

ESCUELA POLITECNICA NACIONAL
FACULTAD DE INGENIERIA ELECTRICA

PRONOSTICO HORARIO DE LA DEMANDA EN BARRAS DE
SUBTRANSMISION DEL SISTEMA QUITO

POR

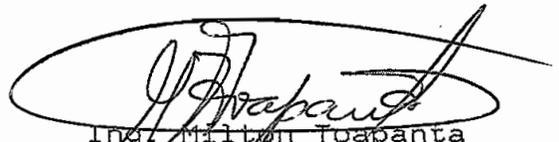
Vicente Hallo Carrasco

TESIS PREVIA A LA OBTENCION DEL TITULO DE
INGENIERO ELECTRICO

QUITO
AGOSTO DE 1988



Certifico que la presente tesis,
ha sido desarrollada por el Sr.
Vicente Hallo bajo mi dirección



Ing. Milton Toapanta
Director de Tesis

AGRADECIMIENTO

- Al Ing. Milton Toapanta director del presente trabajo

- A todas aquellas personas e instituciones que colaboraron para llevar adelante el desarrollo de la presente tesis, en especial al Ing. Santiago Sanchez por su valiosa colaboración.

INDICE DE MATERIAS

	Pág.	
I	INTRODUCCION	
II	PRONOSTICO DE CARGA	
2.1	Introducción	4
2.2	Aspectos generales	4
2.2.1	La carga eléctrica	4
2.2.2	Factores que afectan a la demanda	6
2.2.2.1	Factores incontrolables	6
2.2.2.2	Factores controlables	9
2.2.3	Pronostico o predicción	10
2.2.3.1	Plazos de pronóstico	11
2.3	Técnicas de pronóstico	13
2.3.1	Métodos cualitativos	13
2.3.2	Métodos cuantitativos	15
2.3.2.1	Causales o explicativos	15
2.3.2.2	Series de Tiempo	16
2.4	Modelos matemáticos	17
2.4.1	Modelos causales	17
2.4.1.1	Métodos de Regresión Múltiple	17
2.4.2	Modelos de Series de Tiempo	21
2.4.2.1	Método de Suavizamiento	22
2.4.2.2	Método de Descomposición	27
2.4.2.3	Modelos ARMA o de Box-Jenkins	29
2.5	Aplicabilidad de las técnicas de pronóstico	32
2.5.1	Generalidades	32
2.5.2	Técnicas de pronóstico recomendadas	35
III	METODOLOGIA PARA EL PRONOSTICO HORARIO DE LA DEMANDA EN BARRAS	

	Pág.	
3.1	Introducción	37
3.2	Pronóstico total del sistema	37
3.2.1	Modelos ARMA de Box-Jenkins	44
3.2.1.1	Modelos Autoregresivo	45
3.2.1.2	Modelos de Media Móvil	47
3.2.1.3	Modelos Autoregresivos de Medias Móviles ARMA(p,q)	49
3.2.1.4	Modelos Estacionales	49
3.2.1.5	Modelo General Estacional Multiplicativo	51
3.2.2	Metodología de Box-Jenkins	53
3.3	Pronóstico de carga en barras	56
3.3.1	Características en la predicción por barras	56
3.3.1.1	Métodos para la modelación de carga en barras	57
3.3.2	Factores de Distribución	60
3.3.2.1	Análisis de los datos	60
3.3.2.2	Obtención de los valores de demanda horarios representativos de las diferentes barras	62
3.3.2.3	Obtención de los Factores de Distribución	63
3.3.2.4	Pronóstico	63
3.3.2.5	Consideraciones de validez del Método de Factores de Distribución	64
IV	PRONOSTICO HORARIO DE LA CARGA EN BARRAS DEL SISTEMA DE SUBTRANSMISION DE LA E.E.Q.S.A	
4.1	Introducción	66
4.2	Pronóstico horario de la demanda total del Sistema Quito	66

	Pág
4.2.1 Consideraciones generales	66
4.2.1.1 Características generales del Sistema Eléctrico Quito	68
4.2.2 Análisis preliminar	68
4.2.3 Tratamiento de los datos	70
4.2.4 Metodología de Box-Jenkins	73
4.2.4.1 Identificación	73
4.2.4.2 Estimación	74
4.2.4.3 Diagnóstico	79
4.2.4.4 Pronóstico	82
4.3 Pronóstico horario de la demanda en barras de Subtransmisión	83
4.3.1 Consideraciones Generales	83
4.3.1.1 Consideraciones previas	87
4.3.1.2 Características de la carga por subestación	87
4.3.2 Determinación de los Factores de Distribución	90
4.3.2.1 Selección de barras y determinación de sus valores representativos de demanda horaria	90
4.3.2.2 Obtención de los factores de distribución	114
4.3.3 Pronóstico en barras utilizando FD	115
4.3.3.1 Precisión del pronóstico	119
4.3.4 Pronóstico de las barras del sistema modeladas individualmente mediante Box-Jenkins.	126
4.4 Comparación de resultados	126
4.5 Conclusiones	128
V COMENTARIOS Y CONCLUSIONES GENERALES	130

	Pág
BIBLIOGRAFIA	134
ANEXOS	
1. Anexo A: Tablas de resultados	137
2. Anexo B: Percentiles de la distribución Chi-cuadrado con v grados de libertad	153

INDICE DE TABLAS

	Pág.
Tabla 1. Estimación de los parámetros de la serie TOT-B y picos significativos en las funciones de autocorrelación de los residuos.	138
Tabla 2. Estimación de los parámetros de la serie TOT-C y picos significativos en las funciones de autocorrelación de los residuos	139
Tabla 3. Estadísticas de los residuos de la serie TOT-B	140
Tabla 4. Estadísticas de los residuos de la serie TOT-C	141
Tabla 5. Aporte histórico en porcentaje de la S/E Epiclachima al Sistema Quito en el año 1986	142
Tabla 6. Aporte histórico en porcentaje de la S/Norte al Sistema Quito en el año 1986	143
Tabla 7. Estimación de los parámetros de la serie EPI-B y picos significativos en las funciones de autocorrelación de los residuos	144
Tabla 8. Estadística de los residuos de la serie EPI-B	145
Tabla 9. Estimación de los parámetros de la serie EPI-C y picos significativos en las funciones de autocorrelación de los residuos	146
Tabla 10. Estadística de los residuos de la serie EPI-C	147
Tabla 11. Estimación de los parámetros de la serie NOR-B y picos significativos en las funciones de autocorrelación de los residuos	148
Tabla 12. Estadística de los residuos de la serie NOR-B	149

	Pág.
Tabla 13. Estimación de los parámetros de la serie NOR-C, y picos significativos en las funciones de autocorrelación de los residuos	150
Tabla 14. Estadística de los residuos de la serie NOR-C	151

INDICE DE FIGURAS

	Pág.
Fig 1. Curva de demanda de potencia de los días miércoles del Sistema Quito	5
Fig 2. Curva de demanda de potencia del Sistema Quito del día 25 de Diciembre de 1987	7
Fig 3. Influencia de la temperatura en la demanda de potencia	8
Fig 4. Pronóstico de demanda en Planificación de Sistemas	12
Fig 5. Gráficos de diferentes formas de presentación de r_k y r_{kk}	44
Fig 6. Función de autocorrelación	46
Fig 7. Función de autocorrelación parcial	47
Fig 8. Función de autocorrelación	48
Fig 9. Función de autocorrelación parcial	48
Fig 10. Metodología de predicción de Box - Jenkins	54
Fig 11. Procedimiento de pronóstico por Factores de Distribución	61
Fig 12. Diagrama de flujo del programa Tseries	67
Fig 13. Curva de Demanda de Potencia S.E.Q.	69
Fig 14. Curva de Demanda horaria de potencia del Sistema Quito	72
Fig 15. Función de autocorrelación de la serie de trabajo TOT-B	75
Fig 16. Función de autocorrelación parcial de la serie TOT-B	76
Fig 17. Función de autocorrelación de la serie de trabajo TOT-C	77
Fig 18. Función de autocorrelación parcial de trabajo TOT-C	78

	Pág.
Fig 19. Errores horarios en el pronóstico de demanda con los modelos de Box - Jenkins	84
Fig 20. Diagrama unifilar del Sistema "Quito" al año 1986	88
Fig 21. Curvas de demanda de la S/E Norte y el sistema Quito (datos de los meses febrero, marzo y abril de 1986)	91
Fig 22. Curvas de demanda de la S/E Epiclachima y el sistema Quito (datos de los meses febrero, marzo y abril de 1986)	92
Fig 23. Curva de demanda de la serie de trabajo de la S/E EPICLACHIMA	95
Fig 24. Función de autocorrelación de la serie de trabajo EPI-B	97
Fig 25. Función de autocorrelación parcial de la serie EPI-B	98
Fig 26. Función de autocorrelación de la serie de trabajo EPI-C	100
Fig 27. Función de autocorrelación parcial de la serie de trabajo EPI-C	101
Fig 28. Curva de demanda de la Subestación Norte correspondiente a la serie de trabajo (26-02-86)	106
Fig 29. Función de autocorrelación de la serie de trabajo NOR-B	108
Fig 30. Función de autocorrelación parcial de la serie NOR-B	109
Fig 31. Función de autocorrelación de la serie de trabajo NOR-C	111
Fig 32. Función de autocorrelación parcial de la serie NOR-C	112
Fig 33. Factores de Distribución horarios de las Subestaciones Norte y Epiclachima	116
Fig 34. Pronóstico de la demanda en la Subestación Epiclachima mediante F. D.	120

CAPITULO I

INTRODUCCION

El pronóstico de demanda es la base fundamental de información tanto para el área de planificación como para la de operación de un sistema eléctrico de potencia, pronóstico que puede ser realizado mediante métodos cualitativos o cuantitativos que permiten estimar el valor futuro de la demanda variable, y optimizar los recursos futuros del sistema. En esta investigación se analiza el pronóstico de la demanda horaria de potencia en barras.

La modelación matemática del pronóstico de demanda para una circunstancia dada del sistema, requiere de un gran número de observaciones. Cuando existe un cambio en el sistema, se debe encontrar otra ecuación de pronóstico que modele este nuevo estado del sistema, lo que implica que el número de ecuaciones de pronóstico se incrementa en forma considerable si se quiere atender la operación del sistema para cualquier circunstancia.

Los métodos comunes de pronóstico de demanda permiten modelar el comportamiento de la demanda en un sitio o región determinada del sistema. Su aplicación para casos en que se requiere conocer el comportamiento de la demanda en varios sitios del sistema al mismo instante, implica procesos independientes que son bastante complicados.

En este trabajo se analiza los resultados de la utilización de los modelos ARMA de Box-Jenkins en el pronóstico de demanda del Sistema Total y en barras de Subtransmisión, así como el empleo de Factores de Distribución porcentuales en la modelación de la demanda horaria de varias barras de un sistema

eléctrico, en base a los datos de demanda totales de este sistema a modelar.

Esta teoría supone que la magnitud total de la potencia puede distribuirse en forma proporcional a cada una de las barras del sistema, de acuerdo a la información histórica de participación de cada una de estas barras en la demanda total, para cualquier estado de operación del sistema. De esta manera, la modelación se haría solamente para el pronóstico del sistema total, para cualquier estado del sistema, (en el presente trabajo para días normales) a los que se aplica los Factores de Distribución previamente calculados para obtener las magnitudes de la demanda de potencia horaria en cada barra.

Esta información es necesaria en un centro de despacho de carga que, puede ser a tiempo real, para la programación y mantenimiento de unidades generadoras, mantenimiento de líneas, determinación de flujos de carga que permitan prever los mecanismos correctivos que mantengan operable un sistema eléctrico, etc.

Para llegar al objetivo planteado, el trabajo ha sido dividido en tres partes fundamentales. La primera que corresponde al Capítulo II, en la que se describe las más importantes metodologías usadas para el pronóstico, determinando de acuerdo al período de la predicción, la más aconsejable.

El Capítulo III indica la metodología para el pronóstico horario de la demanda en barras, para lo cual se describe los modelos de Box-Jenkins que es uno de los métodos más efectivos en el pronóstico horario del sistema, para luego definir el proceso a seguirse en la determinación de los factores de distribución y su aplicación al pronóstico horario en las barras del Sistema Eléctrico de la Empresa Eléctrica Quito S.A.

El Capítulo IV constituye la aplicación práctica del Capítulo III, en el que se analiza las ventajas del método propuesto con las que se obtendría al modelar individualmente cada barra por el método de Box-Jenkins.

Este estudio es de mucha importancia para nuestro medio puesto que actualmente las empresas eléctricas no utilizan modelos matemáticos para predecir la demanda horaria de potencia del sistema, ni de sus barras.

CAPITULO II

PRONOSTICO DE CARGA

2.1 INTRODUCCION

Los planes de expansión y operación de un sistema eléctrico engloban procedimientos con los cuales un sistema de potencia se prepara para abastecer una carga. Obviamente el proceso de planificación debe comenzar con una estimación de la carga eléctrica en el periodo futuro que sea de interés, siendo el procedimiento por el cual se determina la carga eléctrica futura denominado predicción de carga. Que dependiendo de la aplicación ya sea para operación o planes de expansión se clasifica en pronóstico a largo, mediano, corto y muy corto plazo, cuyos lapsos varían de acuerdo a los diferentes objetivos que se pretenda aplicar.

En la predicción de carga existen dos tipos de problema: la predicción de energía y la predicción de demanda que es de nuestro interés. Se describe en este capítulo, el comportamiento de la demanda eléctrica frente a diferentes factores que ejercen su influencia, así como varias técnicas de pronóstico, y su aplicación de acuerdo a los objetivos y fines que se persiga, y que pueden ser la predicción de demanda con fines de operación, en expansión de sistemas, y en otros casos, para cuyo propósito será necesario realizar las modificaciones necesarias de acuerdo a las variables de interés.

2.2 ASPECTOS GENERALES

2.2.1 LA CARGA ELECTRICA

La carga en un sistema eléctrico, está compuesto de un sinnúmero de aparatos de consumo eléctrico cuyo comportamiento in-

dividual es bastante aleatorio, lo que hace casi imposible modelar la carga en forma exacta; afortunadamente, cuando se considera en forma global, la demanda eléctrica total sigue una trayectoria determinada, la misma que se representa por una curva de duración de carga la cual puede ser estadísticamente modelada.

Una curva de carga puede exhibir una periodicidad diaria, (como se aprecia en la Fig. 1 donde la demanda presenta un comportamiento de los días miércoles de varias semanas) semanal, mensual, anual, etc, de acuerdo al periodo que se considere en el análisis y al objeto de la modelación.

