



Universidad de San Carlos de Guatemala  
Facultad de Ingeniería  
Escuela de Ingeniería Mecánica Eléctrica

**PREDICCIÓN DE LA DEMANDA DE ENERGÍA ELÉCTRICA DEL  
SISTEMA NACIONAL INTERCONECTADO DE GUATEMALA PARA  
LOS PRÓXIMOS DIEZ AÑOS, UTILIZANDO ANÁLISIS DE SERIES  
TEMPORALES Y METODOLOGÍA ARIMA**

Jesús Ronaldo Prado Córdova  
Asesorado por: Ing. Francisco Javier González López

Guatemala, julio de 2005

UNIVERSIDAD DE SAN CARLOS DE GUATEMALA



FACULTAD DE INGENIERÍA

PREDICCIÓN DE LA DEMANDA DE ENERGÍA ELÉCTRICA DEL  
SISTEMA NACIONAL INTERCONECTADO DE GUATEMALA PARA LOS  
PRÓXIMOS DIEZ AÑOS, UTILIZANDO ANÁLISIS DE SERIES  
TEMPORALES Y METODOLGÍA ARIMA

TRABAJO DE GRADUACIÓN

PRESENTADO A JUNTA DIRECTIVA DE LA  
FACULTAD DE INGENIERÍA

POR

**JESÚS RONALDO PRADO CÓRDOVA**

ASESORADO POR ING. FRANCISCO JAVIER GONZÁLEZ LÓPEZ

AL CONFERÍRSELE EL TÍTULO DE  
INGENIERO MECÁNICO ELECTRICISTA

GUATEMALA, JULIO DE 2005

UNIVERSIDAD DE SAN CARLOS DE GUATEMALA  
FACULTAD DE INGENIERÍA



NÓMINA DE JUNTA DIRECTIVA

DECANO	Ing. Sydney Alexander Samuels Milson
VOCAL I	Ing. Murphy Olympo Paiz Recinos
VOCAL II	Lic. Amahán Sánchez Álvarez
VOCAL III	Ing. Julio David Galicia Celada
VOCAL IV	Br. Kenneth Issur Estrada Ruiz
VOCAL V	Br. Elisa Yazminda Vides Leiva
SECRETARIO	Ing. Carlos Humberto Pérez Rodríguez

TRIBUNAL QUE PRACTICÓ EL EXAMEN GENERAL PRIVADO

DECANO	Ing. Sydney Alexander Samuels Milson
EXAMINADOR	Ing. Marvin Marino Hernández Fernández
EXAMINADOR	Ing. Carlos Fernando Rodas
EXAMINADOR	Ing. Víctor Manuel Ruiz
SECRETARIO	Ing. Pedro Antonio Aguilar Polanco

HONORABLE TRIBUNAL EXAMINADOR

Cumpliendo con los preceptos que establece la ley de la Universidad de San Carlos de Guatemala, presento a su consideración mi trabajo de graduación titulado:

Predicción de la demanda de energía eléctrica del sistema nacional interconectado de Guatemala para los próximos diez años, utilizando análisis de series temporales y metodología ARIMA

Tema que me fuera asignado por la Dirección de la Escuela de Ingeniería Mecánica Eléctrica con fecha 19 de noviembre de 2004.

---

Jesús Ronaldo Prado Córdova

## **ACTO QUE DEDICO**

**A : DIOS**

**MIS PADRES JESÚS RONALDO (†) Y MARÍA ESTELA**

**MIS HERMANOS JOSÉ PABLO, PEDRO MIGUEL Y RAMIRO  
ANTONIO**

**MI FAMILIA**

**MIS AMIGOS**

## **AGRADECIMIENTOS**

**A: DIOS**

**MIS PADRES JESÚS RONALDO (†) Y MARÍA ESTELA**

**MIS HERMANOS JOSÉ PABLO, PEDRO MIGUEL Y  
RAMIRO ANTONIO**

**FACULTAD DE INGENIERÍA DE LA UNIVERSIDAD DE SAN  
CARLOS DE GUATEMALA**

**MI ASESOR ING. FRANCISCO GONZÁLEZ  
REVISOR ING. GUSTAVO OROZCO**

## ÍNDICE GENERAL

ÍNDICE DE ILUSTRACIONES .....	IV
LISTA DE SÍMBOLOS .....	IX
GLOSARIO .....	XI
RESUMEN .....	XIII
OBJETIVOS .....	XV
INTRODUCCIÓN .....	XVII
1. MARCO TEÓRICO .....	1
1.1. Series de tiempo.....	1
1.2. Procesos ARIMA estacionales .....	3
1.2.1. Definición de estacionalidad .....	3
1.3. Modelo ARIMA estacional .....	7
1.3.1. Función de autocorrelación simple de un proceso estacional .....	12
1.3.2. Función de autocorrelación parcial (FAP) .....	15
1.4. Demanda de energía eléctrica .....	17
2. ESTRUCTURA DE UN MODELO ARIMA .....	19
2.1. Identificación .....	19
2.1.1. Identificación de la estructura no estacionaria .....	19
2.1.2. Transformaciones para estabilizar la varianza .....	20
2.2. Determinación del orden de diferenciación .....	23
2.2.1. Determinar la diferencia estacional .....	24
2.3. Identificación de la estructura (ARMA) .....	25

2.4. Estimación .....	28
2.4.1. Criterio de selección de modelos .....	28
2.5. Validación .....	29
2.5.1. Contrastes de autocorrelación .....	30
2.5.2. Contraste de media cero .....	31
2.6. Predicción .....	32
3. MARCO METODOLÓGICO .....	35
3.1. Recursos .....	35
3.1.1. Localización de datos históricos .....	35
3.1.2. Recursos materiales .....	35
3.1.3. Recursos humanos .....	35
3.2. Metodología .....	36
3.2.1. Generación de una base de datos de los años 1971 hasta el 2004 .....	36
3.2.1.1. Datos históricos de generación neta .....	37
3.2.1.2. Datos históricos de generación bruta .....	39
3.2.1.3. Datos históricos de demanda de potencia .....	41
3.2.2. Introducción de datos a un <i>software</i> estadístico .....	44
3.2.3. Procesar datos en el programa <i>STATGRAPHIC</i> .....	44
3.2.4. Selección y validación de un modelo ARIMA .....	45
3.2.5. Análisis del modelo ARIMA seleccionado .....	45
4. RESULTADOS .....	47
4.1. Validación de los modelos seleccionados .....	47
4.1.1. Validación del modelo para generación bruta .....	48
4.1.2. Validación del modelo para generación neta .....	50
4.1.3. Validación del modelo para demanda de potencia .....	52

4.2. Predicción de la generación meta de energía eléctrica del S. N. I. para los años 2005 al 2014 .....	54
4.3. Predicción de la potencia eléctrica máxima mensual del S. N. I. para los años 2005 al 2014 .....	59
4.4. Predicción de la generación bruta del S. N. I. para los años 2005 al 2014 .....	63
5. DISCUSIÓN DE RESULTADOS .....	67
CONCLUSIONES .....	69
RECOMENDACIONES .....	71
BIBLIOGRAFÍA .....	72
APÉNDICE 1: FAS y FAP de los datos históricos .....	73
APÉNDICE 2: Transformación de los datos históricos .....	77
APÉNDICE 3: Parámetros estadísticos y algoritmos .....	83

## ÍNDICE DE ILUSTRACIONES

### FIGURAS

1	Descomposición de una serie de tiempo	2
2	Ejemplo de una función de autocorrelación	16
3	Generación neta en GWh del S.N.I. de los años 1994 al 2004	37
4	Generación bruta en GWh del S.N.I. de los años 1994 al 2004	39
5	Potencia máxima mensual demandada en MW al S.N.I. de los años 1971 al 2004	41
6	Comparación entre valores esperados y reales de generación bruta	48
7	Correlograma de la FAS de los residuos de las predicciones de generación neta	49
8	Correlograma de la FAP de los residuos de las predicciones de generación neta	49
9	Comparación entre valores esperados y reales de generación bruta	50
10	Correlograma de las FAS de los residuos de las predicciones de generación bruta	51
11	Correlograma de la FAP de los residuos de las predicciones de generación bruta	51
12	Comparación entre valores esperados y valores reales de potencia máxima mensual	52
13	Correlograma de las FAS de los residuos de las predicciones de demanda de potencia	53

14	Correlograma de las FAP de los residuos de predicciones de demanda de potencia	54
15	Predicción de generación neta en GWh para los años 2005 al 2014	55
16	Predicción de potencia máxima mensual en MW que demandará el S.N.I. para los años 2005 al 2014	59
17	Predicción de energía que se deberá generar para satisfacer las necesidades de autoconsumo y demanda del S.N.I. de los años 2005 al 2014	63
18	Correlograma de la FAS de los datos históricos de generación neta	75
19	Correlograma de la FAP de los dato históricos de generación neta	76
20	Correlograma de la FAS de los datos històricos de generaciòn bruta	76
21	Correlograma de la FAP de los datos històricos de generaciòn bruta	77
22	Correlograma de la FAS de los datos històricos de la demanda de potencia màxima mensual	77
23	Correlograma de la FAP de los datos històricos de la demanda de potencia màxima mensual	78
24	Datos històricos de generaciòn neta con dos diferencias Estacionarias	79
25	Correlograma de la FAS de la serie transformada de generaciòn neta	80
26	Correlograma de la FAP de la serie transformada de generaciòn neta	80
27	Datos històricos de generaciòn bruta, con transformaciòn	

	logaritmica	81
28	Correlograma de las FAS de la serie transformada de generaciòn bruta	82
29	Correlograma de las FAP de la serie transformada de generaciòn bruta	83
30	Datos històricos de demanda màxima de potencia con dos diferencias estacionarias y una estacional	83
31	Correlograma de la FAS de la serie transformada de demanda de potencia	84
32	Correlograma de la FAP de la serie transformada de demanda de potencia	84

## TABLAS

I	Generaciòn neta mensual de energia en GWh de los años 1994 al 2004	38
II	Datos històricos de generaciòn bruta en GWh del S.N.I. de los años 1994 al 2004	40
III	Datos històricos de potencia màxima demandada al S.N.I. en MW de los años 1971 al 2004	42
IV	Datos hitòricos de potencia màxima demandada al S.N.I. en MW de los años 1982 hasta 1992	42
V	Datos històricos de potencia màxima demandada al S.N.I. en MW de los años 1993 al 2003	43

VI	Datos històrics de potencia màxima demandada al S.N.I. en MW del 2004	43
VII	Predicciòn de los años 2005 y 2006 de generaciòn neta en GWh	56
VIII	Predicciòn de los años 2007 y 2008 de generaciòn neta en GWh	56
IX	Predicciòn de los años 2009 y 2010 de generaciòn neta en GWh	57
X	Predicciòn de los años 2011 y 2012 de generaciòn neta en GWh	57
XI	Predicciòn de los años 2013 y 2014 de generaciòn neta en GWh	58
XII	Predicciòn de potencia màxima mensual en MW para los años 2005 y 2006	58
XIII	Predicciòn de potencia màxima mensual en MW para los años 2007 y 2008	60
XIV	Predicciòn de potencia màxima mensual en MW para los años 2009 y 2010	61
XV	Predicciòn de potencia màxima mensual en MW para los años 2011 y 2012	60
XVI	Predicciòn de potencia màxima mensual en MW para los años 2013 y 2014	64
XVII	Predicciòn de generaciòn bruta mensual en GWh para los años 2007 y 2008	64
XVIII	Predicciòn de generaciòn bruta mensual en GWh para los años 2007 y 2008	64
XIX	Predicciòn de generaciòn bruta mensual en GWh para los años 2009 y 2010	65
XX	Predicciòn de generaciòn bruta mensual en GWh para los años	

	2011 y 2012	65
XXI	Predicción de generación bruta mensual en GWh para los años 2013 y 2014	66

## LISTADO DE SÍMBOLOS

Símbolo	Significado
$\mu$	Media
$\Theta$	Coefficiente de medias móviles estacional
$\theta$	Coefficiente de medias móviles estacionario
$\vartheta$	Coefficiente autorregresivo estacionario
$\Phi$	Coefficiente autorregresivo estacional
$\nu$	Ruido blanco
$S$	Periodo estacional
$Z_t$	Proceso estocástico
$n_t$	Ruido blanco
$\nabla$	Operador de diferencias
$a_t$	Ruido blanco
$w_t$	Resultado de diferenciar una vez un proceso estocástico
$\rho$	Coefficiente de autocorrelación
$\alpha_t$	Ruido blanco
$u_t$	Ruido blanco
<b><math>d</math></b>	Diferencia estacionaria
<b><math>D</math></b>	Diferencia estacional
<b>FAP</b>	Función de autocorrelación parcial
<b>FAS</b>	Función de autocorrelación simple

<b>P</b>	Número de términos autorregresivos estacionales
<b>p</b>	Número de términos autorregresivos estacionarios
<b>Q</b>	Número de términos de medias móviles estacionles
<b>q</b>	Número de términos de medias móviles estacionarios
<b>MW</b>	Mega watios
<b>GWh</b>	Gyga watios hora
<b>NC</b>	Nivel de confianza
<b>TC</b>	Taza de crecimiento
<b>ECM</b>	Suma de errores cuadrados medios
<b>S.N.I.</b>	Sistema Nacional Interconectado

## GLOSARIO

<b>Aleatorio</b>	Suceso o proceso cuyo resultado dependerá del azar.
<b>ARIMA</b>	Siglas en inglés para procesos auto regresivos de medias móviles.
<b>Coefficiente de autocorrelación</b>	Medida adimensional de la dependencia lineal entre dos valores.
<b>Correlograma</b>	Forma gráfica de la función de autocorrelación.
<b>Covarianza</b>	Medida de la relación lineal existente entre dos variables.
<b>Estacionalidad</b>	Procesos en los que sus valores esperados no son constantes, varían en forma cíclica y con una tendencia.
<b>Estacionario</b>	Sucesos en los que sus valores oscilan en torno a un valor constante.

<b>Función de autocorrelación</b>	Es la función que describe el coeficiente de autocorrelación para dos valores cualquiera de una variable en cuestión.
<b>Generación bruta</b>	Oferta de energía del S.N.I. incluyendo el autoconsumo del mismo.
<b>Generación neta</b>	Demanda de energía del S.N.I.
<b>Heterocedasticidad</b>	Proceso que no mantiene un nivel estable en su varianza.
<b>Homocedasticidad</b>	Proceso que mantiene un nivel estable en su varianza.
<b>Proceso estocástico</b>	Conjunto de variables aleatorias.
<b>Ruido blanco</b>	Proceso que tiene varianza constante con media y covarianza igual a cero.
<b>Serie de tiempo</b>	Es el producto de la observación de los valores de una variable a través del tiempo.
<b>Varianza</b>	Medida de la variabilidad o dispersión de un valor alrededor de su media.

## RESUMEN

La predicción de variables energéticas para la planificación de una región, país o proyecto eléctrico es un procedimiento de mucha importancia, que es posible realizar con el uso de series temporales y en específico con modelos estocásticos ARIMA estacionales. Ya que estos modelos son capaces de incluir la periodicidad y tendencia que combinan este tipo de variables en su desarrollo a través del tiempo.

Para utilizar este tipo de modelos se debe desarrollar la metodología de Box-Jenkins, que consiste en cuatro procedimientos principales que se enumeran a continuación:

- Identificación
- Estimación
- Validación
- Predicción

Para este caso en específico se realizó la predicción de la generación bruta mensual, que es la oferta o cantidad de energía que genera el S.N.I. de Guatemala y de la generación neta mensual, que es la energía que consume el S.N.I., también se predijo el valor de potencia máxima demandada mensualmente al S.N.I.

Se encontró que los modelos que predicen estas variables de mejor manera son: para generación bruta el modelo ARIMA  $(1,2,1)_x(0,0,2)_{12}$  con transformación logarítmica, para generación neta el ARIMA  $(2,2,1)_x(0,0,1)_{12}$ .

Por último para la demanda máxima de potencia el modelo ARIMA  $(3,2,3) \times (0,1,3)_{12}$ .

Estos modelos fueron utilizados para hacer predicciones mensuales de los años 2005 al 2014, con un intervalo de confianza del 97 por ciento.

## OBJETIVOS

- **General**

Calcular la demanda de energía eléctrica del Sistema Nacional Interconectado de Guatemala para los próximos diez años, utilizando la metodología ARIMA.

- **Específicos**

1. Construir varios modelos estocásticos ARIMA en forma iterativa.
2. Determinar siguiendo la metodología *Box-Jenkins* o en base a un criterio clásico, cual modelo se ajusta mejor a la serie de tiempo en cuestión.
3. Especificar cuales son las limitaciones de la predicción.

## INTRODUCCIÓN

Un problema fundamental en el planeamiento de obras o proyectos eléctricos es conocer la capacidad que deberán tener dichos proyectos. Para ello, se deberá extrapolar o predecir la máxima demanda de energía eléctrica que esta obra o proyecto deberá suministrar.

Una manera eficaz y confiable de realizar este tipo de predicciones en la actualidad, es utilizar el análisis de una serie temporal que contenga datos históricos de la demanda, del área de aplicación, del futuro proyecto.

El análisis de series de tiempo, genera o construye un modelo estadístico de la variable en cuestión, utilizando datos históricos, y hace una predicción dentro de un intervalo de confianza aceptable.

Dentro de este análisis, existen varios tipos de modelos, pero los que más se utilizan para la predicción de variables energéticas, como la demanda de energía eléctrica, es la metodología ARIMA, debido a su gran confiabilidad y aplicabilidad en este tipo de series temporales.

La metodología ARIMA, fue desarrollada en 1976 por los estadísticos *Box y Jenkins*, y su nombre se deriva de las siglas en inglés para procesos autorregresivos integrados de medias móviles. Esta metodología permite hacer predicciones con modelos estocásticos, en series anuales que presentan tendencia y estacionalidades a lo largo de un período definido, como es el caso de una serie de demanda de energía eléctrica.

Esto se logra construyendo un modelo que haga ( $d$ ) diferencias de los valores promedio de la demanda de un mes, en diferentes años, en la parte regular de la serie y ( $D$ ) diferencias en la parte estacional, para volver estacionaria una serie estacional y hacer predicciones a largo plazo. Utilizando ( $p, P$ ) términos autorregresivos y ( $q, Q$ ) medias móviles en las partes regular y estacionaria respectivamente de la serie, para hacer predicciones a corto plazo, definiendo también un periodo ( $S$ ) estacional. Con lo que se consigue generar un modelo estocástico  $ARIMA(p, d, q)(P, D, Q)_S$ .



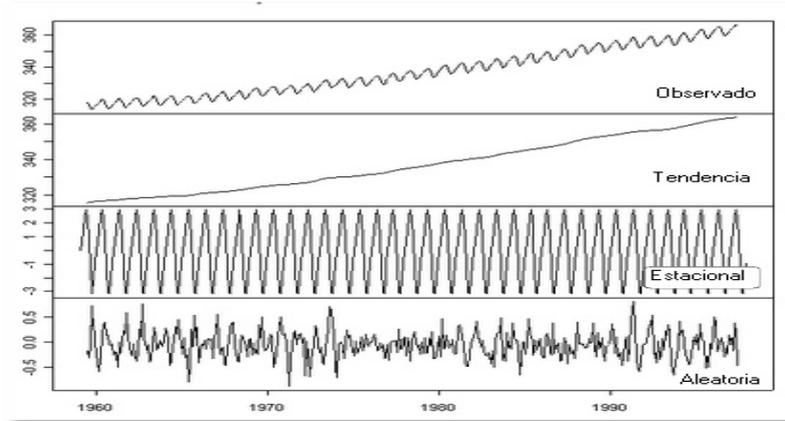
# 1 MARCO TEÓRICO

## 1.1 Series de tiempo

Las series de tiempo son el producto de la observación de los valores de una variable en intervalos previamente establecidos a través del tiempo.

