

UNIVERSIDAD NACIONAL DE INGENIERÍA
FACULTAD DE INGENIERÍA ELÉCTRICA Y ELECTRÓNICA



**METODOLOGÍA PARA EL CÁLCULO DE LA DEMANDA DE
MEDIANO Y LARGO PLAZO DEL SISTEMA ELÉCTRICO
INTERCONECTADO NACIONAL**

**INFORME DE SUFICIENCIA
PARA OPTAR EL TÍTULO PROFESIONAL DE:
INGENIERO ELECTRICISTA
PRESENTADO POR:
AMELIA DUCOS RAMÍREZ**

PROMOCIÓN

2004 – II

LIMA – PERÚ

2009

**METODOLOGÍA PARA EL CÁLCULO DE LA DEMANDA DE
MEDIANO Y LARGO PLAZO DEL SISTEMA ELÉCTRICO
INTERCONECTADO NACIONAL**

SUMARIO

El proceso de planificación de los sistemas eléctricos incluye dentro de sus alcances el pronóstico de la demanda y la determinación de la oferta. Basadas en esta información es que se definen políticas de planificación que hacen que los sistemas eléctricos sean seguros, confiables y óptimos. Así una sobre estimación en el pronóstico de la demanda origina sobre oferta de generación y por consiguiente un mal uso de los recursos. Y en oposición una subestimación en el pronóstico devendría en déficit de generación y por consiguiente racionamiento del consumo de energía.

En el presente trabajo, se busca detallar la metodología para el pronóstico de la demanda del Sistema Eléctrico Interconectado Nacional. Para esto se describe tanto los modelos estadísticos y econométricos utilizados; así como, un ejemplo práctico en el que se realiza un pronóstico de la demanda del SEIN para los próximos de 10 años.

Para definir la metodología detallada en el presente informe, se revisó la información de los modelos de proyección de demanda utilizados en el COES para las fijaciones tarifarias y para los estudios de planificación de largo y mediano plazo del SEIN.

Debido a que las proyecciones de largo plazo están basadas en dos componentes: el pronóstico econométrico de las ventas y el pronóstico de las grandes cargas; nuestros pronósticos solo se verán afectados por la calidad de información futura, es decir por la estimación de las variables socioeconómicas (variables exógenas del modelo econométrico) y los proyectos de demanda.

ÍNDICE

CAPITULO I	2
EL PROBLEMA DEL PRONÓSTICO DE LA DEMANDA	2
1.1 Antecedentes	2
1.2 Planteamiento del problema	3
1.3 Objetivo	3
1.4 Justificación	3
1.5 Alcances	4
CAPITULO II	5
MODELOS ESTADÍSTICOS	5
2.1 Modelo ARIMA	5
2.1.1 Modelos AR	5
2.1.2 Modelos MA y Modelos ARMA	6
2.1.3 Identificación de los Modelos ARIMA	7
a) Función de autocorrelación (FAC)	7
b) Función de autocorrelación parcial (FACP)	8
c) Identificación de las funciones FAC y FACP	9
2.1.4 Modelos ARIMA: Estacionariedad en media y varianza	10
2.1.5 El orden de integrabilidad en la identificación de los Modelos ARIMA	10
2.1.6 Estacionalidad y Modelos ARIMA	11
2.2 Procedimiento para la elaboración de modelos ARIMA	12
2.2.1 Identificación	13
2.2.2 Estimación	13
2.2.3 Validación	14
2.2.4 Predicción	14
2.3 Análisis ARIMA con intervención y atípicos	14
2.3.1 Variable de Impulso	15
2.3.2 Variable Escalón	16
2.4 Modelos Econométricos	16
2.4.1 Tratamiento de la estacionariedad y la estacionalidad	16
2.4.2 La causalidad en los modelos econométricos	17
2.4.3 Modelo Básico de Regresión Lineal	17
2.4.4 Estimador de Mínimos Cuadrados Ordinarios	18
2.4.5 Modelo de Corrección de Errores	19
CAPITULO III	21
PROYECCIÓN DE LA DEMANDA GLOBAL DEL SEIN 2008-2019	21
3.1 Datos históricos para el Modelo ARIMA	21
3.1.1 Tamaño Muestral	21
3.1.2 Patrones de Comportamiento	22
3.1.3 Identificación de sucesos externos a la serie: Intervenciones y Atípicos	23
3.1.4 Elección del Horizonte Predictivo	23
3.2 Variables del Modelo Econométrico	23
3.2.1 Variable PBI	24
3.2.2 Variable Población	25
3.2.3 Variable Tarifa	25
3.2.4 Variable Ventas	26
3.3 Datos adicionales	26

3.3.1 Pérdidas de distribución	26
3.3.2 Pérdidas de Transformación y sub transmisión	28
3.3.3 Cargas Incorporadas	28
3.3.4 Cargas Especiales	28
3.3.5 Proyectos	28
3.4 Proyección de la Demanda Global	28
3.4.1 Proyección de mediano plazo (modelo ARIMA)	29
3.4.2 Proyección de largo plazo (modelo Econométrico)	31
a) Escenario Base	33
b) Escenario Optimista	36
c) Escenario Conservador	38
CAPITULO IV	41
ANÁLISIS DE LOS MODELOS Y RESULTADOS	41
4.1 Análisis de los resultados del modelo ARIMA en el mediano plazo	41
4.2 Análisis de los resultados del modelo econométrico para los escenarios de demanda	42
CONCLUSIONES	43
BIBLIOGRAFÍA	44

PRÓLOGO

El proceso de planificación de los sistemas eléctricos requiere de una adecuada proyección de la demanda de energía eléctrica. Para ello se debe contar con una metodología clara y versátil que nos permita resolver esta problemática y así obtener un pronóstico que mejor se aproxime a la realidad.

En el presente trabajo se describe la metodología utilizada en el pronóstico de la demanda de mediano y largo plazo del Sistema Eléctrico Interconectado Nacional (SEIN) utilizando análisis estocástico ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) y modelos econométricos.

Para la proyección de mediano plazo se consideran datos históricos de demanda global a nivel de generación del SEIN con valores mensuales desde julio de 1997 a noviembre de 2008; y para el largo plazo datos históricos de ventas de energía, PBI, Tarifa y Población con valores anuales desde el año 1981 al 2007.

A manera de aplicación se realiza la proyección de la demanda global del SEIN para un periodo de 10 años; ésta incluye las proyecciones de demanda mensuales para el primer año y anuales para el largo plazo en escenarios base, optimista y conservador.

En el capítulo I, se exponen los antecedentes relevantes con el tema de estudio, se identifica la problemática a tratar, asimismo se definen los objetivos, justificación y alcances del presente informe.

A continuación en el capítulo II, se revisa el marco teórico de los modelos Arima y Econométrico usados para la proyección de la demanda del mediano y largo plazo del SEIN.

En el capítulo III, se realiza la proyección de la demanda para los escenarios base, optimista y conservador y finalmente en el capítulo IV se presenta el análisis y las conclusiones derivadas de las proyecciones de demanda realizadas.

CAPITULO I

EL PROBLEMA DEL PRONÓSTICO DE LA DEMANDA

1.1 Antecedentes

En 1996 la consultora Monenco Agra desarrolló el primer modelo econométrico para el pronóstico de la demanda de energía eléctrica del Sistema Interconectado Centro Norte (COES-SICN). Este modelo, tuvo como especificación una ecuación lineal incluyendo variables como PBI, Población y Ventas en valores reales. Para su validación, se cumplió con las condicionantes que exige la teoría económica y la teoría estadística, para la cantidad de datos que hasta ese entonces se disponía. La aplicación de este modelo econométrico se inició en la fijación tarifaria de noviembre de 1997.

La metodología de Monenco Agra, en virtud a la incertidumbre del crecimiento e ingreso de grandes cargas o sistemas aislados, plantea el modelamiento por separado de las demandas importantes mayores a 15 MW, basándose en pronósticos adicionales de las empresas propietarias.

En el año 2000, la metodología preparada originalmente para el COES-SICN, fue utilizada para estimar la demanda agregada del SICN y SIS (Sistema Interconectado Sur) en un solo modelo. La estimación de los parámetros estadísticos se realizaba a través del Método de Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO) con series en valores reales (niveles).

Esta metodología fue utilizada en el cálculo de la demanda para los estudios tarifarios hasta mayo del 2004. Ese año se comenzaron a advertir problemas en las estimaciones debido a que el acelerado crecimiento de la demanda de energía eléctrica no era reflejado por el modelo.

Es por esta razón que el COES, para la fijación tarifaria de noviembre de 2004, presentó un nuevo modelo econométrico caracterizado por su especificación en logaritmos naturales aplicados con la finalidad de conseguir una mayor estabilidad de la varianza y consecuentemente favorecer la estacionariedad de los residuos. Los resultados predictivos obtenidos han sido mucho más aproximados que la especificación del modelo original planteado por Monenco Agra. Este modelo fue aplicado por el OSINERG de manera transitoria durante el año 2004.

Posteriormente a finales del año 2004 el COES-SINAC propuso una nueva metodología ARIMA – Econométrico. La cual corresponde a dos modelos: ARIMA para la estimación del mediano plazo (1 año) y Econométrico para el largo plazo.

Finalmente el OSINERG consideró la propuesta del COES de modificar la especificación del modelo econométrico original (Modelo de proyección de demanda eléctrica- Monenco Agra 1996) y realizó las siguientes recomendaciones [5]:

- Redefinir y recalcular las variables del modelo.
- Extender el modelo en primeras diferencias hacia un Modelo de Corrección de Errores, para que se describa la relación de equilibrio de largo plazo.
- Realizar una evaluación y comparación de la bondad de ajuste de estos modelos.

Desde el año 2005 el COES ha utilizado el Modelo de Corrección de Errores propuesto por el OSINERG para todas las fijaciones tarifarias.

1.2 Planteamiento del problema

En la actualidad, a pesar de que el pronóstico de la demanda es una parte importante en la planificación de los sistemas eléctricos, no se cuenta con una metodología detallada que nos permita realizarla para el pronóstico del mediano y largo plazo.

1.3 Objetivo

Describir la metodología utilizada en el pronóstico de la demanda del mediano y largo plazo en el Sistema Eléctrico Interconectado Nacional (SEIN) utilizando análisis estocástico ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) y modelos econométricos.

1.4 Justificación

El tema escogido para el presente informe es de aplicación en la planificación de los sistemas eléctricos. El profesional en ingeniería requiere pronosticar los posibles escenarios futuros de demanda y oferta de una manera adecuada para evitar que se produzca una sobreoferta de generación o en caso contrario déficit en el abastecimiento de energía eléctrica. Por otra parte, en la bibliografía de la especialidad (ingeniería eléctrica), no existe procedimiento específico para estimaciones de proyección de demanda de energía eléctrica, solo existe teoría econométrica aplicada a la economía, es esta la principal contribución del trabajo propuesto.

1.5 Alcances

Para las proyecciones de mediano plazo se revisa el modelo ARIMA, el mismo que considera el análisis de la data histórica.

Para las proyecciones de largo plazo, se describe el modelo econométrico utilizado en las fijaciones tarifarias a partir del año 2006.

Finalmente, se determinan proyecciones de demanda de energía para el SEIN de los siguientes 10 años en escenarios optimista, pesimista y base, utilizando los modelos propuestos.

CAPITULO II

MODELOS ESTADÍSTICOS

2.1 Modelo ARIMA

Esta metodología se fundamenta en el uso de los datos históricos (serie temporal) de la variable en estudio, con los que, utilizando el tratamiento estadístico-matemático apropiado, se elabora un modelo que describa su comportamiento temporal de la forma más aproximada posible.

Una serie temporal es un conjunto de valores observados de una variable en el tiempo los cuales generalmente son tomados en periodos de tiempo regulares.

Una serie temporal típica de las actividades energéticas es la variable Demanda Global que se cuantifica de forma mensual. Esta variable posee tendencia, estacionalidad y/o ciclaje, por lo que estos patrones deben ser eliminados para que pueda ser explicada mediante un proceso estocástico estacionario lineal, como es la metodología ARIMA [3].

Un modelo ARMA (Autoregressive - Moving Average), viene a ser un proceso estocástico estacionario lineal, resultante de la combinación de dos procesos estocásticos estacionarios lineales, uno autorregresivo y otro de medias móviles.

Un modelo ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) parte de un proceso estocástico no estacionario lineal homogenizado (integrado); es decir, que luego de practicarle diferenciaciones regulares y estacionales (integraciones), queda como resultante un proceso estacionario del tipo ARMA [1].