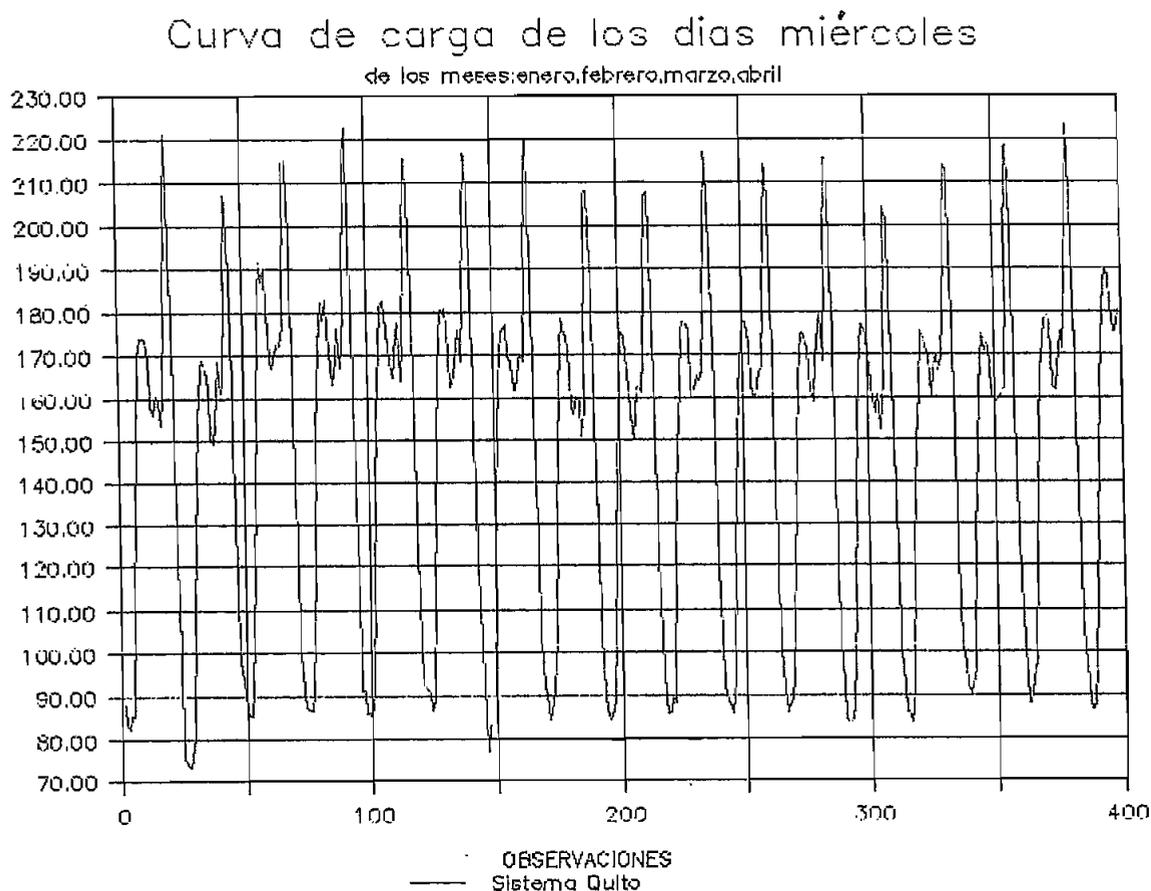


Fig. 1 Curva de demanda de potencia de los días miércoles del Sistema Quito.

2.2.2 FACTORES QUE AFECTAN A LA DEMANDA

El comportamiento de la carga está influenciado por dos grupos de factores bien diferenciados: factores incontrolables y factores controlables.

2.2.2.1 Factores incontrolables

Son aquellos sobre los cuales no se tiene un control directo y pueden ser :

a) Factores periódicos

Como resultado del ciclo de trabajo y descanso de nuestra sociedad, durante el período de la observación, se tiene un comportamiento periódico definido, el mismo que se refleja en el perfil que adoptan las curvas de demanda durante los diferentes días de la semana con cambios graduales en el transcurso de la misma, así como hora a hora durante el día con puntos de carga pico y de carga mínima.

Otro factor que afecta la curva de carga son las condiciones estacionales y la localización geográfica de la carga.

Durante el año, a más de la influencia producida por las variaciones estacionales se tiene otros factores no típicos como son aquellos que ocurren durante los días festivos, que modifican la curva de demanda, como se refleja en la Fig. 2 donde se encuentra grafizada la curva horaria de demanda de potencia del Sistema Quito de un día viernes 25 de diciembre de 1987 y que muestra un perfil completamente diferente al normal, con un decrecimiento notable de la demanda.

b) Factores climáticos

El clima juega un papel importante en el comportamiento de

la carga. Las variables climáticas o atmosféricas de mayor significación y que afectan a la demanda son:

- a.- Temperatura
- b.- Humedad
- c.- Nubosidad
- d.- Intensidad luminosa
- e.- Velocidad del viento
- f.- Precipitación

Estas variables ejercen su influencia primordialmente en los sistemas de iluminación, calefacción y aire acondicionado, produciendo una variación en el consumo normal de energía y demanda de potencia en ciertos periodos, con valores que difieren según la zona geográfica donde se encuentra ubicado el sistema asociado a esa carga. la influencia de la temperatura en los datos de demanda puede apreciarse en la Fig 3.

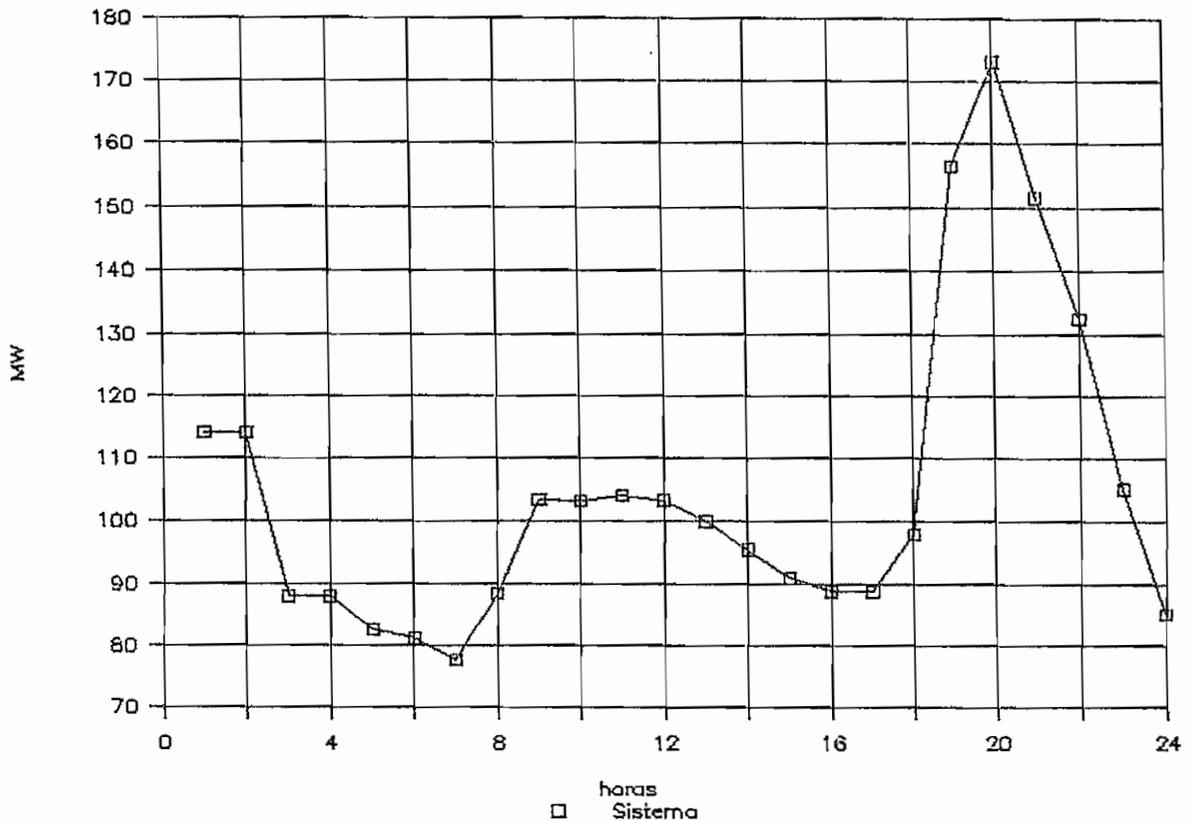


Fig. 2 Curva de demanda de potencia del Sistema Quito del día 25 de diciembre de 1987.

CURVAS DE DEMANDA DE LA S/E NORTE

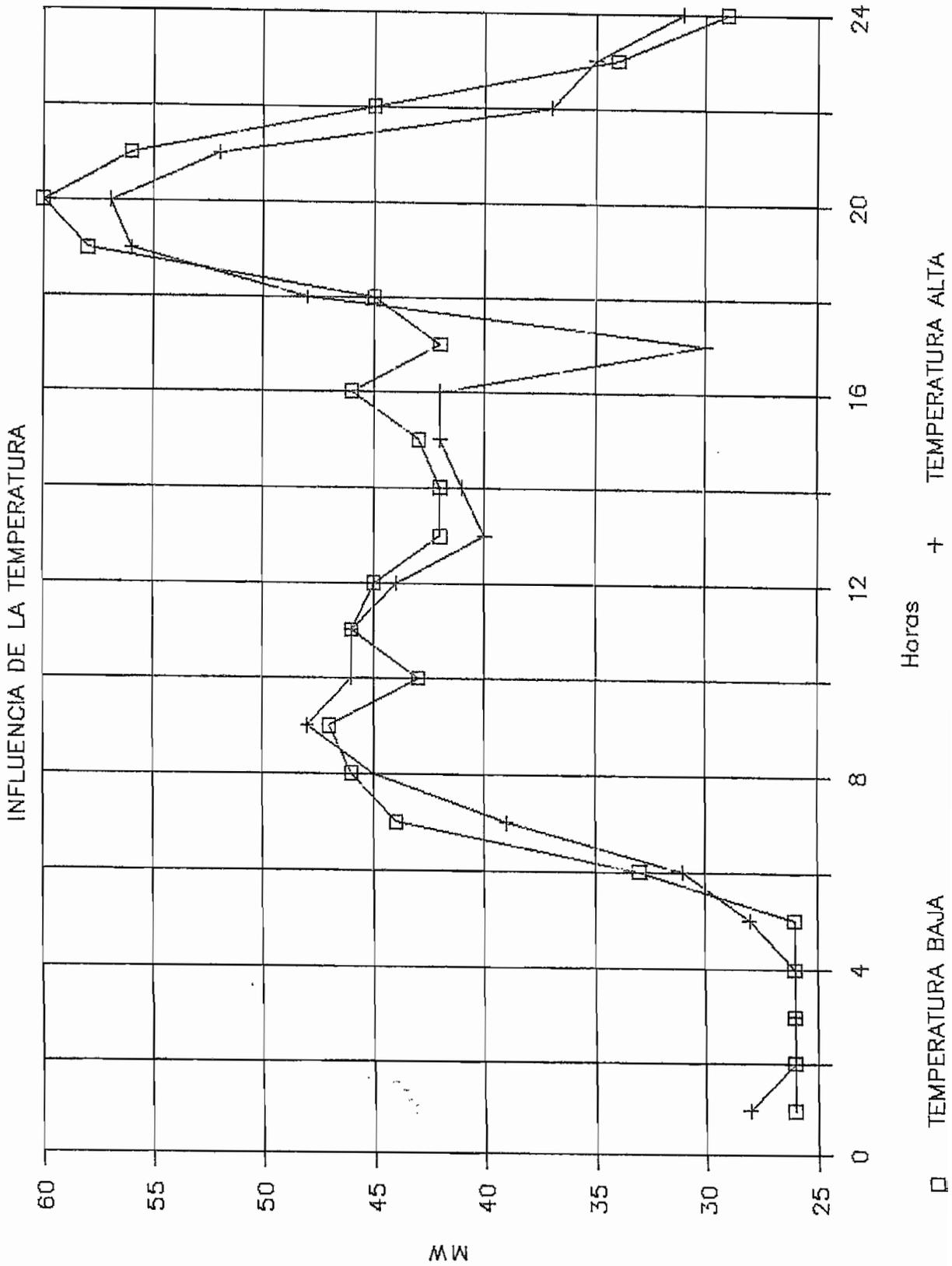


Fig.3 Influencia de la temperatura en la demanda de potencia

c) Factores aleatorios

Estos factores producen variaciones de carga tanto pequeñas como grandes y pueden ser clasificadas de la manera siguiente:

* Pequeños disturbios aleatorios.- Los cuales reflejan la naturaleza aleatoria de la carga a nivel del abonado.

* Grandes disturbios aleatorios predecibles en el tiempo.- Ejemplos típicos son los programas de televisión de interés general, aunque su comienzo y duración pueden ser conocidos, sus efectos en la carga son inciertos.

* Grandes disturbios no predecibles.- Por ejemplo la operación de grandes fábricas que tienen cargas significativas en la red, como son las acerías, etc, sobre cuya operación no se tiene conocimiento previo.

d) Factores políticos y económicos

Por ejemplo los periodos de crecimiento y recesión económicos así como el establecimiento de políticas ha seguirse en el área eléctrica que permiten una expansión o un estancamiento de la misma.

2.2.2.2 Factores controlables

Son aquellos producidos por acción directa del operador, por ejemplo: variaciones de voltaje y potencia, así como también políticas de consumo y penalización ejercidas por las empresas eléctricas.

Otro factor controlable es la interrupción del servicio eléctrico por motivo de suspensiones temporales en el sistema,

cuando se realiza maniobras de operación y control, o durante el mantenimiento programado de líneas, centrales y subestaciones.

En definitiva múltiples son los factores que afectan el comportamiento de la demanda, siendo indispensable cuantificar la influencia de los más significativos.

2.2.3 PRONOSTICO O PREDICCIÓN

El pronosticar significa indicar lo que podría suceder en el futuro. En nuestro caso es el procedimiento por medio del cual se determina la carga eléctrica esperada en un período futuro, en base de un análisis estadístico o subjetivo del comportamiento histórico del mismo, existiendo la posibilidad y más aun la certeza de que los resultados no sean los más acertados debido a los factores anteriormente señalados. En todo caso se trata de reducir a un mínimo el error entre lo real y lo pronosticado.

En el pronóstico de carga existen dos problemas diferentes; la predicción de energía y la de potencia. Las empresas deben generar y suplir la potencia eléctrica necesaria en el instante en que ésta es demandada, y tener la suficiente energía para proporcionar este requerimiento de potencia por el tiempo que sea solicitado.

- Pronóstico de Energía.- Se utiliza en la planificación del sistema de potencia de centrales de generación, en la compra de energía, en los posibles ingresos que tendría la empresa, etc.

- Pronóstico de demanda.- La predicción de demanda tiene que ver con el nivel de la capacidad instalada; se utiliza generalmente en la planificación y en la operación de un sistema

eléctrico.

2.2.3.1 Plazos de pronóstico

El pronóstico de la carga se hace usualmente para tres lapsos de tiempo: a muy corto, corto, mediano, y largo plazos. Estos periodos varían a su vez dependiendo del área (planificación u operación) en el que se va a utilizar el pronóstico y pueden ser: [2]

- * Muy corto plazo: de minutos a horas
- * Corto plazo: de horas a días
- * Mediano plazo: de semanas a meses
- * A largo plazo: de meses a años

En la operación se utilizan generalmente los periodos de corto tiempo, dejando para la planificación de sistemas los lapsos de largo tiempo.

La Fig. 4 indica un resumen esquemático de la aplicación del pronóstico en la planificación de un sistema eléctrico, siendo múltiples las áreas que así lo requieren, según las cuales la metodología cambia, como a continuación se describe.

Si se requiere realizar un estudio de planes de expansión de sistemas de distribución se necesita de un análisis previo de circuitos y alimentadores radiales, que conducen al análisis técnico de subestaciones. Los métodos de pronóstico utilizados involucran una gran cantidad de variables tanto eléctricas como socioeconómicas y el pronóstico debe ser realizado para lapsos de tiempo comprendidos entre 2 y 8 años.