Si los valores de la serie oscilan en torno a un nivel de valores constante, se dice que la serie es estacionaria. Por otra parte, si la serie presenta un comportamiento superpuesto que se repite a lo largo del tiempo, se dice entonces, que la serie es no estacionaria y podría presentar estacionalidad, y consiste en que sus valores esperados no sean constantes, pero varíen en forma cíclica, o que tengan fluctuaciones periódicas de los valores promedio de los diferentes intervalos. Las series de tiempo, aparte de presentar o no estacionalidad, dejan observar tendencias en su comportamiento a través del tiempo, lo que permite hacer predicciones a futuro de la variable en cuestión.

Figura 1. **Descomposición de una serie de tiempo**



Fuente: Gujarati, Damondar. **Econometría** pp. 719.

En resumen, las series temporales pueden tener o no un nivel estable en el tiempo y si no lo tienen, pueden presentar tendencias más o menos constantes y estacionalidades más o menos acusadas. El gráfico de la serie es siempre una herramienta muy valiosa para entender su comportamiento.

Los fenómenos dinámicos que se observan mediante series temporales pueden clasificarse en dos clases. Los primeros son los que toman valores estables en el tiempo alrededor de un nivel constante, sin mostrar tendencia a crecer o a decrecer a largo plazo, como la cantidad de lluvias anuales en una región, la temperatura media del año, etc. Una segunda clase de procesos, son los no estacionarios, que pueden mostrar tendencia, estacionalidad y otros efectos evolutivos en el tiempo.

Por ejemplo, la serie de la renta anual en un país, las ventas de una empresa o la demanda de energía, son series que evolucionan en el tiempo con tendencias más o menos estables la clasificación de una serie como estacionaria o no, depende del periodo de observación, ya que la serie puede ser estable en un periodo dado, pero no estacionario, en un periodo mayor. Por ejemplo, la temperatura en un punto de la tierra puede parecer estable en un intervalo de 20 años, y mostrar una tendencia creciente en un periodo de miles de años. Como regla general, cuanto más amplio sea el periodo de observación más difícil será que el proceso sea estable.

## **1.2 Procesos ARIMA estacionales**

El nombre de ARIMA surge de las siglas en inglés de procesos auto regresivos integrados de media móvil.

### **1.2.1 Definición de Estacionalidad**

Se dice que una serie es estacional cuando su valor esperado no es constante, pero varía cíclicamente. Por ejemplo la serie de tiempo del contenido de ozono en la atmósfera, tiene una tendencia global decreciente y cada año sigue un comportamiento cíclico.

Llamaremos período estacional **S** al número de observaciones que forman un ciclo de 12 meses en el caso de una serie mensual.

La forma más simple de estudiar una serie estacional es asumiendo que la estacionalidad es un efecto constante que se suma a la serie estacionaria, de ese modo la serie estará compuesta de una suma con un componente estacional  $S_t^{(s)}$  y un componente estacionario  $n_t$ . De este modo la serie queda:

$$Z_t = S_t^{(s)} + n_t \quad (1)$$

Esta serie (1) no es estacionaria, ya que si se toma esperanzas.

$$E(Z_t) = S_t^{(s)} + \mu$$

En donde  $\mu$  es la media del componente estacionario.

Como la parte estacionaria toma valores medios diferentes en muestras diferentes, la serie no es estacionaria, pero se puede demostrar que si se toman diferencias entre observaciones separadas por un periodo estacional la serie se vuelve estacionaria.

Se definirá la diferencia estacional como:  $\nabla_s = 1 - B^s$  . (siendo B el operador de retardos).

Aplicándolo a (1) se tiene:

$$\nabla_s Z_t = \nabla_s S_t^{(s)} + \nabla_s n_t$$

Para el componente estacional se pueden considerar dos posibles casos, los cuales son:

a) Que el  $S_t^{(s)}$  sea determinista, es decir, una función constante para el mismo mes en distintos años. En ese caso se tiene :

$$S_t^{(s)} = S_{t+ks}^{(s)} \quad k = \pm 1 \pm 2 \pm \dots \quad (2)$$

b) Que sea una función estable que varíe en torno a un valor constante. Es decir, que los coeficientes estacionales tengan una tendencia sinusoidal, polinómica, etc. (que sea un fenómeno estocástico).

La condición (2), supone que al tomar las diferencias estacionales:

$$\nabla_s z_t = \nabla_s n_t$$

y como al diferenciar un proceso estacionario se obtiene otro estacionario, la diferencia  $\nabla_s$  transforma la serie no estacionaria  $z_t$ , en estacionaria. Se debe observar que para el caso del modelo  $\nabla_s z_t$  tiene un coeficiente de media móvil  $(1 - \Theta B^{12})$  con  $\Theta=1$ . Se obtiene la misma situación si los coeficientes varían alrededor de un valor medio con:

$$S_t^{(s)} = \mu^{(s)} + v_t$$

Donde  $\mu^{(s)}$  es una constante que depende del mes y  $v_t$  es un proceso estacionario. En este caso si se sustituye en (1)

$$z_t = \mu^{(s)} + n_t'$$

Donde el nuevo proceso estacionario  $n_t^{\{}$ , es la suma de  $n_t$  y  $v_t$ . Entonces al tomar las diferencias de orden  $S$  como  $\nabla_s S_t^{(s)} = \nabla_s n_t$  será estacionaria y se obtiene un nuevo proceso estacionario, y el modelo para  $\nabla_s z_t$  tiene un coeficiente de media móvil  $(1 - \Theta B^{12})$ , con  $\Theta = 1$ .

En el segundo caso la estacionalidad varia en forma no estacionaria, se dice entonces que, la estacionalidad no es constante sino evolutiva estocástica. En el caso más simple suponiendo que se tiene una serie con un paseo aleatorio se tiene:

$$S_t^{(s)} = S_{t-s}^{(s)} + v_t$$

en donde  $v_t$ , es un proceso estacionario y sustituyendo en (1) y tomando las diferencias estacionales, se tiene:

$$\nabla_s z_t = v_t + \nabla_s n_t$$

y se tiene una vez más un proceso estacionario, con la diferencia de que ahora se tiene un coeficiente de media móvil invertible  $(1 - \Theta B^{12})$ , con  $\Theta < 1$ .

En resumen, en condiciones generales para la estructura estacional, y para procesos con estacionalidad tanto determinística como estocástica, la aplicación del operador  $\nabla_s$ , convierte una serie de tiempo estacional, en una estacionaria.

### 1.3 Modelo ARIMA estacional

Cuando existe una dependencia estacional, se puede generalizar el modelo ARIMA, a manera de incorporar no sólo la dependencia regular, que está asociada con los intervalos de la media de la serie, sino también la dependencia estacional, que está asociada con las observaciones separadas por  $S$ , períodos.

Una primera solución para modelar estas tendencias es incorporar la dependencia estacional a la regular, incorporando a los operadores AR, MA, términos tipo  $B^S$  para representar la dependencia entre observaciones separadas por  $S$  períodos. El inconveniente de esta formulación es que llevaría a polinomios muy largos en la parte AR y MA.

Otra solución más simple y que funciona bien en la práctica, es modelar de forma separada la dependencia regular y la estacional, y construir el modelo incorporando ambas. Se obtiene así el modelo ARIMA estacional multiplicativo que tiene la forma :

$$\Phi_p(B^s)\phi_p(B)\nabla_s^D\nabla^d z_t = \theta_q(B)\Theta_Q(B^s)a_t$$

donde:  $\Phi_p(B^s) = (1 - \Phi_1 B^s - \dots - \Phi_p B^{sp})$  es el operador AR estacional, de orden P,  $\phi_p(B) = (1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p)$  es el operador AR regular de orden P,  $\nabla_s^D = (1 - B^s)^D$  representa las diferencias estacionales que se aplica, donde D toma en la práctica los valores 0 o 1,  $\nabla^d = (1 - B)^d$  son, las diferencias regulares, donde en la práctica  $d = (0, 1, 2)$ ,  $\Theta_Q(B^s) = (1 - \Theta_1 B^s - \dots - \Theta_Q B^{sQ})$ , es el operador media móvil estacional de orden Q,  $\theta_q(B) = (1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q)$  es el operador de media móvil regular de orden q y  $a_t$  es un proceso de ruido blanco.

Esta clase de modelos, introducidos por Box y Jenkins (1976), representan bien muchas series estacionales que se encuentran en la práctica y se escriben de forma simplificada como el modelo ARIMA.  $(P, D, Q)_s x(p, d, q)$ .

Para justificar estos modelos y explicar las hipótesis en que se basan, se considera una serie estacional  $z_t$  con período s. Como ejemplo, se supondrá que los datos son mensuales, que el primer dato es de enero y que disponemos de h años completos con un total de T = 12h observaciones.

Para modelar la dependencia estacional de esta serie mensual se puede dividir la serie total en 12 series anuales, cada una de ellas con  $h$  datos, el número de años disponibles. Se llama a estas series anuales, donde  $j = 1, \dots, 12$  indica el mes que define la serie y el índice temporal de la serie,  $\tau$ , es el año que varía entre  $\tau = 1, \dots, h$ . En efecto, estas series se refieren siempre al mismo mes,  $j$ , y se relacionan el valor de ese mes en una año con ese mes en años anteriores. La forma de obtener estas series anuales a partir de la serie original mensual,  $z_t$ , es mediante la relación :

$$Y_{\tau}^{(j)} = z_{j+12(\tau-1)} \quad \tau = 1, \dots, h \quad (4)$$

Por ejemplo la serie anual del mes de enero,  $j=1$ , comienza,  $\tau=1$ , con el primer dato observado  $z_t$ , y continua  $\tau=2$ , tomando el dato 12 meses después, es decir,  $z_{13}$ , que corresponderá al dato de enero del segundo año. Las observaciones de los restantes eneros corresponden a los datos originales  $z_{25}, z_{37}, \dots$  moviendo 12 posiciones de la serie original. En general, la serie anual del mes  $j$  se obtiene tomando los datos de la serie  $z_t$ , para  $t = j + 12(\tau - 1)$ , tomando  $\tau = 1, \dots, h$ .

Cada una de estas series anuales se supone que sigue un modelo ARIMA:

$$\Phi^{(j)}(B)(1-B)^D Y_{\tau}^{(j)} = C_j + \Theta^{(j)} B u_{\tau}^{(j)}; \quad (5)$$

$$\tau = 1, \dots, h$$

donde  $\Phi^{(j)}(B) = (1 - \Phi_1^{(j)}B - \dots - \Phi_p^{(j)}B^p)$  y  $\Theta^{(j)}(B) = (1 - \Theta_1^{(j)}B - \dots - \Theta_q^{(j)}B^q)$

Se comprueba en la práctica que es frecuente que todos los modelos para estas series sean idénticos, con los mismos valores de los parámetros. Suponiendo que efectivamente los 12 modelos son idénticos. Entonces, forzosamente este modelo común debe ser no estacionario con  $D = 1$ . En efecto, si  $D = 0$  las series de cada mes oscilarían alrededor de un valor  $c_j \neq 0$  y para que el modelo sea común  $c_j = c$ .

Ahora bien, en un modelo estacionario la constante es proporcional a la media del proceso y como las medias de los meses son distintas por hipótesis, ya que se está suponiendo que la serie es estacional, las constantes  $c_j$  deberían ser distintas. Por tanto, no se puede tener  $D = 0$  y el mismo modelo. Sin embargo, si el modelo común tiene  $D = 1$ , al tomar esta diferencia en cada serie las medias de los meses desaparecen, y las diferencias entre el mismo mes de un año y del anterior seguirán un proceso estacionario de media cero.

Si las 12 series anuales pueden escribirse conjuntamente bajo un modelo común, utilizando que, según (4):

$$BY_{\tau}^{(j)} = Y_{\tau-1}^{(j)} = z_{j-12(\tau-2)} = z_{j-12+12(\tau-1)} = B^{12} z_{j+12[\tau-1]}$$

Es decir, aplicar B a las series anuales  $Y_t^{(j)}$ , produce el mismo mes del año anterior y esto equivale a aplicar el operador  $B^{12}$  en la serie original  $z_t$ .

Entonces, el modelo común de las series anuales puede escribirse en términos de los datos originales como:

$$(1 - \Phi_1 B^{12} - \dots - \Phi_p B^{12p})(1 - B^{12})z_t = (1 - \Theta_1 B^{12} - \dots - \Theta_q B^{12q})\alpha_t \quad (6)$$

Donde  $t = 1, \dots, n$  y ahora el modelo ARIMA se formula en B12 (Bs en general para datos de periodo s) ya que se está relacionando meses de distintos años. Como el modelo es el mismo para todos los meses se puede aplicar a la serie original  $z_t$  y obtener la serie de residuos  $\alpha_t$ . Esta serie de residuos del modelo estacional no será normalmente un proceso de ruido blanco, ya que no se ha tenido en cuenta la dependencia entre un dato y los inmediatamente anteriores. Suponiendo que  $\alpha_t$  sigue el proceso ARIMA regular:

$$\Phi_p(B)\nabla_{\alpha_t}^d = \theta_q(B)\alpha_t \quad (7)$$

Sustituyendo el modelo regular (7), en el modelo estacional (6), se obtiene el modelo completo para el fenómeno observado que es el modelo (3).

De lo anterior se puede concluir que el modelo ARIMA estacional multiplicativo se basa en la hipótesis que, la relación de dependencia estacional, es la misma para todos los períodos.

Pero la experiencia indica que este comportamiento es frecuente en estos procesos aunque, no siempre se cumple. Y es conveniente que siempre que se tengan los datos suficientes se construya un modelo como el (6), para constatar la validez de la hipótesis.

### **1.3.1 Función de autocorrelación simple de un proceso estacional**

La función de autocorrelación mide la correlación entre los valores de la serie distanciados un lapso de tiempo  $k$ .

La fórmula del coeficiente de correlación simple, dados  $N$  pares de observaciones  $y, x$ :

$$r = \frac{\sum (y_i - \bar{y})(x_i - \bar{x})}{\sqrt{\sum (y_i - \bar{y})^2 \sum (x_i - \bar{x})^2}}$$

De igual forma, dada una secuencia temporal de  $N$  observaciones  $x_1 \dots x_N$ , se puede formar  $N-1$  parejas de observaciones contiguas  $(x_1, x_2)$ ,  $(x_2, x_3), \dots, (x_{N-1}, x_N)$  y calcular el coeficiente de correlación de estas parejas. A este coeficiente se denominará coeficiente de autocorrelación de orden 1 y lo denotamos como  $r_1$ .

Análogamente se pueden formar parejas con puntos separados por una distancia 2, es decir  $(x_1, x_3)$ ,  $(x_2, x_4)$ , etc. y se calcular el nuevo coeficiente de autocorrelación de orden 2.

De forma general, si se prepara parejas con puntos separados una distancia  $k$ , se calculará el coeficiente de autocorrelación de orden  $k$ .

Al igual que para el coeficiente de correlación lineal simple, se puede calcular un error estándar y por tanto un intervalo de confianza para el coeficiente de autocorrelación.

La función de autocorrelación es el conjunto de coeficientes de autocorrelación  $r_k$  desde 1 hasta un máximo que no puede exceder la mitad de los valores observados, y es de gran importancia para estudiar la estacionalidad de la serie, ya que si ésta existe, los valores separados entre sí por intervalos iguales al periodo estacional deben estar correlacionados de alguna forma. Es decir, que el coeficiente de autocorrelación para un retardo igual al periodo estacional debe ser significativamente diferente de 0.

Sea  $\omega_t = \nabla^d \nabla_S^D z_t$  el proceso estacionario obtenido al diferenciar la serie  $d$  veces de forma regular, y  $D$  veces en forma estacional. Entonces,  $\omega_t$  sigue el proceso ARMA estacional multiplicativo.

$$\Phi_P(B^S) \phi_P(B) \omega_t = \theta_q(B) \Theta_Q(B^S) a_t \quad (8)$$

La función de autocorrelación simple de este proceso, es una mezcla de las funciones de autocorrelación regular y estacional. Se puede demostrar según (Peña,1984) que si se llama  $r_i$  a los coeficientes de autocorrelación del proceso ARMA(p,q) regular:

$$\phi_p(B)x_t = \theta_q(B)u_t \quad (9)$$

$R_{sj}$  a los coeficientes de correlación en los retardos  $s, 2s, 3s, \dots$  del proceso ARMA(P,Q) estacional:

$$\Phi_P(B^s)Y_t = \Theta_Q(B^s)u_t \quad (10)$$

y  $\rho_j$  a los coeficientes de autocorrelación del proceso completo (8), se verifica.

$$\rho_j = \frac{r_j + \sum_{i=1}^{\infty} R_{si}(r_{si+j} + r_{si-j})}{1 + 2\sum_{i=1}^{\infty} r_{si}R_{si}} \quad (11)$$

Si suponemos  $s = 12$  y admitimos que  $r_j$  es aproximadamente cero, para retardos altos o mayores que 8 el denominador de (11) es la unidad y la función de autocorrelación será:

- En los retardos bajos ( $j = 1, 2, \dots, 6$ ), se observará únicamente la parte regular.

- En los retardos estacionales se observará básicamente la parte estacional, es decir:

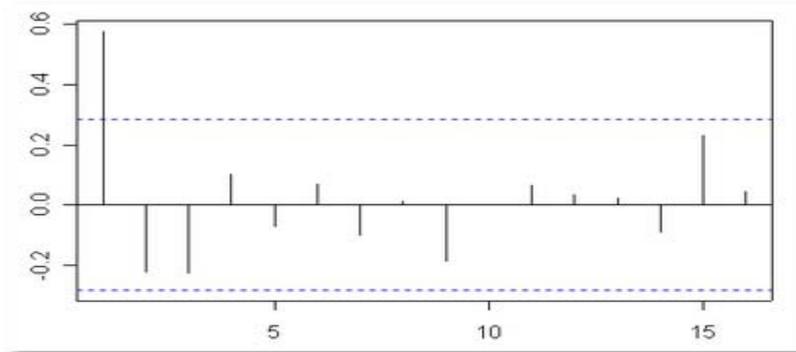
$$\rho_{12i} \cong R_{12i}(r_{12i} + r_0) + R_{12i}(r_{36i} + r_{36i} + r_{12i}) \quad \text{y suponiendo que } r_{12i} \approx 0 \text{ para } i \geq 1, \text{ con } r_0 = 1 \text{ esta expresión se reduce a } \rho_{12i} \approx R_{12i} \quad (i = 1, 2, \dots).$$

### 1.3.2 Función de autocorrelación parcial (FAP)

En el coeficiente de autocorrelación parcial de orden  $k$ , se calcula la correlación entre parejas de valores separados esa distancia pero eliminando el efecto debido a la correlación producida por retardos anteriores a  $k$ .