2.1.1 Modelos AR

La modelización ARIMA parte de considerar que el valor observado de una serie en un momento determinado de tiempo t es una realización de una variable aleatoria y_t definida en dicho momento de tiempo. Por tanto, una serie de t datos es una muestra de un vector de t variables aleatorias ordenadas en el tiempo al que denominamos proceso estocástico.

Si tratamos de predecir el comportamiento de una variable “ y ” en un momento futuro t , a partir del comportamiento que la variable tuvo en un momento pasado, por ejemplo, en el

período anterior, y y_{t-1} , debido a que en el comportamiento de una variable influyen más aspectos, debemos incluir en la relación anterior un término de error, α_t , que es una variable aleatoria a la que suponemos ciertas características estadísticas apropiadas [1].

Elegimos una forma funcional concreta para esta expresión de forma lineal,

$$y_t = \phi_0 + \phi_1 y_{t-1} + \alpha_t \quad (2.1)$$

Donde ϕ_0 es un término independiente y ϕ_1 es un parámetro que multiplica al valor de la variable "y" en el período t-1. Utilizando métodos estadísticos adecuados podemos estimar los parámetros ϕ_0 y ϕ_1 de forma que estos cumplan propiedades estadísticas razonables y sean una buena estimación. Con ello obtenemos la expresión:

$$\hat{y}_t = \hat{\phi}_0 + \hat{\phi}_1 y_{t-1} \quad (2.2)$$

la cual se utiliza para efectos de predicción.

Esta es la esencia de los modelos autorregresivos (o modelos AR). Se realiza una regresión de la variable y_t sobre sí misma, es decir, sobre los valores que la variable tomó en los períodos anteriores.

Un aspecto importante es el orden del modelo AR. Por ejemplo, el modelo

$$y_t = \phi_0 + \phi_1 y_{t-1} + \alpha_t \quad (2.3)$$

Es de orden 1 y se denota AR(1) .

En general, un AR(p) viene dado por

$$y_t = \phi_0 + \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \dots + \phi_p y_{t-p} + \alpha_t \quad (2.4)$$

2.1.2 Modelos MA y Modelos ARMA

Los modelos de media móvil (MA) explican el comportamiento de una variable a través de los errores al estimar el valor de esta variable en los períodos anteriores [1].

Por ejemplo, un modelo MA(1) viene dado por la expresión:

$$y_t = \mu + \alpha_t + \theta_1 \alpha_{t-1} \quad (2.5)$$

donde μ es el valor constante alrededor del cual se mueve la variable, y ha de ser estimado igualmente con los coeficientes θ . En general un modelo MA(q) viene dado por la expresión:

$$y_t = \mu + \alpha_t + \theta_1 \alpha_{t-1} + \dots + \theta_q \alpha_{t-q} \quad (2.6)$$

Al igual que ocurría con los modelos AR, en series con componente estacional es frecuente que el retardo coincida con la periodicidad de los datos.

Entre los modelos AR y los Modelos MA existe una relación, bajo ciertas condiciones, que es útil conocer.

Los modelos ARMA integran a los Modelos AR y a los Modelos MA en una única expresión. Por tanto, la variable "y" queda explicada en función de los valores tomados por la variable en períodos anteriores, y los errores cometidos en la estimación. Una expresión general de un modelo ARMA (p, q) viene dado por:

$$y_t = \mu + \phi_1 y_{t-1} + \dots + \phi_p y_{t-p} + a_t + \theta_1 a_{t-1} + \dots + \theta_q a_{t-q} \quad (2.7)$$

que, es la unión de un modelo AR(p) y un modelo MA(q).

2.1.3 Identificación de los Modelos ARIMA

Para la obtención del orden (p,q) se realiza una comparación entre las características que presentan la función de autocorrelación (FAC), y la función de autocorrelación parcial (FACP). del modelo evaluado y los modelos teóricos [3].

a) Función de autocorrelación (FAC)

La función de autocorrelación (FAC) y la función de autocorrelación parcial (FACP) miden la relación estadística entre las observaciones de una serie temporal. Por ejemplo, el coeficiente de autocorrelación entre la variable y_t y la misma variable un período antes, y_{t-1} , al que denominaremos coeficiente de autocorrelación de primer orden, se formula como:

$$\rho_1 = \frac{\text{cov}(y_t, y_{t-1})}{\sqrt{\text{var}(y_t) \cdot \text{var}(y_{t-1})}} \quad (2.8)$$

Dado el supuesto de estacionariedad, se tiene que $\text{var}(y_t) = \text{var}(y_{t-1})$, por lo que

$$\rho_1 = \frac{\text{cov}(y_t, y_{t-1})}{\text{var}(y_t)} \quad (2.9)$$

En general, para un desfase de k períodos se tiene que:

$$\rho_k = \frac{\text{cov}(y_t, y_{t-k})}{\text{var}(y_t)} \quad (2.10)$$

y cuando $k=0$,

$$\rho_0 = \frac{\text{cov}(y_t, y_t)}{\text{var}(y_t)} = \frac{\text{var}(y_t)}{\text{var}(y_t)} = 1 \quad (2.11)$$

A efectos de la identificación del modelo, debemos comparar el valor que esta función presentaría para los distintos modelos teóricos, con una estimación de la misma para nuestra serie. El estimador muestral de la $\text{fac}(rk)$, viene dado por:

$$r_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (y_t - \bar{y})(y_{t-k} - \bar{y})}{\sum_{t=1}^n (y_t - \bar{y})^2} \quad (2.12)$$

b) Función de autocorrelación parcial (FACP)

La función de autocorrelación parcial mide el aporte que a las variaciones de una variable como y_t tiene otra variable, digamos y_{t-2} , aislando los efectos de las posibles restantes variables, por ejemplo y_{t-1} . Ignora el hecho de que parte de la correlación que pueda existir entre, por ejemplo y_t y y_{t-2} , se debe a que ambas están correlacionadas con y_{t-1} . Pues bien, los distintos coeficientes de autocorrelación parcial de los modelos teóricos se denotan como ϕ_{kk} , y los estimados para nuestra muestra como $\hat{\phi}_{kk}$. La utilidad de los mismos se deriva de que en determinadas ocasiones el simple conocimiento de la fac muestral no sería suficiente para la determinación del verdadero proceso generador de la serie.

Aunque no entraremos en el detalle de la formulación teórica, sí es importante conocer algunas propiedades de la FACP. En primer lugar, por definición la FACP de orden 1 es igual a la FAC de orden 1. En segundo lugar, en el modelo teórico, el coeficiente de autocorrelación parcial coincide con el último coeficiente autorregresivo de un modelo AR. En otros términos, el coeficiente de correlación parcial de orden 1 será el valor de ϕ_1 en un AR(1); el de orden 2 coincidirá con ϕ_2 en un AR(2), y así sucesivamente. En la práctica, los coeficientes de autocorrelación parcial calculados no son buenos estimadores de los parámetros correspondientes, aunque pueden servir como valores iniciales para el proceso iterativo de cómputo que ha de seguirse.

c) Identificación de las funciones FAC y FACP

La representación gráfica de las funciones FAC y FACP en función de los distintos retardos se denomina correlograma. En la figura 2.1 se muestran las funciones de autocorrelación y autocorrelación parcial de los modelos AR (1), AR (2), MA (1), MA (2) y ARMA (1, 1) las cuales se utilizan para identificar el modelo ARIMA generador de la serie.

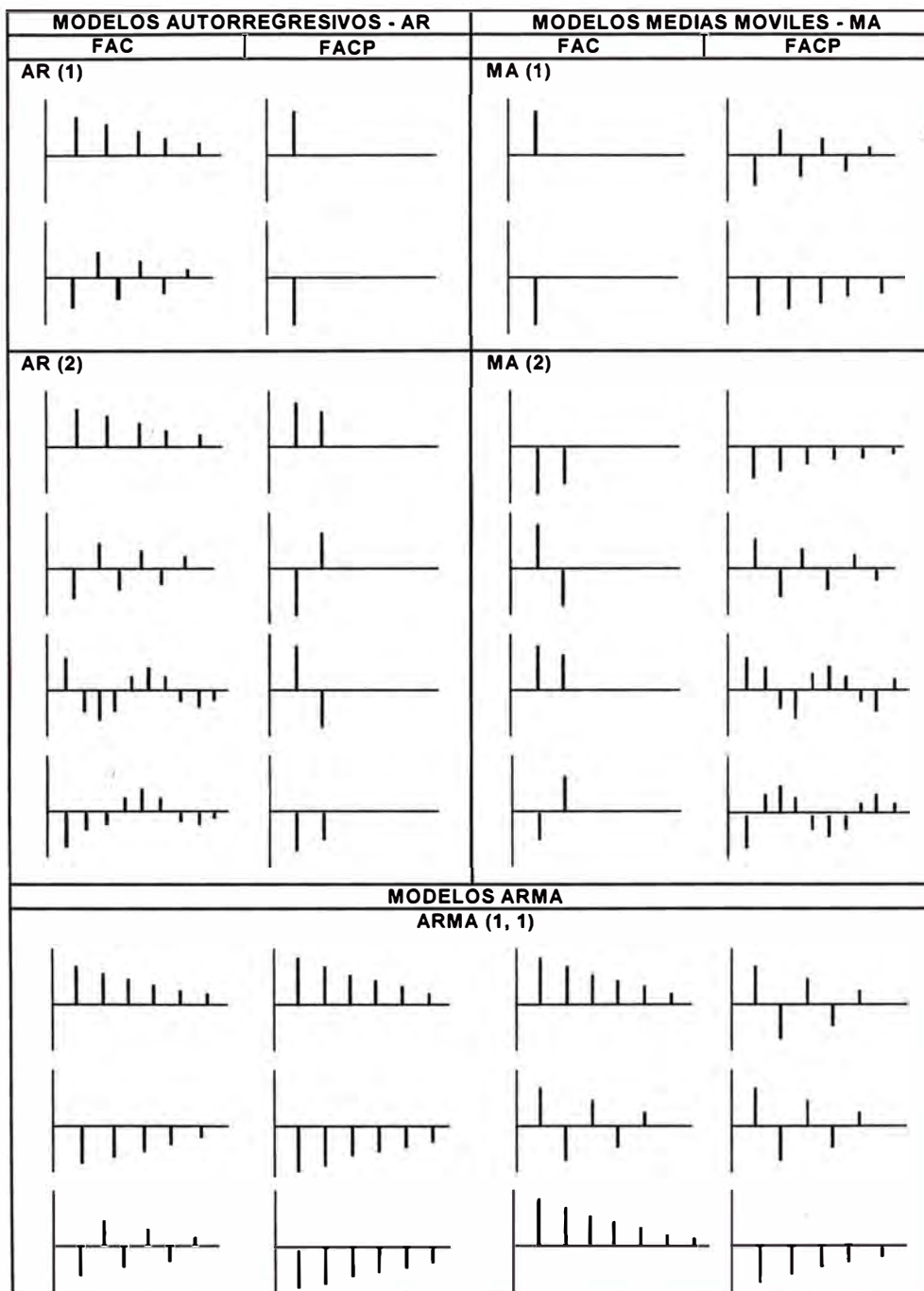


Fig. 2.1.-Funciones de autocorrelación y autocorrelación parcial

2.1.4 Modelos ARIMA: Estacionariedad en media y varianza

Para la obtención de estimaciones con propiedades estadísticas adecuadas de los parámetros de un modelo ARMA, es necesario que la serie muestral que utilizamos para la estimación sea estacionaria en media y varianza. Es decir, que la serie no tenga tendencia, y que presente un grado de dispersión similar en cualquier momento de tiempo. El cumplimiento de esta propiedad pasa por tomar logaritmos y diferenciar adecuadamente la serie original objeto de estudio. Con la serie ya tratada para convertirla en estacionaria ya es posible estimar un Modelo ARMA.

Un Modelo Autorregresivo-Integrado de Medias Móviles de orden p, d, q , o abreviadamente ARIMA (p,d,q), no es más que un modelo ARMA (p,q) aplicado a una serie integrada de orden d , $I(d)$, es decir, a la que ha sido necesario diferenciar d veces para eliminar la tendencia.

Por lo tanto, la expresión general de un modelo ARIMA (p,d,q) viene dada por

$$\Delta^d y_t = \phi_1 \Delta^d y_{t-1} + \dots + \phi_p \Delta^d y_{t-p} + \alpha_t + \theta_1 \alpha_{t-1} + \dots + \theta_q \alpha_{t-q} \quad (2.13)$$

donde $\Delta^d y_t$, expresa que sobre la serie original y_t , se han aplicado d diferencias.

En la expresión del ARIMA ($p.d.q$) desaparece el término independiente, justamente por la aplicación de las diferencias sucesivas.

Cuando la estimación del modelo ARMA se haya realizado con una serie diferenciada, a efectos de predicción es necesario recalcularla integrando nuevamente la serie. Un aspecto importante de notación hace referencia al operador retardo.