Para un estudio de planes de expansión de sistemas de transmisión, el pronóstico debe ser realizado de 5 a 20 años, y se necesita de información técnica para el horizonte de estudio

tanto de subestaciones como de circuitos de transmisión y de sistemas de generación, necesitando por tanto del estudio de cargas por microáreas como de las globales del sistema. Por consiguiente, los métodos utilizados hasta llegar al objetivo pueden ser varios.

El estudio de planes de expansión de sistemas de generación requiere del pronóstico para un periodo de tiempo que va desde los 10 a los 25 años.

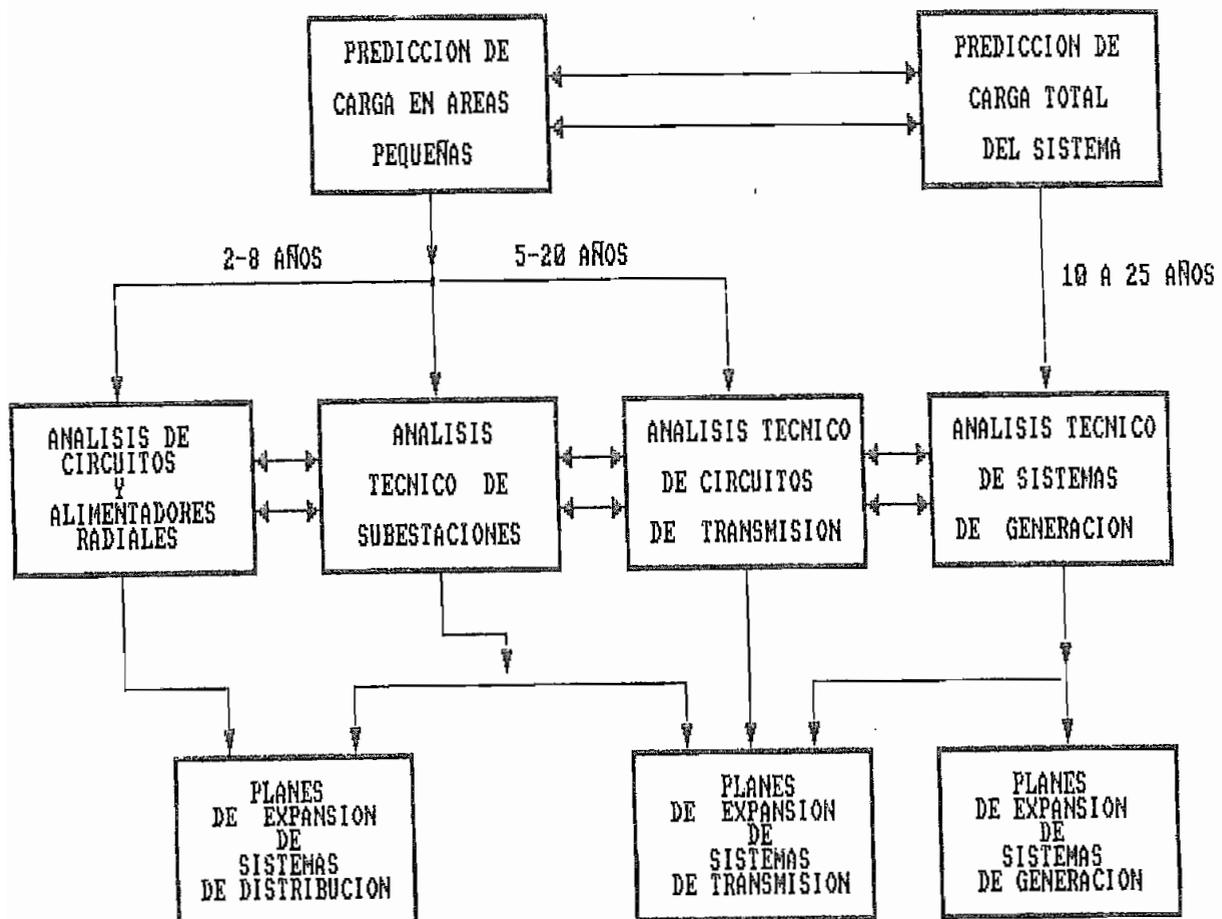


Fig. 4 Pronóstico de demanda en planificación de sistemas

2.3 TECNICAS DE PRONOSTICO

Las diferentes técnicas de pronóstico pueden ser clasificadas en dos grupos: métodos cualitativos y métodos cuantitativos.[3]

2.3.1 METODOS CUALITATIVOS

Estos métodos se utilizan cuando no se tiene disponibles datos históricos, o cuando éstos son limitados.

La base para la predicción consiste en llegar a un consenso de las opiniones de expertos que mediante su experiencia y con procedimientos alternativos de análisis puedan expresar sobre el tema que se esté tratando. Esta dependencia del juicio del experto hace que estos métodos sean menos atractivos que los métodos cuantitativos los mismos que tienen base matemática.

Generalmente se utiliza los métodos cualitativos cuando se desea pronosticar cambios que se podrían presentar en un modelo, en el que los datos históricos no son suficientes para pronosticar este cambio. En este caso se requiere interpretar los datos disponibles y poder determinar los posibles factores causales o correlacionados que indiquen el cambio en cuestión. Este estudio es realizado por "expertos" los cuales son individuos con un profundo conocimiento de la situación a analizar.

Dentro de los métodos cualitativos se tiene:

a) Método Delphi

Este método es posiblemente el más común de los métodos cualitativos. En esta técnica, la predicción se realiza luego de que un grupo de expertos tratan sobre preguntas específicas

como por ejemplo la influencia de un nuevo electrodoméstico en el consumo de energía. Los técnicos no necesariamente deben estar reunidos, pueden estar en contacto por cualquier sistema de comunicación, con lo que se logra que los juicios emitidos no estén influenciados por el comportamiento del grupo. Las desventajas son varias, como por ejemplo múltiples respuestas sin llegar a un consenso. [4]

b) Matrices de Impacto Cruzado

Este método relacionado cercanamente con el Delphi, describe dos tipos de datos para un conjunto de posibles desarrollos futuros. El primer tipo estima la probabilidad de que cada desarrollo pueda ocurrir dentro de un período especificado de tiempo en el futuro. El segundo estima la probabilidad que la ocurrencia de cualquiera de los desarrollos potenciales podrían afectar en la probabilidad de ocurrencia de cada uno de los otros.

La base del análisis es perfeccionar las probabilidades relacionadas a la ocurrencia de un individual desarrollo futuro y su interacción con otros desarrollos, de tal manera que puedan ser utilizados para desarrollar escenarios que subsecuentemente puedan ser utilizados en la predicción.

c) Ajuste Subjetivo de Curvas

Los datos históricos se ajustan a curvas predeterminadas de acuerdo al criterio del experto. Se aplica en el caso en que no se dispone de la suficiente cantidad de datos como para realizar un análisis cuantitativo.

d) Comparaciones Tecnológicas Independientes del Tiempo

Se denomina así al método que realiza la predicción para el período de estudio de una variable de la que no se dispone

información histórica, comparándola con el desarrollo obtenido por la misma variable en una área de similares características; por ejemplo, si se trata de realizar el pronóstico de demanda de un pueblo del que se tiene poca información, se debe comparar con pueblos de iguales características de los que se tiene la suficiente información como para determinar la tendencia de crecimiento, la que se asigna al área de estudio. La dificultad de éste método radica en la determinación de la relación existente en la tendencia de crecimiento de la variable a pronosticar.

2.3.2 METODOS CUANTITATIVOS

Estos métodos utilizan la información histórica de un fenómeno para determinar matemáticamente su comportamiento pasado y luego poder predecir su tendencia futura.

Los métodos cuantitativos de predicción se pueden clasificar en:

2.3.2.1 Causales o Explicativos

Son aquellas técnicas que asumen que la variable que se desea predecir o variable dependiente es función de un conjunto de variables independientes cuyos valores ya se conoce. La principal dificultad de estos métodos es el requerimiento de disponer de datos pasados de la variable dependiente y de las variables independientes así como de los valores de las variables independientes para el periodo que se desea pronosticar.

Dentro de estas técnicas causales, el modelo de regresión múltiple es el más utilizado.

2.3.2.2 Series de Tiempo

Una serie de tiempo se la define como una secuencia cronológica de observaciones de una variable determinada.

Se asume en estas técnicas que los factores que causaron el crecimiento y el comportamiento de la variable de estudio en el pasado persistirán en el futuro; por lo tanto el modelo que representa el comportamiento de la demanda en el pasado se repetiría periódicamente en el futuro.

Entre las técnicas de series de tiempo se tiene:

1.- Modelos de Suavizamiento

Estos modelos tratan de eliminar las fluctuaciones aleatorias existentes sobre el esquema o comportamiento normal de una serie.

2.- Modelos de Descomposición

Descomponen a una serie en cuatro componentes: tendencia, cíclica, estacionaria y aleatoria, los que se describen más adelante.

La predicción de la serie se obtiene mediante una combinación de las predicciones individuales de los diferentes componentes.

3.- Modelo de Box-Jenkins

Este tipo de modelo contempla la posibilidad de que los valores históricos estén relacionados entre sí, es decir que cada nuevo valor dependa del anterior en su magnitud así como también en los valores de los errores entre el valor pronosticado y el real de las observaciones pasadas.

2.4 MODELOS MATEMATICOS

Siendo los métodos cuantitativos los de mayor precisión, y sujetos de ser modelados mediante técnicas computacionales a continuación se describe en forma general la estructura matemática de cada uno de ellos.

2.4.1 MODELOS CAUSALES

El método más conocido es el método de regresión múltiple.

2.4.1.1 Método de Regresión Múltiple

a.- Conceptos básicos

La regresión múltiple tiene por objeto estudiar la relación que puede existir entre una variable observada llamada variable dependiente y dos o más variables denominadas independientes que la explican.

Un modelo de regresión múltiple puede ser representado por la siguiente ecuación:

$$Y_t = B_0 + B_1 X_{1t} + B_2 X_{2t} + \dots + B_p X_{pt} + \epsilon_t \quad (2.1)$$

Donde: Y_t , es la variable dependiente en el periodo t .

p , representa el número de variables independientes utilizadas en el modelo.

$X_{1t}, X_{2t}, \dots, X_{pt}$, representan los valores de las p variables independientes en el periodo t .

B_0, B_1, \dots, B_p , son los parámetros que relacionan.

la variable dependiente Y_t a las p variables independientes.

ϵ_t es la componente aleatoria del error, que describe la influencia en Y_t de todos los demás factores ajenos a las p variables independientes.

b.- Condiciones

Para poder aplicar éste método se necesita que se cumpla cuatro condiciones básicas, caso contrario se obtendrá resultados inexactos:

1.- La variable dependiente debe estar linealmente relacionada a cada variable independiente; esta relación puede verse si se grafiza la variable dependiente Y con cada variable independiente X_i .

La linealidad debe cumplirse para poder aplicar el método de mínimos cuadrados.

Si no se encuentra esta relación lineal, se debe aplicar métodos de conversión que transformen a la variable en una nueva variable que exhiba una relación lineal con respecto a Y .

2.- La varianza debe permanecer constante en todo el rango de observaciones.

3.- Los residuos deben ser independientes unos de otros sucesivamente, es decir no estar correlacionados.

Que los residuos no sean independientes implica que una variable independiente importante ha sido omitida o que se ha utilizado una errónea forma funcional en la ecuación de regresión, por lo tanto para eliminar la correlación existente

se debe incluir una nueva variable independiente o cambiar la forma funcional del modelo y si subsiste el problema se puede realizar diferenciaciones que consisten en formar una nueva serie de datos o serie de trabajo, con los valores obtenidos al restar cada par de observaciones sucesivas para cada variable.

4.- La cuarta condición para aplicar el método de regresión múltiple es que los valores residuales tengan una distribución normal.

Es importante también determinar cuales variables se encuentran relacionadas entre sí, de tal manera que el modelo sea función únicamente de las variables más importantes; caso contrario se obtendrá una matriz casi singular, lo que complica los cálculos computacionales.

c.- Construcción del Modelo

La construcción del modelo involucra dos pasos fundamentales que son: especificar un apropiado conjunto de variables independientes y determinar la forma funcional de la regresión que relaciona la variable dependiente y un conjunto de variables independientes (es decir si se tiene una relación cuadrática, lineal, etc.).

La importancia de cualquier variable en un modelo de regresión múltiple puede determinarse por la llamada "t de student" (t_{b_j} -statistic) y que está definida por la ecuación: [5]

$$t_{b_j} = \frac{b_j}{S_{b_j}} \quad (2.2)$$

Donde:

b_j , es el estimado mediante mínimos cuadrados de los coeficientes B_j .

Sb_j , es un valor de error estándar del estimado b_j .

Los valores de tb_j se obtiene de tablas para diferentes valores y números de parámetros.

Sb_j se calcula de acuerdo a la siguiente ecuación:

$$Sb_j = S\sqrt{C_{jj}} \quad (2.3)$$

Donde

$$S = \left[\frac{\sum_{t=1}^n (Y_t - \hat{Y}_t)^2}{n - (p+1)} \right]^{1/2} \quad (2.4)$$

- y:
- n , es el número de observaciones.
 - p , es el número de variables independientes.
 - C_{jj} , es el (j,j) elemento de la matriz $(X^T X)^{-1}$
 - Y_t , valor real al tiempo t .
 - \hat{Y}_t , valor pronosticado al tiempo t .

Los estimados por mínimos cuadrados (b_0, b_1, \dots, b_p) de los parámetros B_0, B_1, \dots, B_p están dados por la ecuación matricial:

$$\bar{b} = (\bar{X}^T \bar{X})^{-1} \bar{X}^T \bar{Y} \quad (2.5)$$

Donde:

$$\bar{b} = \begin{bmatrix} b_0 \\ b_1 \\ \vdots \\ \vdots \\ b_p \end{bmatrix} \quad (2.6)$$

\bar{X}^T , es la transpuesta de la matriz \bar{X} y $(\bar{X}^T\bar{X})^{-1}$ es la inversa de la matriz $(\bar{X}^T\bar{X})$.

$$\bar{Y} = \begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ Y_n \end{bmatrix} \quad \bar{X} = \begin{bmatrix} 1 & X_{11} & X_{12} & \dots & X_{1p} \\ 1 & X_{21} & X_{22} & \dots & X_{2p} \\ 1 & \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ 1 & X_{n1} & X_{n2} & \dots & X_{np} \end{bmatrix} \quad (2.7)$$

La medición de los errores de pronóstico indican si el modelo de pronóstico es apropiado. Su magnitud puede ser determinada a través del Error Medio Cuadrático, S^2

2.4.2 MODELOS DE SERIES DE TIEMPO

En estos modelos se analizan los datos históricos disponibles de la variable a pronosticar para determinar el modelo que representa el comportamiento histórico de la variable, y luego extrapolar esta serie para determinar los valores futuros.

Una serie es un conjunto de observaciones ordenadas en el tiempo, las mismas que pueden ser continuas o discretas. En nuestro caso se tratará con series discretas con intervalos de medición que pueden ser horarios, diarios, semanales, mensuales o anuales.

El análisis de cualesquier serie de tiempo está precedida por un estudio y tratamiento de los datos que van a ser utilizados en el proceso de pronóstico, con el fin de corregir o eliminar los posibles valores erróneos, que podrían afectar el

modelo.