En la figura 2 se observa una gráfica típica de la función de autocorrelación parcial, en la que se marcan los intervalos de confianza para ayudar a detectar los valores significativos y cuya posición en el eje X indicará la probable presencia de un factor de estacionalidad para ese valor de retardo.

Figura 2. **Ejemplo de una función de autocorrelación**



Fuente: Gujarati, Damondar. **Econometría** pp. 726.

La función de autocorrelación parcial de un proceso estacional multiplicativo es compleja, porque es una superposición no sólo de las funciones de autocorrelación parciales de las partes regular y estacional (9) y (10), sino que en la interacción alrededor de los retardos estacionales aparece a un lado la función de autocorrelación parcial de la parte regular y al otro la simple.

En concreto, puede demostrarse, (*Hamilton y Watts, 1978*) que la función de autocorrelación parcial de un proceso estacional tiene la estructura siguiente:

- En los primeros retardos aparecerá la *fap*, (*función de autocorrelación parcial*), de la estructura regular y en los estacionales la *fap* de la estacional.

- A la derecha de cada coeficiente estacional ( retardos  $js + 1, js + 2...$ ) aparecerá la *fap* de la parte regular. Si el coeficiente estacional es positivo la *fap* regular aparece invertida, mientras que si éste es negativo la *fap* aparece con su signo.
- A la izquierda de los coeficientes estacionales ( retardos  $js - 1, js - 2$ ), observaremos la función de autocorrelación simple de la parte regular.

#### **1.4 Demanda de energía eléctrica**

Se conoce como demanda de energía eléctrica al consumo instantáneo de energía eléctrica consumida. Es decir, la potencia eléctrica demandada en forma instantánea.

La potencia eléctrica se mide en vatios, que se define como el producto del valor de voltaje por el valor de la intensidad de corriente .

Debido a que la energía eléctrica generada, no se puede almacenar, toda instalación o red eléctrica debe estar diseñada para soportar el máximo valor instantáneo de energía demandada a lo largo de un ciclo de consumo, por lo que es importante conocer el perfil de consumo, conocido también como curvas de carga, ya que éstas representan en forma gráfica, la potencia consumida en función del tiempo.

Es fácil deducir, que para una misma cantidad de energía consumida se pueden tener perfiles de carga muy variados, estos pueden ser, relativamente planos, indicando un consumo relativamente constante, o con picos muy pronunciados, indicando una demanda variable en el tiempo. Estas curvas de carga pueden ser, diarias, mensuales, anuales, etc. Siendo éstas de vital importancia en el estudio del comportamiento de la demanda para el diseño de los sistemas de energía eléctrica.

## 2 ESTRUCTURA DE UN MODELO ARIMA

Los pasos a seguir en la generación de un modelo ARIMA se pueden resumir a grandes rasgos en los siguientes:

- Identificación
- Estimación
- Validación
- Predicción

### 2.1 Identificación

#### 2.1.1 Identificación de la estructura no estacionaria

Suponiendo que la serie observada es una realización de un proceso que sigue un modelo ARIMA. La identificación de la estructura no estacionaria consiste en detectar que transformaciones hay que aplicar para conseguir un proceso ARMA estacionario. En particular consiste en determinar si es necesario:

- a) Transformar la serie para que tenga varianza constante.
- b) Diferenciar la serie para que tenga media constante. Esto equivale a seleccionar el parámetro,  $d$ , número de diferencias regulares, que es habitualmente cero, uno o dos.

c) Diferenciar la serie estacionalmente para eliminar la estacionalidad. Cuando la serie sea estacional con período  $s$  suele ser necesario aplicar una diferencia  $(1 - B^s)$  para convertirla en estacionaria.

### 2.1.2 Transformaciones para estabilizar la varianza

Muchas series presentan variabilidad cuando mayor es el nivel de la serie, esto se confirma haciendo un gráfico de la media de cada año, mes, etc. según sea la serie, y la desviación típica de los datos con relación a la media. Cuando se tiene una relación lineal entre la variabilidad y el nivel de la serie, se consigue una variabilidad constante tomando logaritmos.

Se puede demostrar que cuando existe una relación entre las medias  $\mu_i$ , de un conjunto de variables aleatorias  $x_i$ , y sus desviaciones típicas del tipo

$$\sigma_i = k\mu_i^\alpha \quad (12)$$

al transformar las  $x_i$ , en  $y_i$  mediante

$$y_i = \frac{x_i^{1-\alpha} - 1}{1-\alpha} \quad (13)$$

se obtienen variables con varianza constante. Esta es la familia *Box-Cox* de transformaciones con parámetro  $\lambda = 1 - \alpha$ .

Esta familia incluye las transformaciones potenciales y, al escribirla de esta forma, incorpora también el logaritmo.

En efecto, cuando  $\alpha$  es muy próximo a uno, o  $\lambda$  próximo a cero, puede comprobarse tomando límites en la expresión (2) que se obtiene el logaritmo de la variable.

La transformación necesaria para conseguir variabilidad constante cuando en la serie se observa una relación entre el nivel y la variabilidad puede estimarse haciendo grupos de observaciones consecutivas de la serie, (de 5 ò 6 datos o si la serie es estacional con periodo  $s$  de  $s$  datos para hacer comparaciones homogéneas), calculando en cada grupo la media muestral  $\bar{x}_i$  y la desviación típica,  $s_i$ , y representando estas variables en un gráfico para estimar  $\alpha$ . En particular, tomando logaritmos en (11).

$$\log S_i = c + \alpha \log \bar{x}_i$$

La pendiente de regresión nos estima el valor de  $\alpha$ .

El gráfico media-variabilidad es especialmente útil cuando en la serie no se capta la variabilidad a simple vista.

La falta de constancia en la variabilidad puede ser el resultado de que la serie se genera como producto (en lugar de la suma) de un componente sistemático o predecible y un término de perturbación. En este caso:

$$z_t = f(z_{t-1}, \dots) u_t \quad (14)$$

Y aunque  $u_t$  tenga una varianza constante producirá una variabilidad en la serie observada  $z_t$  tanto mayor cuanto mayor sea el valor de la parte sistemática  $f(z_{t-1}, \dots)$ , que establece el nivel de la serie. Este problema se resuelve tomando logaritmos, ya que entonces, llamando:

$$a_t = \ln u_t$$

$$Y_t = \ln z_t = \ln f(z_{t-1}, \dots) + a_t$$

y se obtiene una descomposición aditiva para la variable  $Y_t$ , que tendrá varianza constante. Si en lugar de (14) se supone un modelo generado con ruidos aditivos y multiplicativo del tipo:

$$z_t = f(z_{t-1}, \dots) u_t + a_t$$

será necesaria una transformación de *Box-Cox* con  $\lambda$  entre cero y uno para conseguir varianza constante.

En resumen, para obtener una descomposición aditiva entre la parte explicada y no explicada puede ser necesario transformar la serie, y la manifestación de esta necesidad será que la varianza de la serie dependa monótonamente del nivel. Para determinar  $\lambda$ , se forman grupos de entre 6 y 12 observaciones consecutivas, se calcula la desviación típica y la media en estos grupos, se estima una regresión entre los logaritmos de las desviaciones típicas y los de las medias.

La pendiente estimada es  $1 - \lambda$ , donde  $\lambda$  es el parámetro de la transformación *Box-Cox* necesaria para convertir la serie en estacionaria.

Existen series heterocedásticas donde la varianza cambia sin relación con el nivel.

Por ejemplo, aparecen cambios de varianza por tramos, o la varianza en el instante  $t$  depende de los valores previos de la serie, lo que se conoce como heterocedasticidad condicional. Estas situaciones no pueden resolverse con estas transformaciones.

## 2.2 Determinación del orden de diferenciación

Si la serie tiene tendencia, o muestra cambios de nivel en la media, la se diferenciará para transformarla en estacionaria. La necesidad de diferenciar es en muchos casos clara a la vista del gráfico de la serie.

Debe notarse que como:

$$(1 - B)\ln z_t = \ln z_t - \ln z_{t-1} = \ln\left(1 + \frac{z_t - z_{t-1}}{z_{t-1}}\right) \cong \frac{z_t - z_{t-1}}{z_{t-1}}$$

Donde se ha utilizado que  $\ln(1+x) \cong x$  si  $x$  es pequeño, estudiar la serie  $\nabla \ln z_t$  equivale a estudiar la serie de tasas de incremento relativo a  $z_t$ .

Cuando al analizar el gráfico de la serie la decisión de diferenciar no sea clara, es necesario estudiar la función de autocorrelación simple, fas, de la serie. Ya que una serie no estacionaria debe mostrar estructura AR positiva con decrecimiento lento y lineal.

Es importante señalar que la característica en la fas estimada que identifica una serie no estacionaria no es que los coeficientes de autocorrelación sean todos próximos a unidad, sino que decrezcan lentamente y de forma lineal. Puede demostrarse que el valor esperado de los coeficientes de autocorrelación estimados depende del proceso y del tamaño muestral, pudiendo ser mucho menor que la unidad.

Siempre que exista la duda de aplicar diferencias o no, al modelo, es mejor hacerlo, ya que se obtiene un menor error si se hacen más diferencias de lo necesario, que si no se hacen, ya que en el último caso no se convertiría la serie de estacional a estacionaria, y esto llevaría a errores considerablemente grandes.

### 2.2.1 Determinar la diferencia estacional

Si la serie tiene componente estacional habrá que aplicar una diferencia estacional,  $\nabla_s = (1 - B^s)$ , para conseguir una serie estacionaria.

La estacionalidad se manifiesta:

- a) En el gráfico de la serie, que presentará una pauta repetida de periodo  $s$  (por ejemplo, con datos mensuales agosto puede estar siempre por encima de la media del año y enero por debajo).
- b) En la función de autocorrelación simple, que presentará coeficientes positivos que decrecen lentamente en los retardos  $s, 2s, 3s, \dots$

Además del gráfico de la serie es conveniente mirar la fase, ya que una serie con estacionalidad mostrará valores de autocorrelación positivos y altos en los retardos estacionales, es decir en los  $s, 2s, 3s,$

### 2.3 Identificación de la estructura (ARMA)

La identificación de los órdenes  $p$  y  $q$  del modelo ARMA se realiza comparando las funciones de autocorrelación simple y parcial calculadas en la serie observada.

Llamando  $w_t$ , a la serie estacionaria,  $w_t = \nabla^d \nabla_s^D z_t$ , donde en la práctica  $d$  toma valores en  $(0, 1, 2)$  y  $D$  en  $(0, 1)$ , los coeficientes de autocorrelación muestrales se calculan por:

$$r_k = \frac{\sum_{t=d+sD+1}^{T-k} (w_t - \bar{w})(w_{t+k} - \bar{w})}{\sum_{t=d+sD+1}^T (w_t - \bar{w})^2} \quad (15)$$

donde  $k = 1, 2, 3, \dots$

Teniendo en cuenta que al diferenciar se puede  $d + sD$  observaciones.

Para juzgar cuando un coeficiente  $r_k$  es distinto de cero se necesita su error estándar, cuya determinación depende de la estructura del proceso. Una solución simple es tomar como error estándar  $1/\sqrt{T}$ , que es aproximadamente —según se estudiará en el capítulo 3 el error estándar de un coeficiente de correlación entre variables independientes. Si todos los coeficientes teóricos de autocorrelación fuesen nulos, las desviaciones típicas de estimación serían aproximadamente  $1/\sqrt{T}$ . Por tanto, se puede trazar bandas de confianza a  $\pm 2/\sqrt{T}$  y considerar como significativos en primera aproximación a los coeficientes fuera de dichas bandas.

Los coeficientes de autocorrelación parcial se obtienen con las regresiones:  $w_t = \alpha_1 w_{t-1} + \dots + \alpha_k w_{t-k}$ , donde  $w_t = w_t - \bar{w}$ . La secuencia  $\alpha_k$  ( $k = 1, 2, \dots$ ) de coeficientes minimocuadráticos es la función de autocorrelación parcial. Se utilizará siempre en los gráficos de la fap los límites asintóticos  $\pm 2/\sqrt{T}$ , con la salvedad de que se trata de unos límites de referencia aproximados.

Si el proceso es estacional, se estudiará los coeficientes de la fas y fap en los retardos  $s$ ,  $2s$ ,  $3s$ , ..., para determinar la estructura ARMA estacional.

La identificación del modelo ARMA es una tarea difícil, pero con la potencia de los ordenadores actuales sólo se necesita restringir el conjunto de todos los posibles modelos ARMA a un subconjunto que parezca, en principio, adecuado para representar los rasgos principales de la serie. En la práctica, la mayoría de las series reales pueden aproximarse bien con modelos ARMA con  $p$  y  $q$  menores que tres, para series no estacionales, y con  $P$  y  $Q$  menores que 2, para series estacionales.

Alternativamente, se puede utilizar la función de autocorrelación simple y parcial para seleccionar un subconjunto pequeño de modelos que sea coherente con la estructura observada. Para ello, conviene:

- a) Decidir cual es el orden máximo de las partes AR y MA a partir de los rasgos obvios de la fas y la fap: coeficientes claramente significativos, pautas de decrecimiento geométricas o sinusoidales, etc.
- b) Evitar la identificación inicial de modelos mixtos ARMA y comenzar con modelos AR o MA preferiblemente de orden bajo.
- c) Utilizar las interacciones alrededor de los retardos estacionales para confirmar la concordancia entre la parte regular y la estacional.

## 2.4 Estimación

### 2.4.1 Criterio de selección de modelos

Cuando se ha estimado un conjunto de modelos ( $M_1, \dots, M_m$ ), y se desea seleccionar el que mejor explica la serie. El criterio de ajuste no es indicado, ya que el modelo que contenga más parámetros será el que tenga mayor verosimilitud y menor suma de cuadrados de los errores dentro de la muestra, por lo que es mejor tener otros principios de selección.

El problema puede abordarse desde el punto de vista clásico o bayesiano. Comenzando con el enfoque clásico, se ve que no es útil comparar la verosimilitud de distintos modelos, porque siempre el modelo con más parámetros tendrá mayor verosimilitud. Se puede, sin embargo, calcular el valor esperado de la verosimilitud para cada uno de los modelos, es decir, el valor que se espera obtener para la verosimilitud sobre muchas realizaciones del proceso si en cada una estimamos los parámetros por máxima verosimilitud. Se debe seleccionar el modelo que de un valor esperado más alto de esta verosimilitud esperada. Este es el enfoque que conduce al criterio de *akaike*.

Se dispone de probabilidades a priori para cada modelo,  $P(M_i)$ , se podría utilizar el enfoque bayesiano y seleccionar el modelo con probabilidad máxima dados los datos. Es decir se calcula:

$$P(M_i | z_t) = \frac{P(z_t | M_i)P(M_i)}{\sum_{j=1}^m P(z_t | M_j)P(M_j)} \quad (16)$$

Y seleccionar el modelo más probable a la vista de los datos. Se observa que este planteamiento no requiere que la serie sea estacionaria, por lo que puede aplicarse para comparar modelos con distinto número de diferencias y utilizarse para decidir como alternativa a los contrastes de raíces unitarias. Si se supone que las probabilidades a priori de todos los modelos son las mismas, este enfoque conduce al criterio BIC.

## 2.5 Validación

La validación del modelo requiere comprobar que las hipótesis básicas realizadas respecto a los residuos son ciertas. Estos deben tener: (1) media cero; (2) varianza constante; (3) falta de correlación para cualquier retardo; (4) distribución normal.

La validación o diagnosis esta relacionada, pero es distinta de la selección de modelos. Es posible que el mejor modelo seleccionado no sea compatible con las hipótesis planteadas, y entonces, es necesario buscar nuevos modelos. También es posible que muchos modelos pasen los contrastes diagnósticos, y entonces podemos seleccionar el mejor entre ellos con los criterios de selección. Se puede observar que la diagnosis es un complemento de los criterios de selección.

### 2.5.1 Contrastes de autocorrelación

El primer contraste a realizar es si los residuos estimados están incorrelados. Es decir si, tienen algún tipo de correlación no entre ellos. Para ello se calcula su fas mediante:

$$\hat{r}_k = \frac{\sum_{t=1}^{T-k} (\hat{a}_t - \bar{a})(\hat{a}_{t+k} - \bar{a})}{\sum_{t=1}^T (\hat{a}_t - \bar{a})^2} \quad (17)$$

Donde,  $\bar{a}$  es la media de los T residuos. Si los residuos son independientes, los coeficientes,  $r_k$ , para k, no muy pequeño, serán aproximadamente variables aleatorias con media cero, varianza asintótica  $1/T$  y distribución normal. La varianza asintótica es válida para k grande, pero no para los primeros retardos.

En consecuencia, el valor  $1/\sqrt{T}$  debe considerarse como un límite máximo de la desviación típica de las autocorrelaciones residuales.

El procedimiento habitual de verificar la incorrelación de los residuos es dibujar en sus funciones de autocorrelación simple o parcial estimadas dos líneas paralelas a distancia  $2/\sqrt{T}$  del origen y comprobar si todos los coeficientes  $r_k$  están dentro de estos límites de confianza. Como estos límites son, aproximadamente, del 95 por ciento, en promedio uno de cada veinte coeficientes de autocorrelación estimados saldrá fuera.

Por lo que la aparición de un valor significativo en un retardo elevado es esperable. Sin embargo, según lo anterior estos límites sobreestiman la varianza en los retardos pequeños, un valor próximo a los límites de confianza  $\pm 2/\sqrt{T}$  en los retardos iniciales debe considerarse un indicio claro de que el modelo es inadecuado.

### 2.5.2 Contraste de media cero

Los residuos estimados de un modelo ARIMA no están en principio sujetos a la restricción  $\sum_{t=1}^T \hat{a}_t = 0$ . Esta condición sólo se impone cuando se tiene un modelo AR y sus parámetros se han estimado por mínimos cuadrados, pero en la estimación por máxima verosimilitud exacta esta restricción no existe. Para contrastar la hipótesis de que la perturbación tiene esperanza nula en el caso general, suponiendo T residuos y p + q parámetros, se calculará su media.

$$\bar{a} = \frac{\sum \hat{a}_t}{T}$$

y su varianza

$$\hat{S}_a^2 = \frac{\sum_{t=1}^T (\hat{a}_t - \bar{a})^2}{T - P - q}$$

se concluye que  $E[\hat{a}_t] \neq 0$ , si.

$$\frac{\bar{a}}{\hat{S}_a / \sqrt{T}}$$

Es significativamente grande con relación a la distribución  $N(0, 1)$ . Este contraste debe de aplicarse después de comprobar que los residuos están incorrelados, para asegurar que  $\hat{S}_a$  es un estimador razonable de la varianza.

## 2.6 Predicción

Las predicciones del modelo estimado pueden realizarse como en el capítulo 8, utilizando los parámetros estimados como si fuesen los verdaderos. Sin embargo, los intervalos de predicción en ese capítulo se calcularon suponiendo los parámetros conocidos y teniendo sólo en cuenta la incertidumbre por el desconocimiento de las innovaciones futuras. En general, cuando el modelo se estima con los datos, se tiene cuatro tipos de incertidumbre en la predicción, asociadas al desconocimiento de:

- a. Las innovaciones futuras
- b. La distribución de las innovaciones
- c. Los verdaderos valores de los parámetros
- d. El modelo que ha generado los datos

La primera fuente de incertidumbre es inevitable y no depende del tamaño muestral.