2.1.5 El orden de integrabilidad en la identificación de los Modelos ARIMA

Para la determinación del orden de integrabilidad, es decir, para determinar el número de veces que será necesario diferenciar la serie para hacerla estacionaria en media, existen dos procedimientos fundamentales de detección del número de raíces unitarias: el Test Dickey Fuller, o Test Dick Fuller Aumentado(DF o ADF) y el Test de Phillips-Perron (PP).

El test DF , parte de considerar que el proceso estocástico que subyace a la serie objeto de estudio es un AR(1), y contrasta la significatividad del parámetro asociado a la variable y_{t-1} , que en la versión más general adoptaría la expresión:

$$y_t = \alpha_0 + \alpha_1 \cdot y_{t-1} + \alpha_2 \cdot \varepsilon_t + \varepsilon_t \quad (2.14)$$

o, análogamente:

$$\Delta y_t = a_0 + \gamma \cdot y_{t-1} + a_2 \cdot t + \varepsilon_t \quad (2.15)$$

De esta forma, si en esta última expresión, el parámetro gamma es estadísticamente distinto de cero, entonces la serie es estacionaria en media. Si no podemos rechazar la hipótesis nula de que el parámetro es igual a cero, entonces podemos concluir que la serie presenta, al menos, una raíz unitaria [1].

El Test ADF incorpora una corrección paramétrica útil cuando presuponemos que el proceso estocástico subyacente a la serie no sigue un esquema AR(1). Si esto es así, entonces la estimación de la regresión auxiliar del test DF no arrojaría un residuo ruido blanco.

El test Phillips Perron es un método no paramétrico de detección de raíces unitarias que, para corregir la correlación serial, en lugar de añadir más retardos en la regresión, lo que realiza es una corrección en el estadístico t asociado al coeficiente gamma en una regresión, que supone que el proceso estocástico subyacente sigue un AR(1), como

$$\Delta y_t = a_0 + \gamma \cdot y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (2.16)$$

Se trata, de una alternativa al ADF, en la medida en que realiza distinto tratamiento de la correlación.

2.1.6 Estacionalidad y Modelos ARIMA

La estacionalidad es una componente que presentan las series de frecuencia inferior a la anual. En series con estacionalidad no sólo hay que modelar la componente regular (o no estacional) sino también la componente estacional y se utiliza un modelo producto de dos:

$$\text{ARIMA}(p, d, q) * \text{SARIMA}(P, D, Q)$$

Donde la primera parte corresponde a la parte regular, y la segunda a la estacional. Para la identificación del modelo estacional, debemos tener presente que la componente estacional también puede presentar una tendencia. Por ello, esta componente puede necesitar de una o varias diferencias de orden estacional. Por ejemplo, para datos mensuales:

$$\begin{aligned} \nabla_{12} y_t &= (1 - B^{12}) y_t = y_t - y_{t-12} \\ \nabla_{12}^2 y_t &= (1 - B^{12})^2 y_t = (y_t - y_{t-12}) - (y_{t-12} - y_{t-24}) \end{aligned} \quad (2.17)$$

En general, un modelo completo ARIMA(p,d,q)*SARIMA(P,D,Q) corresponde a una de las siguientes expresiones:

$$\begin{aligned} (1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p)(1 - \phi_s B^s - \dots - \phi_{ps} B^{ps})(1 - B)^d (1 - B^s)^D y_t = \\ = (1 + \theta_1 B + \dots + \theta_q B^q)(1 + \phi_s B^s - \dots - \phi_{qs} B^{qs}) a_t \end{aligned} \quad (2.18)$$

En series con estacionalidad, junto a la identificación del orden del autorregresivo y de la media móvil de la componente regular debemos identificar los órdenes de la componente estacional. Para ello las reglas de identificación son similares a las de la parte estacional, pero adaptadas a la frecuencia de la serie. Es decir, en una serie mensual, debemos prestar atención a los valores de las funciones para los retardos 12, 24, 36,...

Para estos valores utilizaremos las mismas reglas: decrecimiento exponencial hacia cero de los valores de la función FAC o FACP y número de coeficientes significativamente distintos de cero. Los resultados extraídos nos darán los órdenes de la componente estacional del modelo [9].

Para la identificación debemos tomar en cuenta las siguientes reglas:

- 1) Un coeficiente significativo para un retardo no típico (es decir, que no corresponda a los primeros valores o a múltiplos de la estacionalidad) no deberá tenerse, en principio, en cuenta.
- 2) Coeficientes significativos cercanos a los retardos de estacionalidad (por ejemplo, en el once o trece, para datos mensuales) pueden ser asimilados como posible "contagio" de los coeficientes limítrofes. Se trata de los llamados satélites.
- 3) Coeficientes teóricos relativamente pequeños, como corresponde a los retardos, por ejemplo, de orden 4 en adelante en una función decreciente en forma exponencial o sinusoidal, no es fácil detectarlos como significativamente distintos de cero.
- 4) Precisamente, será la existencia de coeficientes significativos, en forma permanente, para retardos de orden 4 en adelante un aviso de posible fallo en la eliminación de la tendencia. Un proceso no estacionario se caracteriza porque los coeficientes de autocorrelación van disminuyendo muy lentamente, en lugar de rápidamente, que se corresponde con situaciones correctamente estacionarias.

2.2 Procedimiento para la elaboración de modelos ARIMA

Para identificar qué modelo ARIMA representa adecuadamente el comportamiento de determinada serie temporal, con el fin de utilizarlo para obtener predicciones de valores futuros se siguen cuatro etapas: identificación, estimación, chequeo o validación y predicción.

2.2.1 Identificación

Identificar una serie temporal consiste en inducir, a partir de los datos, la función de autocorrelación muestral y la función de autocorrelación parcial muestral, qué modelos ARIMA se adaptarían mejor a las características de la serie.

Cuando se trata de una serie no estacionaria, primeramente se procede a estacionarizarla, tanto en media como en varianza.

Una vez que esta serie transformada es estacionaria se deben de averiguar los posibles valores de las órdenes tanto de la parte regular del modelo (autorregresiva, p , y medias móviles, q) como de la parte estacional (autorregresiva, P , y medias móviles, Q).

2.2.2 Estimación

Luego de identificar los posibles modelos que han podido generar la serie temporal, se trata de cuantificar los parámetros o coeficientes de los mismos. Los dos problemas fundamentales a los que se enfrenta la estimación de los modelos ARIMA son el de los valores iniciales (de los parámetros, de la serie y de los ruidos) y el de no linealidad.

Se trata de estimar los parámetros β_i , $i=0, \dots, p+P+q+Q$, donde:

$$\begin{aligned}
 \beta_i &= \phi_i & i &= 1, \dots, p \\
 \beta_i &= \Phi_{i-p} & i &= p+1, \dots, p+P \\
 \beta_i &= \theta_{i-(p+P)} & i &= p+P, \dots, p+P+q & \dots \dots \dots (2.19) \\
 \beta_i &= \Theta_{i-(p+P+q)} & i &= p+P+q+1, \dots, p+P+q+Q \\
 \beta_i &= c & i &= 0
 \end{aligned}$$

Si B_i es la estimación del parámetro β_i , la primera etapa en la validación del modelo consistirá en comprobar si los coeficientes B_i son significativamente distintos de cero. Para ello, sobre cada parámetro, se planteará la hipótesis nula, esto es $H_0: \beta_i = 0$. Dicha hipótesis puede ser interpretada como que la variable asociada al parámetro β_i no mejora el ajuste con respecto al obtenido con las restantes variables incluidas en el modelo. Si el p-valor asociado al valor del estadístico de contraste t es menor que α (generalmente se toma el valor de 5%), se rechazará la hipótesis nula al nivel de significación α [1].

2.2.3 Validación

Esta etapa se centra fundamentalmente en analizar si los residuos del modelo (\hat{u}_t) tienen un comportamiento similar a las perturbaciones del mismo (u_t); esto es, si puede afirmarse que son semejantes a un ruido blanco. Adicionalmente, se tratará de comprobar la calidad de las estimaciones, así como el cumplimiento de las condiciones de estacionariedad e invertibilidad que deben satisfacer los parámetros de estos modelos [3].

2.2.4 Predicción

Corresponde al objetivo base de esta metodología, esto es, la obtención de predicciones de valores futuros de la serie temporal. Una vez calculadas las predicciones del modelo se trata de volver a chequear la adecuación del mismo, pudiendo utilizar para ello, tanto métodos no paramétricos (como el error cuadrático medio) como paramétricos (estadísticos de contenido informativo, exactitud y corroboración).

A continuación se ha confeccionado un diagrama de flujo que resume el proceso a seguir para el cálculo de predicciones mediante modelos ARIMA.

2.3 Análisis ARIMA con intervención y atípicos

Frecuentemente al realizar el análisis del comportamiento de una serie temporal real encontramos puntos atípicos, que dan lugar a errores excepcionalmente elevados. Se trata de circunstancias excepcionales que perturban la dinámica general de la serie que modelamos.

Estos puntos atípicos pueden ser producidos debido a acontecimientos extraordinarios que afectan puntualmente al fenómeno en estudio, por ejemplo, variaciones en el comportamiento estacional (oscilación del período de semana santa en marzo o abril, etc.).

El análisis de intervención consiste en la evaluación del efecto de estos sucesos externos en el proceso de comportamiento de una serie temporal, con lo cual se mejora la precisión en la determinación de predicciones.

Para incorporar estos fenómenos al modelo se usa el análisis de intervención con dos posibilidades principales: variables de impulso y variables de escalón.

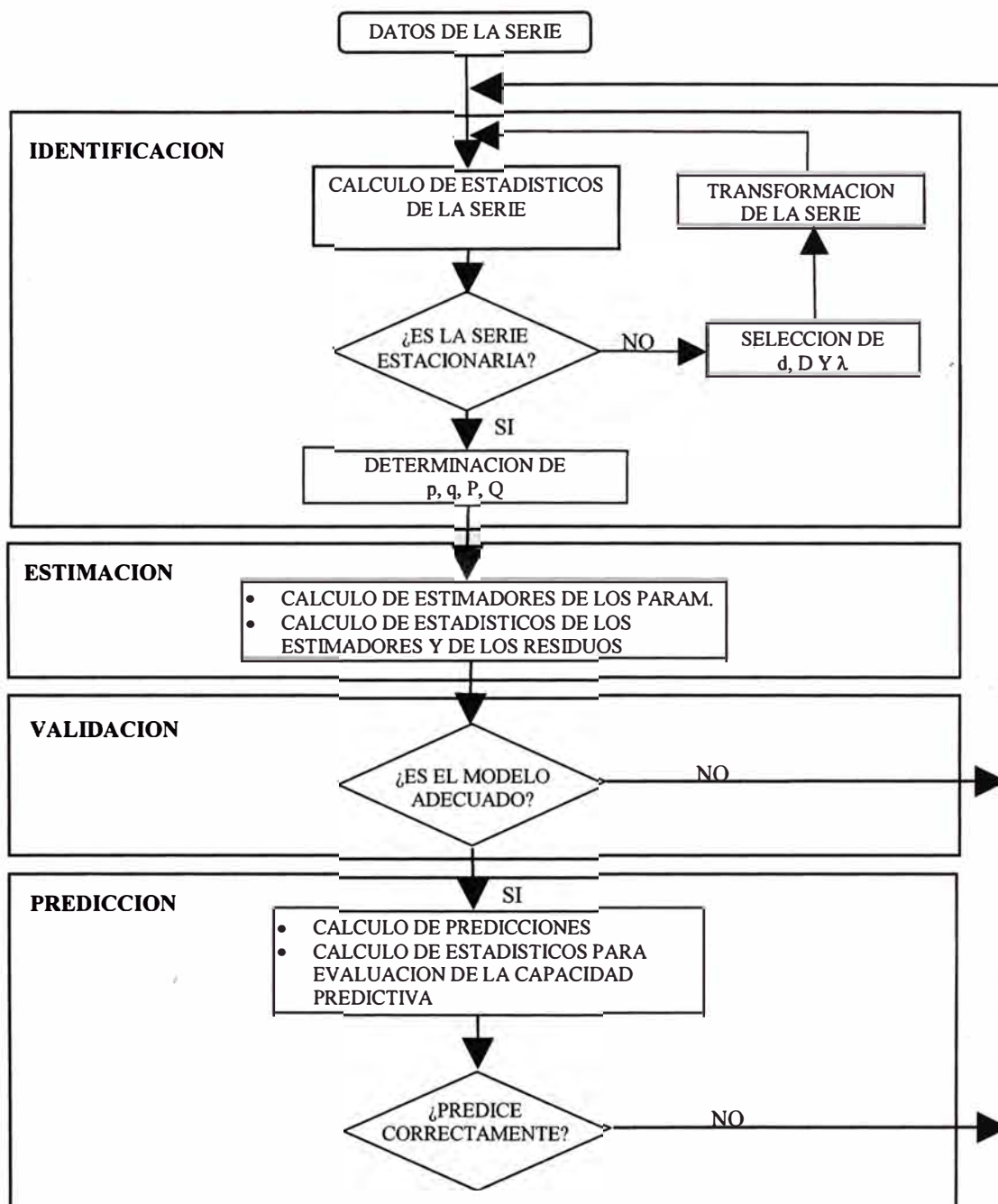


Fig. 2.2.- Proceso para el cálculo de predicciones mediante modelos ARIMA [3]

2.3.1 Variable de Impulso

Cuando al realizar el análisis de intervención se utiliza las variables de impulso, se considera que el fenómeno en cuestión sólo actúa en un punto aislado, o en diversos puntos pero separados entre sí. El procedimiento ordinario para incluir aspectos cualitativos en modelos como los ARIMA consiste en añadir la especificación del modelo una (o varias) variables

ficticias (dummy). Esta variable adopta el valor 1 para el período en el que se produce el fenómeno y 0 en el resto de períodos. En ese caso el modelo adoptaría la siguiente forma resumida:

$$y_t = \omega_0 x_t + \varepsilon_t \quad (2.20)$$

donde ε_t representa al modelo ARMA(p,q)*SARMA(P,Q). Por tanto, al modelo ARIMA univariante original se ha añadido una nueva variable, que nos mide el efecto sobre la variable dependiente a través de un nuevo parámetro ω_0 , a estimar [9].

