los residuos para todos los retardos superiores a 2.

Autocorrelaciones

Serie: Error para PIBt_PCONSTANTES de ARIMA, MOD_36, NOCON

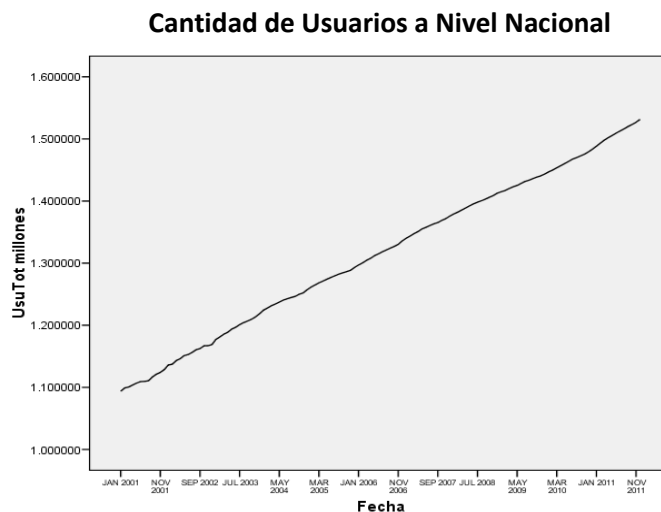
Retardo	Autocorrelación	Error típico ^a	Estadístico de Box-Ljung		
			Valor	gl	Sig. ^b
1	-.045	.091	.245	1	.620
2	-.033	.090	.376	2	.828
3	.355	.090	16.062	3	.001
4	.062	.089	16.538	4	.002
5	-.039	.089	16.734	5	.005
6	.267	.089	25.837	6	.000
7	.044	.088	26.088	7	.000
8	-.015	.088	26.119	8	.001
9	-.003	.087	26.120	9	.002
10	.030	.087	26.238	10	.003
11	-.027	.087	26.337	11	.006
12	.046	.086	26.626	12	.009
13	.007	.086	26.632	13	.014
14	-.002	.085	26.633	14	.021
15	-.118	.085	28.550	15	.018
16	.015	.085	28.581	16	.027

a. El proceso subyacente asumido es la independencia (ruido blanco).

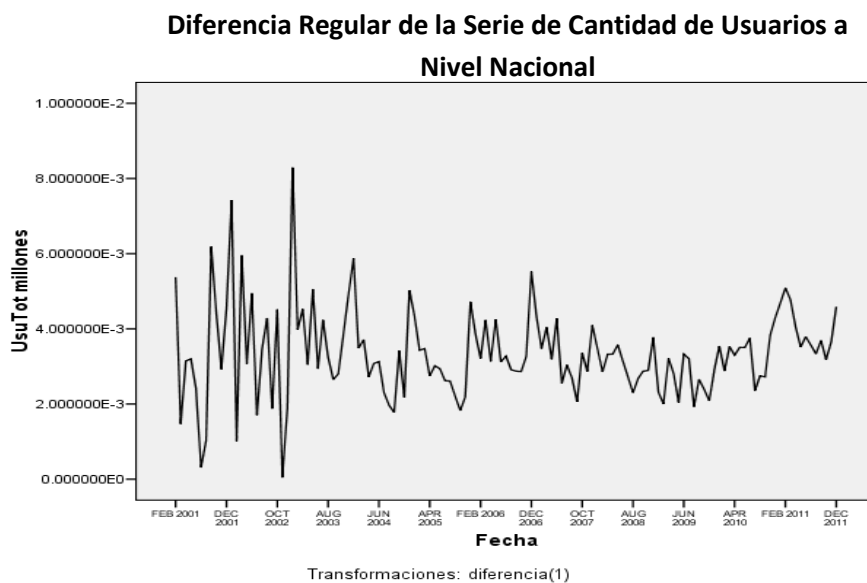
b. Basado en la aproximación chi cuadrado asintótica.

A continuación se presenta el análisis para modelar la cantidad mensual de usuarios a nivel nacional mediante una estructura ARIMA:

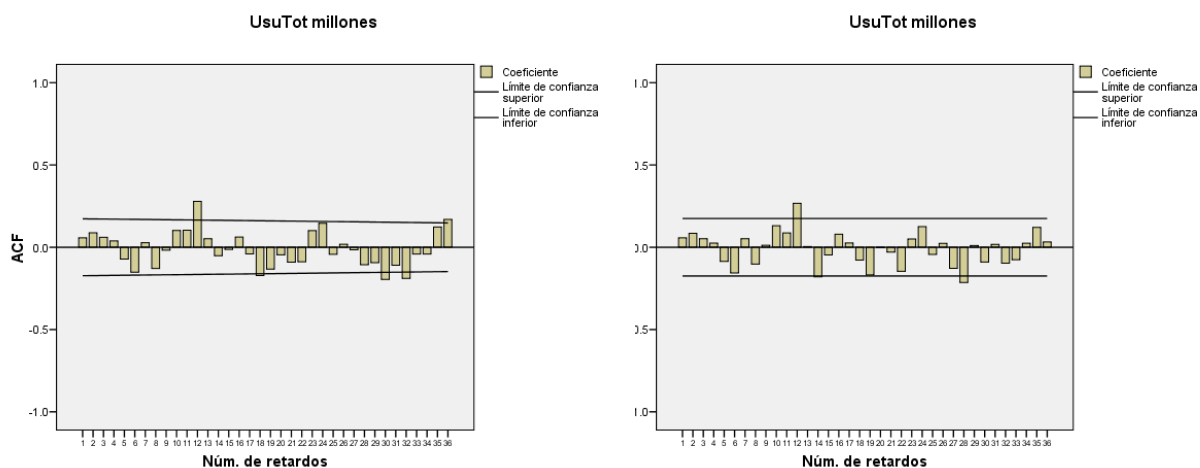
- a) El gráfico de secuencia de la serie mensual de la cantidad total de clientes a nivel nacional es el siguiente:



- b) Para estabilizar la serie se aplicará una diferencia regular; el gráfico de secuencia obtenido se muestra a continuación, observándose que la media no está en cero, por lo que se requiere de una constante en el modelo:



- c) Las funciones de autocorrelación simple y parcial de la serie diferenciada se presenta a continuación, observándose que en la componente regular no se observa ningún patrón que sugiera algún comportamiento autorregresivo o de media móvil regular; por otra parte, en cuanto a la componente estacional se observa que tanto en la FAS como en la FAP, la primera autocorrelación múltiplo de doce es significativa, sin que después de ello se observe un patrón que claramente denote un comportamiento autorregresivo o de media móvil estacional, por lo que se considera que deben analizarse ambas posibilidades.



- d) Por lo expresado en el literal anterior, los modelos a analizar son el $ARIMA(0,1,0)(0,1,0)_{12}$, el $ARIMA(0,1,0)(0,0,1)_{12}$, $ARIMA(0,1,0)(1,0,0)_{12}$, y el $ARIMA(0,1,0)(1,0,1)_{12}$, cuyos principales resultados se presentan a continuación:

Modelo	Significación Parámetros	Suma de cuadrados	AIC	BIC
$ARIMA(0,1,0)(0,0,1)_{12}$	Significativos	0.000	-1401.543	-1395.793
$ARIMA(0,1,0)(1,0,0)_{12}$	Significativos	0.000	-1403.257	-1397.506
$ARIMA(0,1,0)(1,0,1)_{12}$	No significativos	0.000	-1403.734	-1395.108

De los datos de la tabla anterior se observa que para todos los casos la suma de cuadrados residuales es mínima, cercana a cero; sin embargo, el modelo $ARIMA(0,1,0)(1,0,0)_{12}$ cuenta con parámetros significativos y cuenta con los menores valores de AIC y BIC, por lo que es el que mejor

se ajusta al comportamiento de la cantidad de usuarios mensuales, los principales resultados relacionados se presentan a continuación:

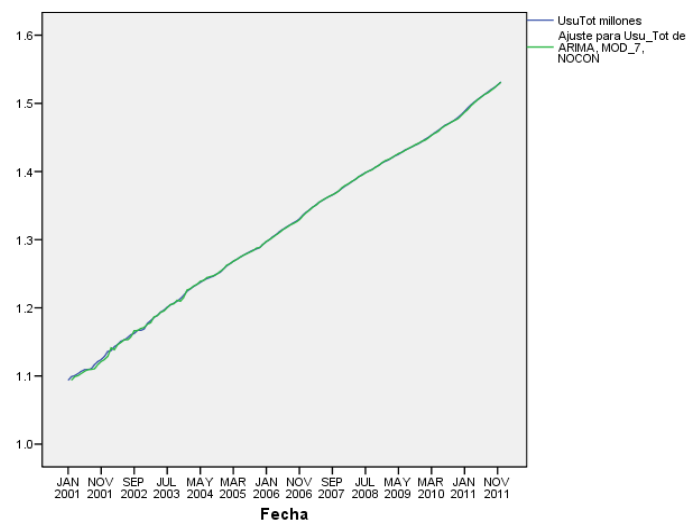
Estimaciones de los parámetros

	Estimaciones	Error típico	t	Sig. aprox.
Retardos estacionales Seasonal AR1	.365	.083	4.410	.000
Constante	.003	.000	22.947	.000

Se ha utilizado el algoritmo de Melard para la estimación.