Como los valores futuros de la serie dependen de innovaciones futuras desconocidas, se tiene una incertidumbre creciente con el horizonte de predicción.

Ya se vió que esta incertidumbre es acotada para procesos estacionarios, pero crece sin límite para procesos no estacionarios.

Las tres restantes fuentes de incertidumbre dependen del tamaño muestral y aunque son pequeñas para tamaños muestrales grandes, pueden ser importantes en muestras pequeñas (menores de 50 datos).

Si se tiene muestras grandes se puede comprobar si la distribución de las innovaciones es normal, pero con una muestra pequeña la potencia de un contraste de normalidad es muy baja, con lo que existe siempre cierta incertidumbre respecto a la forma de la distribución de las innovaciones. También se tiene incertidumbre respecto a los valores reales de los parámetros, ya que se han estimado y tienen cierto error de estimación.

Finalmente, como el modelo se ha seleccionado a partir de los datos, es posible que haya varios modelos compatibles con estos datos y aunque hayamos seleccionado alguno con un criterio no se puede ignorar que este modelo puede ser erróneo.

El perfil de estas cargas tiene también una importancia económica, ya que para una misma energía demandada, es más barato cubrir una curva de perfil plano, que una con picos muy marcados.

## **3 MARCO METODOLÓGICO**

### **3.1 Recursos**

#### **3.1.1 Localización de datos históricos**

- Instituto Nacional de Electrificación INDE
- Administrador del Mercado Mayorista AMM

#### **3.1.2 Recursos materiales**

- Computadora personal
- *Software* estadístico *STATGRAPHIC PLUS 4.0*
- Informes estadísticos del INDE de los años 1971 a 1998.
- Informes estadísticos del AMM de los años 1999 al 2004

#### **3.1.3 Recursos humanos**

- Investigador Bachiller en ciencias y letras Jesús Ronaldo Prado Córdova.
  - Asesor Ing. Francisco González
- Revisor Ing. Gustavo Orozco

## **3.2 Metodología**

Cuando se posee una serie de observaciones de una variable a través del tiempo se dice que se tiene una serie temporal o serie de tiempo, y en particular cuando se estudia una serie para una variable energética, se puede observar en una gráfica a simple vista que, éstas generalmente presentan tendencias y estacionalidad, por lo que la mejor metodología a seguir para hacer una predicción a futuro es generar un modelo ARIMA, definido en el capítulo anterior.

Para desarrollar un modelo ARIMA que pueda predecir la demanda de energía eléctrica del Sistema Nacional Interconectado de Guatemala, se siguieron los siguientes procedimientos.

### **3.2.1 Generación de una base de datos de 1971 hasta 2004**

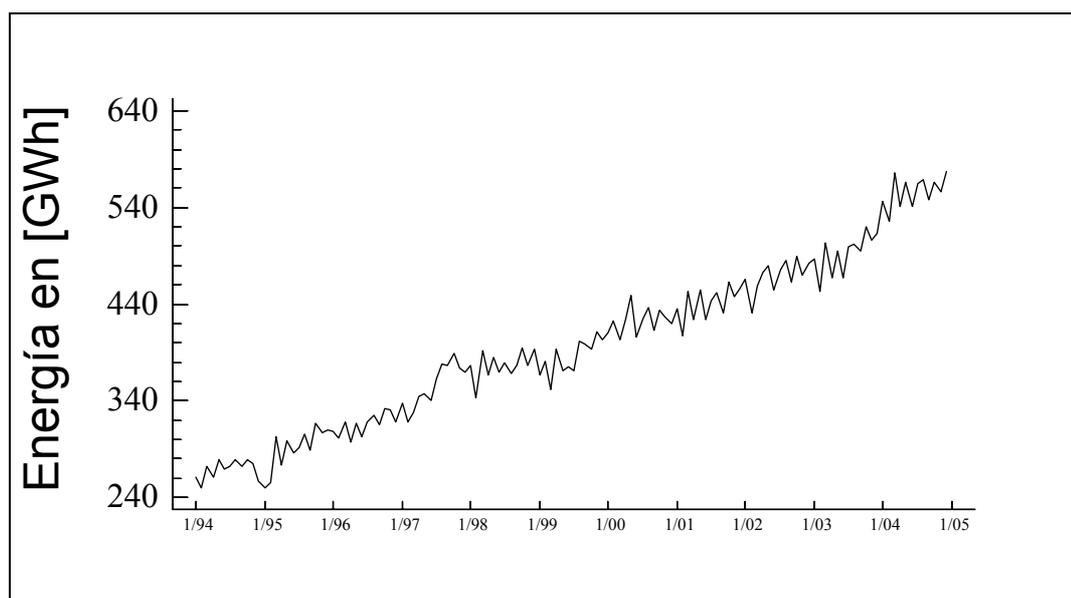
Se recolectaron datos históricos de la demanda de energía eléctrica en el Sistema Nacional Interconectado de Guatemala, en GWh (*Gygabattios* hora) de generación bruta mensual y en MW (Mega Vatios), de potencia instantánea máxima demandada mensual revisando los informes estadísticos de las siguientes instituciones:

- Instituto Nacional de Electrificación (INDE)
- Administrador del Mercado Mayorista (AMM).

En el INDE se recabó información hasta el año de 1998 y de 1999 a la fecha se hizo en el AMM.

### 3.2.1.1 Datos históricos de la generación neta de energía eléctrica del S.N.I.

Figura 3. **Generación neta en GWh del S.N.I. de los años 1994 al 2004**



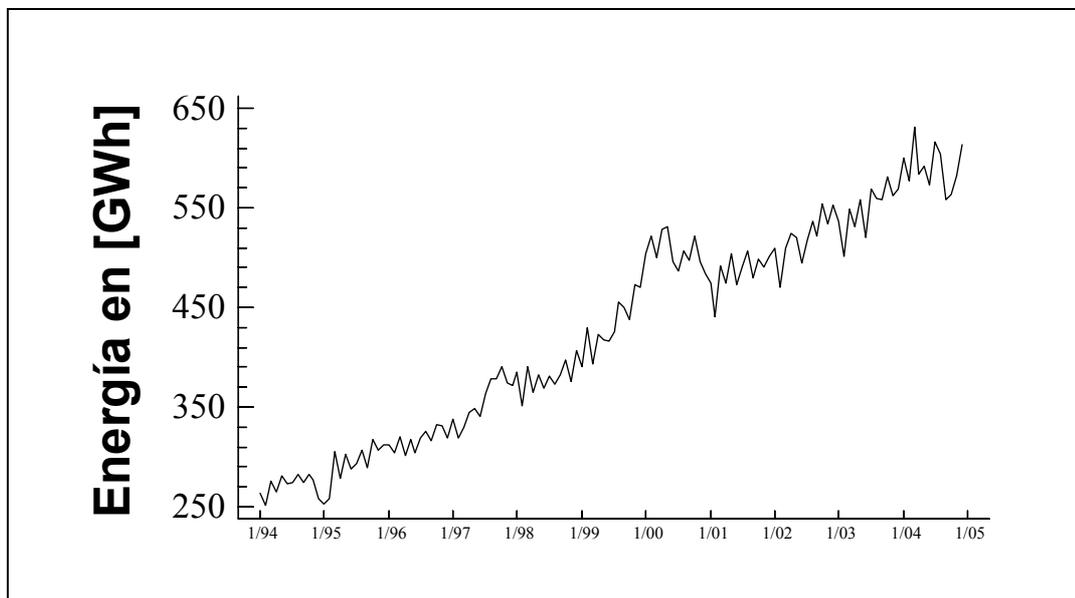
Fuente: **Informes estadísticos INDE y AMM**

**Tabla I. Generación neta mensual de energía del S.N.I. en GWh de los años 1994 al 2004**

<b>Mes</b>	<b>1994</b>	<b>1995</b>	<b>1996</b>	<b>1997</b>	<b>1998</b>	<b>1999</b>	<b>2000</b>	<b>2001</b>	<b>2002</b>	<b>2003</b>	<b>2004</b>
<b>Enero</b>	260.75	249.413	308.143	337.051	377.153	366.432	410.24	435.67	465.95	487.03	546.195
<b>Febrero</b>	249.763	254.817	301.214	317.894	342.909	381.113	422.61	407.48	430.5	452.88	525.92
<b>Marzo</b>	272.169	303.284	317.776	328.212	391.618	351.233	402.74	453.4	459.03	502.81	575.655
<b>Abril</b>	261.074	273.532	296.856	344.376	367.167	393.739	423.4	423.88	472.16	466.89	540.65
<b>Mayo</b>	278.371	298.533	316.498	346.945	384.522	371.11	449.67	454.83	479.4	495.69	566.679
<b>Junio</b>	269.927	285.733	302.663	340.367	369.615	375.542	405.56	424.36	454.91	466.89	540.494
<b>Julio</b>	271.528	291.293	317.781	362.91	379.957	371.438	425.32	444.18	476.14	499.44	564.9
<b>Agosto</b>	278.72	305.354	324.636	378.197	368.444	401.811	435.94	451.44	485.01	501.39	569
<b>Septiembre</b>	272.504	288.32	314.855	377.263	377.208	399.544	412.64	431.28	462.88	494.59	548.4
<b>Octubre</b>	279.683	316.473	331.951	389.47	394.873	393.934	433.56	462.9	489.68	520.82	565.6
<b>Noviembre</b>	274.751	306.439	330.275	373.59	376.32	411.573	426.28	447.94	469.81	506.03	556.2
<b>Diciembre</b>	256.273	310.374	318.352	370.066	393.703	403.639	420.31	455.34	482.92	512.71	577.6
<b>Total anual</b>	3225.513	3483.565	3781	4266.341	4523.489	4621.108	5068.27	5292.7	5628.39	5907.17	6677.293

### 3.2.1.2 Datos históricos de la Generación Bruta del S.N.I.

Figura 4. **Generación Bruta en GWh del S.N.I. de los años 1994 al 2004**



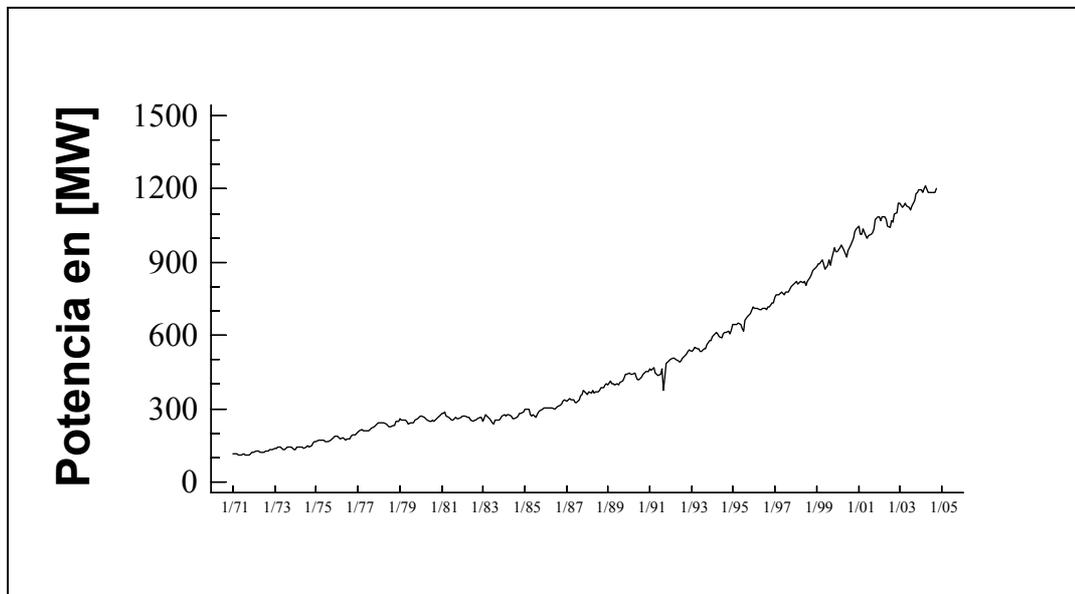
Fuente: **Informes estadísticos INDE y AMM**

**Tabla II. Datos históricos de generación bruta de energía eléctrica**

	1994	1995	1996	1997	1998	1999	2000	2001	2002	2003	2004
<b>Enero</b>	263.127	252.372	311.569	337.956	385.038	390.875	503.88	474.24	509.91	536.76	599.707
<b>Febrero</b>	251.839	258.047	304.561	319.144	351.387	429.641	521.58	440.6	470.51	501.28	577.456
<b>Marzo</b>	275.288	306.045	320.627	329.151	390.273	393.547	499.38	492.1	509.81	548.49	630.949
<b>Abril</b>	264.241	278.857	300.815	345.13	365.427	422.731	528.41	474.22	524.96	530.59	584.409
<b>Mayo</b>	281.678	302.176	318.126	347.975	382.275	417.437	531	503.97	520.17	557.95	592.375
<b>Junio</b>	272.372	288.475	303.799	341.175	369.167	416.619	495.46	472.56	494.01	519.85	572.806
<b>Julio</b>	274.303	293.157	318.825	363.773	381.505	426.197	486.94	490.47	517	568.32	616.3
<b>Agosto</b>	281.863	306.806	325.445	378.958	373.471	454.827	506.24	506.54	537.08	559.62	604.2
<b>Septiembre</b>	273.789	289.191	315.957	378.068	382.674	449.988	497.62	479.77	521.59	558.18	558.5
<b>Octubre</b>	282.136	317.281	332.767	390.349	396.963	438.329	521.08	498.74	553.87	580.79	563.5
<b>Noviembre</b>	277.488	307.279	331.097	374.507	376.084	473.008	495.48	490.88	533.79	562.34	583.1
<b>Diciembre</b>	258.716	312.07	319.511	372.246	407.309	469.827	483.37	501.16	553.26	569.47	613.5
<b>Total Anual</b>	3256.84	3511.756	3803.099	4278.432	4561.573	5183.026	6070.44	5825.25	6245.96	6593.64	7096.802

### 3.2.1.3 Datos históricos de la potencia máxima demandada al S.N.I.

Figura 5. Potencia máxima mensual demandada en MW al S.N.I. de los años 1971 a 1994



Fuente: Informes estadísticos INDE y AMM

**Tabla III. Datos históricos de potencia máxima demandada al S.N.I.  
en MW de los años 1971 hasta 1981**

	1971	1972	1973	1974	1975	1976	1977	1978	1979	1980	1981
<b>Enero</b>	113.4	121.3	136.2	131.2	167.2	189.8	206.8	243.7	257.4	271.4	278.8
<b>Febrero</b>	114.9	125	137.9	142.6	170.9	184.7	207	243.6	254.3	268.8	281.3
<b>Marzo</b>	114.9	127.3	142.4	143.7	169.1	178.2	214.7	244.2	252.9	267.2	287
<b>Abril</b>	109.4	124.1	141.9	144.9	170.9	181.5	207.7	245.4	256.4	261.2	271.1
<b>Mayo</b>	111.3	124	136.4	141.2	170.9	178.9	210.8	239.3	247.3	253.5	265.1
<b>Junio</b>	109.9	123.8	131.6	137.7	166	173.3	208.5	228.9	237.7	246.7	259.2
<b>Julio</b>	113.4	121.8	131.4	145.3	165	179	209.5	225.8	240	247.1	253.5
<b>Agosto</b>	111.1	127.5	142.7	146.9	165.3	178.2	215.4	227.4	241.7	252.6	253
<b>Septiembre</b>	109.9	126.4	140.9	144.8	171.7	185.8	220.4	233.6	243.7	250.7	262
<b>Octubre</b>	112.5	130.5	141	151.4	176.4	194.8	223.8	231.6	253.6	259.2	259.6
<b>Noviembre</b>	114.3	134.9	142.4	161.9	179.8	195.3	232.8	247.8	260.1	264.4	259.3
<b>Diciembre</b>	118.9	134.9	132.5	163.1	185	199.5	237.2	246.6	265.2	272.7	263.4
<b>Máximo</b>	118.9	134.9	142.7	163.1	179.8	199.5	237.2	247.8	265.2	272.7	278.8

**Tabla IV. Datos históricos de potencia máxima demandada al S.N.I.  
en MW de los años 1982 hasta 1992**

	1982	1983	1984	1985	1986	1987	1988	1989	1990	1991	1992
<b>Enero</b>	267.7	247.4	277	298.5	304.8	332.9	359.1	396.9	445.8	462	504
<b>Febrero</b>	270.9	276.5	272.7	298	301	335.5	367.8	413.7	440.8	457	509.2
<b>Marzo</b>	267.7	270.9	274.9	297.9	304.2	343.2	365.2	402.1	442.6	467.1	505.7
<b>Abril</b>	262.2	262.1	274.3	278.3	306	333.8	373.3	403.8	444.8	448.9	499.3
<b>Mayo</b>	263.4	259	269.3	272.6	304.8	338.2	366.2	397.6	430.2	443.7	498.3
<b>Junio</b>	253.4	243.6	259	274.4	295.9	327.7	367.4	403.3	417.2	436.2	493.3
<b>Julio</b>	245.7	234.8	260.5	266.6	301.2	325.1	366.9	398.2	420.5	443.5	497.3
<b>Agosto</b>	255.2	254.4	263.9	274.9	309.6	334.3	373.4	409.3	431.2	464	508.7
<b>Septiembre</b>	256.4	251.2	272.9	288.1	314.2	350.3	384.8	414.3	441.2	372.3	520.1
<b>Octubre</b>	257.9	254.4	280.4	291.3	318.3	360.8	387.9	422.8	448.8	483.4	526.6
<b>Noviembre</b>	265.5	261.9	282.6	300.1	330.7	374.5	399.4	441.4	452	492.5	533.6
<b>Diciembre</b>	266.3	270.5	284.2	301.6	334.3	365.3	401.2	439.6	452.2	495.1	537.7
<b>Máximo</b>	270.9	276.5	274.9	301.3	334.3	374.5	401.2	441.4	452.2	492.5	537.7

**Tabla V. Datos históricos de potencia máxima demandada al S.N.I. en MW de los años 1993 hasta 2003**

	1993	1994	1995	1996	1997	1998	1999	2000	2001	2002	2003
<b>Enero</b>	537.6	595.6	647.1	710.1	757.8	821	884.4	941.3	1045.6	1083.9	1140.6
<b>Febrero</b>	538.9	600.8	643.2	710.6	765.3	813	895.2	961.4	1015.4	1071.7	1125.8
<b>Marzo</b>	552.7	611.2	645.5	711.8	765.6	816	892.4	972.8	1012.8	1084.7	1131.2
<b>Abril</b>	547.1	605.9	651.6	704.6	772.2	820	909.9	962	1039.2	1087.3	1140
<b>Mayo</b>	543.2	598.3	645.8	708.1	774.9	818	891.4	946.9	1007.5	1073.5	1129.2
<b>Junio</b>	534.1	587.6	630.6	713.7	765.9	824	870.3	920.3	996.8	1048.6	1122.8
<b>Julio</b>	536.6	607	620.2	709.4	775.8	807	888.6	945.9	1010.9	1044	1112
<b>Agosto</b>	546.9	614.4	660.4	707	779.8	824	908.6	958.6	1016.1	1069.8	1131.1
<b>Septiembre</b>	547.9	610.5	675.8	719.2	775.3	837	888.6	971.3	1018	1066.8	1152.2
<b>Octubre</b>	563	618.5	682.3	719.5	798	851	917	998.5	1037	1099	1178
<b>Noviembre</b>	577	604.2	691.1	733.4	804.9	865	962.1	1023.4	1075	1103.2	1187.8
<b>Diciembre</b>	580	623.7	717.2	732.6	811.7	877	941.9	1039.3	1086.6	1141	1194.9
<b>Máximo</b>	580	623.7	717.2	733.4	811.7	877	962.1	1039.3	1086.6	1141	1194.9

**Tabla VI. Datos históricos de la potencia máxima demandada al S.N.I. en MW del 2004**

	2004
<b>Enero</b>	1195.25
<b>Febrero</b>	1183.05
<b>Marzo</b>	1202.34
<b>Abril</b>	1211.2
<b>Mayo</b>	1187.9
<b>Junio</b>	1187.14
<b>Julio</b>	1187.1
<b>Agosto</b>	1187.4
<b>Septiembre</b>	1184.94
<b>Octubre</b>	1202.1
<b>Noviembre</b>	1342.98
<b>Diciembre</b>	1355.31
<b>Máximo</b>	1355.31

### **3.2.2 Introducción de datos a un *software* estadístico**

Se introdujo la base de datos obtenidos en los informes estadísticos del INDE y del AMM, en el paquete de computación estadístico *STATGRAPHIC PLUS 4.0*, debido a que este paquete de *software* es capaz de generar modelos ARIMA para hacer predicciones a futuro con un nivel de confianza del 97 por ciento.