2.3.2 Variable Escalón

La idea en la utilización de una variable escalón, es que el fenómeno que provoca la intervención afecta a todos los datos, en igual magnitud, durante un período de tiempo.

La aplicación de una variable de escalón es similar a la de la variable de impulso: se introduce una variable ficticia que toma el valor de 1 a partir del momento en que se produjo el fenómeno, y 0 para los períodos anteriores [9].

2.4 Modelos Econométricos

Los modelos econométricos buscan cuantificar relaciones causales entre variables sobre la base de leyes económicas. Esto se realiza a través de arreglos matemáticos en los que se trata de describir y/o predecir el comportamiento de una variable temporal endógena o dependiente en función de diversas variables temporales explicativas (exógenas o independientes), o de valores anteriores de la misma. [1]

2.4.1 Tratamiento de la estacionariedad y la estacionalidad

Una variable temporal es estacionaria cuando su comportamiento no depende del tiempo; es decir; no posee ni tendencia ni estacionalidad. Esto se logra, cuando su esperanza matemática y varianza no dependen del tiempo, y la covarianza entre dos periodos de tiempo distintos solamente depende del lapso de tiempo transcurrido entre estos dos periodos.

En la práctica no es común encontrar variables o series históricas que sean estacionarias de origen. Para eliminar la tendencia de la serie, se realizan diferencias sucesivas. Para realizar esto se encuentra la diferencia entre el valor de una variable de un periodo a otro inmediato

anterior. El número de veces que se efectúa estas diferencias sucesivas se denomina orden de diferenciación o grado de integración.

Para corregir la heteroscedasticidad (varianza no constante) de la serie, se realiza la transformación logarítmica, que también es útil en otras circunstancias. Por ejemplo, muchos modelos de especificación no lineal pueden ser fácilmente linealizados mediante una transformación logarítmica [2].

2.4.2 La causalidad en los modelos econométricos

La utilización de modelos econométricos lleva consigo implícita la existencia de relaciones de causalidad entre las variables implicadas. En caso contrario, quedan muy limitados a efectos de predicción y, sobre todo, de simulación. A modo de definición decimos que x causa y si y solo si variaciones en x provocan variaciones en y.

A efectos prácticos no tendremos nunca la certeza de que entre dos variables existe causalidad. Los conocimientos sobre el fenómeno analizado y la lógica económica pueden permitirnos proponer ciertas relaciones de causalidad, que deberán ser confirmadas por los datos disponibles.

No son muchas las ayudas que tenemos para analizar la causalidad. La de mayor éxito es el concepto de causalidad en el sentido de Granger, que exige que una variable x sólo puede ser causa de y si mejora la explicación que puede tenerse de y en función de sus propios valores anteriores.

2.4.3 Modelo Básico de Regresión Lineal

En un modelo econométrico, el análisis de regresión determina la relación existente entre la variable dependiente y las otras independientes.

El más elemental de los modelos uniecuacionales es conocido como modelo básico de regresión lineal. Para fines de predicción, lo más habitual es que se utilicen datos de las variables referidas a un período temporal, relacionadas mediante este modelo que adopta la siguiente especificación:

$$y_t = \alpha_0 + \alpha_1 x_{1t} + \alpha_2 x_{2t} + \dots + \alpha_k x_{kt} + u_t \quad (2.21)$$

Donde:

$$\alpha_1 x_{1t} + \alpha_2 x_{2t} + \dots + \alpha_k x_{kt} \quad (2.22)$$

Es una combinación lineal de las variables independientes

α_0 : Constante o Intercepto

u_t : Término de error o perturbación, parte aleatoria

k: número de variables explicativas x

Este modelo matemático se puede descomponer en una parte determinística, conformada por la combinación lineal de las variables independientes incluyendo el intercepto, y una parte aleatoria dada por el término de error. Este término de error origina que el modelo sea estocástico, cuya inclusión representa la existencia de un componente aleatorio en las respuestas de los agentes económicos y a la presencia de innumerables influencias de menor importancia no modeladas de forma explícita [1].

2.4.4 Estimador de Mínimos Cuadrados Ordinarios

Los parámetros o coeficientes α deben ser estimados por una función estimador, el mismo que se vale de los datos históricos disponibles de las variables participantes. Así, a partir de los datos históricos de cada una de las variables implicadas se determina el estimador lineal de los parámetros α del modelo, tal que minimiza la suma de los errores al cuadrado (de allí en nombre de estimador de Mínimos Cuadrados Ordinarios):

$$\text{Min} \sum_{i=1}^n e_i^2 = \text{Min} \sum_{i=1}^n (y_i - \alpha_0 - \alpha_1 x_{1i} - \dots - \alpha_k x_{ki})^2 \quad (2.23)$$

El objetivo del análisis de regresión no se basa únicamente en la estimación matemática de los coeficientes α , sino también en la posibilidad de hacer inferencia estadística acerca de la significancia de dichos estimados [2]. Un coeficiente resulta significativo cuando la variable que lo acompaña, tiene un aporte representativo en la ecuación.

Dado que los estimadores (coeficientes, α) dependen de la variable aleatoria y_t , estos son también una variable aleatoria, entonces es posible conocer su distribución y hacer inferencia acerca de cuan cerca o lejos se encuentran dichos valores estimados de los verdaderos valores. Para realizar este análisis ha de tenerse en cuenta el cumplimiento de algunos de los supuestos siguientes, quienes determinarán la posibilidad de interpretar adecuadamente los estimados obtenidos y que garantizan que el estimador de Mínimos Cuadrados Ordinarios sea el más apropiado para el cálculo predictivo:

- El modelo es de carácter estocástico

- El término de error o perturbación obedece a un ruido blanco. Un ruido blanco es un proceso estocástico que posee esperanza matemática nula, varianza constante y ausencia de autocorrelación serial, los términos de error no son independientes.
- El modelo es lineal en los parámetros
- Los parámetros son constantes
- Las variables explicativas son linealmente independientes
- Las variables independientes son fijas o determinísticas

En el campo aplicativo, el cálculo predictivo mediante modelos econométricos, donde participan variables temporales, que de origen no poseen características apropiadas para su tratamiento estadístico (no son series estacionarias), hacen que esta metodología se torne caprichosa y exigente cuando se pretende alcanzar buenos resultados desde el punto de vista estadístico - matemático.

Por tanto, las variables participantes han de ser evaluadas estadísticamente, tanto de forma independiente como de forma conjunta, probando:

- La estacionaridad de cada una de las series. Determinación del grado de integración
- La existencia de quiebres estructurales
- El nivel de cointegración en conjunto

2.4.5 Modelo de Corrección de Errores

Un modelo de corrección de errores se basa en la idea que dos variables que participan en una relación económica deben mantener una relación de equilibrio de largo plazo, aun cuando se trate de variables no estacionarias [5].

La mayoría de las series temporales en niveles no son estacionarias, sin embargo la combinación de estas series podría establecer una característica estacionaria como conjunto, a esto se le llama cointegración. En este caso se comprueba que el error de la estimación es una serie estacionaria.

Otra manera de obtener estimaciones estables en el tiempo es el mecanismo de corrección de errores propuesto por Engle y Granger (1987). Este procedimiento consiste en una estimación de dos pasos donde la técnica de cointegración es estimada en una relación estática. El primer paso consiste en que si dos series son no estacionarias en sus niveles, pero si lo son en sus primeras diferencias, se dice que la serie es integrada del tipo I. Al revisar la estimación con variables de este tipo por el método de mínimos cuadrados ordinarios (MCO), generalmente para series de periodos largos, los resultados

econométricos pueden arrojar buenos indicadores (R^2 altos, buena significancia de los parámetros, etc). Aunque a priori se supusiera que no existe ninguna relación entre las variables, en este caso se estaría tratando de regresiones de tipo espurias. El mejor indicador práctico para detectar posibles regresiones espurias en esta etapa, lo propuso Granger y Newbold donde plantean que si el coeficiente "d" de Durbin-Watson es mas bajo que el R^2 ($R^2 > d$) entonces se sospecharía de posibles regresiones espurias.

En base a esto Engle y Granger (1987) plantean que si se logra comprobar que los errores de estimación son estacionarios, se puede concluir que las variables presentan una relación de equilibrio a largo plazo.

La segunda etapa de estimación, sugiere que es posible obtener una especificación dinámica de corto plazo, que sea compatible con la relación de equilibrio en el largo plazo. Para esto, se emplea el mecanismo de corrección de errores, el cual representa una aproximación más común de las situaciones donde se desea incorporar la teoría económica del largo plazo con los desequilibrios en el corto plazo. Las estimaciones en esta etapa se llevan a cabo utilizando las variables en su primera diferencia, adicional a ello se introduce una nueva variable, los residuos del modelo estimado en niveles, o mejor llamado "error de equilibrio", estadísticamente lo que se pretende explicar es que los errores estimados en niveles, corrigen los desequilibrios que pudieran ocurrir en la primera etapa de estimación, estas pruebas funcionan independientemente una de la otra, por lo tanto si el coeficiente estimado de los residuos se acerca al valor uno, se corrobora la existencia de cointegración en esta etapa, puesto que los ajustes de las series son mas rápidos ante cambios estructurales y se pueden llegar a observar mejor en una especificación de corto plazo, ya que, el largo plazo no captura de forma precisa los cambios que pudieran causarse sobre las series en el corto plazo [8].

CAPITULO III

PROYECCIÓN DE LA DEMANDA GLOBAL DEL SEIN 2008-2019

3.1 Datos históricos para el Modelo ARIMA

La serie Demanda Global representa a la serie producción total mensual de energía eléctrica por parte del SEIN, en GWh.

Para definir los datos históricos de la serie demanda Global a utilizar para la simulación con el modelo ARIMA se deben tener en cuenta las siguientes características:

- El tamaño muestral de la serie. A mayor número de observaciones de la serie se podrá tener un mayor horizonte predictivo.
- Los patrones de comportamiento histórico de la serie. Cuando la serie muestre patrones de tendencia y estacionalidad bien definidos a lo largo del horizonte histórico, se tendrán mayores posibilidades de alcanzar predicciones de mejor calidad estadística.
- La influencia de sucesos externos conocidos y no conocidos en la serie. A medida que la serie involucre una cantidad exagerada de sucesos externos (conocidos o atípicos), le restará calidad a los patrones de comportamiento de la serie y por ende los resultados del análisis predictivo pueden tornarse más robustos.

3.1.1 Tamaño Muestral

Se cuenta con información de entrada de esta variable desde enero de 1993 hasta noviembre del 2008. Sin embargo debido al quiebre del mes de julio de 1997, ocasionado por la incorporación de las cargas de Shougang y Electroandes al Sistema Interconectado Centro Norte y Southern Perú, Moquegua y Tacna al Sistema Interconectado Sur. Se ha optado por un tamaño muestral que va desde julio 1997 a noviembre 2008.