Es recomendable en los métodos de predicción por series de tiempo, realizar una grafización de los valores observados durante el comportamiento histórico del fenómeno, para tener una visión global del mismo.

Los métodos más utilizados son: suavizamiento, descomposición y modelos de Box-Jenkins, los mismos que se describirán a continuación en forma general.

2.4.2.1 Método de Suavizamiento

En los métodos de suavizamiento se considera que existe en los valores de las variables a ser pronosticadas un comportamiento fundamental o básico. Por lo tanto la meta de estas técnicas consiste en distinguir y eliminar las fluctuaciones aleatorias del modelo básico de la serie mediante un suavizamiento de los datos históricos. Una vez encontrado el patrón de comportamiento se podrá realizar el pronóstico.

Entre las técnicas de suavizamiento las más conocidas son: medias móviles y suavizamiento exponencial.

a) Medias Móviles

Este método consiste en determinar a partir de un conjunto de valores observados, el promedio de los mismos y luego utilizar este promedio como un pronóstico para el siguiente periodo.

El número de observaciones utilizadas para obtener el promedio es determinado por la persona que hace el pronóstico y debe permanecer constante. Por lo tanto cada nueva observación producirá la eliminación de la observación más antigua,

realizándose el cálculo de la media con cada nuevo dato. Esta es la razón por lo que se denomina el modelo de "medias móviles".

La representación matemática del modelo es la siguiente:

$$Y_{t+1} = \frac{X_t + X_{t-1} + \dots + X_{t-N+2} + X_{t-N+1}}{N} \quad (2.8)$$

$$Y_{t+1} = \frac{1}{N} \sum_{i=t-N+1}^t X_i \quad (2.9)$$

Donde:

Y_t , es el valor pronosticado al tiempo t .

X_t , es el valor actual al tiempo t .

N , es el número de datos que abarcan el promedio.

Como se aprecia en la Ecuación 2.9, se da la misma importancia a todas las observaciones.

Una forma más simplificada de la ecuación anterior se puede obtener de la siguiente manera:

La media promedio para el período t dado por:

$$Y_t = \frac{X_{t-1} + X_{t-2} + \dots + X_{t-N}}{N} \quad (2.10)$$

La Ecuación 2.8 queda entonces,

$$Y_{t+1} = \frac{X_t}{N} - \frac{X_{t-N}}{N} + Y_t \quad (2.11)$$

Se puede ver que cada nueva predicción es un ajuste de la predicción anterior o precedente.

Cuando se observa una pequeña aleatoriedad en los datos se utiliza un N pequeño. En cambio cuando existe bastante fluctuación en los valores se utiliza un valor de N mayor, por consiguiente se tiene un mayor suavizamiento.

Este método no se adapta a datos con tendencias de crecimiento irregulares, estacionales o cíclicas; es útil en formas de crecimiento regular (más adelante se definen estas formas).

b) Suavizamiento Exponencial

En el método de las medias móviles se necesita almacenar las " N " últimas observaciones, así como también se da igual importancia a todas las observaciones. Esto no ocurre con el método de suavizamiento exponencial en el que se da mayor importancia a los datos más recientes, ya que los nuevos datos contienen mejor información de lo que sucederá en el futuro próximo ya que se supone que la tendencia se mantiene.

El procedimiento matemático en el que se basa el suavizamiento exponencial es el siguiente:

Supóngase que se tiene disponible solamente el valor observado más reciente y además el valor pronosticado efectuado para ese mismo período, en cuyo caso la Ecuación 2.11 puede ser modificada si se reemplaza el valor observado en el período $(t-N+1)$ por un valor aproximado, el mismo que puede ser

el valor pronosticado en el período precedente. Con esta modificación se tiene :

$$Y_{t+1} = \frac{X_t}{N} - \frac{Y_t}{N} + Y_t \quad (2.12)$$

Agrupando:

$$Y_{t+1} = \frac{1}{N}X_t + \left(1 - \frac{1}{N}\right)Y_t \quad (2.13)$$

Si se define α como:

$$\alpha = \frac{1}{N} \quad (2.14)$$

entonces la forma general de pronóstico por suavizamiento exponencial es:

$$\boxed{Y_{t+1} = \alpha X_t + (1-\alpha)Y_t} \quad (2.15)$$

Se nota en esta ecuación, que ^{no} se necesita almacenar las N observaciones pasadas, únicamente la más reciente observación y el más reciente pronóstico. Además se debe seleccionar un valor apropiado de α .

La Ecuación 2.15 puede ser expandida sustituyendo el valor de Y_t .

$$Y_{t+1} = \alpha X_t + (1-\alpha) [\alpha X_{t-1} + (1-\alpha)Y_{t-1}] \quad (2.16)$$

$$= \alpha X_t + \alpha(1-\alpha)X_{t-1} + (1-\alpha)^2 Y_{t-1} \quad (2.17)$$

Generalizando:

$$Y_{t+1} = \alpha X_t + \alpha(1-\alpha)X_{t-1} + \alpha(1-\alpha)^2 X_{t-2} + (1-\alpha)^3 X_{t-3} + \dots \quad (2.18)$$

Como α puede tomar valores entre 0 y 1, por lo tanto en la ecuación anterior se puede ver, que la importancia de las observaciones decrece exponencialmente a medida que se aleja de la más reciente observación.

Al reagrupar los términos de la Ecuación 2.15 se obtiene;

$$Y_{t+1} = Y_t + \alpha (X_t - Y_t) \quad (2.19)$$

Por lo tanto la nueva predicción es simplemente la anterior más α veces el error $(X_t - Y_t)$ producido en el pronóstico precedente.

c) Método de Winter

Tanto el método de las medias móviles como el de suavizamiento exponencial tienen la desventaja de no poder ajustarse al cambio del patrón básico de la serie. Este inconveniente es superado por el método de Winter. Este método utiliza factores de ajuste tendencial y estacional.

El método de Winter tiene tres ecuaciones básicas.

$$Y_t = \frac{\alpha X_t}{I_{t-L}} + (1-\alpha)(Y_{t-1} + b_{t-1}) \quad (2.20)$$

$$\text{Donde: } b_t = \delta (Y_t - Y_{t-1}) + (1-\delta) b_{t-1} \quad (2.21)$$

$$I_t = \beta \frac{X_t}{Y_t} + (1-\beta) I_{t-L} \quad (2.22)$$

Donde:

L , es la longitud de la estacionalidad.

I , es el factor de ajuste de la estacionalidad.

b , es el ajuste en la predicción.

β , es el factor de suavizamiento estacional.

γ , es el factor de suavizamiento de la tendencia.

La predicción de acuerdo al método de Winter es calculada como:

$$F_{t+m} = (Y_t + b_{t+m}) I_{t-L+m} \quad (2.23)$$

Donde:

m , es el periodo para el cual se quiere hacer el pronóstico.

Uno de los principales problemas en este método es determinar los valores de α , β , γ que minimicen el error medio cuadrático.

2.4.2.2 Método de Descomposición

Este método trata de identificar cuatro componentes de los que se presume está compuesta una serie de tiempo y que son:

$$Y = T * C * E * I$$

* Tendencial.- (T) que existe cuando hay un incremento o decremento general en el valor de la variable sobre el tiempo. Generalmente es representada por un polinomio de bajo grado[6].

La tendencia de la demanda de energía tiene una forma creciente debido al aumento del número de abonados y de la utilización de un número mayor de aparatos eléctricos a lo largo

del tiempo.

* Cíclico.- (C) sigue generalmente una trayectoria de onda pasando de valores altos a valores bajos cada cierto periodo de tiempo.

La componente cíclica es la más difícil de predecir debido a que no se repite en un periodo constante de tiempo. Por ejemplo el comportamiento del ciclo económico que influye en el crecimiento de la demanda.

* Estacional.- (E) que da las fluctuaciones sobre un periodo determinado de tiempo de acuerdo a una constante estacional. La estacionalidad puede estar dado por los días de la semana, o por los meses del año.

* Componente irregular.- (I) que siempre está presente debido a las fluctuaciones erráticas.

Cada componente debe ser modelado en forma separada para obtener el pronóstico total de los valores futuros.

La serie puede estar representada por la ecuación

$$Y = T * C * E * I \quad (2.24)$$

en la que los cuatro componentes son los factores multiplicativos del total. La relación también puede ser aditiva. En caso de ser un modelo multiplicativo, los componentes se encuentran de la siguiente manera:

- Componente estacional.- Esta componente puede ser obtenida utilizando medias móviles para determinar el índice estacional.

$$\frac{Y}{E} = T * C * I \quad (2.25)$$

- Componente de tendencia.- Mediante el método de mínimos cuadrados se puede determinar la ecuación de la curva que represente la tendencia en la serie de datos resultante al eliminar el componente estacional.

- Componente cíclica e irregular.- Luego de encontrada las dos componentes anteriores, queda por determinarse la componente cíclica e irregular.

$$\frac{Y}{T * E} = C * I \quad (2.26)$$

Para determinar la componente cíclica se aplica medias móviles a C*I para luego obtener la componente irregular mediante.

$$\frac{C * I}{C} = I \quad (2.27)$$

2.4.2.3 Modelos ARMA de Box-Jenkins

Estos modelos consideran a los valores de una serie como estadísticamente dependientes, es decir que puede pensarse que un dato pasado o histórico esté relacionado con una dato actual de alguna manera. El método de Box-Jenkins utiliza esta dependencia para producir un pronóstico a corto plazo con resultados más precisos comparados con los modelos de regresión o los de ajuste exponencial.

El método de Box-Jenkins postula tres clases de modelos regulares:

a.- Autoregresivos (AR)

b.- Medias Móviles (MA)

c.- Autoregresivos de Medias Móviles (ARMA)

A más de estos modelos regulares se tiene por inclusión de la componente estacional, los modelos estacionales.

Las ecuaciones matemáticas de los modelos mencionados son:

Modelo Autoregresivo AR(p):

$$Y_t = \theta_1 Y_{t-1} + \theta_2 Y_{t-2} + \theta_3 Y_{t-3} + \dots + \theta_p Y_{t-p} + \zeta_{et} \quad (2.28)$$

Donde:

$Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots, Y_{t-p}$, son los valores previos de la misma variable en los periodos $t-1, t-2, t-3, \dots, t-p$.

θ_i , son los coeficientes del modelo obtenidos por mínimos cuadrados.

e_t , es el error y representa la parte aleatoria que no puede ser explicada por el modelo. El error no debe estar correlacionado.

Modelo de Medias Móviles MA(q):

$$Y_t = e_t - \theta_1 e_{t-1} - \theta_2 e_{t-2} - \dots - \theta_q e_{t-q} \quad (2.28)$$

Donde:

e_t , es el error y es igual a $(Y_t - \hat{Y}_t)$.

$e_{t-1}, e_{t-2}, \dots, e_{t-q}$, son los valores del error. previos, es decir la variable dependiente es una función de los valores del error.

Modelo Autoregresivo de Medias Móviles (ARMA(p,q))

Este modelo puede ser descrito como una combinación de los

procesos AR(p) y MA(q).

Su forma general es la siguiente:

$$Y_t = \theta_1 Y_{t-1} + \theta_2 Y_{t-2} + \dots + \theta_p Y_{t-p} - \theta_1 \epsilon_{t-1} - \theta_2 \epsilon_{t-2} - \dots - \theta_q \epsilon_{t-q} + \epsilon_t \quad (2.29)$$

Donde la variable Y_t depende tanto de los valores pasados como de los errores entre los valores actuales y pronosticados de la serie.

Al combinar los modelos básicos descritos con diferentes operadores cuya descripción y definición se realiza en el numeral 3.2 del capítulo III, se obtienen los siguientes modelos cuyas ecuaciones simplificadas son las siguientes:

Modelo ARMA Integrado (ARIMA)

Que son los modelos ARMA, pero cuya serie original sufrió modificaciones (diferenciaciones) con el objeto de cumplir restricciones de estacionaridad. Está representado por la ecuación:

$$\phi(B) \nabla^d Z_t = \theta(B) \epsilon_t \quad (2.30)$$

Donde:

∇ , es el "operador diferencia"

B , es el "operador regresivo"

Z_t , es la serie de trabajo obtenida al diferenciar la serie original y_t .

Modelo ARIMA estacional (SARIMA)

Utilizado cuando la serie presenta un comportamiento estacional. La ecuación de Z_t es:

$$Z_t = (1-B^L)^D (1-B)^d Y_t \quad (2.31)$$

Donde:

L , es el período de la estacionalidad.

D , es el número de diferenciaciones estacionales

d , es el número de diferenciaciones regulares

Modelo General Estacional Multiplicativo

Se obtiene cuando se utiliza los diferentes operadores estacionales y regulares. Está representado por:

$$\varphi_p(B)\Phi_P(B^L)Z_t = \delta + \theta_q(B)\Theta_Q(B^L)\epsilon_t \quad (2.32)$$

Donde:

$\Phi_P(B^L)$, es un "operador estacional autoregresivo"

$\Theta_Q(B^L)$, es un "operador estacional de medias móviles".

Este modelo representa la forma más general de los modelos de Box-Jenkins y es el que se ^{aplicó} (ha aplicado) en este trabajo para el pronóstico en barras de subtransmisión.

2.5 APLICABILIDAD DE LAS TÉCNICAS DE PRONOSTICO

2.5.1 Generalidades

La selección de la técnica más apropiada de pronóstico en cualquier área en la que se requiera su utilización responde a las siguientes interrogantes:

a) Plazo de pronóstico

Se debe determinar el lapso de tiempo en el futuro. De acuerdo a estos períodos existen técnicas que son adaptables unas más que otras.

Generalmente los métodos cualitativos de pronóstico se utilizan en estudios de predicción a largo plazo.

Los métodos cuantitativos de predicción son utilizados en pronósticos a largo, mediano y corto plazos, siendo más comunes en los dos últimos casos.

Un segundo punto que hay que considerar dentro del plazo de predicción es el número de periodos para los cuales se desea realizar el pronóstico.

b) Comportamiento histórico de los datos

Un aspecto fundamental para determinar la técnica de pronóstico que se va a utilizar, es asumir el modelo histórico que más se ajuste a la información que se tiene. Así por ejemplo algunas series pueden tener modelos tendenciales, estacionales, o cíclicos; otras pueden considerarse simplemente compuestos de un valor promedio más fluctuaciones aleatorias.

c) Tipo de modelo

Dentro de las técnicas existentes es necesario definir el tipo de modelo de acuerdo a las variables de mayor influencia. Si se considera que el valor a pronosticar es dependiente solo de la misma variable, se podrá utilizar series de tiempo, si se quiere incluir otros factores se puede utilizar modelos causales.

d) El costo

Comprende los costos de desarrollo, almacenamiento de datos, ejecución y operación del modelo.

e) Precisión

Los requerimientos de precisión variarán de acuerdo a las ne-

cesidades y objetivos para los cuales se realiza el pronóstico. Así por ejemplo en ciertas situaciones un pronóstico con el 15% de error puede ser aceptable, en otros casos un error del 5% puede ser desastroso.