### **3.2.3 Procesar datos en el programa *STATGRAPHIC PLUS 4.0***

Luego de haber introducido todos los datos históricos de la demanda de energía eléctrica del SNI de Guatemala, al programa, se especificó el nivel de confianza del modelo, el cual es 97 por ciento y cuales eran los valores de las diferencias estacionales, cual era el intervalo de la muestra, el número de diferencias de la parte estacionaria, el o los tipo de transformaciones que se le hicieron a los datos, cuales eran los diferentes modelos ARIMA que se construyeron, a modo de hacer todas las combinaciones posibles de modelos, y se le ordenó mostrar todos los parámetros estadísticos del modelo, como:

- Función de autocorrelación parcial
- Función de autocorrelación simple
- Correlogramas
- Tabla con los valores de predicción
- Tabla con los valores de las funciones de autocorrelación parcial y simple
- Suma de errores cuadrados medios
- Gráficas de los valores históricos y proyecciones

#### **3.2.4 Selección y validación de un modelo ARIMA**

En base a, los criterios de selección descritos en el marco teórico se seleccionó y validó el mejor modelo para tener las predicciones más confiables posibles.

#### **3.2.5 Análisis del modelo ARIMA seleccionado**

Se analizó cómo ha sido el comportamiento de la demanda de energía eléctrica a través del tiempo y cómo será en el futuro para el sistema nacional interconectado.

También analizó el comportamiento de la demanda, en las últimas administraciones de gobierno y cual ha sido la incidencia de la liberación del mercado eléctrico sobre el sistema nacional interconectado de Guatemala.

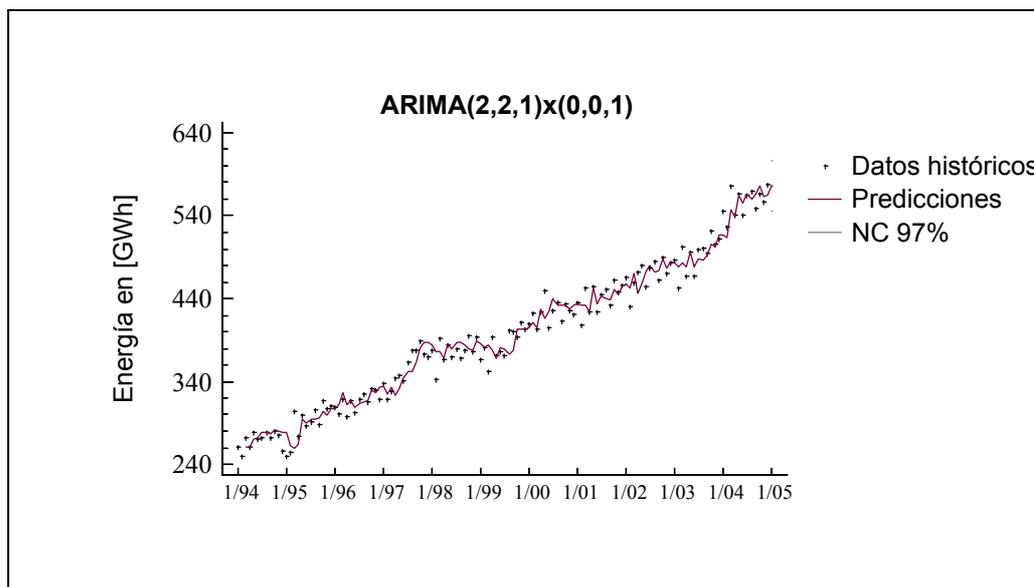
## **4 RESULTADOS**

### **4.1 Validación de los modelos seleccionados**

Para validar los modelos estocásticos ARIMA en cuestión, se comprobó, que los residuos de los modelos tuvieran varianza constante y media igual a cero en forma estadística y además, coeficientes de autocorrelación no significativos, para que fueran considerados ruido blanco. Se analizó también a simple vista que la curva de predicciones se adaptara a los datos históricos.

#### 4.1.1 Validación del modelo ARIMA (2,2,1)x(0,0,1)<sub>12</sub> para generación neta

Figura 6. Comparación entre valores esperados y valores reales de generación neta



Por medio del programa *STATHGRAPHIC PLUS 4.0* se comprobó que los residuos están distribuidos en forma normal, ya que el valor de su coeficiente de curtosis se encuentra entre el rango de  $-2$  y  $2$ . Se comprobaron las hipótesis media igual a cero y que la varianza constante, con un nivel de confianza del 95 por ciento.

En las figuras siguientes se puede constatar que los residuos no tienen correlación alguna.

Figura 7. **Correlograma de la FAS de los residuos de las predicciones de generación neta**

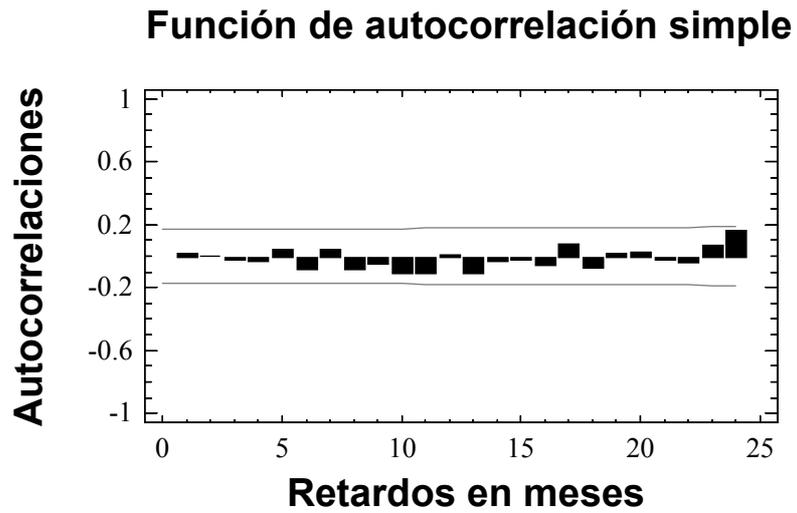
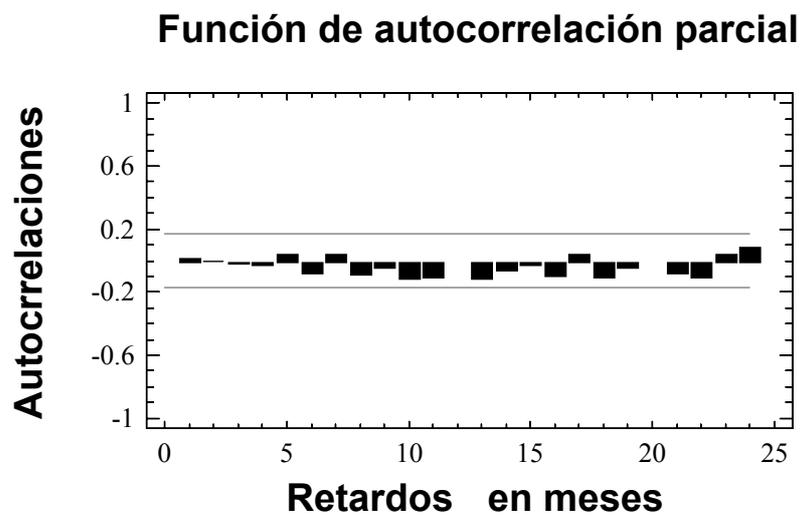
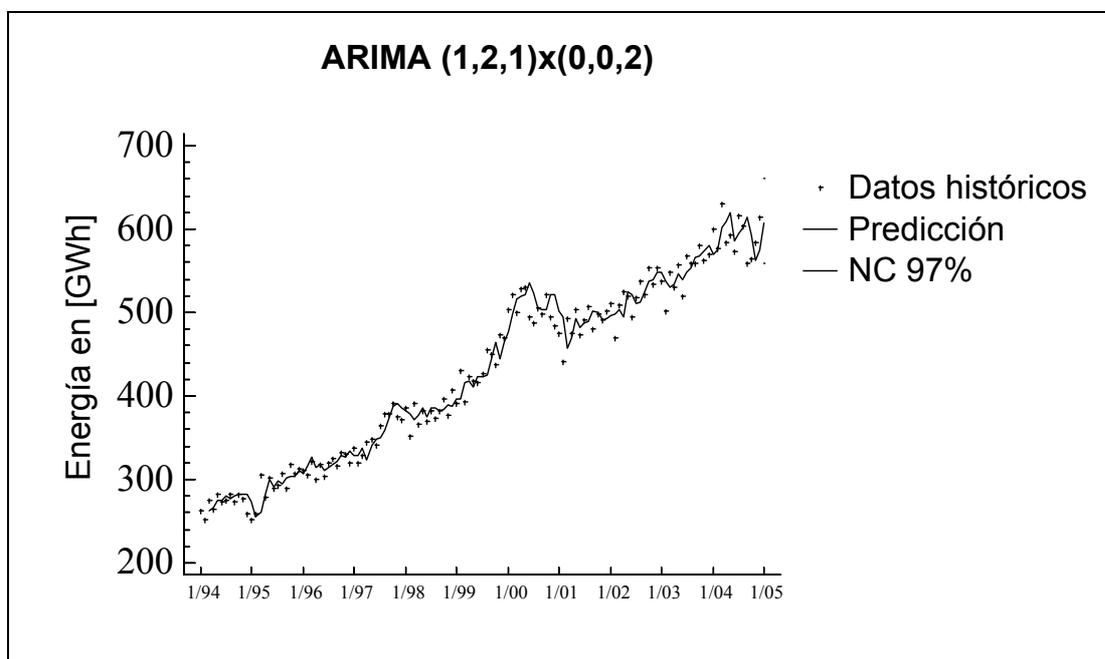


Figura 8. **Correlograma de la FAP de los residuos de las predicciones de generación neta**



#### 4.1.2 Validación del modelo ARIMA (1,2,1)x(0,0,1)<sub>12</sub> para generación bruta

Figura 9. Comparación entre valores esperados y valores reales de generación bruta



Por medio del programa *STATHGRAPHIC PLUS 4.0* se comprobó que la hipótesis de que la media de los residuos es igual a cero y que la varianza es constante, es verdadera con un nivel de confianza del 95 por ciento. Y se puede observar en las figuras de las FAP y FAS de los residuos, que no hay valores significativamente diferentes de cero por lo que, los residuos representan un proceso de ruido blanco.

Figura 10. **Correlograma de la FAS de los residuos de las predicciones de generación bruta**

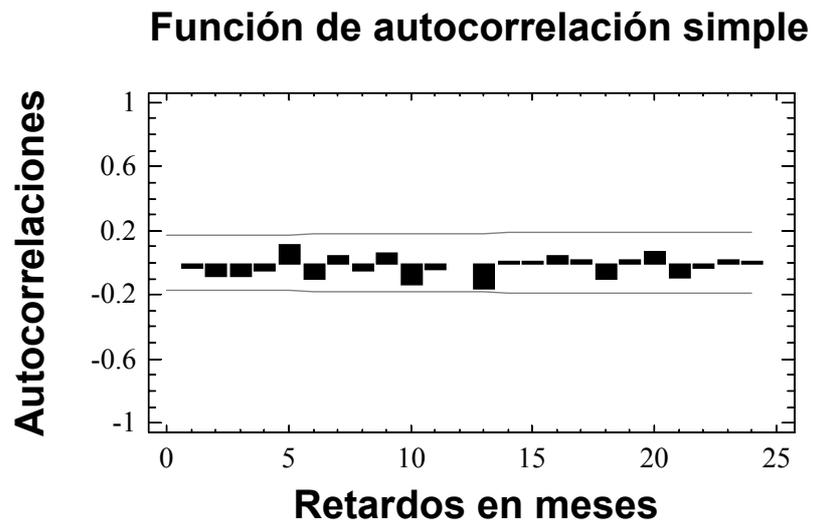
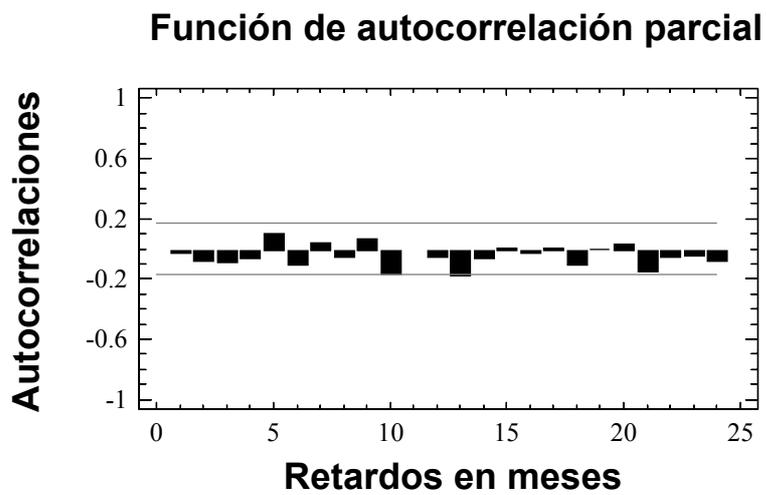
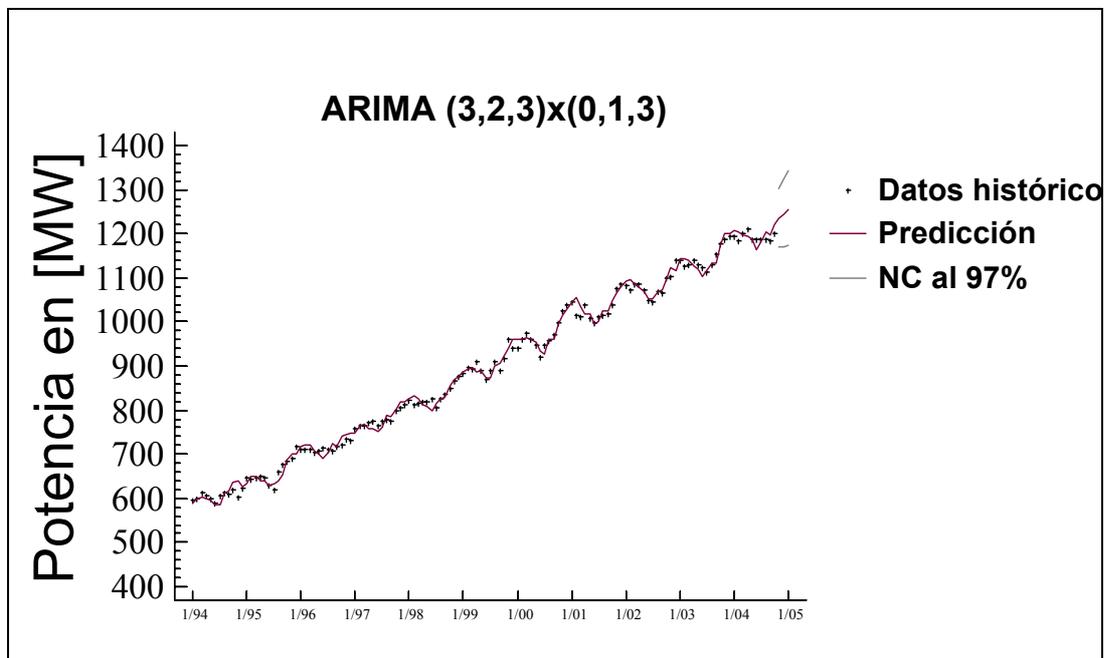


Figura 11. **Correlograma de la FAP de los residuos de las predicciones de generación bruta**



#### 4.1.3 Validación del modelo ARIMA (3,2,3)x(0,1,3) para demanda máxima mensual de potencia del S.N.I.

Figura 12. Comparación entre valores esperados y valores reales de potencia máxima mensual



Por medio del programa *STATHGRAPHIC PLUS* 4.0 se comprobó hipótesis de que la media de los residuos es igual a cero y varianza constante, es verdadera con un nivel de confianza del 95 por ciento.

Y se puede observar en las figuras de las FAP y FAS de los residuos, que no hay valores significativamente diferentes de cero por lo que, los residuos representan un proceso de ruido blanco.

Figura 13. **Correlograma de la FAS de los residuos de las predicciones de demanda de potencia**

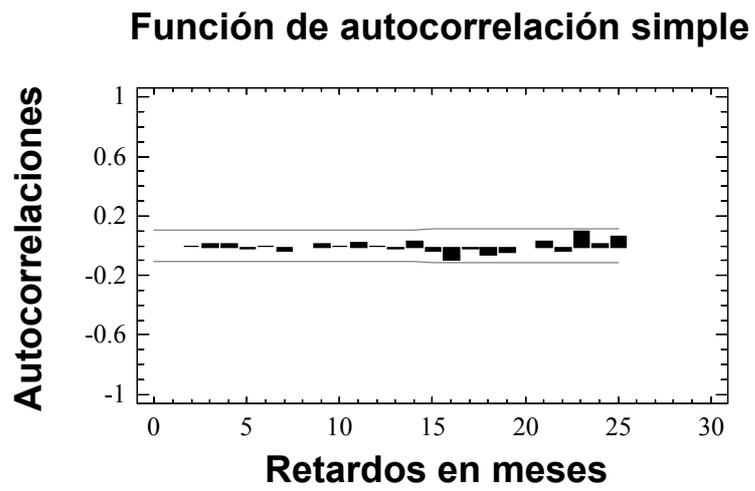
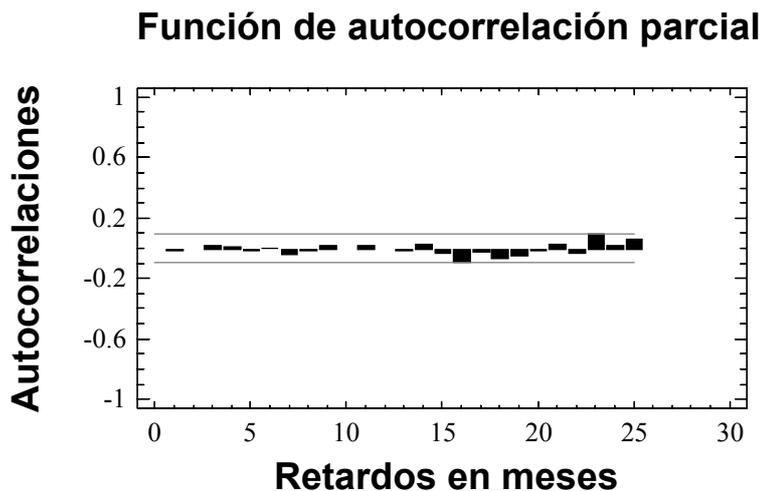


Figura 14. Correlograma de la FAP de los residuos de las predicciones de demanda de potencia



#### 4.2 Predicción de la generación neta de energía eléctrica del S.N.I. para los años 2005 al 2014

El modelo estocástico que predice con el 97 por ciento de nivel de confianza la Generación Neta del S.N.I. de Guatemala en forma mensual para los próximos diez años es el modelo:

ARIMA (2,2,1)x(0,0,1)<sub>12</sub>. Y su tendencia de energía total anual es:  $G = (4.02763474E - 452)t^{137.54093}$ , donde  $G$  es la generación neta anual y  $t$  es el tiempo en años.