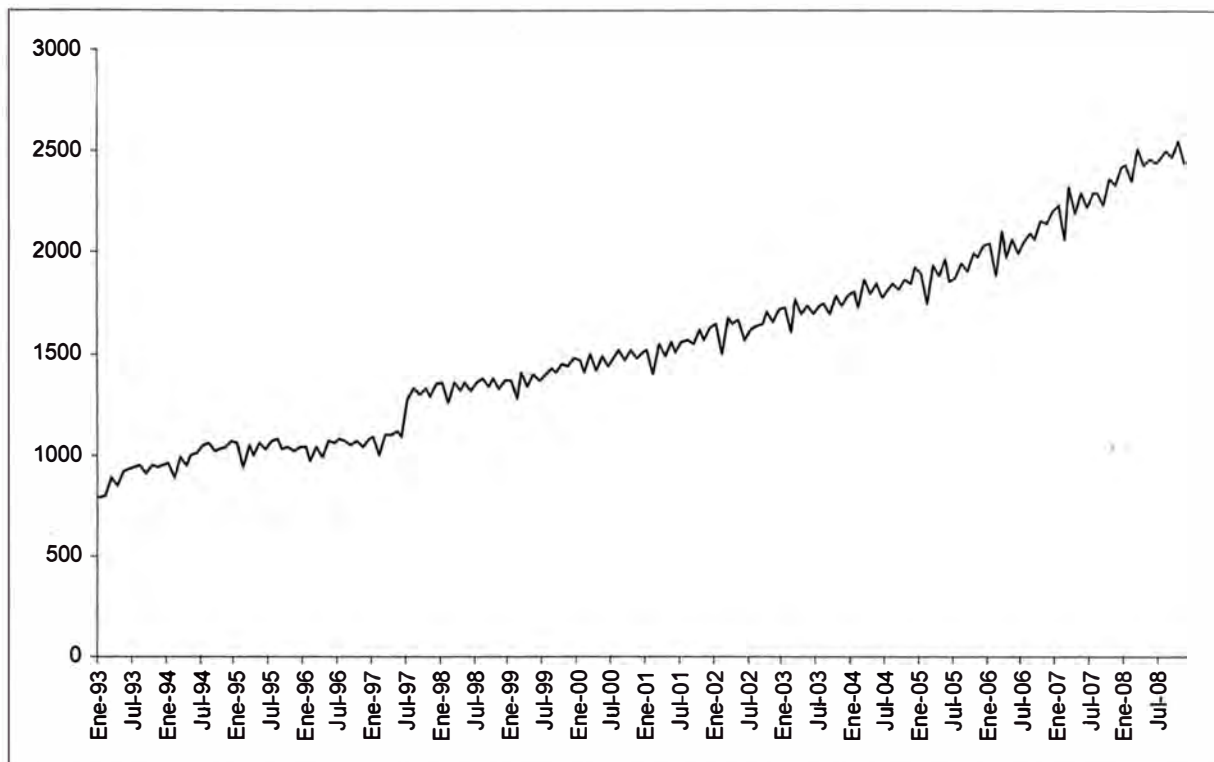


Fig. 3.1.- Serie demanda global del SEIN en GWh

3.1.2 Patrones de Comportamiento

La serie que va desde julio de 1997 a noviembre de 2008 se caracteriza porque posee:

- Patrón de tendencia creciente sin aparentes quiebres estructurales
- Efecto estacional con picos estacionales en los meses de enero y febrero. Muestra una aparente variabilidad
- Disminuciones de los picos en los meses de febrero de los años bisiestos
- Aparentes cambios en la magnitud y variación de la demanda global entre los meses de febrero y marzo de cada año

3.1.3 Identificación de sucesos externos a la serie: Intervenciones y Atípicos

La serie demanda global posee intervenciones y atípicos, los mismos que se pueden identificar y estimar sus efectos, con el objetivo de alcanzar predicciones de mejor calidad.

Se han identificado las siguientes intervenciones y atípicos:

- La reducción menos acentuada de la demanda global en los meses de febrero de los años bisiestos 2000, 2004 y 2008
- Un comportamiento alterado de las observaciones del año 2002, específicamente de los meses abril y junio.
- Un comportamiento alterado de las observaciones del año 2007, específicamente en el mes de setiembre.

3.1.4 Elección del Horizonte Predictivo

Para la determinación del horizonte predictivo de una serie temporal, en general no existe un patrón específico que indique la relación entre el tamaño del horizonte histórico y el tamaño del horizonte predictivo, todo dependerá de las características intrínsecas de la serie temporal en estudio.

Elegido el tamaño de la muestra de la variable Demanda Global y de acuerdo a sus características, es posible hacer un número de predicciones en una proporción de 1 a 4, respecto al número de observaciones históricas mensuales [3].

Por tanto, para las características de la variable en estudio es posible tener un número de predicciones tales que se pueden extender hasta dos años con bastante aproximación.

3.2 Variables del Modelo Econométrico

Los modelos econométricos buscan cuantificar relaciones causales entre variables. Esto se realiza a través de arreglos matemáticos en los que se describe el comportamiento de una variable temporal endógena en función de diversas variables temporales explicativas (exógenas), o de valores anteriores de la misma. Para nuestro análisis definiremos a la variable Ventas como la variable endógena y a las variables PBI, Población y Tarifa como las variables exógenas, estas variables son definidas como series de tiempo que recogen la información histórica del periodo 1981 – 2007 que se encuentra detallada en la tabla 3.1.

TABLA N° 3.1.- Datos históricos

Año	POBLACION	PBI	TARIFAS	Ventas
	Mio	Miles Soles de 1994	Ctvs US\$/kWh	GWh
1981	16322	88731	4.540	5679
1982	16700	88440	4.930	5947
1983	17077	79801	3.910	5756
1984	17454	82908	4.370	6114
1985	17832	84853	4.230	6498
1986	18213	95573	4.150	7030
1987	18596	103328	4.150	7674
1988	18978	93160	2.930	7762
1989	19354	80428	2.400	7180
1990	19719	76089	4.900	7126
1991	20070	78123	4.710	7667
1992	20410	77848	6.430	6806
1993	20744	81447	5.590	7794
1994	21078	92343	7.613	8805
1995	21420	100281	8.371	9193
1996	21768	102765	8.663	9448
1997	22120	109859	8.200	9940
1998	22474	108722	7.040	10575
1999	22829	109769	6.850	10950
2000	23185	113022	7.160	11775
2001	23541	113262	7.025	12019
2002	23898	119102	6.600	12592
2003	24256	123748	6.640	13286
2004	24614	130207	7.040	14120
2005	24972	138605	7.614	15043
2006	25330	149139	7.581	16452
2007	25688	162547	7.410	17860

3.2.1 Variable PBI

Representa el valor anual del Producto Bruto Interno del país. La fuente de información histórica de esta variable es el Banco Central de Reserva del Perú (BCRP). Asimismo, para los dos primeros años de proyección se utilizan los valores obtenidos a través de encuestas de expectativas macroeconómicas realizadas por el BCRP, y para los siguientes años la proporcionada por APOYO CONSULTORIA al COES.

Inicialmente se pensó que la variable PBI debería ser generada por departamento (PBI SEIN) para así poder tomar solo los departamentos que pertenecen al SEIN pero la evidencia histórica sugiere que esta y la serie global (PBI GLOBAL) varían en tasas similares y con diferencias no significativas estadísticamente.

El PBI será definido para tres escenarios: Base, Optimista y Conservador. Estos dos últimos con una tasa de crecimiento de +/- 1% con respecto al escenario Base como se muestra en la tabla 3.2.

TABLA N° 3.2.- Proyección del PBI

	PBI(Miles de soles de 1994)					
	Optimista	Base	Conservador	Optimista	Base	Conservador
2008	173925	172300	170674	7%	6%	5%
2009	186970	183499	180061	8%	7%	6%
2010	200058	194509	189065	7%	6%	5%
2011	214262	206374	198707	7%	6%	5%
2012	229474	218963	208841	7%	6%	5%
2013	245767	232320	219492	7%	6%	5%
2014	260513	243936	228271	6%	5%	4%
2015	276144	256133	237402	6%	5%	4%
2016	292712	268939	246898	6%	5%	4%
2017	310275	282386	256774	6%	5%	4%
2018	328892	296506	267045	6%	5%	4%

3.2.2 Variable Población

En el modelo econométrico actual, se representa la población anual en miles de habitantes. Los datos históricos anuales son estimados por el INEI, tomando como base los censos nacionales de 1981, 1993, 2005 Y 2007 aplicando iguales tasas de crecimiento a los años previos de la serie. La proyección de esta variable es estimada por APOYO CONSULTORIA. Este tratamiento de la serie fuerza hacia un comportamiento determinístico, tal que puede restarle propiedades estadísticas genuinas.

3.2.3 Variable Tarifa

Esta serie representa la tarifa promedio anual al consumidor final en centavos de dólar por kWh. y es obtenida por Osinergmin como el cociente entre la facturación de las ventas de energía a los diferentes usuarios y las demandas anuales de energía eléctrica de los mismos.

La importancia de esta serie se manifiesta en que, por un lado es una variable explicativa en el modelo econométrico, y por otro es un indicador significativo del comportamiento histórico del mercado eléctrico nacional.

Para la proyección de esta variable se toma el último valor y se mantiene constante durante todo el periodo de análisis.

3.2.4 Variable Ventas

Representa las ventas de electricidad del Sistema Eléctrico Interconectado Nacional (SEIN). Esta variable no incluye las ventas correspondientes a cargas incorporadas y especiales, las cuales están detalladas en la tabla 3.3.

Las ventas de energía del SEIN son la suma de las ventas del SICN y del SIS desde el año 1981 al 2007.

Esta finalmente se distribuye con factores de participación de ventas por niveles de tensión las que se detallan a continuación:

- Participación de la venta facturada al distribuidor (MT y BT) 78.1%
- Participación de la venta facturada al distribuidor (MAT y AT) 3.1%
- Participación de la venta facturada al generador (MAT, AT y MT) 18.8%

3.3 Datos adicionales

La demanda Global según el esquema planteado por Monenco Agra, se determina según la siguiente fórmula:

$$D = V + K \quad (3.1)$$

Donde:

D: Demanda global

V: Ventas del modelo econométrico

K: Pérdidas de distribución, pérdidas de transformación y sub transmisión, cargas incorporadas, grandes cargas y proyectos

A continuación se describirán los componentes de la variable k.

3.3.1 Pérdidas de distribución

Los porcentajes de las pérdidas de distribución fueron calculados siguiendo la tendencia lineal de los últimos años. Estos se encuentran referidos a la inyección en media tensión y se han obtenido considerando los valores de los últimos 4 años (2004-2007) [4]

En la tabla 3.4 se muestran los resultados de la proyección de los porcentajes de pérdidas.

TABLA N° 3.3 .-Cargas Especiales y Cargas Incorporadas (GWh)

	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018
Ex-Centromin	1,107	1,220	1,298	1,363	1,431	1,503	1,578	1,657	1,740	1,827	1,918
Shougang Hierro Perú	562	681	801	1,591	1,799	1,799	1,799	1,799	1,799	1,799	1,799
Antamina	682	682	682	682	682	856	856	856	856	856	856
Southern	1,650	1,650	1,650	1,650	1,650	1,650	1,650	1,650	1,650	1,650	1,650
Cerro Verde	386	386	386	386	386	386	386	386	386	386	386
Tintaya BHP (Incluye planta de Oxidos)	308	308	308	308	308	308	308	308	308	308	308
San Rafael (MINSUR)	113	113	144	168	168	168	168	168	168	168	168
Callalli	197	197	197	197	197	197	197	197	197	197	197
Cementos Yura	101	105	106	108	111	111	111	111	111	111	111
Yanacocha (Incluye Gold Mill)	434	454	454	454	454	454	454	454	454	454	454
Huarón	65	68	72	72	72	72	72	72	72	72	72
Cerro Verde (Socabaya)	901	901	1,027	1,027	1,030	1,030	1,030	1,030	1,030	1,030	1,030
Cerro Corona (Gold Fields - La Cima)	107	178	178	178	178	178	178	178	178	178	178
Ampliacion de Aceros Arequipa (1)		158	816	956	1,044	1,044	1,044	1,044	1,044	1,044	1,044
Energía total de cargas especiales (GWh)	6,614	7,100	8,118	9,141	9,510	9,756	9,831	9,910	9,993	10,080	10,171
Talara	104	106	108	110	113	116	119	122	125	128	131
Tumbes	117	119	121	124	126	129	131	134	137	139	142
Yura - Cachimayo	193	193	193	193	193	193	193	193	193	193	193
Corire, Camana, Joya, Santa Rita y Siguan (Arequipa) Tambobamba, Huancaraní, Paucartambo(Cusco)	57	57	57	57	57	57	57	57	57	57	57
Pucallpa	152	156	161	166	171	176	181	187	192	198	204
Bagua - Jaen		12	12	12	13	13	13	14	14	15	15
Tarapoto- Moyobamba y Bellavista		100	158	168	178	188	199	211	223	236	250
Puerto Maldonado		53	56	58	61	64	68	71	75	78	82
Energía total de cargas incorporadas (GWh)	623	797	867	889	912	937	963	989	1,017	1,045	1,075

TABLA N° 3.4 .– Proyección de Pérdidas en Distribución

	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018
Pérdidas de Distribución (%)	8.10%	7.96%	7.82%	7.82%	7.82%	7.82%	7.82%	7.82%	7.82%	7.82%	7.82%

3.3.2 Pérdidas de Transformación y sub transmisión

Se ha tomado el porcentaje de pérdidas de transformación y sub transmisión utilizado por Osinergmin en la Regulación Tarifaria de mayo de 2007, el que toma un valor de 2% durante todo el periodo de estudio [4].