Para pronóstico de carga horaria a corto plazo, la cuantificación del error conlleva el análisis de los siguientes criterios:

- Si bien la precisión es usualmente medida en términos estadísticos de la desviación estándar del error en la predicción, puede ser más razonable considerar el máximo error como criterio de precisión.
- El error en el pronóstico de demanda horaria puede ser considerado de acuerdo a la hora del día en la que ocurre. Un error en horas de baja demanda es menos crítico, que si se produce a las horas de carga pico.
- En los modelos que no consideran variables exógenas como son los factores climatológicos, se acepta un error mayor para las 24 horas de predicción, del orden del 3.5% [1].

f) Facilidades de aplicación del modelo

El modelo escogido debe ser de fácil operación y aplicable en la práctica, por lo cual se debe entender tanto sus aspectos técnicos fundamentales, como poder interpretar sus resultados para varias situaciones de funcionamiento del modelo.

Se debe tomar también en cuenta el tiempo disponible entre el inicio de la implementación del método y la fecha en que se requiere la predicción.

2.5.2 Técnicas de pronóstico recomendadas

Como los periodos de predicción de la demanda se los clasifica en corto, mediano y largo plazos, por lo tanto se debe indicar las metodologías más apropiadas a los diferentes periodos de tiempo.

a) Pronóstico a largo plazo

Corresponde a periodos mayores a un año y se utilizan usualmente los métodos de regresión, suavizamiento y descomposición. En planificación puede realizarse el pronóstico de la demanda mediante la extrapolación de curvas polinómicas, una de las cuales es la curva S. También se utiliza modelos de regresión múltiple que pronostican la demanda como una función de variables (económicas, demográficas, climáticas, etc), permitiendo obtener la ecuación de la demanda en función de aquellas variables fuertemente correlacionadas.

Para la aplicación de éste método es necesario que se disponga de proyecciones confiables de las distintas variables independientes para el periodo que se desea obtener el pronóstico.

b) Pronóstico a mediano plazo

En este periodo los plazos de medición son mensuales. A más de los métodos utilizados en el pronóstico a largo plazo se utilizan los modelos ARMA para periodos no mayores de 15 a 20 meses debido a las condiciones intrínsecas del modelo, y con datos históricos mayores a 60 meses [5].

Para el caso en que exista estacionalidad puede utilizarse también el método de Winter.

c) Pronóstico a corto y muy corto plazos

Corresponde al período de minutos a días. En este período los datos se vuelven muy aleatorios, por lo tanto se necesita métodos que consideren ésta característica.

Uno de los métodos mas utilizados son los de tipo estocástico, es decir aquellos que consideran la variable a pronosticar como un proceso aleatorio. Es el caso de los modelos ARMA los cuales consideran además las variaciones estacionales. Actualmente existen desarrolladas técnicas para el pronóstico a muy corto plazo que utilizan datos históricos de la misma variable en combinación con variables exógenas como son los factores climáticos y que han sido aplicados con éxito en ambientes de tiempo real [7].

CAPITULO III

METODOLOGIA PARA EL PRONOSTICO HORARIO DE LA DEMANDA EN BARRAS

3.1 INTRODUCCION

En este capítulo se procede a definir la metodología a seguirse para determinar el pronóstico horario de la demanda en barras de subtransmisión. Como el objetivo del trabajo es obtener los valores de demanda en barras significativas del sistema a partir del pronóstico total del mismo, es necesario por lo tanto determinar el modelo y la técnica de pronóstico más adecuada que se ajuste a los datos históricos existentes.

Una vez obtenido el modelo de pronóstico total del sistema, y con éste los valores futuros de demanda, se procede a determinar la metodología a seguirse para obtener el pronóstico en barras del sistema.

3.2 PRONOSTICO TOTAL DEL SISTEMA

Como el pronóstico en cada barra se va a relacionar con el pronóstico total del sistema es importante que se disponga de un modelo que describa lo más fiel posible el comportamiento del sistema.

Numerosas técnicas se han desarrollado sobre el pronóstico horario de demanda, unas más sofisticadas que otras y con diferente grado de dificultad, algunas de las cuales fueron descritas en el Capítulo II. En el presente trabajo se utilizará la metodología de Box-Jenkins para realizar el pronósti-

co por las siguientes ventajas sobre los demás métodos:

- Es aplicable a variables con un comportamiento no determinístico.
- Su utilización es muy difundida para realizar el pronóstico de la demanda a corto plazo. (Ref. #. 1 . 8 11 18)
- Por haber sido probado con buenos resultados en el pronóstico de demanda a muy corto plazo. (Ref. #. 9 . 10 12 14)
- Porque considera que cada nuevo valor esta relacionado con el anterior lo que es verdadero en el comportamiento de la demanda horaria.

La metodología de Box-Jenkins tiene como principal desventaja la necesidad de requerir de cierto conocimiento y experiencia para construir y manejar estos modelos.

Se describe a continuación los diferentes modelos y la metodología que sigue Box-Jenkins hasta llegar al pronóstico.

Definiciones preliminares

Para entender mejor el desarrollo y la teoría de los diferentes modelos, se definirá previamente algunos términos.

a) Ruido blanco

Se llama ruido blanco a un proceso discreto generado por variables aleatorias normales e independientes con media cero y varianza σ^2 , tal que :

$$\begin{array}{ll}
 E(\epsilon_t) = 0 & \text{para todo } t \quad (\text{valor esperado}) \\
 \text{Var}(\epsilon_t) = \sigma^2 & \text{para todo } t \quad (\text{variancia}) \\
 E(\epsilon_t \cdot \epsilon_s) = 0 & \text{para todo } s \neq t \quad (\text{covariancia})
 \end{array}$$

b) Series de tiempo estacionarias y no estacionarias

Una serie de tiempo es estacionaria si sus valores fluctúan alrededor de una media constante, caso contrario será no estacionaria. Los modelos de Box & Jenkins requieren de esta condición para ser aplicados.

Si la serie no es estacionaria y no posee variaciones cíclicas se puede realizar diferenciaciones que consisten en restar a cada observación su predecesora. Si la serie es aún no estacionaria se puede realizar una nueva diferenciación. Por lo tanto para la primera diferenciación se tiene:

$$Z_t = Y_t - Y_{t-1} \quad \text{Para } t=2, \dots, n$$

Para la segunda diferenciación :

$$Z_t = Y_t - 2Y_{t-1} + Y_{t-2}$$

Frecuentemente se necesita realizar diferenciaciones estacionales para lo cual se define el "operador regular regresivo B", tal que :

$$BY_t = Y_{t-1} \quad (3.1)$$

$$B^m Y_t = Y_{t-m} \quad (3.2)$$

Donde: m , es el orden de la diferenciación.

Se define el "operador regular de diferenciación, ∇ " como:

$$\nabla = 1 - B \quad (3.3)$$

$$\text{Luego: } \nabla Y_t = (1-B)Y_t = Y_t - BY_t \quad (3.4)$$

$$= Y_t - Y_{t-1} \quad (3.5)$$

$$\nabla^2 Y_t = (1-B)^2 Y_t = (1-2B+B^2)Y_t \quad (3.6)$$

$$= Y_t - 2BY_t + B^2 Y_t \quad (3.7)$$

$$= Y_t - 2Y_{t-1} + Y_{t-2} \quad (3.8)$$

$$= Z_t \quad (3.9)$$

Donde : Z_t , es la serie de trabajo

: Y_t , es la serie original de observaciones.

En forma general si se requiere realizar d diferenciaciones regulares para obtener una serie estacionaria se empleará la ecuación:

$$\nabla^d Y_t = (1-B)^d Y_t \quad (3.10)$$

Donde: d , es el orden de la diferenciación regular

Ocasionalmente será necesario tomar el logaritmo de la serie original, especialmente si se nota una tendencia creciente y sobre estos valores tomar diferenciaciones.

c) Funciones de autocorrelación y autocorrelación parcial

En una serie estacionaria se asume que la relación o las propiedades estadísticas entre n observaciones no se ven afectadas si se cambia el origen del tiempo, es decir las propiedades al origen $t: Z_t, Z_{t+1}, \dots, Z_{t+n}$ son las mismas que al origen $t+j: Z_{t+j}, Z_{t+1+j}, \dots, Z_{t+n+j}$.

Para determinar la relación entre dos mediciones separadas por pasos de k unidades de tiempo se utiliza la, "función de autocorrelación" (ρ_k) dada por:

$$\rho_k = \frac{\text{Cov}(Z_t, Z_{t+k})}{\text{Var}(Z_t)} \quad (3.11)$$

$$\text{Dimensionalmente: } -1 \leq \rho_k \leq 1 \quad (3.12)$$

$$\rho_k = \rho_{-k}$$

k puede ser estimado utilizando los valores de Z_k mediante

la "Función muestral de autocorrelación" (r_k), y cuya ecuación es:.

$$r_k = \frac{\sum_{t=a}^{n-k} (Z_t - \bar{Z})(Z_{t+k} - \bar{Z})}{\sum_{t=a}^n (Z_t - \bar{Z})^2} \quad k=1,2,\dots, \quad (3.13)$$

Donde: \bar{Z} , es el promedio de las observaciones; Z_a, Z_{a+1}, \dots, Z_n y está dado por la ecuación:

$$\bar{Z} = \frac{\sum_{t=a}^n Z_t}{n-a+1} \quad (3.14)$$

k , son los períodos de las observaciones

n , # de las observaciones.

a , es el origen de la serie

Tanto la función de autocorrelación parcial así como la función muestral de autocorrelación se da como un listado o un gráfico para cada observación o período $k=1,2,\dots$

En una serie estacionaria la función de autocorrelación decrece exponencialmente con el tiempo o se corta luego de una observación $k = q$, es decir :

$$\rho_k = 0 \quad \text{para } k > q \quad (3.15)$$

A pesar de que $\rho_k = 0$ la función muestral de autocorrelación r_k probablemente sea muy pequeña pero no igual a cero. Por lo tanto se necesita determinar cuán pequeño debe ser r_k para concluir que $\rho_k = 0$

Una regla práctica que ayuda a determinar esta condición es utilizar la prueba del estadístico t, de modo que:

$\rho_k = 0$ si:

$$\left| t_{rk} \right| = \left| \frac{r_k}{S_{rk}} \right| \leq 2 \text{ para las observaciones } q+1, q+2.. \quad (3.16)$$

Donde: r_k , es la función muestral de autocorrelación

$$y \quad S_{rk} = \frac{1}{(n - a + 1)^{1/2}} \left(1 + 2 \sum_{j=1}^{k-1} r^2_j \right)^{1/2} \quad (3.17)$$

La "Función de autocorrelación parcial" (ρ_{kk}) se utiliza para determinar el modelo particular de la serie de tiempo estacionaria y da la medida de la autocorrelación entre dos observaciones cualesquiera Z_t y Z_{t+k} separadas por K unidades de tiempo, sin considerar los efectos de las observaciones intermedias.

El estimado de ρ_{kk} se denomina "Función muestral de autocorrelación parcial" (r_{kk}) y esta dada por la ecuación:

$$r_{kk} = \begin{cases} r_1 \dots \dots \dots \text{si } k=1 \\ \frac{r_k - \sum_{j=1}^{k-1} r_{k-1,j} r_{k-j}}{1 - \sum_{j=1}^{k-1} r_{k-1,j} r_j} \dots \dots \text{si } k=2,3.. \end{cases} \quad (3.18)$$

Donde $r_{kj} = r_{k-1,j} - r_{kk} r_{k-1,k-j}$ para $j=1,2,\dots,k-1$

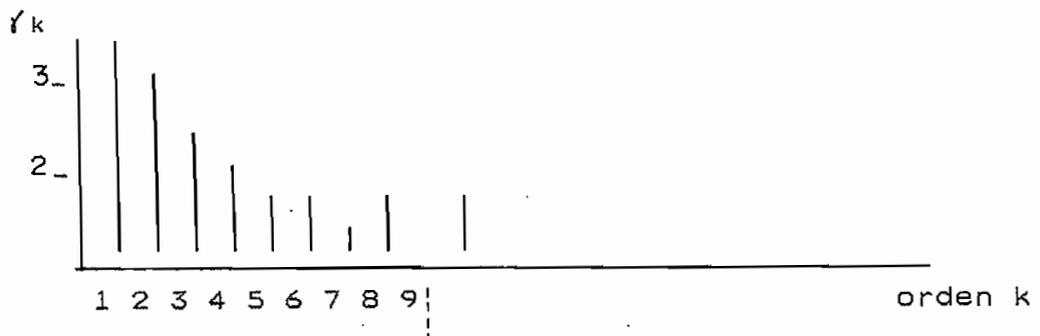
La función de autocorrelación parcial, así como la función muestral de autocorrelación parcial se presenta como un listado o un gráfico para cada paso $k=1,2,\dots$.

ρ_{kk} , al igual que la función de autocorrelación, tiene valores entre ± 1 . En una serie estacionaria la función de autocorrelación parcial decrece exponencialmente con el tiempo o se corta luego de una observación particular $k=q$, en cuyo caso $\rho_{kk} = 0$ para $k > q$.

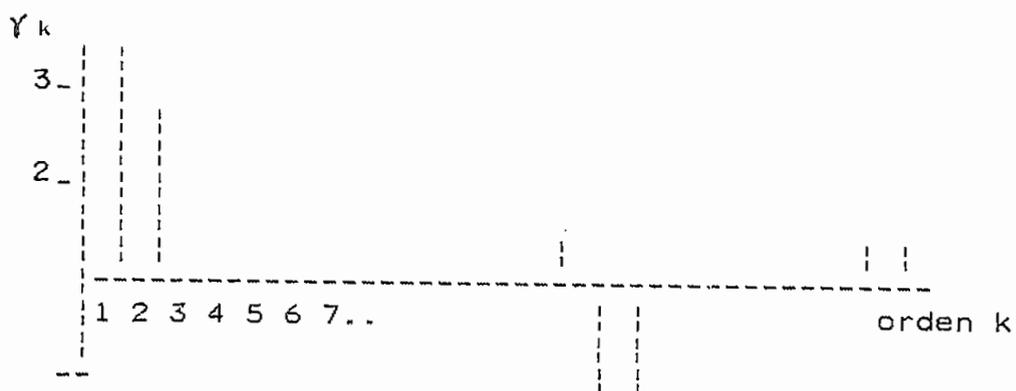
Como el caso de la función de autocorrelación, se necesita saber para qué valor K , de la función muestral de autocorrelación parcial $\rho_{kk} = 0$, para lo cual se utiliza la siguiente regla práctica:

$$\rho_{kk}=0 \text{ si } |tr_{kk}| = \frac{r_{kk}}{\left(\frac{1}{(n-a-1)^{1/2}} \right)} \leq 2 \quad (3.19)$$

Los gráficos siguientes son ejemplos de funciones de autocorrelación y autocorrelación parcial, que indistintamente pueden cortar luego de un determinado observación k , decrecer rápidamente, tener un comportamiento errático, o pueden presentar una forma senoidal.