Figura 15. **Predicción de la energía que consumirá el S.N.I. (generación neta) en GWh mensualmente para los años 2005 al 2014**

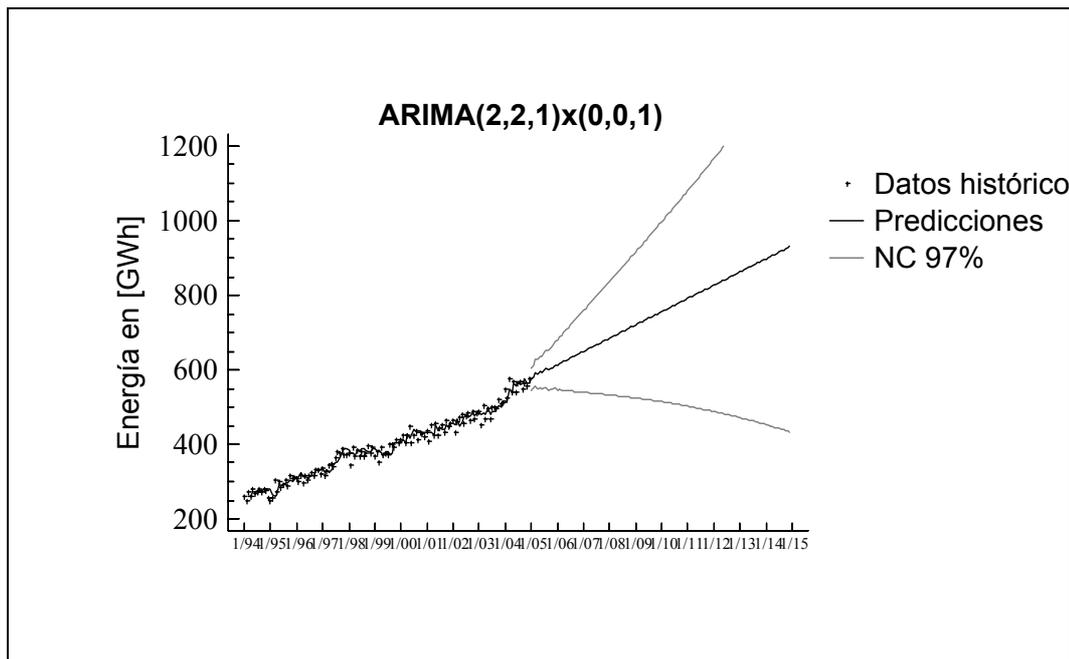


Tabla VII. Predicciones de los años 2005 y 2006 de generación neta en (GWh)

Mes	2005			2006		
	Predicción	Límite superior	Límite inferior	Predicción	Límite superior	Límite inferior
Enero	576.672	604.089	549.254	621.247	681.669	560.826
Febrero	583.037	610.665	555.409	627.162	690.107	564.216
Marzo	593.602	626.684	560.52	630.242	696.982	563.501
Abril	590.548	625.759	555.337	634.321	704.204	564.438
Mayo	598.812	636.78	560.843	638.311	711.465	565.157
Junio	595.782	636.455	555.11	642.15	718.551	565.748
Julio	603.724	646.838	560.61	646.188	725.764	566.613
Agosto	607.719	653.399	562.039	650.128	732.898	567.357
Septiembre	604.981	653.092	556.87	654.142	740.068	568.216
Octubre	611.197	661.751	560.644	658.155	747.234	569.076
Noviembre	612.325	665.286	559.365	662.189	754.408	569.97
Diciembre	621.185	676.533	565.838	666.244	761.596	570.892
Total	7199.584			7730.479		
TC %	4.9			5.25		

Tabla VIII. Predicciones de los años 2007 y 2008 de generación neta en (GWh)

Mes	2007			2008		
	Predicción	Límite superior	Límite inferior	Predicción	Límite superior	Límite inferior
Enero	670,314	768,794	571,834	720,598	856,726	584,47
Febrero	674,405	776,009	572,8	724,907	864,211	585,604
Marzo	678,513	783,24	573,785	729,235	871,723	586,747
Abril	682,639	790,489	574,789	733,58	879,262	587,899
Mayo	686,784	797,758	575,809	737,944	886,828	589,06
Junio	690,946	805,047	576,845	742,327	894,424	590,23
Julio	695,128	812,358	577,897	746,727	902,047	591,407
Agosto	699,327	819,692	578,962	751,146	909,7	592,592
Septiembre	703,545	827,049	580,04	755,583	917,381	593,784
Octubre	707,781	834,43	581,131	760,038	925,092	594,984
Noviembre	712,035	841,837	582,233	764,512	932,833	596,191
Diciembre	716,308	849,269	583,347	769,004	940,603	597,404
Total	8317,725			8935,601		
TC %	5,62			6,02		

Tabla IX. Predicciones de los años 2009 y 2010 de generación neta en (GWh)

Mes	2009			2010		
	Predicción	Límite superior	Límite inferior	Predicción	Límite superior	Límite inferior
Enero	773.514	948.403	598.625	829.061	1044.39	613.734
Febrero	778.042	956.233	599.851	833.809	1052.59	615.029
Marzo	782.589	964.094	601.084	838.575	1060.82	616.33
Abril	787.154	971.984	602.323	843.359	1069.08	617.635
Mayo	791.737	979.906	603.568	848.161	1077.38	618.946
Junio	796.339	987.858	604.819	852.982	1085.7	620.262
Julio	800.958	995.841	606.076	857.821	1094.06	621.583
Agosto	805.596	1003.85	607.339	862.679	1102.45	622.909
Septiembre	810.253	1011.9	608.607	867.554	1110.87	624.24
Octubre	814.927	1019.97	609.88	872.448	1119.32	625.577
Noviembre	819.62	1028.08	611.16	877.361	1127.8	626.918
Diciembre	824.331	1036.22	612.444	882.291	1136.32	628.264
Total	9585.06			10266.101		
TC %	6.4			6.9		

Tabla X. Predicciones de los años 2011 y 2012 de generación neta en (GWh)

Mes	2011			2012		
	Predicción	Límite superior	Límite inferior	Predicción	Límite superior	Límite inferior
Enero	887.24	1144.86	629.615	948.051	1249.88	646.22
Febrero	892.207	1153.44	630.972	953.237	1258.84	647.636
Marzo	897.192	1162.05	632.333	958.441	1267.83	649.058
Abril	902.196	1170.69	633.699	963.664	1276.84	650.484
Mayo	907.218	1179.37	635.07	968.906	1285.9	651.916
Junio	912.258	1188.07	636.446	974.165	1294.98	653.353
Julio	917.316	1196.8	637.828	979.443	1304.09	654.795
Agosto	922.393	1205.57	639.214	984.739	1313.24	656.242
Septiembre	927.488	1214.37	640.605	990.053	1322.41	657.694
Octubre	932.601	1223.2	642.001	995.386	1331.62	659.151
Noviembre	937.733	1232.06	643.402	1000.74	1340.86	660.614
Diciembre	942.882	1240.96	644.809	1006.11	1350.13	662.082
Total	10978.724			11722.935		
TC %	7.39			7.9		

**Tabla XI. Predicciones de los años 2013 y 2014 de generación neta en (GWh)**

Mes	2013			2014		
	Predicción	Límite superior	Límite inferior	Predicción	Límite superior	Límite inferior
Enero	1011.49	1359.43	663.555	1077.57	1473.48	681.652
Febrero	1016.9	1368.76	665.033	1083.19	1483.19	683.196
Marzo	1022.32	1378.13	666.517	1088.84	1492.93	684.745
Abril	1027.76	1387.52	668.006	1094.5	1502.69	686.3
Mayo	1033.23	1396.95	669.501	1100.18	1512.49	687.86
Junio	1038.7	1406.41	671.001	1105.87	1522.32	689.427
Julio	1044.2	1415.9	672.506	1111.59	1532.18	690.999
Agosto	1049.72	1425.42	674.016	1117.33	1542.08	692.576
Septiembre	1055.25	1434.97	675.532	1123.08	1552	694.16
Octubre	1060.8	1444.55	677.054	1128.85	1561.95	695.749
Noviembre	1066.37	1454.16	678.581	1134.64	1571.93	697.344
Diciembre	1071.96	1463.81	680.114	1140.45	1581.95	698.945
<b>Total</b>	12498.7			13306.09		
<b>TC %</b>	8.47			9.07		

### 4.3 Predicción de la potencia eléctrica máxima mensual del S.N.I. para los años 2005 al 2014

El modelo estocástico que predice con el 97 por ciento de nivel de confianza la demanda de potencia máxima mensual del S.N.I. de Guatemala para los años 2005 al 2014, es el modelo: ARIMA (3,2,3)x(0,1,3)<sub>12</sub>. Y el modelo que predice su máximo valor anual es el modelo:  $P = 72076.1084 \ln(t) - 54700.20$ , donde  $P$  es la potencia máxima demandada al año y  $t$  es el tiempo en años.

Figura 16. Predicción de la potencia máxima mensual en MW que demandará el S.N.I. para los años 2005 al 2014

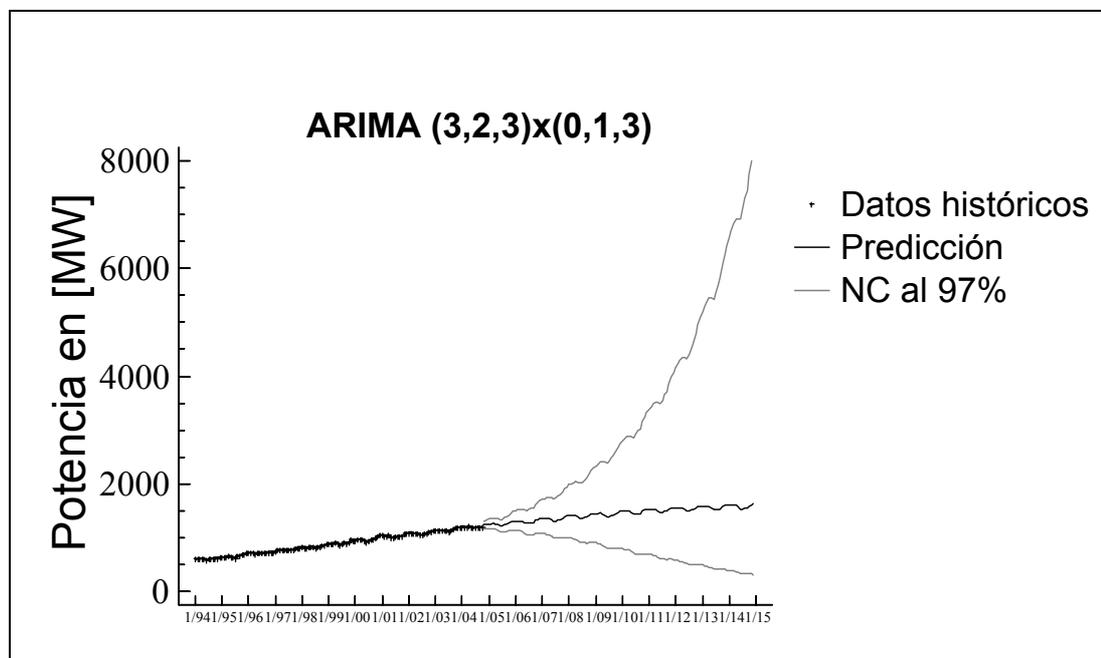


Tabla XII. Predicción de potencia máxima mensual en MW para los años 2005 y 2006

Mes	2005			2006		
	Predicción	Límite superior	Límite inferior	Predicción	Límite superior	Límite inferior
Enero	1254.95	1342.98	1172.7	1309.74	1502.81	1141.47
Febrero	1258.19	1355.31	1168.02	1310.56	1514.03	1134.43
Marzo	1261.29	1365.26	1165.24	1313.94	1528.46	1129.52
Abril	1254.53	1365.26	1152.78	1306.41	1530.48	1115.15
Mayo	1236.51	1352.56	1130.42	1287.03	1518.64	1090.73
Junio	1213.42	1334.34	1103.46	1263.08	1501.35	1062.63
Julio	1213.58	1341.77	1097.64	1262.83	1512.28	1054.52
Agosto	1235.45	1373.57	1111.23	1284.65	1550.13	1064.64
Septiembre	1236.75	1382.92	1106.04	1285.5	1563.17	1057.15
Octubre	1267.44	1425.6	1126.82	1316.69	1613.69	1074.35
Noviembre	1291.41	1462.36	1140.45	1341.45	1658.73	1084.86
Diciembre	1300.61	1482.44	1141.07	1350.69	1684.51	1083.02
Potencia max	1300.61			1350.69		
TC %	0.359			0.359		

Tabla XIII. Predicción de potencia máxima mensual en MW para los años 2007 y 2008

Mes	2007			2008		
	Predicción	Límite superior	Límite inferior	Predicción	Límite superior	Límite inferior
Enero	1359.8	1710.54	1080.98	1407.11	1982.36	998.789
Febrero	1360.33	1726.25	1071.98	1407.26	2003.3	988.564
Marzo	1363.44	1745.47	1065.02	1410.08	2028.38	980.254
Abril	1355.24	1750.53	1049.21	1401.21	2037.03	963.853
Mayo	1334.77	1739.72	1024.08	1379.66	2027.18	938.969
Junio	1309.55	1722.51	995.588	1353.21	2009.84	911.109
Julio	1308.92	1737.68	985.949	1352.18	2030.25	900.578
Agosto	1331.19	1783.87	993.387	1374.81	2087	905.658
Septiembre	1331.71	1801.54	984.404	1374.96	2110.47	895.779
Octubre	1363.65	1862.51	998.407	1407.55	2184.77	906.817
Noviembre	1388.9	1917.02	1006.27	1433.21	2251.5	912.32
Diciembre	1398.07	1949.5	1002.61	1442.26	2292.57	907.334
Potencia max	1398.07			1442.23		
TC %	0.359			0.359		

**Tabla XIV. Predicción de la potencia máxima mensual en MW para los años 2009 y 2010**

Mes	2009			2010		
	Predicción	Límite superior	Límite inferior	Predicción	Límite superior	Límite inferior
Enero	1451.19	2334.19	902.217	1491.64	2790.12	797.451
Febrero	1450.94	2361.85	891.347	1490.97	2826.65	786.438
Marzo	1453.44	2394.47	882.236	1493.12	2869.22	777.008
Abril	1443.9	2407.74	865.889	1482.9	2888.66	761.249
Mayo	1421.29	2399.14	841.994	1459.27	2881.89	738.92
Junio	1393.65	2381.62	815.522	1430.5	2864.36	714.412
Julio	1392.21	2408.86	804.628	1428.61	2900.67	703.611
Agosto	1415.11	2479.31	807.696	1451.71	2989.17	705.035
Septiembre	1414.86	2510.35	797.435	1451.06	3030.3	694.837
Octubre	1447.99	2602	805.797	1484.62	3144.78	700.872
Noviembre	1473.98	2684.68	809.265	1510.84	3248.54	702.666
Diciembre	1482.88	2737	803.408	1519.54	3315.83	696.354
Potencia max	1482.88			1519.54		
TC %	0.359			0.358		

**Tabla XV. Predicción de potencia máxima mensual en MW para los años 2011 y 2012**

Mes	2011			2012		
	Predicción	Límite superior	Límite inferior	Predicción	Límite superior	Límite inferior
Enero	1528.08	3384.26	689.971	1560.18	4164.63	584.487
Febrero	1526.97	3432.71	679.244	1558.61	4229.3	574.391
Marzo	1528.75	3488.61	669.914	1559.99	4303.34	565.506
Abril	1517.86	3516.5	655.169	1548.45	4342.95	552.087
Mayo	1493.26	3512.49	634.829	1522.93	4343.21	534.006
Junio	1463.41	3495.35	612.689	1492.06	4327.22	514.476
Julio	1461.07	3543.94	602.36	1489.26	4392.66	504.913
Agosto	1484.28	3656.49	602.513	1512.5	4537.62	504.151
Septiembre	1483.19	3711.29	592.749	1510.97	4611.17	495.108
Octubre	1517.07	3856.16	596.841	1545.05	4796.95	497.647
Noviembre	1543.44	3988.07	597.332	1571.47	4966.89	497.193
Diciembre	1551.89	4075.54	590.93	1579.63	5081.88	491.004
Potencia max	1551.89			1579.63		
TC %	0.358			0.358		

Tabla XVI. **Predicción de la potencia máxima mensual en MW para los años 2013 y 2014**

Mes	2013			2014		
	Predicción	Límite superior	Límite inferior	Predicción	Límite superior	Límite inferior
Enero	1587.63	5199.18	484.8	1610.15	6584.87	393.716
Febrero	1585.58	5286.23	475.59	1607.63	6703.17	385.558
Marzo	1586.54	5385.22	467.411	1608.15	6836.92	378.26
Abril	1574.36	5441.31	455.518	1595.36	6916.46	367.986
Mayo	1547.98	5448.19	439.825	1568.19	6933.57	354.682
Junio	1516.19	5434.66	422.993	1535.55	6924.7	340.506
Julio	1512.92	5523.49	414.4	1531.81	7046.41	332.999
Agosto	1536.09	5712.65	413.045	1554.84	7296.55	331.324
Septiembre	1534.11	5812.26	404.921	1552.4	7432.78	324.232
Octubre	1568.28	6053.73	406.279	1586.53	7750.99	324.744
Noviembre	1594.65	6275.61	405.203	1612.75	8044.66	323.317
Diciembre	1602.48	6428.59	399.457	1620.22	8250.69	318.171
Potencia max	1602.48			1620.22		
TC %	0.358			0.358		

#### 4.4 Predicción de la generación bruta del S.N.I. para los años 2005 al 2014

El modelo estocástico que predice con un 97 por ciento de nivel de confianza la generación bruta del S.N.I. de Guatemala en forma mensual es el modelo:  $ARIMA(1,2,1) \times (0,0,2)_{12}$  con transformación logarítmica. Y el modelo que predice su crecimiento anual es el modelo:  $G = (4.1011823E - 56)e^{0.06806t}$ , donde  $G$  es la generación bruta anual y  $t$  es el tiempo en años.