3.3.3 Cargas Incorporadas

Son las cargas que se encontraban aisladas del SEIN pero que se modelan por fuera del modelo econométrico debido a que su crecimiento es diferente al de la demanda vegetativa. El detalle de estas cargas se muestra en la tabla 3.3.

3.3.4 Cargas Especiales

Son las grandes cargas que se modelan por fuera del modelo econométrico debido a que su crecimiento es diferente al de la demanda vegetativa. El detalle de estas cargas se muestra en el en la tabla 3.3.

3.3.5 Proyectos

Constituye la cartera de proyectos para los escenarios Base, Optimista y Conservador que se enumeran en las tabla 3.9, 3.12 y 3.15.

3.4 Proyección de la Demanda Global

Para la proyección de la demanda global se utilizan dos modelos: uno ARIMA y otro econométrico de corrección de errores utilizando la siguiente secuencia.

1. Se determina la proyección de mediano plazo de la demanda global del primer año con el modelo ARIMA, para todos los escenarios.
2. Se determina la proyección de largo plazo de las ventas, corrigiendo la tasa de crecimiento del primer año con la estimación del modelo ARIMA.
3. Se añaden las pérdidas, las cargas especiales, cargas incorporadas y proyectos para determinar la proyección global.

Para las estimaciones se utilizó el software de Econometría "EViews".

3.4.1 Proyección de mediano plazo (modelo ARIMA)

Este modelo utiliza datos históricos mensuales de la demanda global desde junio de 1997 hasta noviembre de 2008 y esta modelado con la ecuación N° 3.2.

$$\begin{aligned} (1 - \phi_1 L - \phi_2 L^2)(1 - L)^1(1 - L^{12})^1 \sqrt{demglo} = \\ (1 - \Theta_1 L^{12})u_t + w_{bisie} + w_1 abr\ 02 + w_2 jun\ 02 + w_3 set\ 07 \end{aligned} \quad (3.2)$$

Donde:

\sqrt{demglo}	: Raíz cuadrada de la demanda global
$(1 - \phi_1 L - \phi_2 L^2)$: Término autorregresivo regular de orden 2
$(1 - \Theta_1 L^{12})u_t$: Término media móvil estacional de orden 1
$(1 - L)^1(1 - L^{12})^1$: Diferencia regular y estacional
L	: Operador retardo

Que también se puede expresar como ARIMA(2,1,0)*SARIMA(0,1,1) de acuerdo a la nomenclatura del ítem 2.1.6.

Utilizando el programa EViews se obtienen los siguientes resultados para la estimación de los coeficientes de la ecuación del modelo [3]:

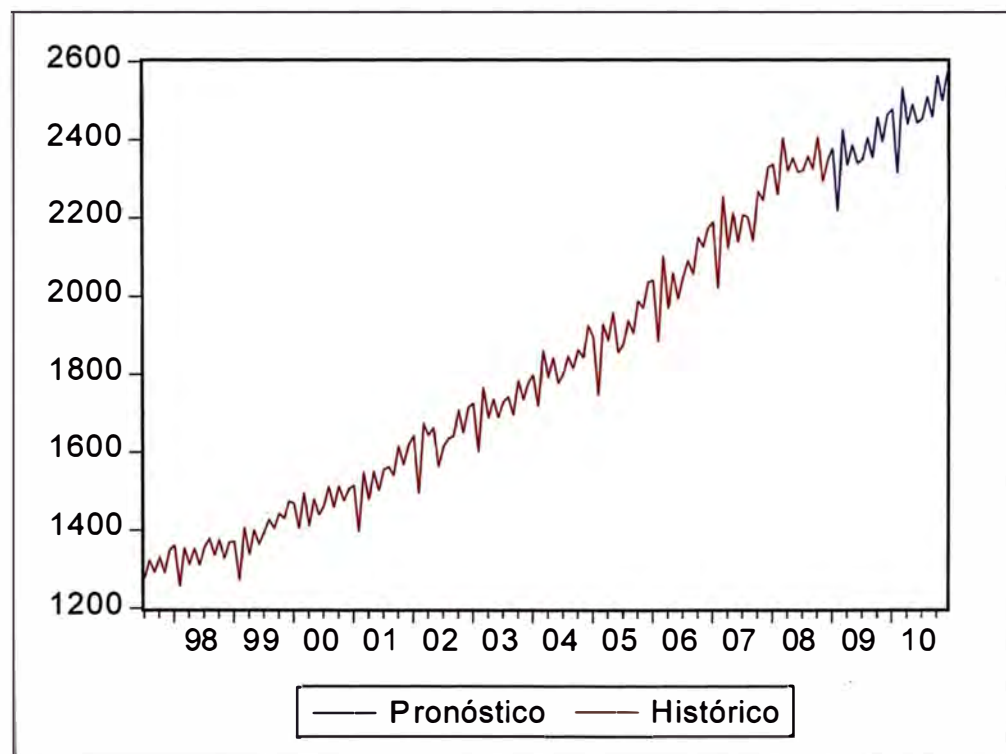


Fig. 3.2.-Resultados del pronóstico (GWh)

TABLA N° 3.5.- Coeficientes de la ecuación del modelo ARIMA

Dependent Variable: D(SQR(DEMGLO),1,12)				
Method: Least Squares				
Date: 01/08/09 Time: 20:42				
Sample (adjusted): 1998M10 2008M12				
Included observations: 123 after adjustments				
Convergence achieved after 9 iterations				
Backcast: OFF				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
D(BISIE,1,12)	0.689187	0.107754	6.395907	0.0000
D(ABR02,1,12)	0.508111	0.176210	2.883549	0.0047
D(JUN02,1,12)	-0.456500	0.171813	-2.656963	0.0090
D(SET07)	-0.267906	0.098315	-2.724980	0.0074
AR(1)	-0.241424	0.092693	-2.604549	0.0104
AR(2)	-0.261430	0.100991	-2.588659	0.0109
MA(12)	-0.618727	0.079349	-7.797522	0.0000
R-squared	0.616063	Mean dependent var		-0.003386
Adjusted R-squared	0.589120	S.D. dependent var		0.377905
S.E. of regression	0.242237	Akaike info criterion		0.072556
Sum squared resid	6.689385	Schwarz criterion		0.278326
Log likelihood	4.537794	Durbin-Watson stat		1.952373
Inverted AR Roots	-.12-.50i	-.12+.50i		
Inverted MA Roots	.96	.83-.48i	.83+.48i	.48-.83i
	.48+.83i	.00-.96i	-.00+.96i	-.48+.83i
	-.48-.83i	-.83+.48i	-.83-.48i	-.96

La estimación calculada con este modelo para los meses de enero a diciembre del 2009 se observa en la figura 3.2.

TABLA N° 3.6.- Resultados del pronóstico (GWh)

	2006	2007	2008	2009
Enero	2042	2234	2436	2582
Febrero	1886	2062	2357	2403
Marzo	2103	2323	2511	2637
Abril	1971	2193	2432	2551
Mayo	2061	2291	2466	2592
Junio	1995	2222	2439	2535
Julio	2051	2297	2461	2556
Agosto	2093	2291	2504	2611
Septiembre	2061	2229	2470	2554
Octubre	2154	2360	2554	2660
Noviembre	2138	2334	2442	2598
Diciembre	2206	2420	2489	2696
Total	24763	27254	29559	30974
% Crecimiento	7.7%	10.1%	8.5%	4.8%

3.4.2 Proyección de largo plazo (modelo Econométrico)

Este modelo utiliza la serie ventas, PBI, Población y Tarifa con datos históricos anuales desde el año 1981 a 2007, y esta representado en un modelo de corrección de errores, teniendo como ecuación de largo plazo una en logaritmos de las variables PBI, Población y Tarifa y la otra ecuación de corto plazo en primera diferencia de logaritmos de las variables PBI, Ventas, un termino "Error" en logaritmos el cual representa los residuos de la ecuación de largo plazo y una variable Dummy para el año 1992.

Ecuación econométrica de largo plazo

$$\text{Log}(\text{Ventas}) = c_0 + m_1 \cdot \text{Log}(\text{POB}) + m_2 \cdot \text{Log}(\text{PBI}) + m_3 \cdot \text{Log}(\text{TarifaUS\$}) \quad (3.3)$$

Ecuación econométrica de corto plazo

$$D\text{Log}(\text{Ventas}) = d_0 + k_1 \cdot D\text{Log}(\text{PBI}) + k_2 \cdot D\text{Log}(\text{Ventas}(-2)) + k_3 \cdot \text{Log}(\text{Error}(-1)) + k_4 \cdot D92 \quad (3.4)$$

Donde:

$\text{Log}(\text{Ventas})$: Logaritmos de la serie Ventas

$\text{Log}(\text{POB})$: Logaritmos de la serie Población

$\text{Log}(\text{PBI})$: Logaritmos de la serie PBI

$D\text{Log}(\text{Ventas})$: Diferencia de logaritmos de la serie Ventas

$DLog(PBI)$: Diferencia de logaritmos de la serie PBI

$D92$: Dummy del año 92

$$\text{Log(Error)} = \text{Log(Ventas)} - (c_0 + m_1 \cdot \text{Log(POB)} + m_2 \cdot \text{Log(PBI)} + m_3 \cdot \text{Log(TarifaUS\$)}) \quad (3.5)$$

Considerando los datos históricos desde el año 1981 hasta el 2007, con el software EViews se obtienen los coeficientes de la ecuación 3.4, la misma que servirá para cada uno de los escenarios de estudio. Al reemplazar los coeficientes en la ecuación 3.4 se obtienen las siguientes ecuaciones:

$$\text{DLOG(VENTAS)} = 0.03973045347 + 0.6020229853 \cdot \text{DLOG(PBI)} - 0.1642966982 \cdot \text{DLOG(VENTAS(-2))} - 0.7634196318 \cdot \text{LOG(Error(-1))} - 0.1166607901 \cdot \text{D92} \quad (3.6)$$

$$\text{LOG(Error(-1))} = \text{LOG(VENTAS(-1))} - (-15.21340378 + 0.7022251282 \cdot \text{LOG(PBI(-1))} - 0.07805562242 \cdot \text{LOG(TARIFAUS(-1))} + 1.646680895 \cdot \text{LOG(POB(-1))}) \quad (3.7)$$

En las tablas 3.6 y 3.7 se detallan los resultados obtenidos con el EViews para cada una de las ecuaciones.

TABLA 3.6.- Coeficientes de la ecuación de largo plazo del MCE

Dependent Variable: LOG(VENTAS)				
Method: Least Squares				
Date: 12/27/08 Time: 14:18				
Sample (adjusted): 1981 2007				
Included observations: 27 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-15.21340	0.505752	-30.08075	0.0000
LOG(PBI)	0.702225	0.041045	17.10880	0.0000
LOG(TARIFAUS)	-0.078056	0.021990	-3.549648	0.0017
LOG(POB)	1.646681	0.072777	22.62648	0.0000
R-squared	0.994845	Mean dependent var		9.120125
Adjusted R-squared	0.994173	S.D. dependent var		0.337952
S.E. of regression	0.025798	Akaike info criterion		-4.341123
Sum squared resid	0.015307	Schwarz criterion		-4.149147
Log likelihood	62.60516	F-statistic		1479.660
Durbin-Watson stat	2.050887	Prob(F-statistic)		0.000000

TABLA 3.7.- Coeficientes de la ecuación DLog (Ventas)

Dependent Variable: DLOG(VENTAS)				
Method: Least Squares				
Date: 01/02/09 Time: 11:32				
Sample (adjusted): 1984 2007				
Included observations: 24 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.039730	0.005584	7.115435	0.0000
DLOG(PBI)	0.602023	0.065164	9.238615	0.0000
DLOG(VENTAS(-2))	-0.164297	0.071300	-2.304296	0.0327
LOG(ERROR(-1))	-0.763420	0.181076	-4.216025	0.0005
D92	-0.116661	0.022317	-5.227380	0.0000
R-squared	0.906836	Mean dependent var		0.047177
Adjusted R-squared	0.887222	S.D. dependent var		0.055281
S.E. of regression	0.018565	Akaike info criterion		-4.952077
Sum squared resid	0.006548	Schwarz criterion		-4.706649
Log likelihood	64.42492	F-statistic		46.23527
Durbin-Watson stat	2.264667	Prob(F-statistic)		0.000000

a) Escenario Base

Con las estimaciones de PBI, Población y Tarifas para el horizonte de pronóstico (2008-2018) y las ecuaciones del modelo econométrico, se obtiene el pronóstico de las ventas detallado en la tabla N° 3.8, asimismo en la fig. 3.3 se muestra el pronóstico de ventas en diferencias de logaritmos.