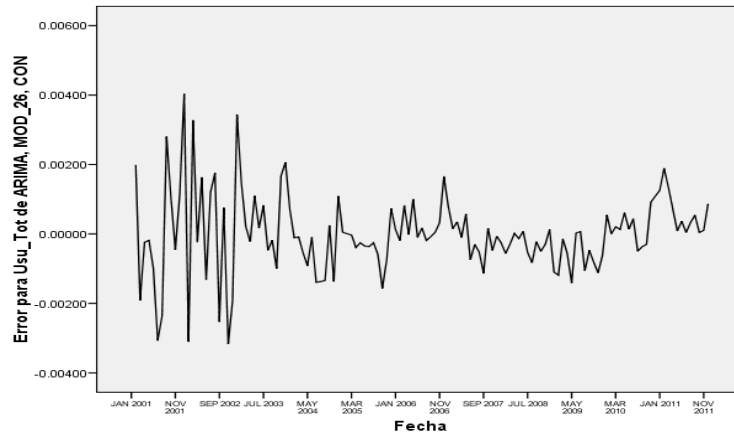
Diagnóstico residual

Número de residuos	131
Número de parámetros	1
GL residuales	129
Suma de cuadrados residual corregida	.000
Suma de cuadrados residual	.000
Varianza residual	.000
Error típico del modelo	.001
Log-verosimilitud	703.628
Criterio de información de Akaike (AIC)	-1403.257
Criterio bayesiano de Schwarz (BIC)	-1397.506

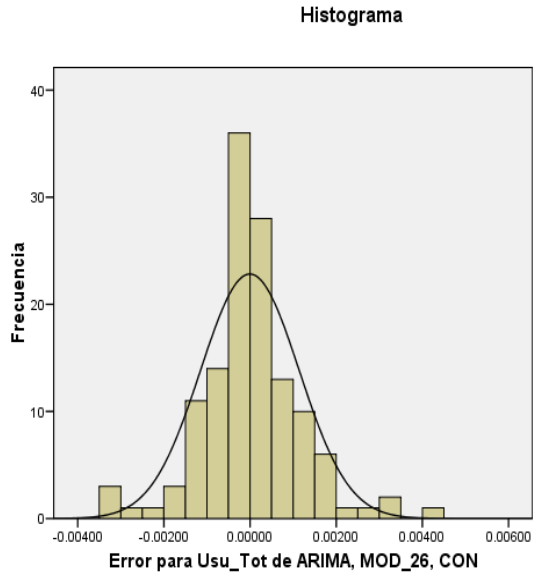


- e) A continuación se presentan los resultados obtenidos por medio del aplicativo SPSS 15.0 respecto al análisis de los residuos para el modelo $ARIMA(0,1,0)(1,0,0)_{12}$, verificándose que la serie no parece tener un comportamiento homocedástico, y tampoco un comportamiento normal, aunque para ningún retardo se rechaza la hipótesis de independencia de los residuos.

e.1) Mediante el diagrama de secuencia de los residuos se observa que la serie de estos no tiene un claro un comportamiento homocedástico; sin embargo, se observa un cambio en el nivel de variabilidad a partir del año 2002, y un comportamiento que no parece ruido blanco.



e.2) Mediante el histograma de los residuos y el contraste de Kolmogorov – Smirnov se verifica que la hipótesis nula de normalidad de los residuos se rechaza para un nivel de significación del 5% por lo que tampoco se considera que el modelo ARIMA obtenido sea satisfactorio para este caso.

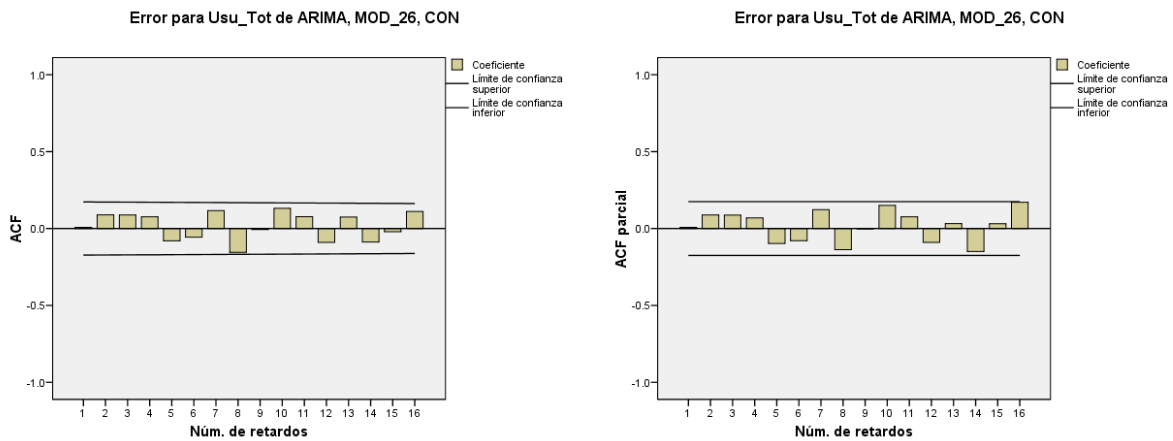


Prueba de Kolmogorov-Smirnov para una muestra

		Error para Usu_Tot de ARIMA, MOD_ 26, CON
N		131
Parámetros normales ^{a,b}	Media	-.0000052
	Desviación típica	.00114454
Diferencias más extremas	Absoluta	.121
	Positiva	.121
	Negativa	-.100
Z de Kolmogorov-Smirnov		1.388
Sig. asintót. (bilateral)		.042

- a. La distribución de contraste es la Normal.
- b. Se han calculado a partir de los datos.

e.3) Mediante los diagramas de las funciones de autocorrelación simple y parcial, y el contraste de Ljung – Box no se rechaza la hipótesis nula de incorrelación de los residuos.



Autocorrelaciones

Serie: Error para Usu Tot de ARIMA, MOD 26, CON

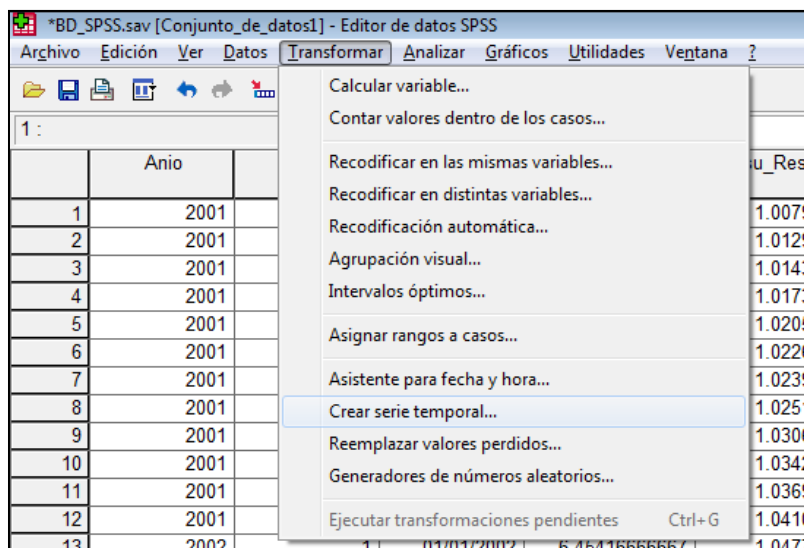
Retardo	Autocorrelación	Error típico ^a	Estadístico de Box-Ljung		
			Valor	gl	Sig. ^b
1	.007	.086	.007	1	.932
2	.088	.086	1.062	2	.588
3	.088	.086	2.118	3	.548
4	.076	.085	2.914	4	.572
5	-.080	.085	3.805	5	.578
6	-.056	.085	4.245	6	.644
7	.116	.084	6.142	7	.523
8	-.155	.084	9.543	8	.299
9	-.007	.084	9.550	9	.388
10	.131	.083	12.027	10	.283
11	.077	.083	12.887	11	.301
12	-.090	.083	14.086	12	.295
13	.074	.082	14.904	13	.313
14	-.088	.082	16.062	14	.310
15	-.021	.082	16.129	15	.374
16	.111	.081	17.981	16	.325

a. El proceso subyacente asumido es la independencia (ruido blanco).

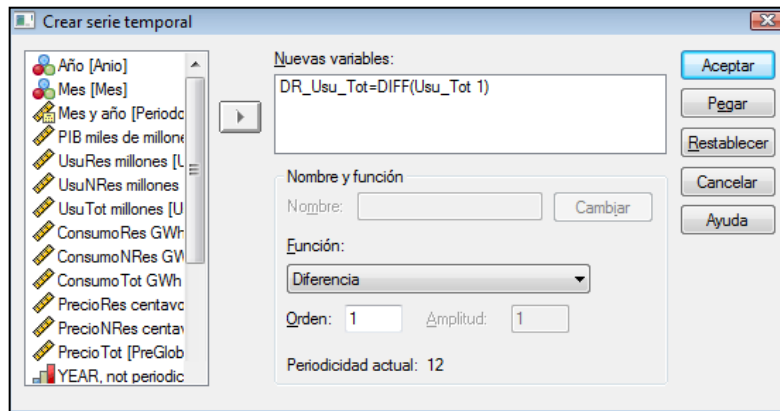
b. Basado en la aproximación chi cuadrado asintótica.