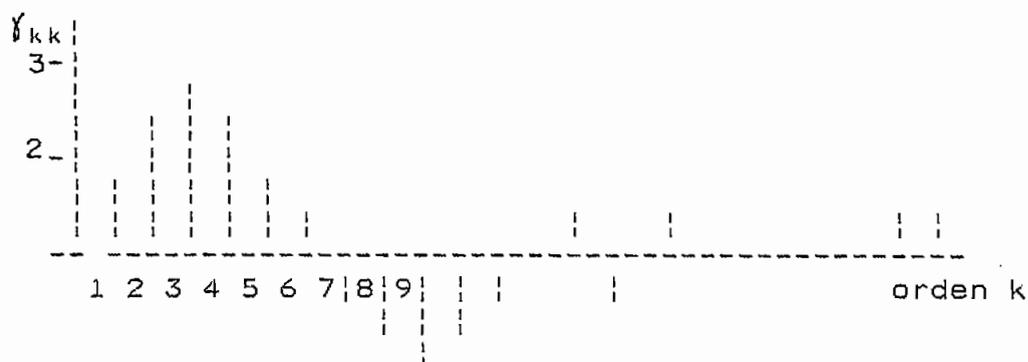
a. (decrece rápidamente)



b. (corta en 2 pero presenta picos adicionales)



c (corta en 1)



d (decrece lenta y senoidalmente)

Fig.5 Gráficos de diferentes formas de presentación de Y_k y Y_{kk}

3.2.1 MODELOS ARMA DE BOX - JENKINS

Todos los modelos a ser analizados son casos particulares de

un "modelo de filtro lineal". Este modelo supone que una serie de tiempo es generada a través de un filtro lineal cuya entrada es ruido blanco. [5]

$$\text{ruido blanco } \epsilon_t \xrightarrow{\text{Filtro Lineal } \phi(B)} Y_t \text{ Serie de tiempo}$$

~~Figura~~ Filtro lineal con entrada ϵ_t , salida Y_t y función de transferencia $\phi(B)$

La función que define al filtro lineal está expresada por:

$$Y_t = u + \phi_0 \epsilon_t + \phi_1 \epsilon_{t-2} + \dots \quad (3.20)$$

$$= u + \phi(B) \epsilon_t \quad (3.21)$$

Donde:

$$\phi(B) = \phi_0 B + \phi_1 B^1 + \phi_2 B^2 + \dots$$

$\phi(B)$, se denomina función de transferencia del filtro lineal.

u , media o constante.

3.2.1.1 Modelos Autoregresivos (AR)

Estos modelos expresan el valor actual de la serie como una combinación lineal finita de valores pasados. Se llaman "Autoregresivos" porque Z_t , el valor de la serie al período t , se expresa como una función de los valores previos $Z_{t-1}, Z_{t-2}, \dots, Z_{t-p}$, de la misma serie de trabajo.

Un modelo autoregresivo de orden p , $AR(p)$, está dado por la ecuación:

$$Z_t = \delta + \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + \epsilon_t \quad (3.22)$$

Donde:

Z_t , es la serie de trabajo

δ , es un valor constante de la serie, que tiene relación con la media y con los ϕ_i

ϕ_i , son los parámetros del modelo que se los obtiene por mínimos cuadrados.

En la Metodología de BOX-JENKINS se requiere que la serie de trabajo, cumpla con dos condiciones: que sea estacionaria e invertible[13]

Se define: $\phi_p(B)$ como "Operador regular autoregresivo estacionario de orden p " tal que:

$$\phi_p(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p \quad (3.23)$$

Este modelo es siempre invertible.

En un modelo autoregresivo se tiene como característica que la función de autocorrelación decrece en forma exponencial, (Fig. 6) en tanto que la función de autocorrelación parcial se "corta" luego de la observación p .(Fig. 7)

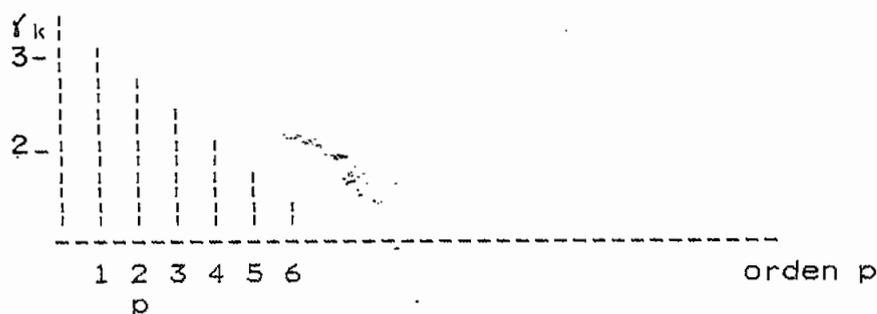


Fig.6 Función de autocorrelación

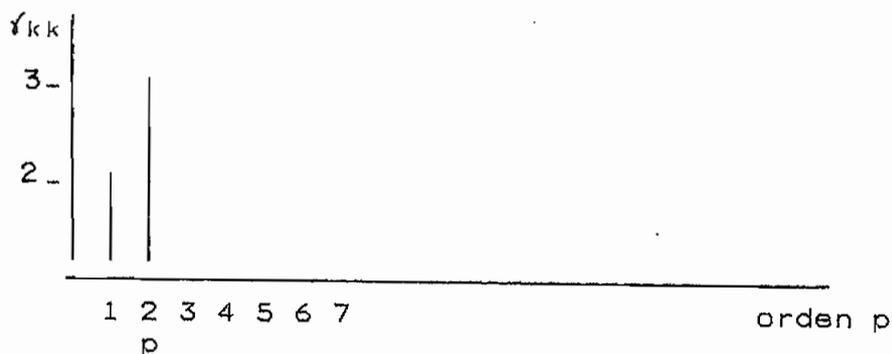


Fig. 7 Función de autocorrelación parcial

3.2.1.2 Modelos de Medias Móviles (MA)

El modelo:

$$Z_t = u + \epsilon_t - \theta_1 \epsilon_{t-1} - \theta_2 \epsilon_{t-2}, \dots, -\theta_q \epsilon_{t-q} \quad (3.24)$$

se denomina modelo de media móvil de orden q . El signo menos se lo utiliza por convención, u es la media de la serie de trabajo.

En este modelo Z_t se expresa como una combinación lineal de los valores pasados de error en la serie.

El error se obtiene por la diferencia entre el valor calculado por el modelo y el valor real. En el mejor de los casos el error debe ser completamente aleatorio y constituir ruido blanco.

Los parámetros θ_i del modelo se estiman mediante mínimos cuadrados.

En los modelos MA (q) se define el "operador regular de medias móviles θ_q ", tal que:

$$\theta_q(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q \quad (3.25)$$

No existen condiciones que deban cumplir los parámetros $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$ para que el modelo sea estacionario, pero sí para que sea invertible y es que:

$$\sum_{j=0}^{\infty} \theta_j B^j \text{ forme una serie convergente} \quad (3.26)$$

En estos modelos la función de autocorrelación parcial decrece rápidamente (Fig. 8) y la función de autocorrelación se corta en la observación q (Fig. 9)

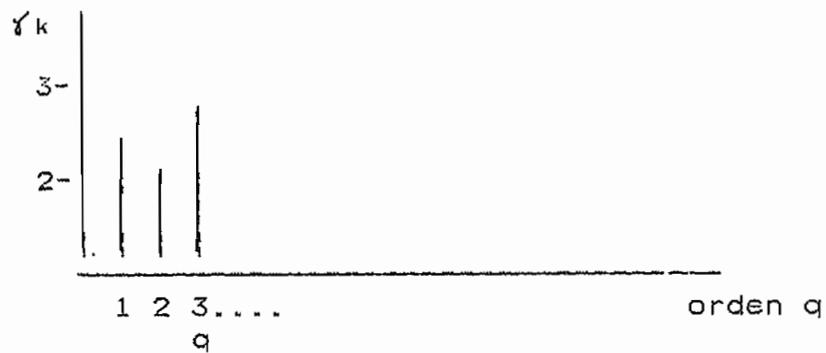


Fig. 8 Función de autocorrelación

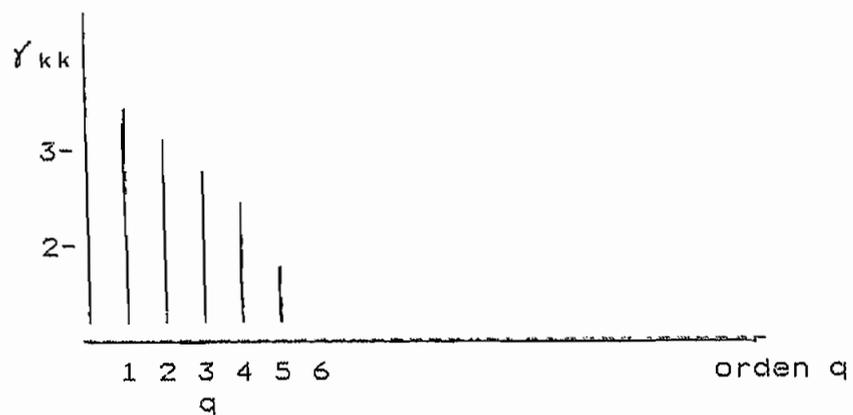


Fig. 9 Función de autocorrelación parcial

3.2.1.3 Modelos Autoregresivos de Medias Móviles ARMA(p,q)

El modelo:

$$Z_t = \delta + \theta_1 Z_{t-1} + \theta_2 Z_{t-2} + \dots + \theta_p Z_{t-p} - \theta_1 \epsilon_{t-1} - \theta_2 \epsilon_{t-2} - \dots - \theta_q \epsilon_{t-q} + \epsilon_t \quad (3.27)$$

se denomina modelo ARMA de orden (p,q).

Este modelo es producto de la combinación lineal del modelo autoregresivo y el de medias móviles, por lo tanto la serie Z_t está representada como una función tanto de los valores pasados de la serie como de sus errores.

Las condiciones que deben cumplir los parámetros de este modelo son las de estacionaridad de los modelos AR y la de invertibilidad de los modelos MA.

La función de autocorrelación parcial de este modelo decae rápidamente al igual que la función de autocorrelación parcial.

3.2.1.4 Modelos Estacionales

Si la serie tiene un comportamiento periódico puede ser representado por un modelo estacional. Al igual que en una serie no estacional o regular, se necesita determinar que la serie sea estacionaria, para lo cual se necesita frecuentemente realizar diferenciaciones estacionales mediante "un operador estacional de diferenciación" (∇_L) donde L es el periodo de las observaciones:

$$\nabla_L = (1 - B^L) \quad (3.28)$$

$$\text{tal que: } \nabla_L Y_t = (1 - B^L) Y_t \quad (3.29)$$

$$= Y_t - B^L Y_t \quad (3.30)$$

$$= Y_t - Y_{t-L} \quad (3.31)$$

$$\text{De igual forma: } \nabla^2_L Y_t = (1-B^L)^2 Y_t \quad (3.32)$$

$$= (1-2B^L+B^{2L}) Y_t \quad (3.33)$$

$$= Y_t - 2B^L Y_t + B^{2L} Y_t \quad (3.34)$$

$$= Y_t - 2Y_{t-L} + Y_{t-2L} \quad (3.35)$$

En forma general:

$$\nabla^D_L Y_t = (1-B^L)^D Y_t \quad (3.36)$$

Donde D es el número de diferenciaciones estacionales requeridos para producir estacionaridad en la serie de trabajo Z_t .

Si la serie presenta variaciones estacionales (con incrementos o decrecimientos) conforme avanza el tiempo, se dice que la serie posee una variación estacional multiplicativa siendo a menudo necesario utilizar una serie Y^* , la cual ha sufrido una transformación matemática (por ejemplo se ha tomado su logaritmo) con lo que se obtiene una nueva serie de trabajo que debe ser transformada a su forma original cuando se ha obtenido el pronóstico.

Una transformación general que usualmente produce estacionaridad de la serie tiene la siguiente estructura.

$$\{ Z_t = \nabla^D_L \nabla^d Y^*_t = (1-B^L)^D (1-B)^d Y^*_t \} \quad (3.37)$$

El número de observaciones en la serie de trabajo Z_t , disminuye en $(L+d)$ observaciones cuando se aplica diferenciaciones.

Los modelos estacionales se conforman de igual manera que los modelos regulares y presentan estacionaridad si la función muestral de autocorrelación se corta o decae rápidamente.

Se define dos operadores estacionales y son:

"Operador estacional autoregresivo" $\Phi_p(B^L)$ tal que:

$$\Phi_p(B^L) = (1 - \phi_{1,L}B - \phi_{2,L}B^2 - \dots - \phi_{p,L}B^p) \quad (3.38)$$

Donde P es el orden del modelo estacional autoregresivo

"Operador estacional de medias móviles" $\Theta_q(B^L)$

$$\Theta_q(B^L) = (1 + \theta_{1,L}B + \theta_{2,L}B^2 + \dots + \theta_{q,L}B^q) \quad (3.39)$$

Donde Q es el orden del modelo estacional de medias móviles.

3.2.1.5 Modelo General Estacional Multiplicativo

Al combinar los dos operadores estacionales y los dos regulares, se obtiene el Modelo General Estacional Multiplicativo, el cual tiene la siguiente forma:

$$\phi_p(B) \Phi_p(B^L) Z_t = \theta_q(B) \Theta_q(B^L) \epsilon_t \quad (3.40)$$

$$\begin{aligned} & \phi_p(B) \Phi_p(B^L) Z_t = (1 - \phi_{1,L}B - \phi_{2,L}B^2 - \dots - \phi_{p,L}B^p) * (1 - \phi_{1,L}B^L - \phi_{2,L}B^{2L} - \dots - \phi_{p,L}B^{pL}) Z_t \\ & = (1 - \theta_{1,L}B - \theta_{2,L}B^2 - \dots - \theta_{q,L}B^q) * (1 - \theta_{1,L}B^L - \theta_{2,L}B^{2L} - \dots - \theta_{q,L}B^{qL}) \epsilon_t \end{aligned} \quad (3.41)$$

Existen condiciones de estacionaridad e invertibilidad para cada forma especial del modelo multiplicativo. Generalmente estas condiciones se cumplen si los parámetros: $\phi_p(B^L)$, $\phi_p(B)$, $\Theta_q(B^L)$ y $\theta_q(B)$ obtienen como valor preliminar 0.1

NOMENCLATURA.

Un modelo ARMA se lo denota de la siguiente manera:

$$(p, d, q)(P, D, Q)_L$$

Donde :

Los parámetros: p, d, q son regulares
 P, D, Q son estacionales
 L periodo de estacionalidad.

y:

p , representa el número de términos regulares autoregresivos.
 d , es el número de diferenciaciones regulares.
 q , es el número de términos regulares de media móvil.
 P , es el número de términos estacionales autoregresivos.
 D , es el número de diferenciaciones estacionales.
 Q , es el número de términos estacionales de media móvil.
 L , es el periodo de la estacionalidad.

Los términos más usuales para definir los modelos de BOX-JENKINS son:

AR(p)	Autoregresivos ("Auto-regressive").
MA(q)	de Medias Móviles ("Moving Average").
ARMA(p, q)	Autoregresivos de Medias Móviles ("Auto-Regressive Moving Average").
ARIMA(p, d, q)	Autoregresivos integrados de medias móviles ("Auto-Regressive-Integrated Moving Average").
SARMA	Estacionales autoregresivos de media móvil ("Seasonal ARMA") Son los ARMA estacionales.

SARIMA(p,d,q)(P,D,Q)_L Estacionales autoregresivos integrados de media móvil (Seasonal-Arima)
Son los ARIMA estacionales.

MARMA Modelos ARMA multivariantes ("multi variable ARMA")
Son los ARMA aplicados a más de una variable.

3.2.2 METODOLOGIA DE BOX-JENKINS

Box-Jenkins ha desarrollado una metodología que consta de tres pasos iterativos para analizar y determinar el modelo más adecuado que se ajusta a la serie de tiempo y de un cuarto paso con el cual se realiza el pronóstico.