TABLA N° 3.8.- Pronóstico de las ventas Caso Base (GWh)

Año	POBLACION	PBI	TARIFAS	Ventas	% DPob.	% DPBI	% DVentas
	Mio	Miles Soles de 1994	Ctvs US\$/kWh	GWh			
2008	26046	174018	7,410	19199	1,4%	7,1%	7,5%
2009	26409	179177	7,410	20095	1,4%	3,0%	4,7%
2010	26777	189928	7,410	21395	1,4%	6,0%	6,5%
2011	27145	201513	7,410	22911	1,4%	6,1%	7,1%
2012	27512	213806	7,410	24383	1,4%	6,1%	6,4%
2013	27879	226848	7,410	25954	1,3%	6,1%	6,4%
2014	28245	238190	7,410	27501	1,3%	5,0%	6,0%
2015	28611	250100	7,410	29092	1,3%	5,0%	5,8%
2016	28975	262605	7,410	30778	1,3%	5,0%	5,8%
2017	29338	275735	7,410	32541	1,3%	5,0%	5,7%
2018	29700	289522	7,410	34379	1,2%	5,0%	5,7%

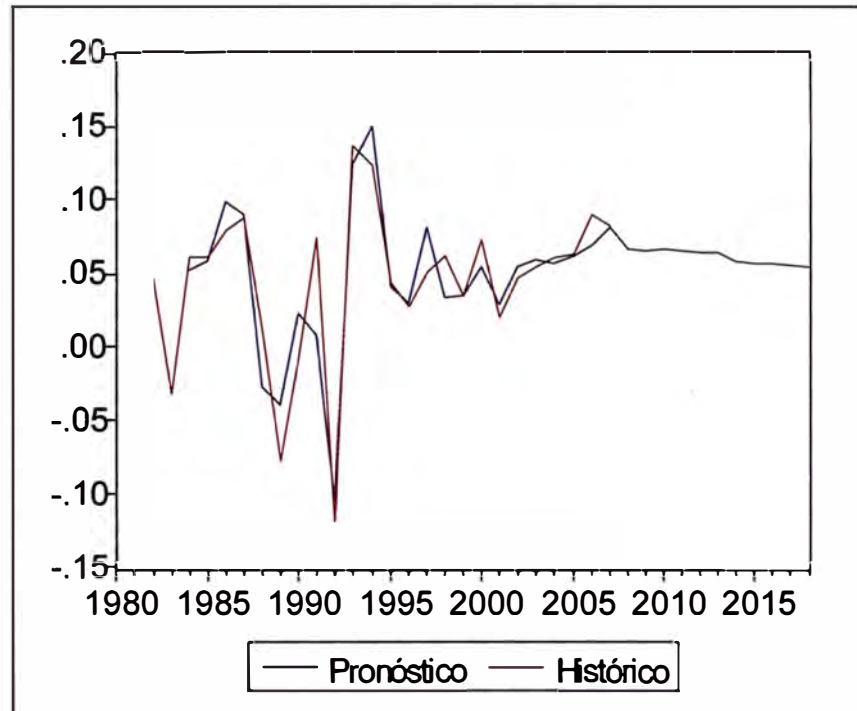


Fig. 3.3.-Resultados del pronóstico de ventas en diferencia de logaritmos

TABLA N° 3.9.- Proyectos de demandas importantes – Caso Base (GWh)

	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018
Tía María			139	557	557	557	557	557	557	988	988
Ampl. de Toquepala				36	199	199	199	199	199	199	199
Ampl. de Cuajone					136	136	136	136	136	136	136
Ampl. de Ilo - Fundición					80	80	80	80	80	80	80
Ampl. de Ilo - Refinería					64	64	64	64	64	64	64
Ampl. de Cerro Verde						455	455	455	455	455	455
Antapaccay				126	698	1 051	1 051	1 051	1 051	1 051	1 051
Quellaveco						186	745	745	745	745	745
Pucamarca				8	30	30	30	30	30	30	30
Amp. San Rafael	8	8	8	8	8	50	50	50	50	50	50
Quechua						150	600	600	600	600	600
Los Chancas								169	676	676	676
Las Bambas					162	468	1 314	1 314	1 314	1 314	1 314
Hierro Apurímac							131	935	935	935	935
Constancia (Katanga)									113	450	450
Chapi								145	579	579	579
Coroccohuayco											74
Accha						6	22	22	22	22	22
Amp. Huarón	8	17	22	27	32	38	43	43	43	43	43
Amp. Ref. de Zinc		177	327	706	907	907	907	907	907	907	907
Bayóvar		11	54	54	54	54	54	54	54	54	54
Amp. Shougang			177	278	328	329	330	330	331	332	332
Amp. Shougang - Mina			6	5	5	5	41	41	41	41	41
Ampliación PAMA		36	144	144	144	144	144	144	144	144	144
Tantahuatay				45	180	180	180	180	180	180	180
Hilarión				62	250	250	250	250	333	333	333
Pachapaqui				42	166	166	166	166	208	208	208
La Zanja				3	12	12	12	12	12	14	14
Marcobre / Justa					37	238	238	238	238	238	335
Marcapunta						94	94	94	94	94	94
La Granja						223	894	894	894	894	894
Galeno						188	750	750	750	750	750
Ampliaciones Volcan							60	60	60	60	60
Magistral						39	157	157	157	157	157
Tres Cruces						16	64	64	64	64	64
Toromocho							374	1 498	1 498	1 498	1 831
Cañariaco								208	832	832	832
Minas Conga								200	800	800	800
Michiquillay										520	2 081
Ampliación Cemento Andino			37	112	112	112	112	112	112	112	112
Ampliación Cemento Pacasmayo	3	6	43	49	49	49	49	49	49	49	49
Muelle Sur			11	11	11	11	11	11	11	11	11
Amp. Quimpac			191	191	191	191	191	191	191	191	191
Amp. Pisco			736	1 472	1 472	1 472	1 472	1 472	1 472	1 472	1 472
Amp. Yura			106	106	106	106	166	166	166	166	166
Cem. Otorongo			61	110	129	129	129	129	129	129	129
Energía total de proyectos (GWh)	19	296	2 064	4 153	6 120	8 385	12 321	14 971	17 374	18 667	20 732

Con los pronósticos del modelo econométrico (tabla N° 3.8), las cargas incorporadas y especiales (tabla N° 3.3) y los proyectos (tabla N° 3.9) se totaliza el pronóstico de la demanda global del SEIN que se muestran en la tabla N° 3.10. Adicionalmente en hoja de cálculo se han estimado factores de pérdidas en distribución, transformación y transmisión, asimismo se añaden los consumos propios de las centrales y el aporte de autoprodutores del SEIN.

TABLA N° 3.10.- Pronóstico de la demanda global – Caso Base (GWh)

	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018
Pronóstico de ventas	19,199	20,095	21,395	22,911	24,383	25,954	27,501	29,092	30,778	32,541	34,379
Pérdidas en Distribución, Transformación	3,137	3,255	3,436	3,679	3,916	4,168	4,416	4,672	4,943	5,226	5,521
Ventas a nivel de transmisión	22,336	23,350	24,831	26,590	28,298	30,121	31,917	33,763	35,721	37,766	39,900
Cargas incorporadas y especiales	6,988	7,326	7,729	8,452	8,636	8,938	8,979	9,021	9,065	9,109	9,155
Proyectos	19	256	2,064	4,153	6,120	8,385	12,321	14,971	17,374	18,667	20,732
Varios (Consumo propio, Autoproductores, etc)	215	42	6	75	132	198	285	353	419	470	534
Total	29,559	30,974	34,630	39,269	43,187	47,643	53,502	58,108	62,579	66,012	70,321

b) Escenario Optimista

Para el caso optimista se ha considerado un incremento en las tasas de crecimiento del PBI en 1%, los resultados se muestran en la tabla N° 3.11.

TABLA N° 3.11.- Pronóstico de las ventas Caso Optimista (GWh)

Año	POBLACION	PBI	TARIFAS	Ventas	% ΔPob.	% ΔPBI	% ΔVentas
	Mio	Miles Soles de 1994	Ctvs US\$/kWh	GWh			
2008	26046	174905	7.410	19199	1.4%	7.6%	7.5%
2009	26409	182098	7.410	20242	1.4%	4.1%	5.4%
2010	26777	194844	7.410	21676	1.4%	7.0%	7.1%
2011	27145	208678	7.410	23318	1.4%	7.1%	7.6%
2012	27512	223494	7.410	24994	1.4%	7.1%	7.2%
2013	27879	239363	7.410	26779	1.3%	7.1%	7.1%
2014	28245	253724	7.410	28555	1.3%	6.0%	6.6%
2015	28611	268948	7.410	30428	1.3%	6.0%	6.6%
2016	28975	285085	7.410	32432	1.3%	6.0%	6.6%
2017	29338	302190	7.410	34543	1.3%	6.0%	6.5%
2018	29700	320321	7.410	36767	1.2%	6.0%	6.4%

Se consideran además el adelanto en la ejecución de proyectos de demanda los cuales se muestran en la tabla N° 3.12.

TABLA N° 3.12.- Proyectos de demandas importantes Caso Optimista (GWh)

	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018
Tía María			139	557	557	557	557	557	988	988
Ampl. de Toquepala			36	199	199	199	199	199	199	199
Ampl. de Cuajone				136	136	136	136	136	136	136
Ampl. de Ilo - Fundición				80	80	80	80	80	80	80
Ampl. de Ilo - Refinería				64	64	64	64	64	64	64
Ampl. de Cerro Verde					455	455	455	455	455	455
Antapaccay				126	698	1,051	1,051	1,051	1,051	1,051
Quellaveco				186	745	745	745	745	745	745
Pucamarca		8	30	30	30	30	30	30	30	30
Amp. San Rafael	8	8	50	50	50	50	50	50	50	50
Quechua				150	600	600	600	600	600	600
Los Chancas					169	676	676	676	676	676
Las Bambas					162	468	1,314	1,314	1,314	1,314
Hierro Apurímac				131	935	935	935	935	935	935
Constancia (Katanga)				113	450	450	450	450	450	450
Chapi					145	579	579	579	579	579
Coroccohuayco										74
Accha				6	22	22	22	22	22	22
Amp. Huarón	8	17	22	27	32	38	43	43	43	43
Amp. Ref. de Zinc		177	327	706	907	907	907	907	907	907
Bayóvar		11	54	54	54	54	54	54	54	54
Amp. Shougang			177	278	328	329	330	331	332	332
Amp. Shougang - Mina		5	5	5	41	41	41	41	41	41
Ampliación PAMA		36	36	144	144	144	144	144	144	144
Tantahuatay		45	180	180	180	180	180	180	180	180
Hilarión			62	250	250	250	333	333	333	333
Pachapaqui			42	166	166	166	208	208	208	208
La Zanja		3	12	12	12	12	14	14	14	14
Marcobre / Justa			37	238	238	238	238	335	335	335
Marcapunta				94	94	94	94	94	94	94
La Granja					223	694	694	694	694	694
Galeno			188	750	750	750	750	750	750	750
Ampliaciones Volcan						60	60	60	90	90
Magistral			39	157	157	157	157	157	157	157
Tres Cruces				16	64	64	64	64	64	64
Toromocho				374	1,498	1,498	1,498	1,831	1,831	1,831
Cañariaco			208	832	832	832	832	832	832	832
Minas Conga						200	600	600	600	600
Michiquillay							520	2,081	2,081	2,081
Río Blanco				275	1,100	1,100	1,100	1,100	1,100	1,100
Ampliación Cemento Andino			37	112	112	112	112	112	112	112
Ampliación Cemento Pacasmayo	3	6	43	49	49	49	49	49	49	49
Muelle Sur			11	11	11	11	11	11	11	11
Ampl. Quimpac			191	191	191	191	191	191	191	191
Ampl. Pisco			736	1,472	1,472	1,472	1,472	1,472	1,472	1,472
Ampl. Yura			100	106	106	106	166	166	166	166
Cem. Otorongo			61	110	129	129	129	129	129	129
Energía total de proyectos (GWh)	19	316	2,824	8,439	14,638	17,175	18,627	19,667	21,325	21,787
									21,862	