No obstante las afirmaciones expuestas, sobre el comportamiento anormal de los residuos de los modelos ARIMA elaborados a partir de las series de PIB y cantidad de usuarios, se realizará el análisis de las correlaciones cruzadas entre dichas series y la serie de consumo de energía eléctrica, a fin de evaluar la posibilidad de elaborar un modelo de regresión dinámica basado en series estacionarias.

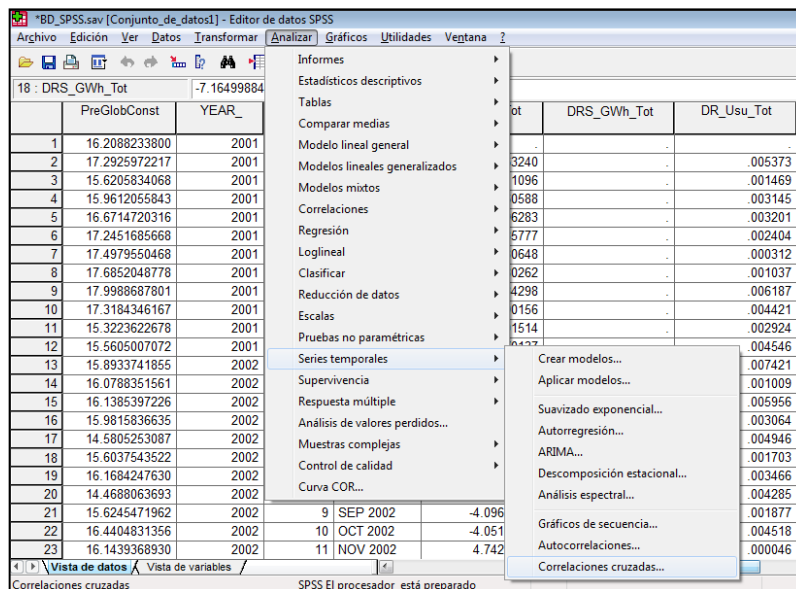
- a) El análisis inicia creando las correspondientes series estacionarias, para ello, a la serie de consumo de energía se le aplicará una diferencia regular y una diferencia estacional, mientras que a la serie de cantidad de usuarios solo se le aplicará una diferencia regular.
- b) Para realizarlo se utiliza la opción Transformar/Crear nueva serie temporal:



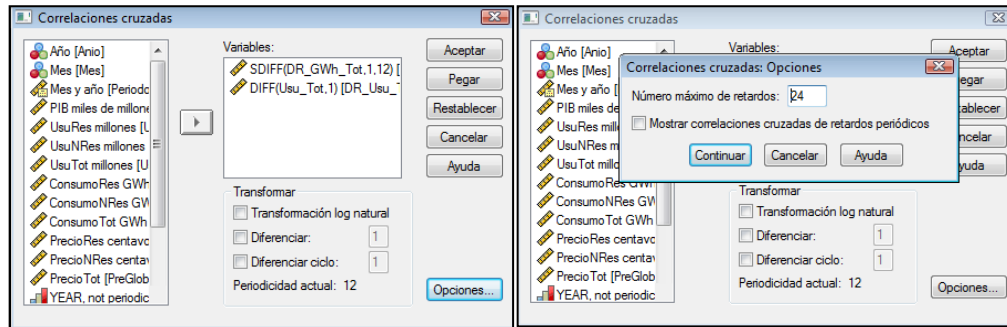
- c) En la ventana que se abre se selecciona la variable que se utilizará y la función que se le aplicará, a continuación se presenta las opciones seleccionadas para crear la serie DR_CantUsu_Tot que es la diferencia regular de la serie CantUsu_Tot (cantidad total de usuarios).



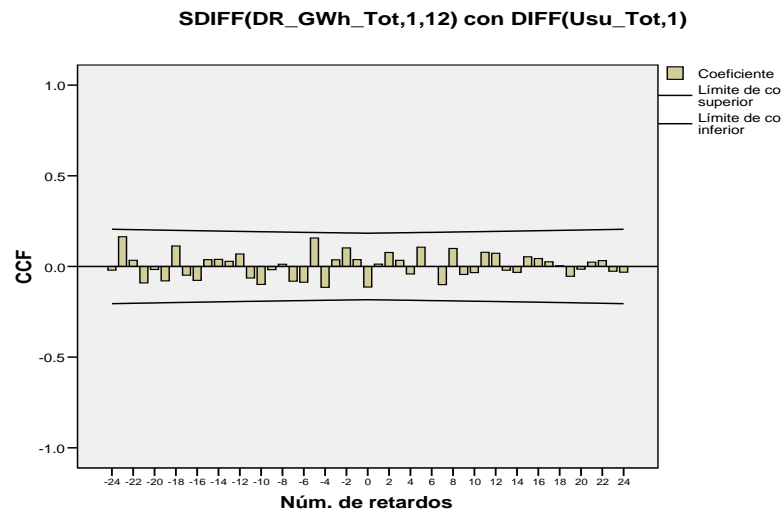
- d) Para el caso de la serie estacionaria del consumo de energía, por medio de los pasos indicados en el literal anterior, se creó la serie con la correspondiente diferencia regular que se denominó DR_ConsumoTot, la que a su vez se utilizó como base para crear una serie diferenciada estacionalmente, que se denominó DRS_ConsumoTot. El mismo procedimiento se aplicó a la serie del PIB creándose la serie DRS_PIB (diferencia regular y estacional a la serie del PIB).
- e) Para proseguir con el análisis de correlaciones cruzadas se selecciona la opción Analizar/Series temporales/Correlación cruzada.



- f) En la ventana que aparece se seleccionan las series estabilizadas, luego presionamos el botón “Opciones”, e incrementamos el número máximo de retardos a 24, todo esto para analizar la posibilidad de que existan correlaciones estacionales, en cuyo caso necesitamos verificar el comportamiento de los retardos múltiplos de 12.

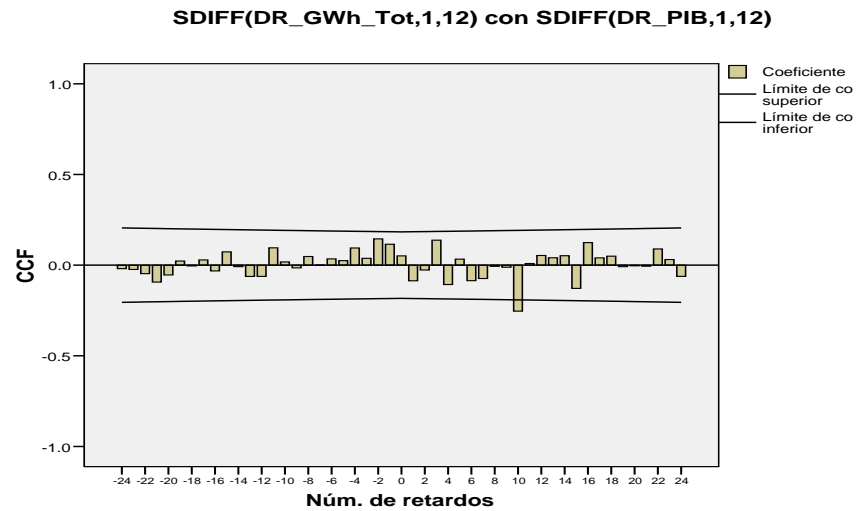


- g) El gráfico que resulta se muestra a continuación, verificándose que entre las series estabilizadas del consumo de energía y la cantidad de usuarios no existen correlaciones cruzadas significativas.



- h) De forma similar, también se verifica que entre las series estabilizadas del consumo de energía y el PIB tampoco existen correlaciones cruzadas significativas. Todo esto debido a que

solamente la correlación con el retardo 10 es significativa, la cual además de ser de un orden muy alto, se encuentra cercana a la banda de confianza.



- i) Dados los resultados obtenidos en los literales anteriores, no se considera factible ajustar modelos de regresión dinámica entre series conjuntamente estacionarias para describir el consumo de energía eléctrica de El Salvador por medio de las series de la cantidad de usuarios o del producto interno bruto.

11.4. Comparación de resultados entre el modelo de regresión lineal y el modelo ARIMA

A continuación se presenta un cuadro comparativo entre los modelos ajustados, utilizando como indicador la suma del cuadrado de los residuos divididos entre los grados de libertad de los residuos, verificándose que para todos los casos, el modelo ARIMA es el que mejor se ajusta a los valores observados.

	Regresión Lineal*	ARIMA
Consumo residencial	$2174.679/129 = 16.858$	$920.997/117 = 6.616$
Consumo no residencial	$6657.076/129 = 51.605$	$3158.356/117=23.605$
Consumonacional	$9824.175/129 = 76.158$	$5188.069/117 = 38.535$

* Modelo de regresión lineal con la cantidad de usuarios y el precio como variables regresoras, este es el modelo con que se obtuvieron los mejores resultados.

12. ESTIMACIÓN DE VALORES FUTUROS

Para analizar la capacidad de predicción de los modelos elaborados y validados en el capítulo anterior, se efectuará el ajuste de parámetros de los modelos utilizando los datos correspondientes al periodo 2001 – 2009 (81.8% de los datos más antiguos); luego se procederá a realizar las predicciones correspondientes al porcentaje de datos no utilizados en la estimación (2010 - 2011), y finalmente se compararán los valores reales contra los valores predichos mediante el modelo, utilizando para ello al archivo BD_parcial.sav, adjunto al presente trabajo de graduación.