Los pasos son los siguientes:

- 1.- Identificación
- 2.- Estimación
- 3.- Diagnóstico
- 4.- Pronóstico

El diagrama esquemático que muestra el proceso está dado por la Fig.10

1.-Identificación

En este paso se identifica el modelo tentativo a partir del análisis de la serie de datos, y que contempla obtener una serie de trabajo, es decir una serie que sea estacionaria, mediante diferenciaciones regulares y estacionales, o por transformaciones matemáticas de la serie si fuera necesario. En este paso se debe analizar las funciones de autocorrelación y autocorrelación parcial. Si estas se cortan o decaen

rápídamente se obtendrá una serie estacionaria y un modelo tentativo.

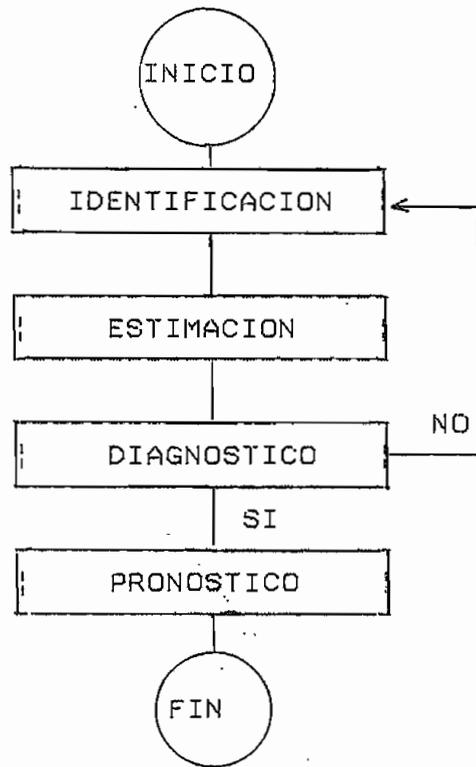


Fig.10 Metodología de predicción de Box - Jenkins

2.-Estimación

Escogido el modelo tentativo es necesario estimar sus parámetros, para lo cuál se utiliza la técnica de mínimos cuadrados.

3.-Diagnóstico

En este paso se prueba la exactitud del modelo identificado. Si un modelo necesita modificar sus parámetros se debe volver al paso de identificación y repetir nuevamente el proceso, hasta que el diagnóstico sea correcto.

La estadística Chi-cuadrado de Box-Pierce,(Q), da la medida en que los datos de la serie se adaptan al modelo. Se dispone también de otras medidas estadísticas que ayudan en la selec-

ción del modelo más exacto para la serie.

En el diagnóstico se realizan los pasos siguientes:

- Estimar la importancia de cada parámetro en el modelo de acuerdo a su "valor T" estadístico y a su desviación estándar, de tal manera de obtener un modelo con el menor número de parámetros, por lo que es necesario también analizar la correlación existente entre los diferentes parámetros

- Análisis de los errores y de la serie de los errores, la cual debe constituir ruido blanco. La serie de residuos de un modelo adecuado debe tener generalmente:

- a.- Varianza cercana a cero
- b.- Los residuos máximos y mínimos en un rango aceptable
- c.- El coeficiente de correlación simple R cercano a 1
- d.- El coeficiente múltiple de determinación R^2 cercano a 1
- e.- La estadística de Durbin-Watson próxima a 2
- f.- No debe haber picos significativos en la funciones de autocorrelación y autocorrelación parcial
- g.- El pronóstico, lo más próximo al valor real.
- c.- El periodograma de los residuos debe presentar una característica centrada

Dependiendo del problema en que se esté aplicando el modelo, se determinará los valores máximos de error permisibles.

4.- Pronóstico

Una vez que se ha obtenido el modelo que más se ajusta a los datos se necesita realizar la predicción de los valores futuros de la serie de tiempo. La ecuación de pronóstico puede constar a más de los parámetros del modelo, de varios términos adicionales creados por las operaciones de diferenciación que sufrió la serie.

3.3 PRONOSTICO DE CARGA EN BARRAS

La predicción de carga en barras es muy importante por cuanto permite conocer en detalle el comportamiento esperado de la demanda en las barras de un sistema eléctrico y disponer de los elementos de análisis para optimizar la asignación de recursos y tomar las acciones correctivas del caso.

Existen numerosos estudios para realizar la predicción global de la carga, ya sea para operación o planificación de un sistema eléctrico, estudios en los que se aplican rigurosamente teorías probabilísticas, determinísticas o estocásticas, algunos de cuyos modelos matemáticos ya fueron descritos. No así cuando se analiza el pronóstico de carga en barras en cuyo caso la información disponible es mínima o no existe.

3.3.1 CARACTERISTICAS EN LA PREDICCIÓN POR BARRAS

En la predicción de carga en barras se presentan los problemas siguientes [14].

1.- Para un mismo estado del sistema las barras de carga no tienen un comportamiento consistente comparándolo con el sistema total. Su naturaleza es sumamente aleatoria, debido principalmente a operaciones en las cuales se transfiere carga de un alimentador a otro, o se secciona carga; cambios que posiblemente no afectan a la demanda global, pero cambian sustancialmente el perfil de la demanda en barras, siendo por lo tanto muy difícil su modelación.

2.- El número de barras en un sistema puede ser considerable, por lo tanto los requerimientos computacionales de memoria, de tiempo de procesamiento y análisis pueden ser igualmente altos, lo cual puede constituirse en un limitante de tipo físico y práctico al analizar y modelar las numerosas barras de un

sistema eléctrico.

3.3.1.1 Métodos para la modelación de carga en barras

El modelaje y pronóstico en barras de carga puede ser realizado de la manera siguiente:

* Método 1.- Desarrollar un modelo de predicción por separado para cada barra basándose en observaciones pasadas y en condiciones específicas del estado del sistema considerando variables eléctricas y climatológicas, y en base de este modelo realizar el pronóstico.

* Método 2.- Desarrollar un modelo de predicción por área o región geográfica basándose en observaciones pasadas y en condiciones específicas del estado del sistema, considerando variables eléctricas y climatológicas, para luego asignar parte de la carga total a cada barra en función de un conjunto de factores de distribución predefinidos en base al análisis de participación de cada barra en la demanda total para el área o región geográfica y para esas condiciones de estado del sistema.

* Método 3.- Basándose en las características similares de comportamiento de un grupo de barras, obtener un modelo de predicción y luego asignar parte del valor pronosticado a cada barra mediante un conjunto de factores de distribución predefinidos en base al análisis de cada barra con respecto a la demanda total del conjunto de barras similares.

* Método 4.- A partir del pronóstico total del sistema, mediante factores de distribución obtenidos luego de analizar la participación histórica de cada barra en la demanda total del sistema, obtener la demanda en cada barra del mismo...?

De los cuatro métodos indicados, el más aconsejado es el cuarto método por las razones siguientes:

- El método 1 implica manejar numerosas ecuaciones de pronóstico, tantas como barras se tenga, lo que implica emplear mucho tiempo en el pronóstico y un elevado requerimiento de memoria.
- En el método 2 aunque las diferentes barras alimentan diferentes áreas o regiones geográficas, existen alimentadores que concatenan algunas zonas, entre sí. Como cada zona tiene un comportamiento definido, es necesario disponer de una información confiable de las variables que intervienen en la modelación, la misma que es escasa en nuestro medio.
- El método 3 implica también varios modelos de pronóstico para cada conjunto de barras con características similares, lo que acompañado con el análisis individual con respecto a cada barra, para obtener los factores de distribución da como resultado un mayor tiempo de análisis pero un error menor. Las barras se pueden comparar de acuerdo a la actividad socioeconómico de las zonas donde se encuentran, para obtener comportamientos característicos del perfil de carga de cada zona.
- El método 4 facilita la obtención de los valores de demanda en cada barra, debido a que no se necesita estar modelando continuamente en forma individual a cada una de las barras que conforman el sistema total, sino únicamente a la demanda global, y en base a su ecuación de pronóstico y a los factores de distribución horarios para cada barra obtener la demanda individual de cada barra con lo que se reduce el tiempo y requerimientos computacionales de memoria.

Este método puede ser aplicado siempre y cuando las barras individuales tengan un comportamiento similar al del sistema.

de tal manera que la relación pueda cuantificarse en forma horaria.

En forma esquemática las ventajas y desventajas de cada uno de los métodos está dado por el cuadro 1.

Cuadro 1 Ventajas y desventajas de los métodos de predicción por barras

METODO	VENTAJAS	DESVENTAJAS
METODO 1	<ul style="list-style-type: none"> - Modelo mas exacto - Menor error 	<ul style="list-style-type: none"> - Número de ecuaciones de acuerdo al número de barras. - Ecuaciones para cada estado del sistema
METODO 2	<ul style="list-style-type: none"> - Menor número de ecuaciones. - Menor tiempo de análisis y requerimiento computacional 	<ul style="list-style-type: none"> - Cargas asociadas con las barras pueden pertenecer a diferentes áreas - Si se utiliza datos climatológicos, deben ser horarios y confiables
METODO 3	<ul style="list-style-type: none"> - Menor error en el pronóstico que el método 2. - Menor número de ecuaciones de acuerdo al número de grupos de barras similares. 	<ul style="list-style-type: none"> - Dificultad en determinar el número de grupos de barras con características similares.
METODO 4	<ul style="list-style-type: none"> - Una sola ecuación de pronóstico, la global para cada estado del sistema. - Menor requerimiento computacional de tiempo y memoria. 	<ul style="list-style-type: none"> - Error mayor que las anteriores. - Posibilidad de que las barras del sistema no estén relacionadas con la global, o no sean significativas

3.3.2 FACTORES DE DISTRIBUCION (FD)

Para la aplicación de los métodos anteriores se necesita definir los factores que relacionan cada barra con la carga global de acuerdo al caso que se esté tratando. Estos valores pueden ser obtenidos en forma estadística relacionando porcentualmente la carga asociada a cada barra con el total del sistema.

El procedimiento que se sigue hasta determinar el pronóstico en barras del sistema esta dada por la Fig 11, cuya descripción se realiza a continuación:

3.3.2.1 Análisis de los datos

Se necesita previamente recopilar la información estadística de los valores de demanda horaria del Sistema como de cada barra, para cada estado del sistema, definiéndose como estado a un comportamiento particular del mismo.

El análisis de los datos históricos se convierte en una herramienta fundamental para determinar:

- Si la barra es susceptible de modelar.
- Si varía en condiciones climatológicas.
- Si tiene un comportamiento normal, filtrar los valores que se encuentren fuera de los límites permitidos.
- Si tiene una tendencia de crecimiento.
- Si está relacionado con la curva de demanda del sistema.
- Si la carga de la barra es significativa
- Otros.

Se obtiene como resultado una serie de trabajo libre de datos que se encuentran fuera del comportamiento normal de la barra.

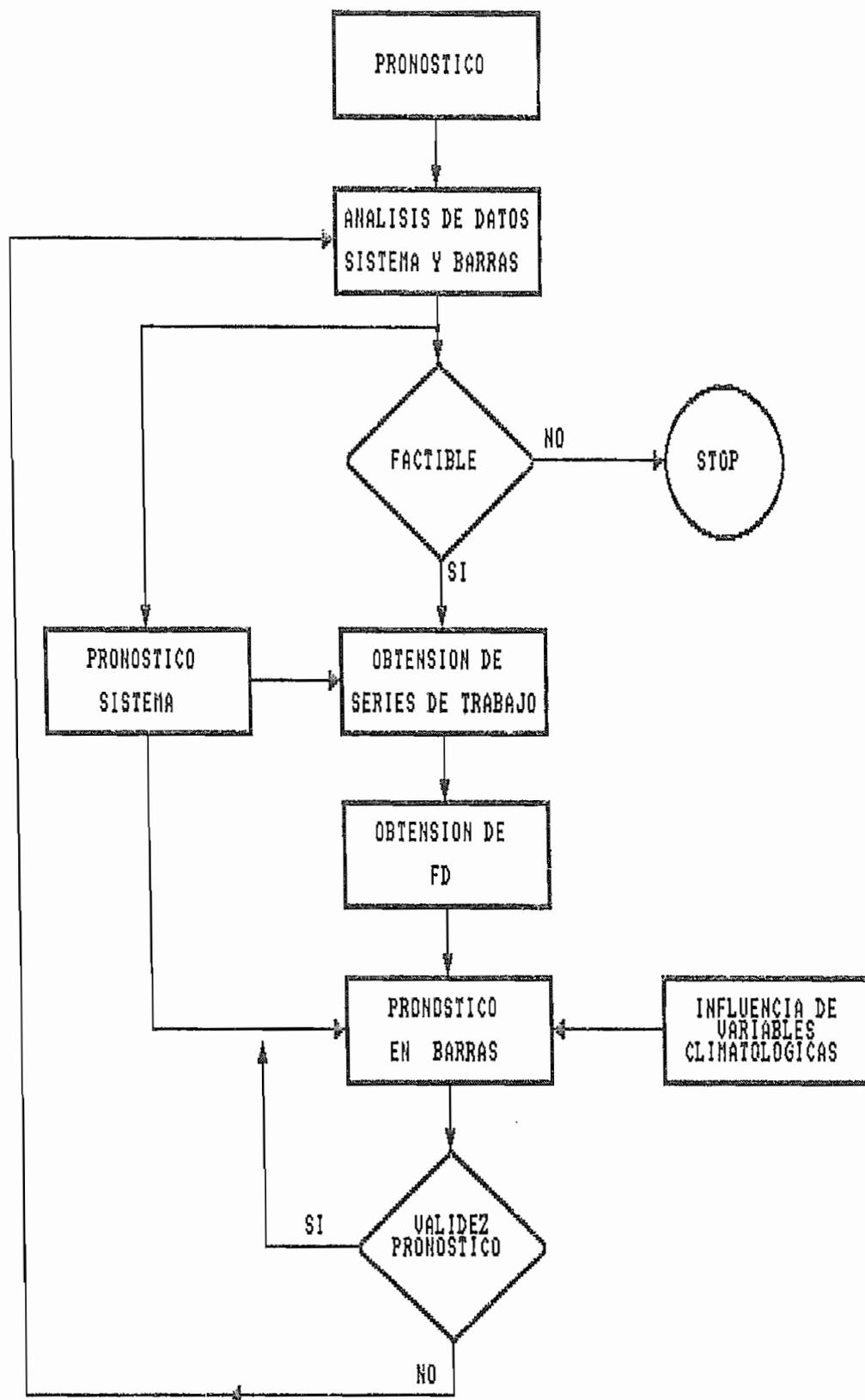


FIG.11 Procedimiento de pronóstico por Factores de Distribución

Se determina también en este paso cual es el método más idóneo de pronóstico.

Los valores de demanda de cada barra a la hora (k) corresponden a la sumatoria de las cargas asociadas a la misma hora (k) de la respectiva barra. Por lo tanto la serie de datos históricos se obtiene mediante la ecuación:

$$y_{bt(k)} = \sum y_{bti(k)} \quad (3.42)$$

$$= y_{bt1} + y_{bt2} + y_{bt3} + \dots + y_{btn(k)}$$

Donde:

$y_{bti(k)}$ es la i ésima carga asociada con la barra B a la hora (k)

3.3.2.2 Obtención de los valores de demanda horarios representativos de las diferentes barras

La determinación de los valores horarios necesarios para definir los factores de distribución pueden obtenerse de dos formas distintas y que son: Modelar por una sola vez cada barra utilizando el procedimiento de Box-Jenkins, para en base de los datos históricos de las series y de los errores obtenidos con el modelo se determine los valores representativos de cada serie para calcular los FD horarios.