Con los datos modificados se obtienen el pronóstico de demanda global mostrado en la tabla N° 3.13

TABLA N° 3.13.- Pronóstico de la demanda global – Caso Optimista (GWh)

	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018
Pronóstico de ventas	19,199	20,242	21,676	23,318	24,994	26,779	28,555	30,428	32,432	34,543	36,767
Pérdidas en Distribución, Transformación.	3,137	3,279	3,481	3,745	4,014	4,300	4,586	4,886	5,208	5,547	5,904
Ventas a nivel de transmisión	22,336	23,521	25,157	27,063	29,008	31,080	33,140	35,314	37,640	40,091	42,671
Cargas Incorporadas y especiales	6,988	7,326	7,729	8,452	8,636	8,938	8,979	9,021	9,065	9,109	9,155
Proyectos	19	316	2,824	8,439	14,638	17,175	18,627	19,667	21,325	21,787	21,862
Varios (Consumo propio, Autoproductores, etc)	215	45	22	145	270	344	398	447	507	551	592
Total	29,559	31,206	35,732	44,099	52,553	57,537	61,144	64,450	68,537	71,538	74,260

c) Escenario Conservador

Para el caso optimista se ha considerado una disminución en las tasas de crecimiento del PBI de 1%, los resultados del pronóstico se muestran en la tabla N° 3.14

TABLA N° 3.14.- Pronóstico de las ventas Caso Conservador (GWh)

Año	POBLACION	PBI	TARIFAS	Ventas	% ΔPob.	% ΔPBI	% ΔVentas
	Mio	Miles Soles de 1994	Ctvs US\$/kWh	GWh			
2008	26046	174905	7,410	19199	1,4%	7,6%	7,5%
2009	26409	179797	7,410	20098	1,4%	2,8%	4,7%
2010	26777	188787	7,410	21278	1,4%	5,0%	5,9%
2011	27145	198415	7,410	22643	1,4%	5,1%	6,4%
2012	27512	208534	7,410	24002	1,4%	5,1%	6,0%
2013	27879	219170	7,410	25409	1,3%	5,1%	5,9%
2014	28245	227936	7,410	26754	1,3%	4,0%	5,3%
2015	28611	237054	7,410	28148	1,3%	4,0%	5,2%
2016	28975	246536	7,410	29617	1,3%	4,0%	5,2%
2017	29338	256397	7,410	31136	1,3%	4,0%	5,1%
2018	29700	266653	7,410	32706	1,2%	4,0%	5,0%

Se consideran además el retraso en la ejecución de proyectos de demanda los cuales se muestran en la tabla N° 3.15.

TABLA N° 3.15.- Proyectos de demandas importantes Caso Conservador (GWh)

	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018
Tía María						139	557	557	557	557	557
Ampl. de Toquepala						36	199	199	199	199	199
Ampl. de Cuajone							136	136	136	136	136
Ampl. de Ilo - Fundición								80	80	80	80
Ampl. de Ilo - Refinería								64	64	64	64
Ampl. de Cerro Verde									455	455	455
Antapaccay						126	698	1 051	1 051	1 051	1 051
Quellaveco									186	745	745
Pucamarca							8	30	30	30	30
Amp. San Rafael	8	8	8	8	8	8	8	8	8	50	50
Quechua								150	600	600	600
Los Chancas											169
Las Bambas								162	468	1 314	1 314
Hierro Apurímac											131
Constancia (Katanga)											
Chapi											145
Coroccohuayco											
Accha								6	22	22	22
Amp. Huarón	8	17	22	27	32	38	43	43	43	43	43
Amp. Ref. de Zinc			327	706	907	907	907	907	907	907	907
Bayóvar		11	54	54	54	54	54	54	54	54	54
Amp. Shougang			177	278	328	329	330	330	331	332	332
Amp. Shougang - Mina			6	5	5	5	41	41	41	41	41
Ampliación PAMA		36	144	144	144	144	144	144	144	144	144
Tantahuatay							45	180	180	180	180
Hilarión						62	250	250	250	250	333
Pachapaqui						42	166	166	166	166	166
La Zanja							3	12	12	12	12
Marcobre / Justa							37	238	238	238	238
Marcapunta									94	94	94
La Granja									223	894	894
Galeno								188	750	750	750
Ampliaciones Volcan								60	60	60	60
Magistral								39	157	157	157
Tres Cruces									16	64	64
Toromocho										374	1 498
Cafariaco											208
Minas Conga											200
Ampliación Cemento Andino			37	112	112	112	112	112	112	112	112
Ampliación Cemento Pacasmayo	3	6	43	49	49	49	49	49	49	49	49
Muelle Sur			11	11	11	11	11	11	11	11	11
Ampl. Quimpac			191	191	191	191	191	191	191	191	191
Ampl. Pisco			736	1 472	1 472	1 472	1 472	1 472	1 472	1 472	1 472
Ampl. Yura			106	106	106	106	166	166	166	166	166
Cem. Otorongo			61	110	129	129	129	129	129	129	129
Energía total de proyectos (GWh)	19	79	1 925	3 275	3 549	3 960	5 754	7 223	9 652	12 192	14 252

Con los datos modificados se obtienen el pronóstico de demanda global mostrado en la tabla N° 3.16

TABLA N° 3.16.- Pronóstico de la demanda global – Caso Conservador (GWh)

	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018
Pronostico de ventas	19 199	20 098	21 278	22 643	24 002	25 409	26 754	28 148	29 617	31 136	32 706
Pérdidas en Distribución, Transformación.	3 137	3 256	3 417	3 636	3 854	4 080	4 296	4 520	4 756	5 000	5 252
Ventas a nivel de transmisión	22 336	23 353	24 695	26 279	27 857	29 489	31 050	32 668	34 373	36 136	37 958
Cargas Incorporadas y especiales	6 988	7 326	7 729	8 452	8 636	8 938	8 979	9 021	9 065	9 109	9 155
Proyectos	19	79	1 925	3 275	3 549	3 960	5 754	7 223	9 652	12 192	14 252
Varios (Consumo propio, Autoprodutores, etc)	215	39	2	56	87	122	174	220	283	348	407
Total	29 559	30 797	34 351	38 062	40 129	42 509	45 957	49 133	53 372	57 785	61 772

CAPITULO IV

ANÁLISIS DE LOS MODELOS Y RESULTADOS

4.1 Análisis de los resultados del modelo ARIMA en el mediano plazo

El análisis mensual de la serie demanda Global permite capturar la estacionalidad de la serie y la detección de efectos externos (intervenciones y atípicos). Ello favorece un análisis detallado de la serie, consecuentemente se alcanzan predicciones con mínimos márgenes de error, frente a un pronóstico efectuado en resolución anual.

La metodología ARIMA exige el cumplimiento eficaz de los condicionantes estadísticos de estacionariedad, lo cual garantiza una mejor descripción y proyección de la variable en estudio. La ecuación 3.2 cumple de manera eficiente todos los condicionantes estadísticos, como se muestra en la tabla 3.5.

En esa tabla se muestran los valores obtenidos por el programa EViews para: niveles de significancia marginal (Prob.) menores al 5%, indican que los valores estimados de los parámetros son significativamente diferentes de cero, R² (R-squared) en valores esperados para ese tipo de modelo (0.6-0.8) y Durbin-Watson con un valor cercano a 2 lo cual evidencia que no hay presencia de autocorrelación serial.

Asimismo, con este modelo ARIMA se realizaron predicciones de mediano plazo (1 año), este valor se consideró para corregir la estimación del primer año del modelo econométrico. Se obtuvieron las siguientes tasas de crecimiento: 4.2% para el caso conservador 4.7% para el caso base y 5.6% para el caso optimista. Estos crecimientos son bajos en comparación a los de los últimos 3 años, en los cuales hemos tenido una recuperación económica favorable, 7.7% (2006), 10.1% (2007) y 8.5% (2008); el modelo ARIMA siendo de resolución mensual recoge las últimas tendencias a la baja (tasas de crecimiento de los últimos meses del año 2008) en la proyección de la demanda del primer año (2009).

4.2 Análisis de los resultados del modelo econométrico para los escenarios de demanda

El modelo econométrico de corrección de errores proporciona estimaciones no espurias porque consigue la cointegración de manera explícita, al unir las especificaciones de largo plazo de la ecuación 3.3 y de corto plazo de la ecuación 3.4, no obstante esta metodología requiere variables estacionarias, integradas para validar las estimaciones, motivo por el cual en la ecuación de especificación del modelo se encuentran incluidos términos de logaritmos y diferencia de logaritmos.

Las ecuaciones 3.3 y 3.4 cumplen con todos los condicionantes de la teoría estadística, tal como se puede apreciar en las Tablas 3.6 y 3.7. Las pruebas t-student indican el grado de significancia de cada variable, siendo alta y menor del límite de 5%, para el nivel de significancia marginal (prob o p-valor) de cada variable explicativa, R² (R-squared) en valores aceptables (0.90) para modelos econométricos se espera entre (0.90-1) y Durbin-Watson con un valor cercano a 2 lo cual evidencia que no hay presencia de autocorrelación serial.

Adicionalmente se puede calcular en la ecuación de corto plazo que un incremento de 1% en el PBI producirá un incremento de 0.56% en las ventas, esto debido a la fuerte influencia del PBI sobre las Ventas. Asimismo, las variables como Tarifa y Población al tener poca significancia en la ecuación de corto plazo (no están incluidas directamente) tienen efecto mínimo.

Las estimaciones de las ventas y demanda global con la ecuación de corrección de errores para los 3 escenarios corrigiendo la demanda global del primer año con la estimación ARIMA se muestran en las tablas 3.10, 3.13 y 3.16. En estos resultados se aprecia que en promedio para los 10 años de análisis en el caso base, optimista y conservador se estaría creciendo en un 9%, 10% y 7%, respectivamente, tasas que son fuertemente influenciadas por el desarrollo de proyectos mineros e industriales en el país los cuales se han detallado en las tablas 3.9, 3.12 y 3.15.

CONCLUSIONES

Las pruebas estadísticas de estimación y de contraste mejoran con el tamaño muestral y la calidad de la información (estabilidad en los componentes de tendencia, de estacionalidad y de regularidad).

Ante la limitación de los modelos econométricos para pronosticar la demanda de corto plazo con el detalle adecuado, es conveniente complementar las estimaciones con modelos estocásticos ARIMA. Para nuestro análisis, se realizó un ajuste en el valor de la proyección del primer año con el resultado obtenido en el modelo ARIMA planteado.

El análisis mensual de la serie Demanda Global permite capturar la estacionalidad de la serie y la detección de efectos externos (intervenciones y atípicos). Ello favorece a un mejor análisis de la serie y por lo tanto a una mejor estimación.

Una manera de conseguir la cointegración de manera explícita en los modelos econométricos, es desarrollando un modelo de corrección de error, el mismo que une dos ecuaciones, una de largo plazo en logaritmos y la otra de corto plazo en diferencias de logaritmos.

Los estimadores estadísticos de los modelos cumplen de manera satisfactoria la prueba t-student resultando con un p-valor (prob) menor que el 5% de confiabilidad, validando su grado de significancia.

BIBLIOGRAFÍA

1. Damodar N. Gujarati, "Principios de Econometría", México McGraw-Hill, 1981
2. Salomé González Chávez, "Evaluación y Mejora del Modelo Econométrico aplicado al pronóstico de la Demanda Eléctrica del SEIN", 2004
3. Salomé González Chávez, "Metodología y Pronóstico de la Demanda Global del SEIN mediante Análisis Estocástico ARIMA", 2005
4. Osinergmin, "Informe de la Fijación Tarifaria", 2008
5. Oficio N° 383-2004-OSINERG-GART, "Observaciones al Modelo de Proyección de Demanda propuesto por el COES-SINAC, 2004
6. Ministerio de Energía y Minas - Dirección General de Electricidad, "Plan Referencial de Electricidad 2006 - 2015", 2007
7. APOYO CONSULTORÍA, "Elaboración de proyecciones del Producto Bruto Interno para el periodo 2007-2010", 2007
8. Alexander Martinez Pichardo y Malvi Sarmiento Tortolero, "Capital Humano y Crecimiento Económico en Venezuela (1950-2002)"
9. Lon-Mu Liu, "Time Series Analysis And Forecasting", Scientific Computing Associates, 2005