Figura 17. Predicción de la energía en GWh que se deberá generar Para auto consumo y demanda

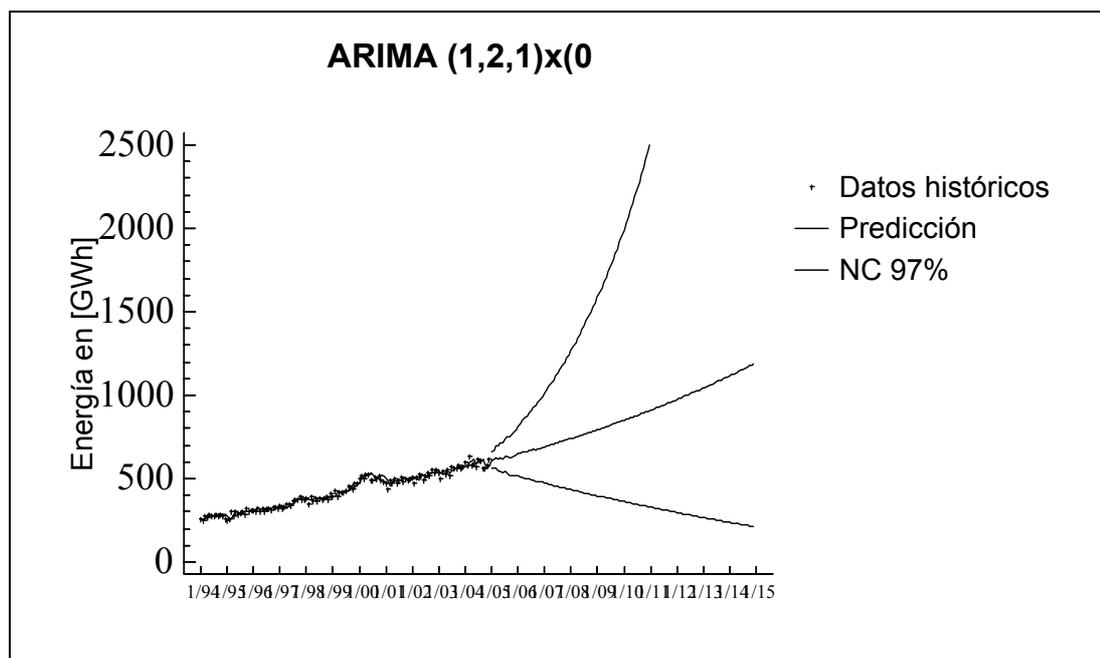


Tabla XVII. **Predicción de generación bruta mensual en GWh para los 2005 y 2006**

Mes	2005			2006		
	Predicción	Límite superior	Límite inferior	Predicción	Límite superior	Límite inferior
Enero	607.766	660.223	559.477	649.124	816.484	516.069
Febrero	612.768	671.112	559.496	653.265	831.817	513.04
Marzo	624.888	698.713	558.863	660.184	852.515	511.244
Abril	617.06	697.686	545.75	659.32	862.206	504.176
Mayo	622.03	713.28	542.454	662.682	877.964	500.189
Junio	619.298	718.233	533.991	665.246	892.442	495.89
Julio	634.167	744.267	540.355	672.229	913.179	494.856
Agosto	632.844	750.851	533.384	674.613	927.75	490.544
Septiembre	623.867	748.297	520.128	672.505	936.239	483.064
Octubre	627.937	761.089	518.08	675.909	952.441	479.665
Noviembre	635.465	778.203	518.908	682.551	973.457	478.578
Diciembre	645.592	798.621	521.886	689.571	995.311	477.748
Total	7503.682			8017.199		
TC %	5.12			5.48		

Tabla XVIII. **Predicción de generación bruta mensual en GWh para los años 2007 y 2008**

Mes	2007			2008		
	Predicción	Límite superior	Límite inferior	Predicción	Límite superior	Límite inferior
Enero	691.727	1012.69	472.489	741.282	1267.93	433.383
Febrero	696.683	1033.07	469.829	745.512	1291.68	430.284
Marzo	700.083	1052.15	465.826	749.764	1315.87	427.204
Abril	704.403	1072.45	462.665	754.042	1340.53	424.144
Mayo	708.236	1092.53	459.117	758.343	1365.67	421.102
Junio	712.382	1113.26	455.859	762.67	1391.29	418.076
Julio	716.386	1134.15	452.506	767.02	1417.41	415.066
Agosto	720.507	1155.51	449.267	771.396	1444.05	412.07
Septiembre	724.598	1177.17	446.019	775.797	1471.22	409.089
Octubre	728.743	1199.26	442.827	780.223	1498.94	406.12
Noviembre	732.894	1221.73	439.65	784.674	1527.2	403.163
Diciembre	737.079	1244.62	436.506	789.15	1556.04	400.219
Total	8573.721			9179.873		
TC %	5.87			6.28		

**Tabla XIX. Predicción generación de bruta mensual en GWh para los años 2009 y 2010**

Mes	2009			2010		
	Predicción	Límite superior	Límite inferior	Predicción	Límite superior	Límite inferior
Enero	793.652	1585.47	397.285	849.722	1989.99	362.829
Febrero	798.18	1615.5	394.362	854.569	2028.5	360.014
Marzo	802.733	1646.14	391.45	859.445	2067.83	357.207
Abril	807.313	1677.41	388.547	864.348	2108.01	354.408
Mayo	811.918	1709.33	385.654	869.278	2149.06	351.617
Junio	816.55	1741.92	382.77	874.238	2190.99	348.834
Julio	821.209	1775.18	379.896	879.225	2233.82	346.06
Agosto	825.893	1809.14	377.03	884.241	2277.59	343.294
Septiembre	830.605	1843.81	374.173	889.285	2322.31	340.535
Octubre	835.344	1879.22	371.325	894.359	2368	337.786
Noviembre	840.109	1915.37	368.484	899.461	2414.7	335.044
Diciembre	844.902	1952.29	365.653	904.592	2462.41	332.311
Total	9828.408			10522.763		
TC %	6.72			7.2		

**Tabla XX. Predicción de generación bruta mensual en GWh para los Años 2011 y 2012**

Mes	2011			2012		
	Predicción	Límite superior	Límite inferior	Predicción	Límite superior	Límite inferior
Enero	909.753	2511.18	329.587	974.024	3188.04	297.589
Febrero	914.943	2561.01	326.871	979.581	3252.99	294.984
Marzo	920.162	2611.95	324.163	985.17	3319.41	292.389
Abril	925.412	2664.01	321.465	990.79	3387.34	289.804
Mayo	930.691	2717.23	318.775	996.442	3456.82	287.229
Junio	936	2771.63	316.094	1002.13	3527.87	284.664
Julio	941.34	2827.24	313.423	1007.84	3600.54	282.11
Agosto	946.71	2884.09	310.76	1013.59	3674.87	279.567
Septiembre	952.111	2942.21	308.107	1019.38	3750.89	277.034
Octubre	957.543	3001.64	305.463	1025.19	3828.67	274.512
Noviembre	963.006	3062.39	302.829	1031.04	3908.22	272.002
Diciembre	968.499	3124.51	300.204	1036.92	3989.61	269.502
Total	11266.17			12062.097		
TC %	7.71			8.25		

Tabla XXI. **Predicción de generación bruta mensual en GWh para los años 2013 y 2014**

Mes	2013			2014		
	Predicción	Límite superior	Límite inferior	Predicción	Límite superior	Límite inferior
Enero	1042.84	4072.87	267.013	1116.51	5236.44	238.062
Febrero	1048.79	4158.05	264.536	1122.88	5348.79	235.728
Marzo	1054.77	4245.2	262.07	1129.29	5463.78	233.407
Abril	1060.79	4334.37	259.615	1135.73	5581.49	231.099
Mayo	1066.84	4425.6	257.173	1142.21	5701.99	228.804
Junio	1072.92	4518.96	254.742	1148.72	5825.35	226.522
Julio	1079.05	4614.49	252.322	1155.28	5951.63	224.252
Agosto	1085.2	4712.25	249.915	1161.87	6080.91	221.996
Septiembre	1091.39	4812.29	247.52	1168.5	6213.28	219.753
Octubre	1097.62	4914.67	245.137	1175.16	6348.8	217.523
Noviembre	1103.88	5019.45	242.766	1181.87	6487.56	215.306
Diciembre	1110.18	5126.68	240.408	1188.61	6629.64	213.102
<b>Total</b>	12914.27			13826.63		
TC %	8.83			9.45		

## 5 DISCUSIÓN DE RESULTADOS

La metodología estocástica ARIMA, resulta ser muy aplicable a la predicción de variables energéticas, como es el caso de las series mensuales de generación bruta, generación neta y la demanda máxima de potencia del S.N.I. de Guatemala. Porque, estos datos presentan periodicidad y tendencia notorias a través del tiempo. Propiedades que no son posibles de analizar ni modelar de forma conjunta con modelos de regresión y mínimos cuadrados, ya que estos, tienen la limitante de generar una curva que atravesase una nube de puntos de observaciones previas y solamente modelan la tendencia o la periodicidad por separado. No así, los modelos ARIMA estacionales, que permiten modelar ambas características de forma conjunta.

En las series de tiempo de generación bruta y neta, oferta y demanda respectivamente, se puede observar, que el total de energía anual, tiene una tendencia a crecer en forma exponencial, y sus valores máximos anuales se encuentran generalmente, en el segundo y último trimestres del año.

Por otra parte, también es notorio que las tasas de crecimiento anual tienen similitud, con la diferencia que, las de generación bruta, han sido y se pronostican ligeramente mayores a las de generación neta, pudiendo así notar que, el crecimiento de la demanda de energía del S.N.I. ha sido y se pronostica limitado por la oferta de la misma.

También es notorio en la gráfica de generación bruta que, a partir de el final del siglo XX. Tubo un incremento considerable en su tendencia y unos pocos años después se estabilizó, continuando con la tendencia anterior, pero aumentando su variabilidad, es decir, incrementando la variación típica o estándar de los datos. Por lo que fue necesario, no sólo, aplicar una transformación logarítmica a los datos, si no, construir el modelo con los datos históricos de los años 1994 al 2004, ya que de otra manera no hubiese sido posible mantener la variación típica de los datos en un valor constante, necesario para modelar la serie y así predecir sus futuros valores.

La serie de demanda máxima de potencia, presenta la particularidad de tener su valor máximo anual a finales de cada año y se pronostica que esta característica continúe de esa forma para los próximos diez años. Esta serie presenta una tendencia de crecimiento anual logarítmica casi lineal, y su variabilidad no se ha incrementado mucho con el correr del tiempo, por lo que su tasa de crecimiento ha sido y se pronostica casi constante para años futuros.

## CONCLUSIONES

1. El S.N.I. de Guatemala, desde sus inicios hasta finales de la década de los noventas del siglo pasado, tubo un comportamiento inestable en cuanto a la oferta y demanda de energía, esto se refleja, en que la variabilidad de sus datos históricos en ese periodo de tiempo, no fue constante y se puede decir que su comportamiento fue casi aleatorio, limitado solamente por su capacidad de generación.
2. La demanda de energía eléctrica del S.N.I. ha sido limitada por su capacidad de oferta, ya que ambas series han tenido un comportamiento y tendencia de crecimiento muy similar a lo largo del tiempo.
3. Se puede decir que la demanda de potencia máxima mensual del S.N.I. de Guatemala ha sido estable a través del tiempo, y ha tenido un crecimiento casi lineal, en cuanto al valor anual máximo de potencia eléctrica demanda al sistema.

4. A principios de este nuevo siglo se puede observar que el comportamiento de la oferta y demanda de energía eléctrica del S.N.I. tuvo un periodo transitorio muy corto y luego se estabilizó en cuanto a variabilidad, presentando una tendencia a seguir creciendo en forma exponencial, tendencia que se pronostica continúe en el futuro.
  
5. Debido a que la demanda de energía eléctrica del S.N.I. de Guatemala ha tenido un comportamiento creciente en el pasado y se pronostica continúe en el futuro, se puede decir, que el sistema se encuentra aún en una etapa de formación, y tendrán que pasar muchos años antes de que su tendencia se estabilice en un valor constante, o se sature.
  
6. Se pronostica que para los próximos diez años, la demanda de potencia máxima mensual, continúe con la misma periodicidad y crecimiento que ha tenido en el pasado con los máximos valores generalmente a fin de año y un pequeño incremento en el segundo trimestre, teniendo una tasa de crecimiento para el valor máximo anual casi constante del 0.36 por ciento.
  
7. Se espera que para los próximos diez años la demanda de energía eléctrica siga siendo limitada por la oferta de la misma, teniendo ambas un crecimiento exponencial anual muy similar

y tasas de crecimiento de 4.5 hasta un 9 por ciento en la demanda y de 5 por ciento hasta un 9.5 por ciento en la oferta.

### **RECOMENDACIONES**

1. Hacer predicciones de variables energéticas en forma periódica al menos cada cinco años, ya que mientras más se aleja la predicción de los datos que generan el modelo, crece su incerteza.
2. Se debe tomar en cuenta que estos modelos predictivos tienen como restricciones las innovaciones futuras.

## BIBLIOGRAFIA

1. Box, G.E.P., Jenkins, G. y Reinsel, G. **Time Series Analysis Forecasting and Control**. 3ra. Ed. Estados Unidos: Prentice Hall, 1994. 150pp.
2. Brockwell, P.J. y Davis, R.A. **Introduction to Time series and Forecasting**. Estados Unidos: Mc Graw Hill, 1994. 173pp.
3. Espasa, A. y Cancelo, J. R. **Modelos Cuantitativos para el análisis de la coyuntura económica**. España: Alianza Económica, 1993. 130pp.
4. Gómez Expósito, Antonio. **Análisis y operación de sistemas de energía eléctrica**. España: Mc Graw Hill, 2002. 767pp.
5. Gujarati, Damodar N. **Econometría**. 3ra. Ed. Colombia: Mc Graw Hill 1997. 824pp.
6. Universidad Carlos III de Madrid España. Departamento de Estadística. Febrero del 2004  
<http://haleweb.uc3m.es/eso/docencia/serieslic/>

## APÉNDICE 1

**Funciones de autocorrelación simple y parcial de los datos históricos**

Figura 18. **Correlograma de la FAS de los datos históricos de generación neta**

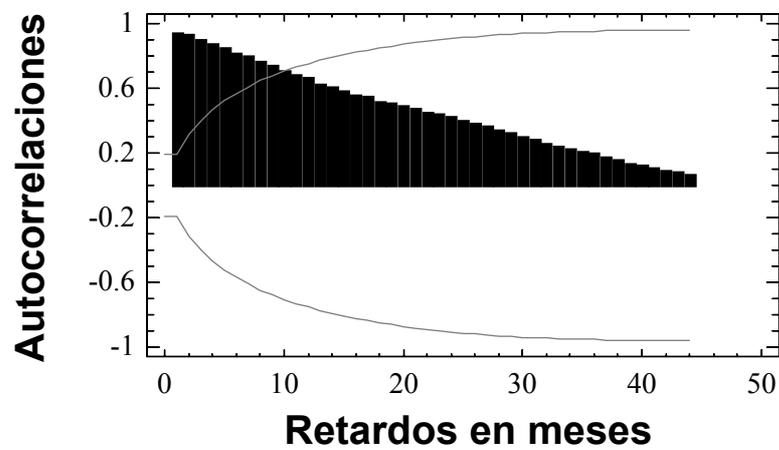


Figura 19. **Correlograma de la FAP de los datos históricos de generación neta**

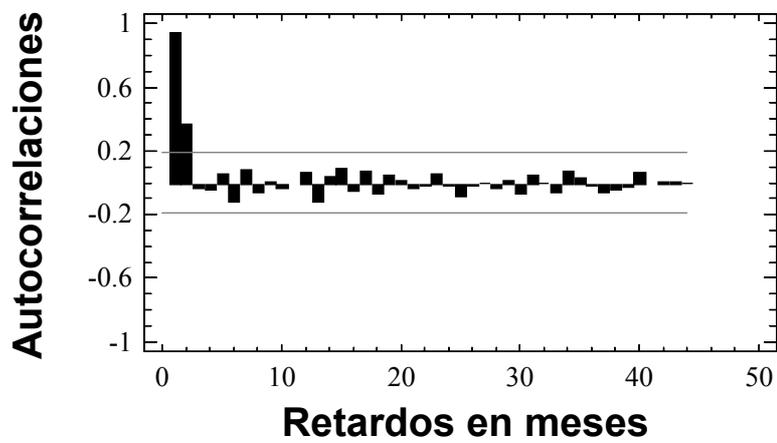


Figura 20. **Correlograma de la FAS de los datos históricos de generación bruta**

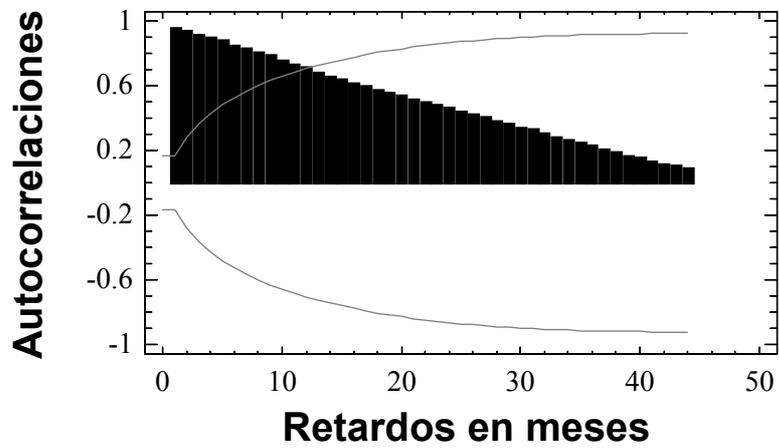


Figura 21. Correlograma de la FAP de los datos históricos de generación bruta

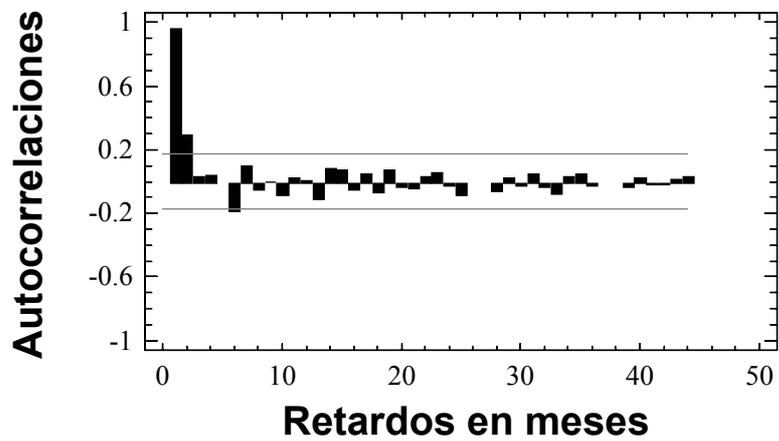


Figura 22. Correlograma de la FAS de los datos históricos de la demanda de potencia máxima mensual