Cabe mencionar que aunque los resultados obtenidos se consideraran satisfactorios, existiría la necesidad de efectuar ajustes periódicos a los parámetros del modelo (por ejemplo un ajuste anual) y una revisión futura del modelo completo (por ejemplo cada 5 años), ya que es probable que cambios en la dinámica de las relaciones entre las series, pudieran invalidar lo que un determinado momento fuera adecuado.

12.1. Capacidad de predicción del modelo de regresión lineal

Según el análisis indicado en el numeral 11.1, para todos los sectores (residencial, no residencial y nacional) el modelo de regresión lineal que mejor se ajusta a la demanda de energía eléctrica es el que usa como variables dependientes a la cantidad de usuarios y al precio.

Al respecto, utilizando el archivo BD_parcial.sav, y la opción Analizar/Regresión/Lineal y seleccionando el consumo de energía como variable dependiente, a la cantidad de usuarios y al precio como variables independientes y presionando el botón aceptar, obtenemos los resultados que se muestran en los numerales 12.1.1, 12.1.2 y 12.1.3.

Como se podrá apreciar, en cuanto a la capacidad de estimación de valores futuros, mediante los modelos de regresión lineal no ha sido factible obtener resultados satisfactorios; al respecto, se considera que el mayor problema reside en que para predecir los consumos futuros mediante estos modelos, también se deben estimar los valores futuros de las variables dependientes.

12.1.1 Demanda del sector residencial

Coeficientes^a

Modelo		Coeficientes no estandarizados		Coeficientes estandarizados	t	Sig.
		B	Error típ.	Beta		
1	(Constante)	21.649	5.149		4.205	.000
	UsuRes millones	106.133	3.589	.955	29.572	.000
	PrecioRes centavos	-1.118	.197	-.184	-5.687	.000

a. Variable dependiente: ConsumoRes GWh

Estadísticos sobre los residuos^b

	Mínimo	Máximo	Media	Desviación típ.	N
Valor pronosticado	106.71615	142.36409	125.67426	10.0810877	108
Residuo bruto	-7.581226	8.0279179	.000000000	3.490168075	108
Valor pronosticado tip.	-1.881	1.656	.000	1.000	108
Residuo tip.	-2.152	2.279	.000	.991	108

a. Variable dependiente: ConsumoRes GWh

Por tanto, con base a los datos del periodo 2001 – 2009, el modelo de consumo mensual de energía eléctrica para el sector residencial en GWh sería:

$$\text{ConsumoRes} = 21.649 + 106.133 * \text{UsuariosRes} - 1.118 * \text{PrecioRes} + \text{ErrRes}$$

Donde:

ConsumoRes es el consumo mensual de energía del sector residencial en GWh.

UsuariosRes es la cantidad de usuarios residenciales (en millones).

PrecioRes es el precio medio de la energía para el sector residencial, deflactado por medio del IPC basado en precios de 2011.

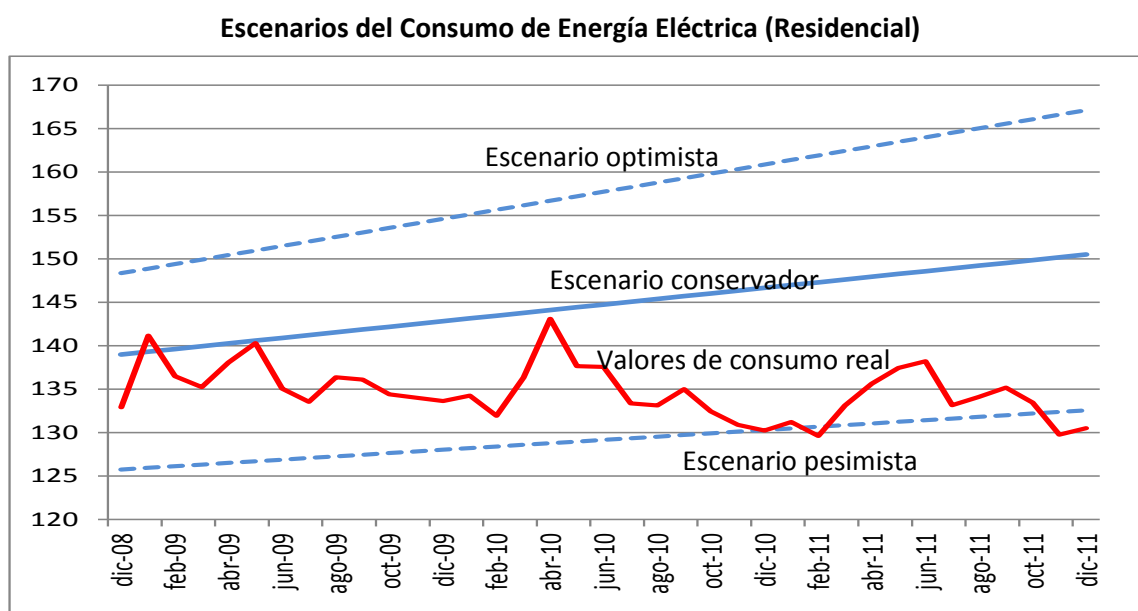
ErrRes es la variable aleatoria de error con distribución $N(0, 3.49)$.

Para estimar los valores futuros mediante este modelo se deben previamente estimar los valores futuros de las variables dependientes, para lo cual se considerarán tres escenarios (conservador, optimista y pesimista), que se indican a continuación:

	Precio medio deflactado	Incremento mensual de usuarios
Conservador	18.52 (promedio de la serie)	0.003013 (promedio de la serie)
Optimista	16.26 (mínimo de la serie)	0.004910 (percentil 90 de la serie)
Pesimista	24.24 (máximo de la serie)	0.001784 (percentil 10 de la serie)

Nota: Las series de precios e incrementos en la cantidad de de usuarios a las que se hace referencia en esta tabla corresponden con el periodo 2001 – 2009.

Los resultados obtenidos se muestran a continuación:



Del gráfico anterior se observa que el modelo tiende a sobreestimar el consumo futuro, incluso se observa que la tendencia del consumo real es decreciente y para algunos meses de 2011, el consumo estimado para el escenario pesimista fue mayor que el consumo real.

12.1.2 Demanda del sector no residencial

Coeficientes^a

Modelo		Coeficientes no estandarizados		Coeficientes estandarizados	t	Sig.
		B	Error típ.	Beta		
1	(Constante)	-77.029	9.038		-8.523	.000
	UsuNRes millones	2933.938	81.740	.970	35.894	.000
	PrecioNRes centavos	-.488	.426	-.031	-1.145	.255

a. Variable dependiente: ConsumoNRes GWh

Estadísticos sobre los residuos^a

	Mínimo	Máximo	Media	Desviación típ.	N
Valor pronosticado	166.120224	245.3934021	210.6412291	24.2170888812	108
Residuo bruto	-17.2217140	13.41608047	.000000000	6.75490166233	108
Valor pronosticado tip.	-1.838	1.435	.000	1.000	108
Residuo tip.	-2.526	1.967	.000	.991	108

a. Variable dependiente: ConsumoNRes GWh

Por tanto, con base a los datos del periodo 2001 – 2009, el modelo de consumo mensual de energía eléctrica del para el sector no residencial en GWh sería:

$$\text{ConsumoNRes} = -77.029 + 2933.938 * \text{UsuariosNRes} - 0.488 * \text{PrecioNRes} + \text{ErrNRes}$$

Donde:

ConsumoNRes es el consumo mensual de energía del sector no residencial en GWh.

UsuariosNRes es la cantidad de usuarios no residenciales (en millones).

PrecioNRes es el precio medio de energía para el sector no residencial, deflactado por medio del IPC basado en precios de 2011.

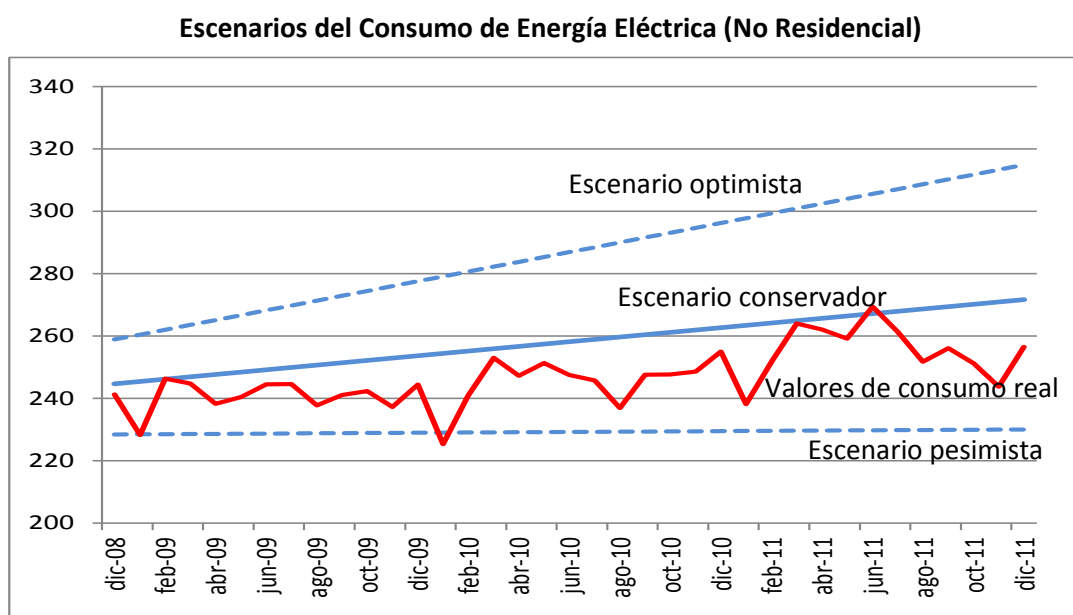
ErrNRes es la variable aleatoria de error con distribución $N(0,6.754)$.

Para estimar los valores futuros mediante este modelo se deben previamente estimar los valores futuros de las variables dependientes, para lo cual se considerarán tres escenarios (conservador, optimista y pesimista), que se indican a continuación:

	Precio medio deflactado	Incremento mensual de usuarios
Conservador	14.58 (promedio de la serie)	0.000015 (promedio de la serie)
Optimista	12.51 (mínimo de la serie)	0.000256 (percentil 90 de la serie)
Pesimista	20.64 (máximo de la serie)	0.000530 (percentil 10 de la serie)

Nota: Las series de precios e incrementos en la cantidad de de usuarios a las que se hace referencia en esta tablacorresponden con el periodo 2001 – 2009.

Los resultados obtenidos se muestran a continuación:



Del gráfico anterior se observa que el modelo tiende a sobreestimar el consumo futuro, aunque en su mayor parte, los valores observados se encuentran dentro del rango previsto entre el escenario conservador y el escenario pesimista.

12.1.3 Demanda del nacional

Coefficientes^a

Modelo		Coeficientes no estandarizados		Coeficientes estandarizados	t	Sig.
		B	Error típ.	Beta		
1	(Constante)	-56.895	10.247		-5.552	.000
	UsuTot millones	335.658	6.976	.994	48.117	.000
	PrecioTot	-2.179	.451	-.100	-4.832	.000

a. Variable dependiente: ConsumoTot GWh

Estadísticos sobre los residuos^b

	Mínimo	Máximo	Media	Desviación típ.	N
Valor pronosticado	274.357880	389.5443115	336.3154911	34.438199030	108
Residuo bruto	-18.5635262	16.57644844	.000000000	7.2879993130	108
Valor pronosticado típ.	-1.799	1.546	.000	1.000	108
Residuo típ.	-2.523	2.253	.000	.991	108

a. Variable dependiente: ConsumoTot GWh

Por tanto, con base a los datos del periodo 2001 – 2009, el modelo de consumo mensual de energía eléctrica a nivel nacional en GWh sería:

$$\text{ConsumoTot} = -56.895 + 335.658 * \text{UsuariosTot} - 2.179 * \text{PrecioGlob} + \text{Err}$$

Donde:

ConsumoTot es el consumo mensual de energía a nivel nacional en GWh.

UsuariosTot es la cantidad de usuarios a nivel nacional (en millones).

PrecioGlob es el precio medio de energía a nivel nacional, deflactado por medio del IPC basado en precios de 2011.

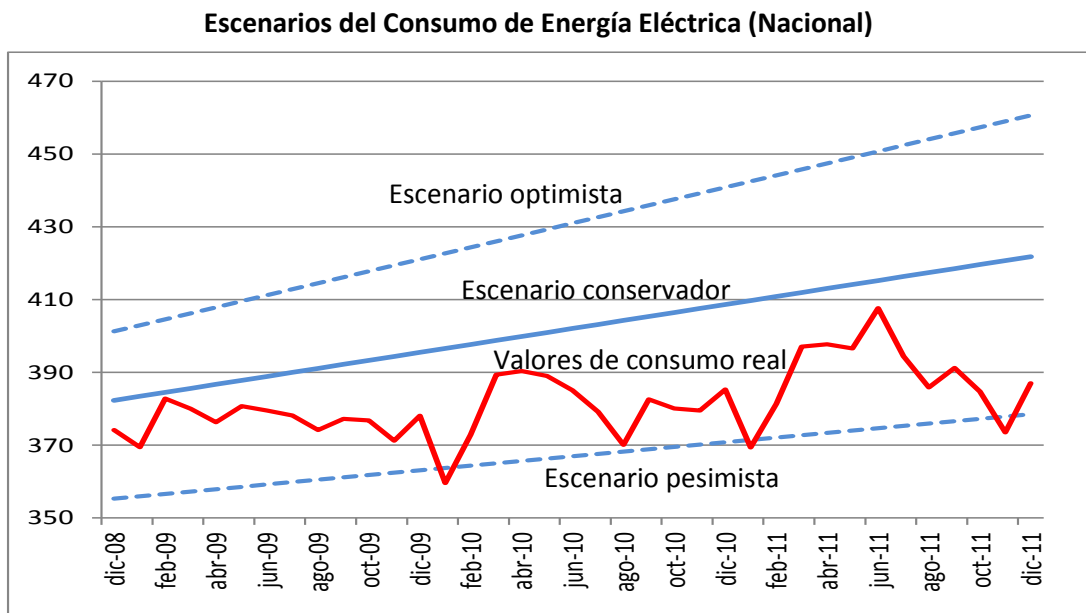
Err es la variable aleatoria de error con distribución $N(0, 7.288)$.

Para estimar los valores futuros mediante este modelo se deben previamente estimar los valores futuros de las variables dependientes, para lo cual se considerarán tres escenarios (conservador, optimista y pesimista), que se indican a continuación:

	Precio medio deflactado	Incremento mensual de usuarios
Conservador	16.06 (promedio de la serie)	0.003270 (promedio de la serie)
Optimista	13.90 (mínimo de la serie)	0.004910 (percentil 90 de la serie)
Pesimista	21.89 (máximo de la serie)	0.001921 (percentil 10 de la serie)

Nota: Las series de precios e incrementos en la cantidad de de usuarios a las que se hace referencia en esta tabla corresponden con el periodo 2001 – 2009.

Los resultados obtenidos se muestran a continuación:



Al igual que en los modelos regresión lineal anteriores, el modelo ha tendido a sobreestimar el consumo futuro, aunque la mayoría de los valores se encuentran en el rango previsto entre el escenario conservador y el escenario pesimista.

12.2. Capacidad de predicción del modelo ARIMA

Según el análisis indicado en el numeral 11.2, para todos los sectores (residencial, no residencial y nacional) la estructura del modelo ARIMA que mejor se ajusta a la demanda de energía eléctrica es el $ARIMA(0,1,1)(0,1,1)_{12}$.

Al respecto, utilizando el archivo BD_parcial.sav, y la opción Analizar/Series temporales/ARIMA y seleccionando el consumo de energía como variable dependiente, obtenemos los resultados que se muestran en los numerales 12.2.1, 12.2.2 y 12.2.3.

Como se podrá apreciar, en cuanto a la capacidad de estimación de valores futuros, mediante los modelos ARIMA se han obtenido resultados que pueden considerarse satisfactorios, o por lo menos, superiores a los obtenidos mediante los modelos de regresión lineal, la principal ventaja observada para estos modelos, es que al prescindir de variables exógenas, también se prescinde de la construcción de escenarios, y por ende, de las hipótesis adicionales subyacentes en dichos escenarios.

12.2.1 Demanda del sector residencial

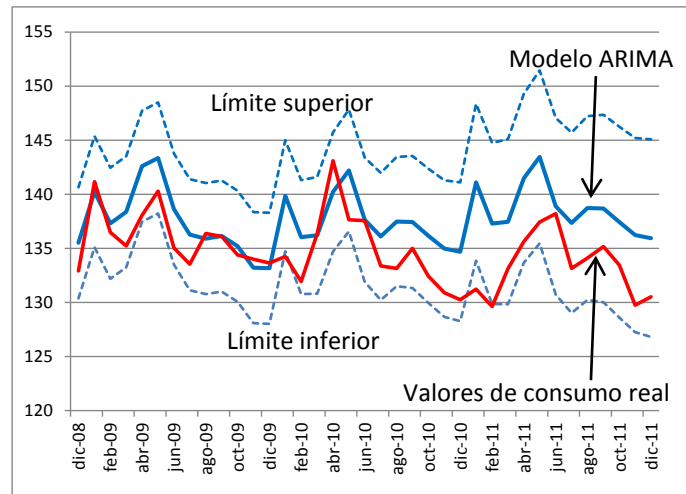
Estimaciones de los parámetros

		Estimaciones	Error típico	t	Sig. aprox.
Retardos no estacionales	MA1	.774	.068	11.399	.000
Retardos estacionales	Seasonal MA1	.563	.107	5.244	.000

Se ha utilizado el algoritmo de Melard para la estimación.