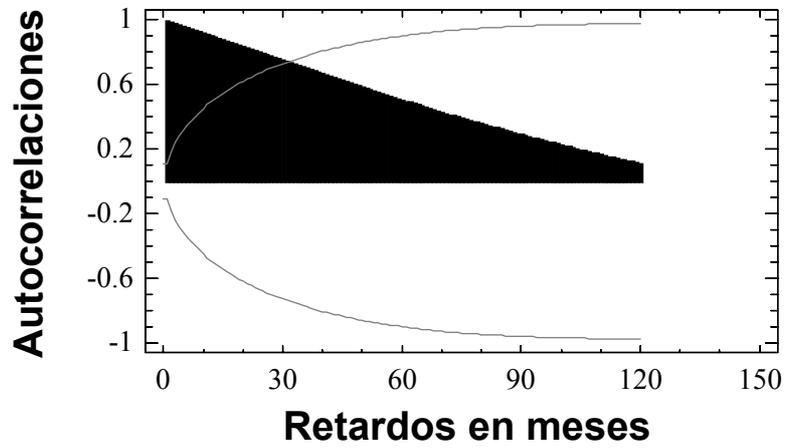
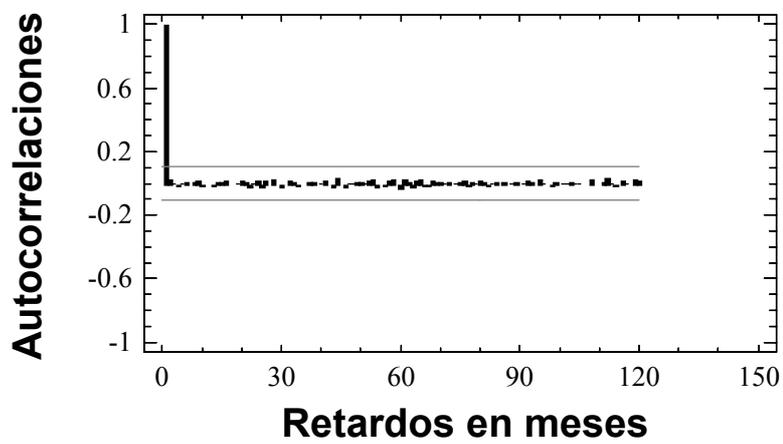


Figura 23. Correlograma de la FAP de los datos históricos de la Demanda de potencia mensual



## **APÉNDICE 2**

**Transformación de los datos históricos para desestacionalizar y estabilizar media y varianza en las series de generación neta, generación bruta y demanda máxima de potencia**

**Figura 24. Datos históricos de generación neta con dos diferencias estacionarias**

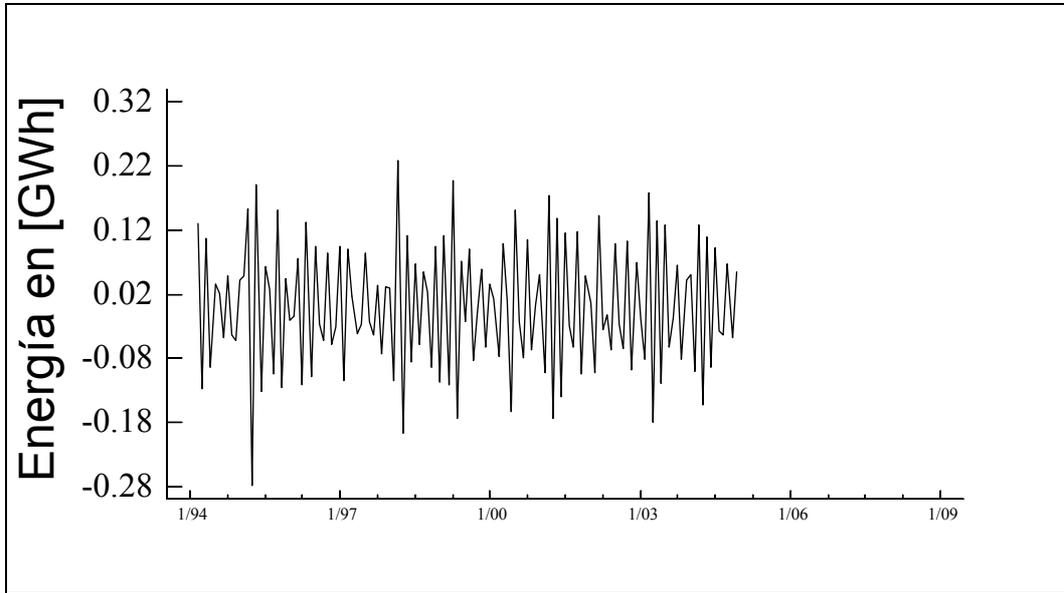


Figura 25. **Correlograma de la FAS de la serie transformada de generación neta**

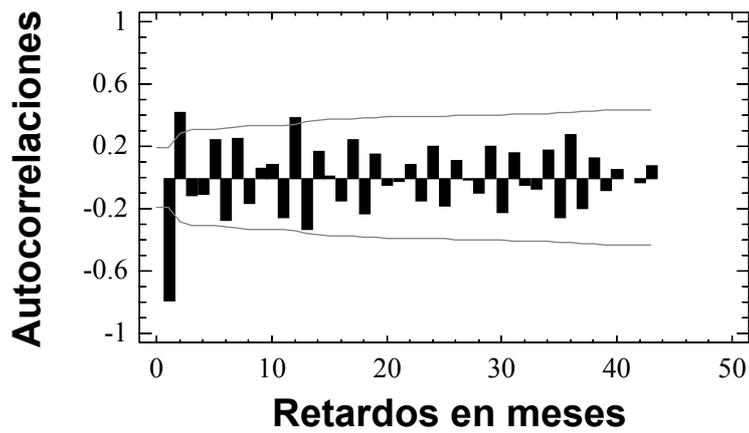


Figura 26. **Correlograma de la FAP de la serie transformanda de generación neta**

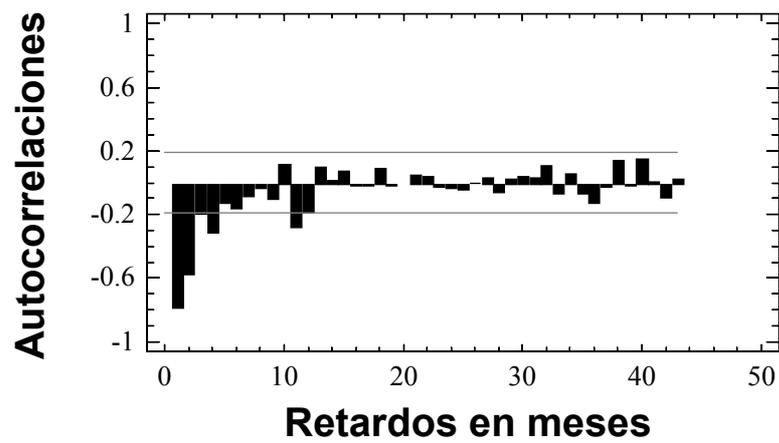


Figura 27. **Datos históricos de generación bruta, con transformación logarítmica y dos diferencias estacionarias**

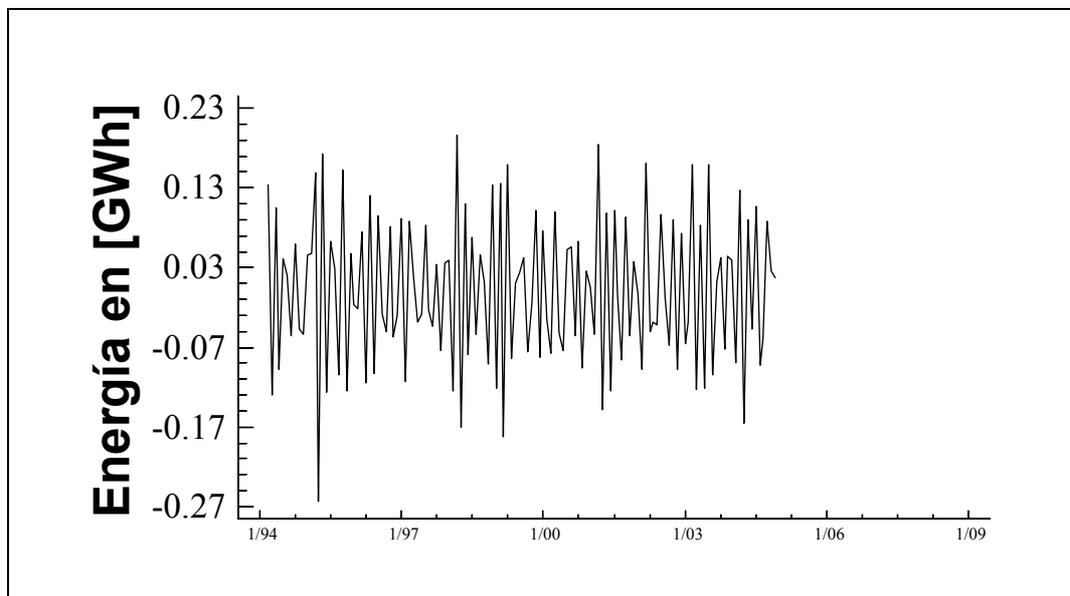


Figura 28. **Correlograma de la FAS de la serie transformada de generación bruta**

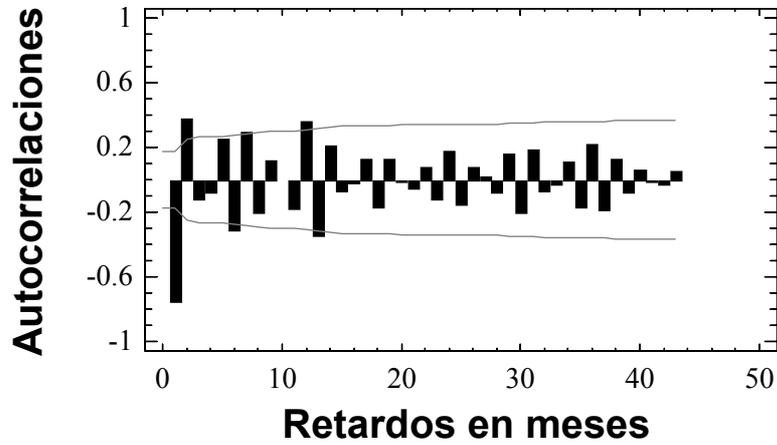


Figura 29. **Correlograma de la FAP de la serie transformada de generación bruta**

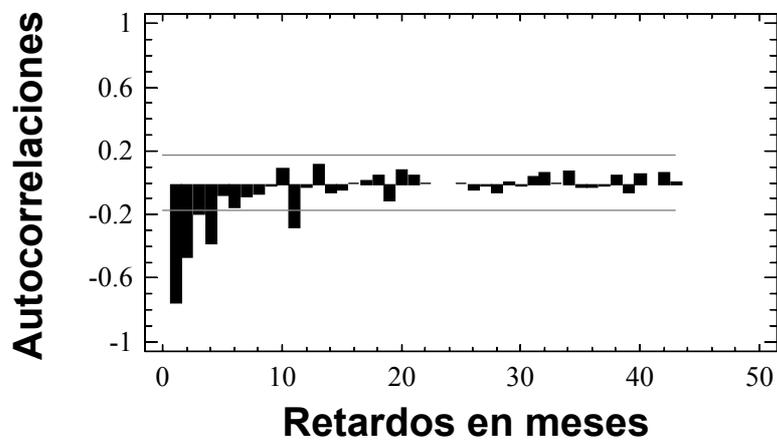


Figura 30. **Datos históricos de demanda máxima de potencia con dos diferencias estacionarias y una estacional**

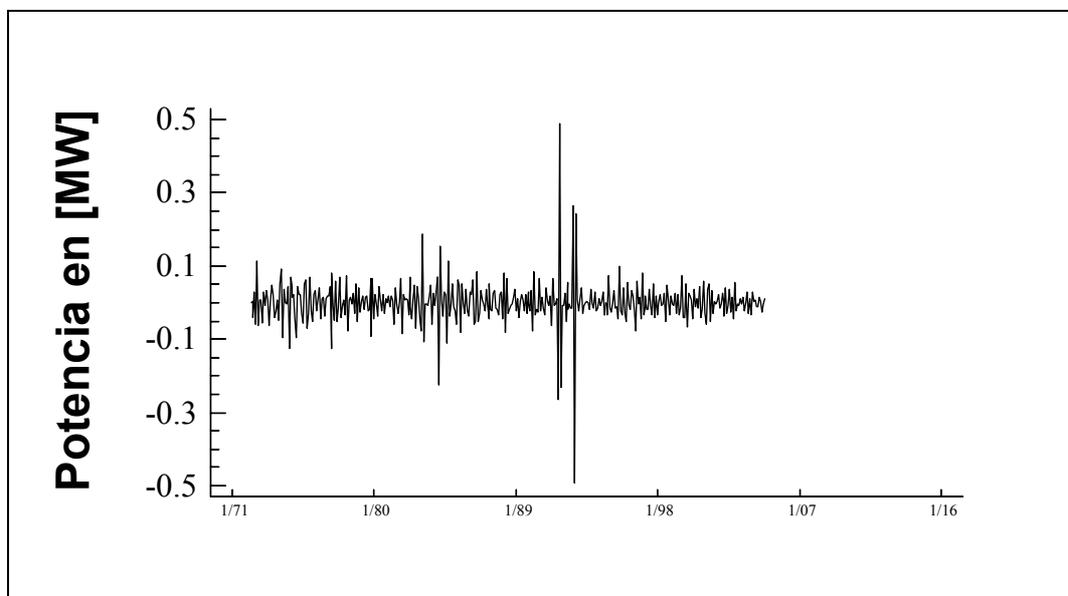


Figura 31. **Correlograma de la FAS de la serie transformada de demanda de potencia**

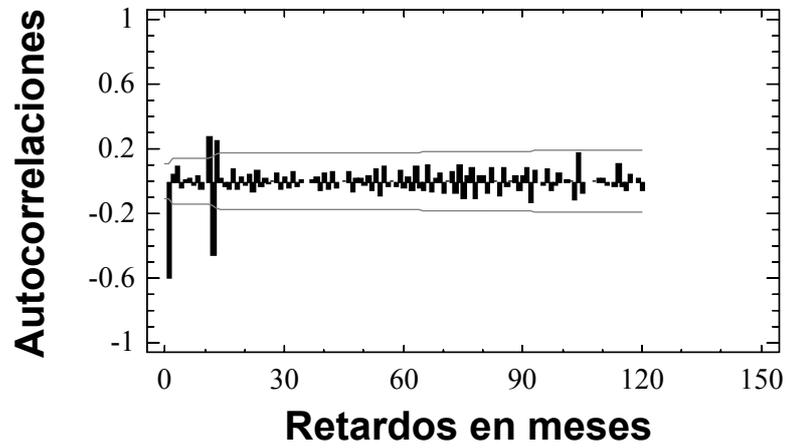
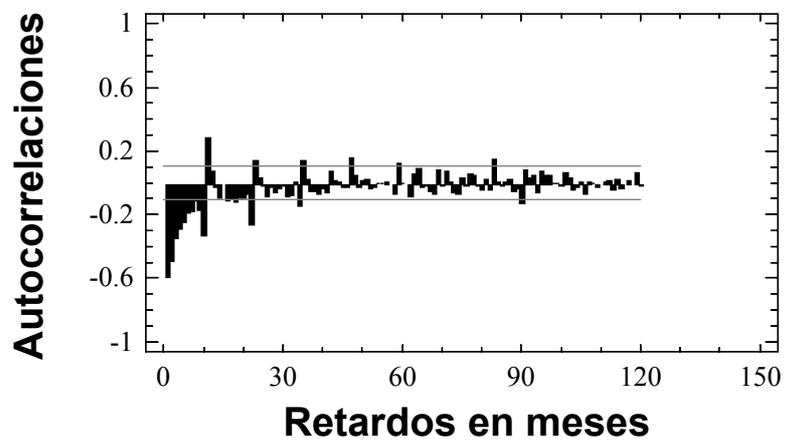


Figura 32. Correlograma de la FAP de la serie transformada de demanda de potencia



### APÉNDICE 3

## Parámetros estadísticos y algoritmos de los modelos ARIMA utilizados

Para generación neta:

$$Z_t = 2z_{t-1} - z_{t-2} + \phi_1[z_{t-1} - 2z_{t-2} + z_{t-3}] + \phi_2[z_{t-2} - 2z_{t-3} + z_{t-4}] + \theta_1[u_{t-1} - 2u_{t-2} + 3u_{t-3}] + \mu + u_t + \Theta_1 u_{t-12} + \delta$$

$$\phi_1 = -0.89926$$

$$\phi_2 = -0.27152$$

$$\theta_1 = 0.97656$$

$$\Theta_1 = -0.28637$$

$$ECM = 0.19$$

Para generación bruta:

$$Z_t = \exp\left(\frac{2z_{t-1} - z_{t-2} + \phi_1[z_{t-1} - 2z_{t-2} + z_{t-3}] + \theta_1[u_{t-1} - 2u_{t-2} + u_{t-3}] + \mu + u_t +}{\Theta_1 u_{t-12} + \Theta_2 u_{t-24} + \delta}\right)$$

$$\phi_1 = -0.564903$$

$$\theta_1 = 0.980223$$

$$\Theta_1 = -0.241188$$

$$\Theta_2 = -0.105834$$

$$ECM = 0.34$$

Para demanda máxima de potencia mensual:

$$Z_t = \exp \left( \begin{array}{l} 2z_{t-1} - z_{t-2} + \phi_1 [z_{t-1} - 2z_{t-2} + z_{t-3}] + \phi_2 [z_{t-2} - 2z_{t-3} + z_{t-4}] + \phi_3 [z_{t-3} - 2z_{t-4} + z_{t-5}] \\ \theta_1 [u_{t-1} - 2u_{t-2} + u_{t-3}] + \theta_2 [u_{t-2} - 2u_{t-3} + u_{t-4}] + \theta_3 [u_{t-3} - 2u_{t-4} + u_{t-5}] + \mu + u_t + z_{t-12} \\ \Phi_1 [z_{t-12} - z_{t-24}] + \Phi_2 [z_{t-24} - z_{t-36}] + \Phi_3 [z_{t-36} - z_{t-48}] + \alpha_t \end{array} \right)$$

$$\phi_1 = -0.231634$$

$$\phi_2 = 0.264434$$

$$\phi_3 = 0.131905$$

$$\theta_1 = 1.19851$$

$$\theta_2 = 0.221036$$

$$\theta_3 = -0.442584$$

$$\Phi_1 = 0.961283$$

$$\Phi_2 = -0.0232416$$

$$\Phi_3 = 0.00114$$

$$EMC = 0.11$$



Nombre de archivo: TRABAJO DE GRADUACIÓN  
Directorio: C:\Documents and Settings\Familia  
Prado\Escritorio\TESIS RONALDO  
Plantilla: C:\Documents and Settings\Familia Prado\Datos de  
programa\Microsoft\Plantillas\Normal.dot  
Título:  
Asunto:  
Autor: Familia Prado  
Palabras clave:  
Comentarios:  
Fecha de creación: 12/07/2005 6:56:00  
Cambio número: 1  
Guardado el: 12/07/2005 7:05:00  
Guardado por: Familia Prado  
Tiempo de edición: 8 minutos  
Impreso el: 12/07/2005 7:06:00  
Última impresión completa  
Número de páginas: 110  
Número de palabras: 11.991 (aprox.)  
Número de caracteres: 65.954 (aprox.)