Diagnóstico residual

Número de residuos	95
Número de parámetros	2
GL residuales	93
Suma de cuadrados residual corregida	659.106
Suma de cuadrados residual	755.736
Varianza residual	6.685
Error típico del modelo	2.586
Log-verosimilitud	-226.840
Criterio de información de Akaike (AIC)	457.680
Criterio bayesiano de Schwarz (BIC)	462.788



Del gráfico anterior se observa que el modelo tiende a sobreestimar el consumo futuro (2010 y 2011), sin embargo, con respecto al modelo de regresión lineal, puede verificarse que además de la similitud de forma en la trayectoria de los valores estimados y los reales, el margen de error obtenido con el modelo ARIMA fue menor, tal como se muestra en la siguiente tabla:

Consumo Residencial (GWh)					
Periodo	Regresión lineal	ARIMA	Consumo Real	Cuadrados residuales regresión	Cuadrados residuales ARIMA
ene-11	147.0	141.1	131.2	248.3	97.8
feb-11	147.3	137.3	129.6	312.3	58.8
mar-11	147.6	137.5	133.1	210.0	18.8
abr-11	147.9	141.5	135.6	151.4	34.2
may-11	148.3	143.5	137.4	117.0	36.2
jun-11	148.6	138.9	138.2	107.5	0.5
jul-11	148.9	137.4	133.1	248.2	17.8
ago-11	149.2	138.7	134.1	228.1	21.4
sep-11	149.5	138.7	135.2	206.5	12.4
oct-11	149.9	137.4	133.5	269.0	15.8
nov-11	150.2	136.2	129.8	417.0	42.0
dic-11	150.5	135.9	130.5	399.3	29.5
TOTAL	1,784.9	1,664.1	1,601.4	2,914.7	385.1

Respecto al consumo total del sector residencial para el año 2011, el margen de error obtenido con el modelo ARIMA fue del 3.9%, mientras que con el modelo de regresión lineal fue del 11.5%.

12.2.2 Demanda del sector no residencial

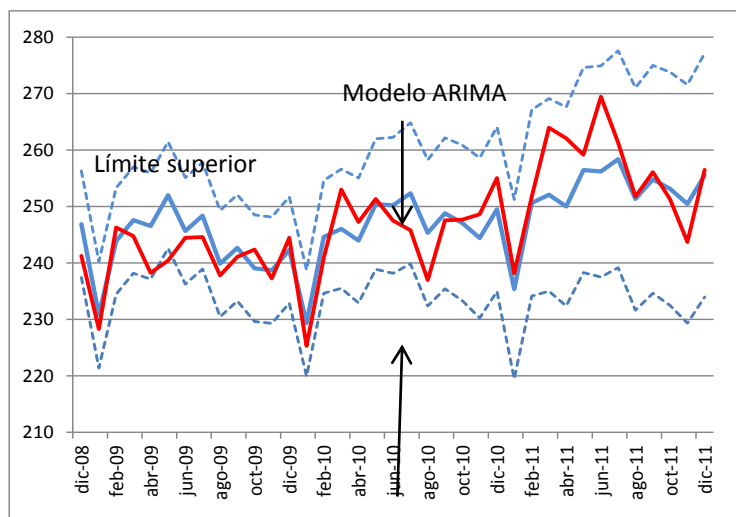
Estimaciones de los parámetros

		Estimaciones	Error típico	t	Sig. aprox.
Retardos no estacionales	MA1	.644	.078	8.301	.000
Retardos estacionales	Seasonal MA1	.685	.107	6.407	.000

Se ha utilizado el algoritmo de Melard para la estimación.

Diagnostico residual

Número de residuos	95
Número de parámetros	2
GL residuales	93
Suma de cuadrados residual corregida	2278.454
Suma de cuadrados residual	2471.818
Varianza residual	22.490
Error típico del modelo	4.742
Log-verosimilitud	-285.825
Criterio de información de Akaike (AIC)	575.650
Criterio bayesiano de Schwarz (BIC)	580.757



Límite inferior

Valores de consumo real

Del gráfico anterior se observa que mediante el modelo obtuvieron resultados que pueden considerarse satisfactorios, superiores a los obtenidos por medio del modelo de regresión lineal, tal como puede confirmarse mediante la siguiente tabla:

Consumo No Residencial (GWh)					
Periodo	Regresión lineal	ARIMA	Consumo Real	Cuadrados residuales regresión	Cuadrados residuales ARIMA
ene-11	263.4	235.4	238.2	638.4	7.8
feb-11	264.2	250.6	251.7	155.0	1.2
mar-11	264.9	252.1	264.0	0.9	141.5
abr-11	265.7	250.0	262.1	13.0	145.9
may-11	266.4	256.4	259.2	52.9	7.4
jun-11	267.2	256.2	269.4	5.2	175.3
jul-11	267.9	258.4	261.3	43.8	8.7
ago-11	268.7	251.3	251.7	287.2	0.2
sep-11	269.4	254.8	256.1	178.4	1.6
oct-11	270.2	253.1	251.2	358.7	3.5
nov-11	270.9	250.5	243.7	740.7	45.4
dic-11	271.7	255.5	256.5	230.6	0.9
TOTAL	3,210.7	3,024.3	3,065.1	2,704.8	539.3

Respecto al consumo total del sector no residencial para el año 2011, el margen de error obtenido con el modelo ARIMA fue del 1.3%, mientras que con el modelo de regresión lineal fue del 4.8%.

12.2.3 Demanda nacional

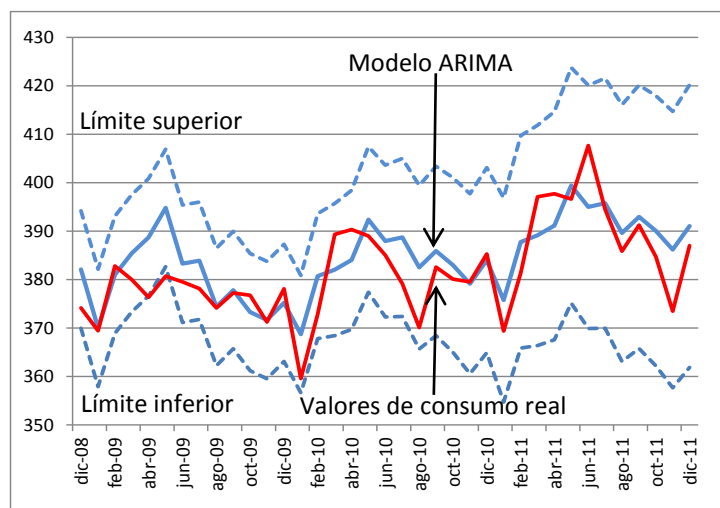
Estimaciones de los parámetros

		Estimaciones	Error típico	t	Sig. aprox.
Retardos no estacionales	MA1	.633	.079	8.042	.000
Retardos estacionales	Seasonal MA1	.632	.104	6.090	.000

Se ha utilizado el algoritmo de Melard para la estimación.

Diagnóstico residual

Número de residuos	95
Número de parámetros	2
GL residuales	93
Suma de cuadrados residual corregida	3707.581
Suma de cuadrados residual	4022.812
Varianza residual	37.176
Error típico del modelo	6.097
Log-verosimilitud	-308.908
Criterio de información de Akaike (AIC)	621.817
Criterio bayesiano de Schwarz (BIC)	626.925



Del gráfico anterior se observa que mediante el modelo del consumo nacional se obtuvo resultados que pueden considerarse satisfactorios. Nuevamente se observa que son superiores a los obtenidos por medio del modelo de regresión lineal, tal como puede confirmarse mediante la siguiente tabla:

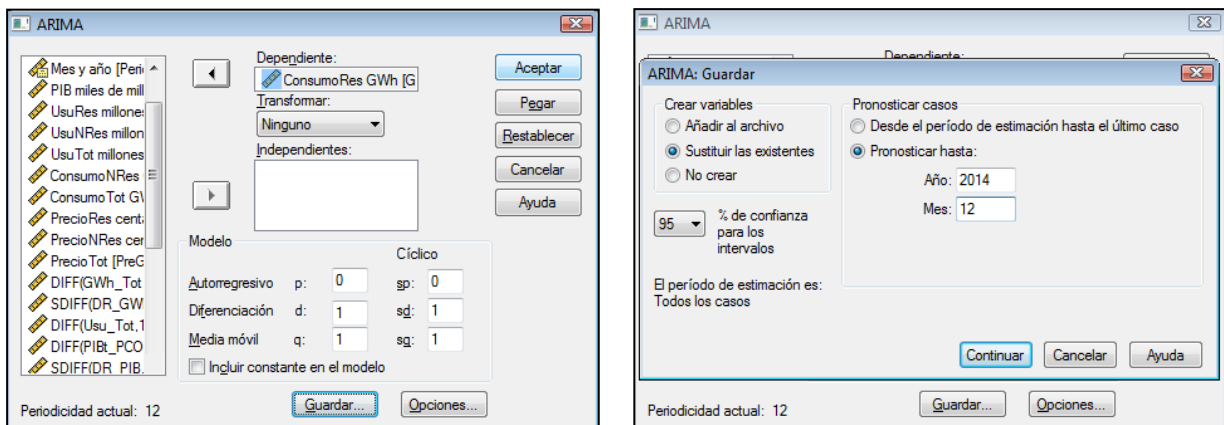
Consumo Nacional (GWh)					
Periodo	Regresión lineal	ARIMA	Consumo Real	Cuadrados residuales regresión	Cuadrados residuales ARIMA
ene-11	409.8	375.8	369.4	1629.6	41.0
feb-11	410.8	387.8	381.4	869.7	41.1
mar-11	411.9	389.1	397.1	220.4	63.6
abr-11	413.0	391.1	397.7	235.1	43.4
may-11	414.1	399.5	396.6	307.8	8.1
jun-11	415.2	395.0	407.7	57.4	160.3
jul-11	416.3	395.7	394.5	478.7	1.7
ago-11	417.4	389.6	385.9	997.5	14.1
sep-11	418.5	393.0	391.2	744.5	2.9
oct-11	419.6	390.1	384.7	1219.9	28.8
nov-11	420.7	386.2	373.5	2232.5	161.9
dic-11	421.8	391.0	387.0	1211.6	16.2
TOTAL	4,989.5	4,683.9	4,666.6	10,204.6	583.2

Respecto al consumo total a nivel nacional para el año 2011, el margen de error obtenido con el modelo ARIMA fue del 0.4%, mientras que con el modelo de regresión lineal fue del 6.9%.

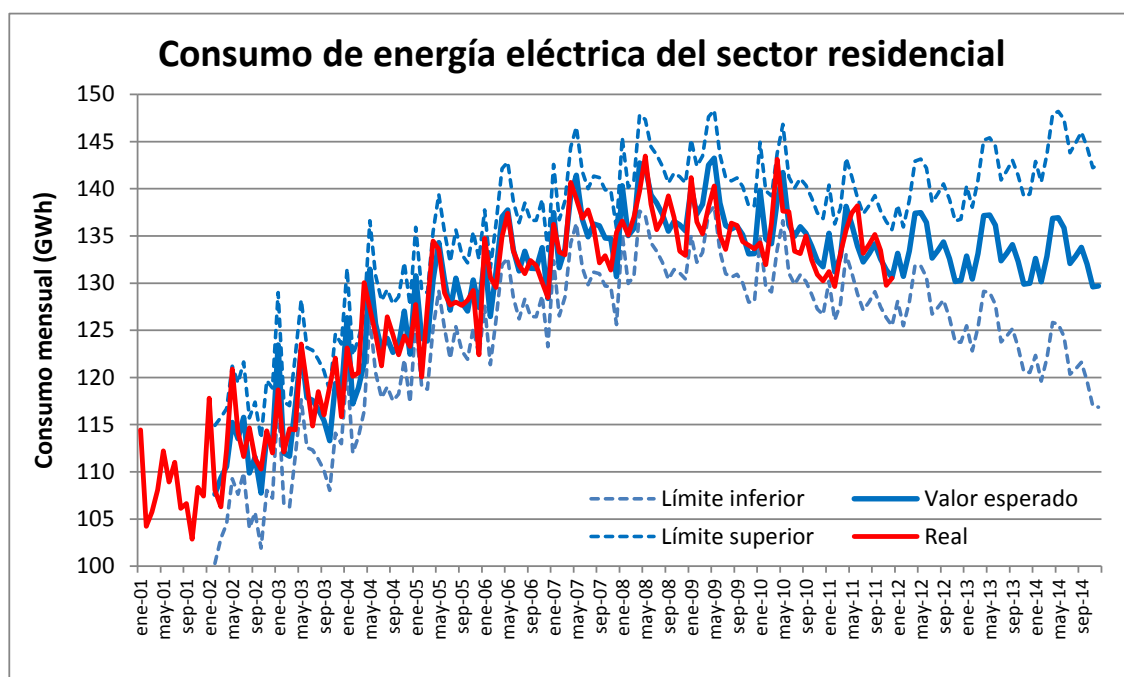
12.3. Estimación de la demanda del periodo 2012 - 2014

Tanto en la comparación de bondad de ajuste efectuada en el numeral 11.4, como en la comparación de la capacidad de predicción efectuada en el numeral 12.3, los mejores resultados se obtuvieron por medio del modelo ARIMA; por tal motivo, la estimación del consumo de energía eléctrica para el periodo 2012 – 2014 se realizará por medio de dicho modelo.

Para lograr los datos anteriores, por medio de SPSS se abrió el archivo BD_SPSS.sav, se eligió la opción Analizar/Series temporales/ARIMA, se seleccionaron las series de consumo de energía eléctrica, y se procedió a ingresar la estructura del modelo $ARIMA(0,1,1)(0,1,1)_{12}$, luego, en la opción guardar se ingresó el periodo hasta el cual se realizó la predicción, que para el caso fue diciembre de 2014, tal como se muestra a continuación.



Los resultados obtenidos después de la ejecución del proceso de estimación de valores futuros de consumo para cada sector (residencial, no residencial y total) se guardaron en el archivo BD_SPSS.sav en las variables FIT_1 (Ajuste), ERR_1 (error no estandarizado), LCL_1 (límite inferior), UCL_1 (límite superior) y SEP_1 (Error estandarizado), se copiaron en el archivo “Valores Futuros 2014.xlsx,” adjunto a este trabajo de graduación, y se elaboraron los gráficos y tablas que se muestran a continuación:

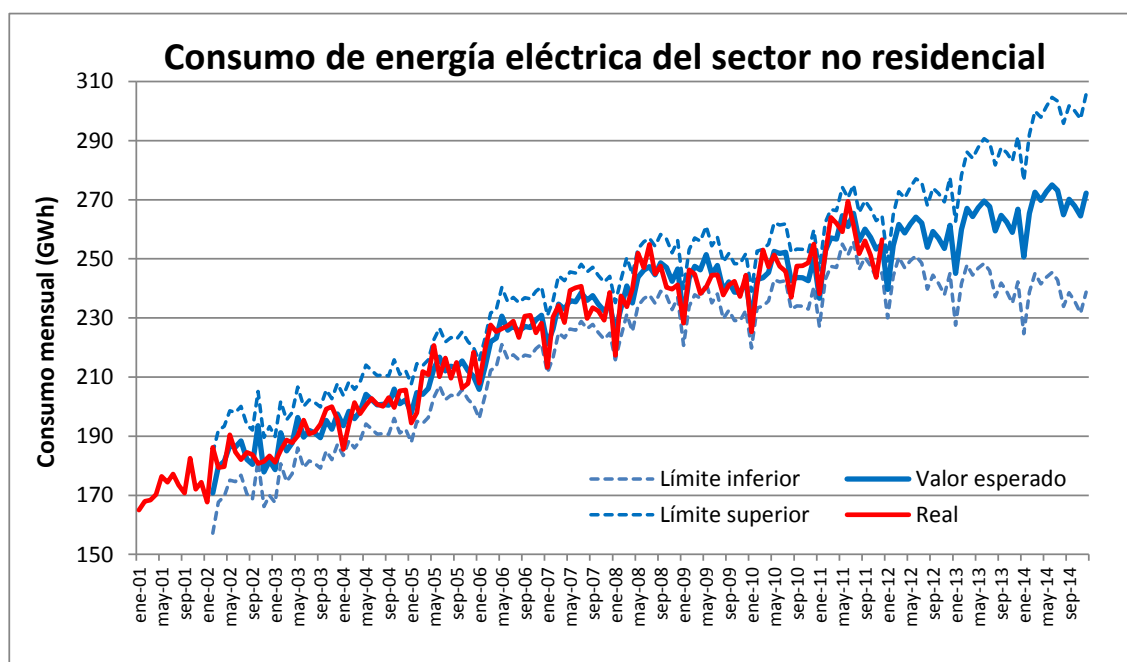


Consumo estimado del sector residencial				incremento anual esperado (%)		
Año	Promedio*	Inferior*	Superior*	Promedio	Mínimo	Máximo
2011	1,601.4	1,601.4	1,601.4	-	-	-
2012	1,602.0	1,532.1	1,672.0	0.0%	-4.3%	4.4%
2013	1,598.7	1,497.2	1,700.2	-0.2%	-6.5%	6.2%
2014	1,595.3	1,456.1	1,734.6	-0.4%	-9.1%	8.3%

* Para el año 2011, el valor presentado corresponde con el consumo real observado para dicho año

Periodo	Promedio	Límite inferior	Límite superior
ene-13	132.9	125.5	140.3
feb-13	130.4	122.8	138.0
mar-13	133.1	125.3	140.9
abr-13	137.1	129.1	145.1
may-13	137.2	129.0	145.4
jun-13	136.1	127.7	144.5
jul-13	132.4	123.8	140.9
ago-13	133.2	124.4	141.9
sep-13	134.1	125.1	143.0
oct-13	132.3	123.2	141.4
nov-13	129.9	120.6	139.2
dic-13	130.0	120.5	139.4

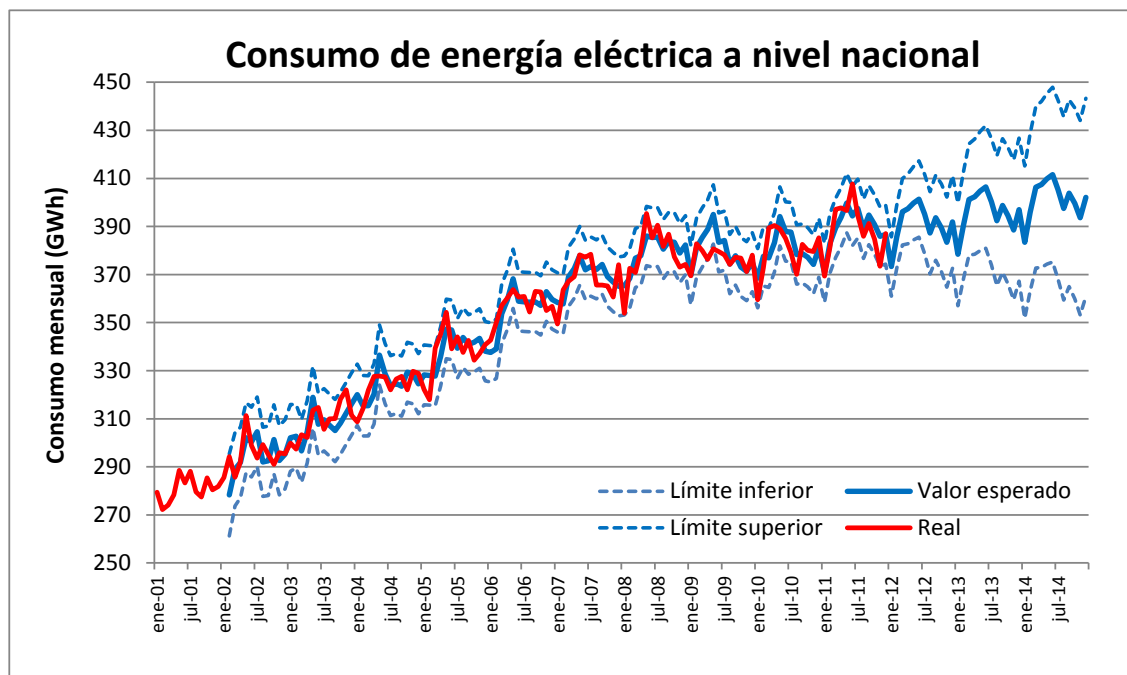
Periodo	Promedio	Límite inferior	Límite superior
ene-14	132.6	122.3	142.9
feb-14	130.2	119.6	140.7
mar-14	132.9	122.1	143.6
abr-14	136.9	125.8	147.9
may-14	136.9	125.6	148.2
jun-14	135.8	124.3	147.4
jul-14	132.1	120.3	143.8
ago-14	132.9	120.9	144.9
sep-14	133.8	121.6	146.0
oct-14	132.0	119.6	144.4
nov-14	129.6	117.0	142.2
dic-14	129.7	116.9	142.5



Consumo estimado del sector no residencial				incremento anual esperado (%)		
Año	Promedio*	Inferior*	Superior*	promedio	mínimo	máximo
2011	3,065.1	3,065.1	3,065.1	-	-	-
2012	3,087.6	2,929.6	3,245.5	0.7%	-4.4%	5.9%
2013	3,153.2	2,897.9	3,408.5	2.9%	-5.5%	11.2%
2014	3,218.8	2,860.7	3,577.0	5.0%	-6.7%	16.7%

* Para el año 2011, el valor presentado corresponde con el consumo real observado para dicho año

Periodo	Promedio	Límite inferior	Límite superior	Periodo	Promedio	Límite inferior	Límite superior
ene-13	245.1	227.5	262.8	ene-14	250.6	224.7	276.5
feb-13	259.9	241.6	278.3	feb-14	265.4	238.7	292.1
mar-13	267.1	248.0	286.2	mar-14	272.6	245.1	300.0
abr-13	264.3	244.5	284.0	abr-14	269.7	241.6	297.9
may-13	267.3	246.8	287.7	may-14	272.7	243.8	301.6
jun-13	269.6	248.5	290.6	jun-14	275.0	245.4	304.6
jul-13	267.6	245.9	289.3	jul-14	273.1	242.8	303.4
ago-13	259.4	237.1	281.7	ago-14	264.9	233.9	295.8
sep-13	264.7	241.8	287.6	sep-14	270.2	238.6	301.8
oct-13	262.4	238.9	285.9	oct-14	267.9	235.6	300.1
nov-13	259.0	235.0	283.0	nov-14	264.5	231.6	297.3
dic-13	266.8	242.2	291.4	dic-14	272.3	238.8	305.8



Consumo estimado a nivel nacional				incremento anual esperado (%)		
Año	Promedio*	Inferior*	Superior*	promedio	mínimo	máximo
2011	4,666.6	4,666.6	4,666.6	-	-	-
2012	4,694.6	4,502.1	4,887.0	0.6%	-3.5%	4.7%
2013	4,755.5	4,446.2	5,064.9	1.9%	-4.7%	8.5%
2014	4,816.5	4,376.4	5,256.5	3.2%	-6.2%	12.6%

* Para el año 2011, el valor presentado corresponde con el consumo real observado para dicho año

Periodo	Promedio	Límite Inferior	Límite Superior	Periodo	Promedio	Límite Inferior	Límite Superior
ene-13	378.4	357.0	399.8	ene-14	383.5	351.8	415.2
feb-13	390.8	368.5	413.1	feb-14	395.9	363.2	428.6
mar-13	401.2	378.1	424.4	mar-14	406.3	372.7	439.9
abr-13	402.4	378.4	426.4	abr-14	407.5	372.9	442.1
may-13	404.8	380.0	429.5	may-14	409.8	374.4	445.3
jun-13	406.5	380.9	432.0	jun-14	411.5	375.2	447.9
jul-13	400.2	374.0	426.5	jul-14	405.3	368.1	442.5
ago-13	392.4	365.4	419.4	ago-14	397.5	359.4	435.6
sep-13	398.7	371.0	426.5	sep-14	403.8	364.9	442.7
oct-13	394.5	366.1	422.9	oct-14	399.6	359.9	439.3
nov-13	388.5	359.5	417.6	nov-14	393.6	353.1	434.1
dic-13	397.0	367.3	426.8	dic-14	402.1	360.8	443.4

13.CONCLUSIONES

- a) Las variaciones del PIB no guardan, necesariamente, relación directa con las variaciones de la demanda de energía eléctrica.
- b) Las variaciones del PIB o de la cantidad de usuarios, por sí mismas, no explican totalmente el comportamiento total de la demanda del sector eléctrico, y se verificó que la exactitud del modelo mejora al incluir el precio de la energía como variable explicativa.
- c) Es posible que un cambio significativo en el precio de la energía puede afectar el comportamiento de la demanda en el corto plazo.
- d) El consumo del sector residencial ha guardado mayor relación con la cantidad de usuarios que con el PIB, mientras que el consumo del sector no residencial ha guardado mayor relación con el PIB que con la cantidad de usuarios.
- e) Desde el año 2007 hasta 2011 se ha observado una tendencia de menor consumo de energía por parte de los usuarios residenciales, que se agudizó en marzo de 2009, simultáneo a un cambio de política del subsidio de la energía eléctrica que ocasionó un incremento del precio de la energía hasta en un 35%. Esto podría implicar que un cambio significativo en el precio de la energía puede afectar el comportamiento de la demanda en el corto plazo.
- f) La tendencia decreciente en el nivel de consumo de los usuarios residenciales no puede ser explicada por el precio ni por el PIB, por lo que para explicar satisfactoriamente este comportamiento, requiere incorporar variables adicionales en el análisis, como por ejemplo: la tasa de desempleo, de subempleo, nivel de salario promedio, precio de la canasta básica, etc.
- g) Desde enero de 2007 hasta diciembre de 2011, el consumo mensual promedio de los usuarios residenciales tuvo una tendencia decreciente, de forma que de aproximadamente 109 kWh mensuales por usuario en enero 2007, se descendió a un nivel de aproximadamente 96 kWh mensuales por usuario en diciembre de 2011.

- h) El modelo ARIMA es el que mejor se ajusta para describir (y predecir en el corto plazo) el comportamiento de la demanda.
- i) La elaboración de un modelo de regresión lineal con propósitos predictivos tiene la desventaja de requerir variables exógenas que a su vez deban ser predichas; esta situación conlleva a hipótesis adicionales que de no cumplirse, pueden afectar sensiblemente los resultados obtenidos.
- j) Se elaboró un modelo predictivo, con estructura ARIMA, de la demanda de energía eléctrica en El Salvador para corto plazo, y para todos los sectores analizados (residencial, no residencial y a nivel nacional). La estructura ARIMA que resultó adecuada fue la $ARIMA(0,1,1)(0,1,1)_{12}$.
- k) Para el modelo predictivo de la demanda total se verificó que la suma de los modelos de la demanda residencial y no residencial tiene prácticamente la misma bondad de ajuste que el modelo obtenido, sin diferenciar los tipos de demanda.

14. BIBLIOGRAFÍA

1. Greene, William H. Análisis Econométrico. Prentice Hall (1999).
2. Peña, Daniel. Regresión y Diseño de Experimentos. Alianza Editorial (2002).
3. Peña, Daniel. Análisis de Series Temporales. Alianza Editorial (2005).
4. Pérez, César. Econometría de las Series Temporales. Pearson Prentice Hall (2006).
5. Consejo Nacional de Energía (CNE), El Salvador. Plan Indicativo de la Expansión de la Generación Eléctrica de El Salvador 2012 – 2026 (2011).
6. Unidad de Transacciones (UT), El Salvador. Proyección de la Demanda de Energía, Período 2000 – 2004 (1999).
7. Comisión Hidroeléctrica del Río Lempa (CEL), El Salvador. Revisión de las Proyecciones de Demanda de Energía Eléctrica 1996-2020 (1996).
8. Superintendencia General de Electricidad y Telecomunicaciones (SIGET), El Salvador. Boletines Anuales de Estadísticas Eléctricas (2001 – 2011).