Los valores utilizados en la determinación de los (FD), corresponden a los obtenidos de las ecuaciones que modelan a cada barra y al sistema, para el último período pasado de 24 horas.

La segunda forma de obtener los valores representativos de cada barra es a partir de las medias horarias de las series históricas con lo que se evita todo el proceso de modelar cada barra mediante métodos matemáticos rigurosos.

3.3.2.3 Obtención de los factores de distribución (FD)

Una vez que se ha determinado los valores de demanda horarios de las barras y del sistema, se estima para cada hora k y para cada barra B su $FD_B(k)$, de acuerdo a la siguiente ecuación:[14]

$$FD_B(k) = \frac{Y_B(k)}{Y_T(k)} * 100 \quad (3.43)$$

Donde:

$FD_B(k)$, es el Factor de Distribución para cada hora k de la barra B .

$Y_B(k)$, es el valor de demanda representativa de la barra B a la hora k .

$Y_T(k)$, es el valor de demanda representativo a la hora k del sistema total.

3.3.2.4 Pronóstico

El pronóstico de la barra B a la hora k , se establece del valor de demanda pronosticado del sistema para la hora k asociado a su respectivo FD , el mismo que es único para cada barra B , a la hora k , y para un estado determinado del sistema. La ecuación de pronóstico que relaciona la barra con el sistema es:[14]

$$\hat{Y}_B(k) = FD_B(k) * \hat{Y}_T(k) / 100 \quad (3.44)$$

Donde:

$\hat{Y}_B(k)$, es el valor de demanda pronosticado en la barra B a la hora k .

$\hat{Y}_T(k)$, es el valor de demanda pronosticado en el sistema a la hora k .

$FD_B(k)$, es el factor de distribución correspondiente de la barra B a la hora k .

3.3.2.5 Consideraciones de validez del Método de Factores de Distribución (FD)

El período de pronóstico está limitado por factores que determinan que la barra salga fuera de su comportamiento normal como son : Por una transferencia de carga que produce un cambio en los aportes al sistema de las barras involucradas, por un incremento de la actividad socioeconómica, así como por ejecución de planes de vivienda en la zona de servicio de la S/E, actividades que deben estar contempladas en la planificación de los sistemas de distribución, en cuyo caso debe estar previsto el índice de crecimiento de la demanda en el sector, el mismo que puede utilizarse para un estimativo futuro de los FD.

En un ambiente en tiempo real como es el caso de un centro de control de energía o un centro de despacho de carga, se puede ir analizando el error en el pronóstico de cada barra de una manera dinámica, ya que la frecuencia de llegada de los datos de las diferentes terminales remotas permiten determinar si ha habido una variación en el sistema.

De ocurrir una contingencia en el sistema, se produce un cambio del estado anterior, por lo cual se debe adoptar una nueva tabla de factores de distribución disponible con anterioridad para ese nuevo estado del sistema, y poder así encontrar la demanda en cada barra del mismo. Por lo tanto es necesario disponer de estas tablas para los diferentes estados que se pueden presentar en un sistema los que se pueden

determinar siguiendo la misma metodología indicada en el presente trabajo.

Como los datos de demanda de las diferentes barras y del sistema llegan inmediatamente al centro de control, mediante mecanismos de transmisión digital sin errores en las lecturas de los instrumentos de medición, y simultáneamente, se logra disminuir el error considerablemente. Siendo los FD un reflejo fiel del aporte de las barras, su actualización es automáticamente realizada con cada nuevo dato.

CAPITULO IV

4 PRONOSTICO HORARIO DE LA CARGA EN BARRAS DEL SISTEMA DE SUBTRANSMISION DE LA E.E.Q.S.A

4.1 INTRODUCCION

La metodología de pronóstico mediante FD indicada en el Capítulo III, se aplica en este capítulo a dos barras de subtransmisión del Sistema Quito, analizando su validez al compararlo con el pronóstico realizado mediante las ecuaciones de predicción de las dos barras, obtenidas mediante la metodología de Box-Jenkins.

Para la aplicación de la metodología de Box-Jenkins se utiliza el utilitario TSERIES (Ref 15), que es un programa de Series de Tiempo. Los comandos (Fig. 12) de que cuenta este programa permiten aplicar paso a paso la metodología de Box-Jenkins, permitiendo en base de los diferentes parámetros estadísticos de salida del programa, analizar los resultados hasta obtener el modelo más adecuado. Para el análisis y tratamiento de los datos de carga asociados con cada barra se utilizó el utilitario LOTUS.

4.2 PRONOSTICO HORARIO DE LA DEMANDA TOTAL DEL SISTEMA QUITO

4.2.1 CONSIDERACIONES GENERALES

Para la determinación de la metodología del pronóstico horario de la demanda se tomó en cuenta como ejemplo el día miércoles por ser el día donde se obtienen los máximos valores de demanda, toda vez que la actividad laboral se desarrolla normalmente.

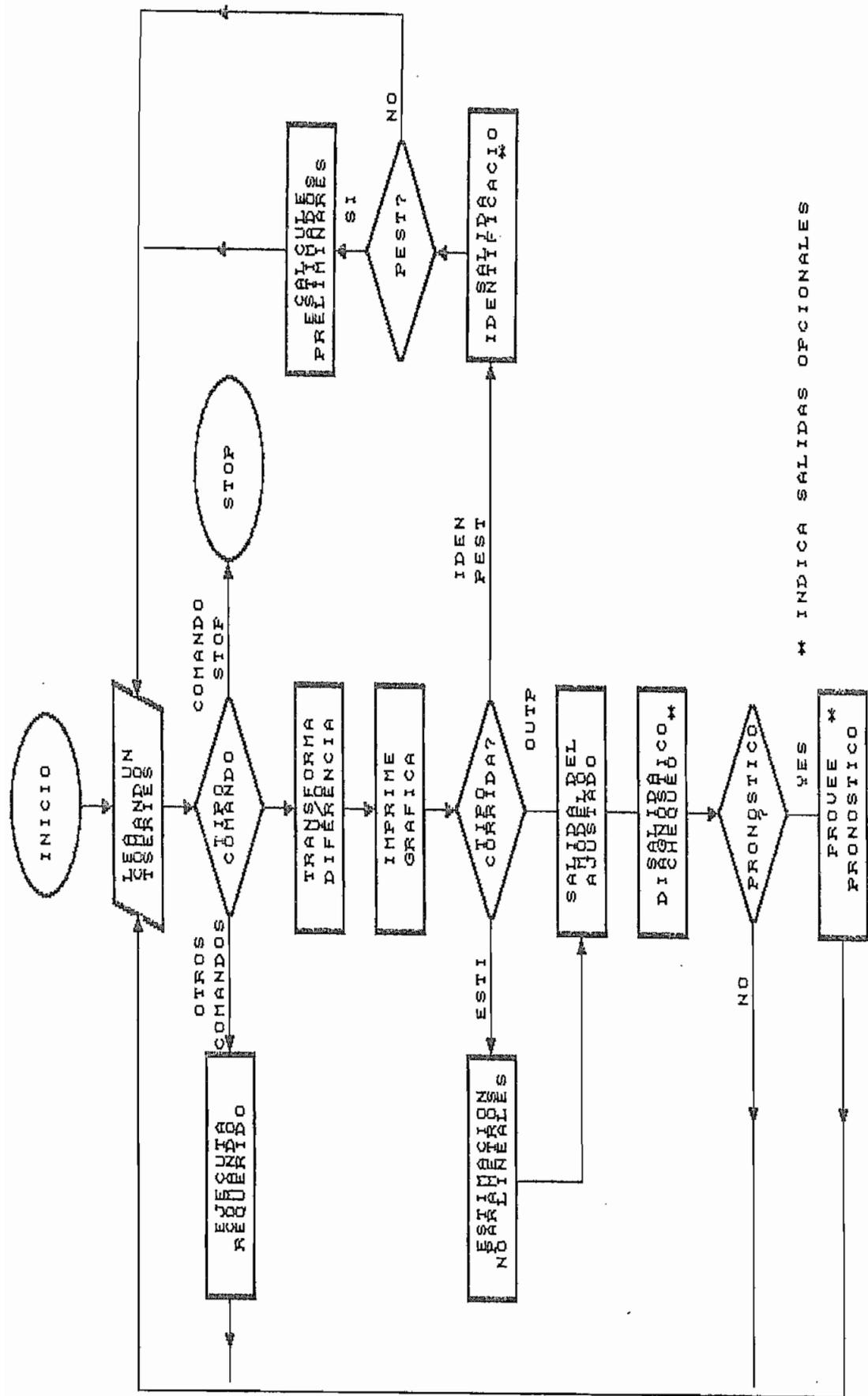


FIG. #12
 DIAGRAMA DE FLUJO DEL PROGRAMA TSERIES

* INDICA SALIDAS OPCIONALES

La serie de tiempo considerada para el estudio corresponde a 192 datos de demanda de potencia en MW, tomados en barras de generación de la E.E.Q.S.A. de los días miércoles, pertenecientes a los meses de febrero, marzo y abril de 1986. Para el trabajo se realizaron las consideraciones siguientes:

- Los períodos de medición son realizados exactamente a cada hora y en cada barra de generación.
- Únicamente se considera días normales, es decir se modifican o se eliminan remplazándolos con otros datos a aquellos días que por circunstancias especiales se comportan de forma distinta.
- No se toma en cuenta variables exógenas a la demanda como son: nubosidad, temperatura, precipitación, etc.

4.2.1.1 Características generales del Sistema Eléctrico Quito.

El S.E.Q a diciembre de 1986 presentaba las características siguientes, (Ref 16):

- Número de abonados 252.870.
- % de la población servida 80,17.
- Población servida 1.160.000 habitantes.
- Energía total requerida 1.204,9 GWH.
- Demanda máxima 235.7 MW.

4.2.2 ANALISIS PRELIMINAR

Se tomó 240 datos para la serie de datos históricos, ya que el método de Box-Jenkins exige para su aplicación de 50 datos en adelante.

De los 240 datos se utilizaron 192 desde febrero 26 a abril 16 para conformar la serie por las observaciones siguientes:

- Febrero 26 fue el primer día de trabajo luego del periodo de carnaval, por lo que sus valores de demanda son menores a los habituales.
- Febrero 19 fue uno de los días mas frios, lluviosos, y nublados por lo que sus valores de demanda son mayores.
- Se tomó en cuenta los datos de estos tres meses ya que los valores de demanda de acuerdo a la época del año por condiciones climatológicas varían, pudiendo haberse tomado otros meses que presenten condiciones climatológicas similares.

Al grafizar los 240 datos se tiene una curva (Fig. 13) con las características siguientes:

Curva de carga de los días miercoles

de los meses: febrero, marzo, abril

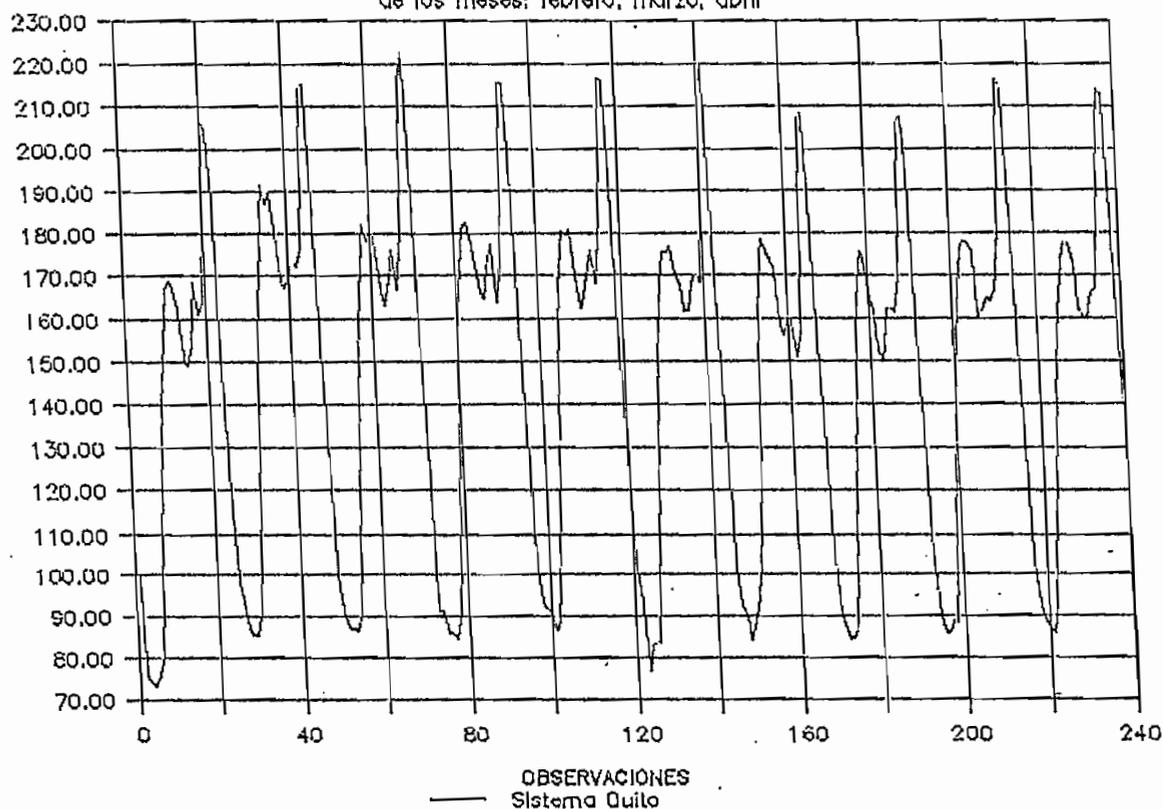


Fig. 13 Curva de demanda de potencia del S.E.Q

- El gráfico corresponde a curvas repetitivas de demanda diaria.
- Cada curva de demanda diaria presenta un valle en las primeras horas de la madrugada (1 a 4 horas), y en la tarde alrededor de las 13 horas con valores de demanda promedio de 90 MW y 160 MW respectivamente.
- Cada curva de demanda diaria presenta dos picos entre las 9 y 10 horas, y 20 horas con valores de demanda promedio de 180 MW y 220 MW respectivamente.
- Los días y aun los datos horarios con comportamientos anormales ya sea por problemas en el sistema o por condiciones climáticas se puede observar en el perfil de la curva de demanda.
- Cada curva de demanda diaria presenta un comportamiento semejante pero con ciertas diferencias que les caracteriza unas de otras.
- No se tiene un incremento significativo en los valores de demanda durante el período de los tres meses de observación.

4.2.3 TRATAMIENTO DE LOS DATOS

Para realizar el tratamiento de los datos se utilizó dos herramientas: una cualitativa, mediante el análisis del gráfico de la serie, y otra cuantitativa mediante el análisis estadístico a través de la desviación estandar horaria, encontrándose lo siguiente:

- La serie se conformó con 192 datos de demanda horaria de potencia activa de generación, correspondientes a los días miércoles comprendidos entre febrero 26 de 1986 a abril 16 de

1986 (8 semanas).

- Como la desviación estándar horaria presenta valores que van del 1 al 8 %, se modificaron aquellos valores horarios individuales con valores extremos de tal manera que no superen el 3% de la desviación estándar.

- Se permitió variaciones del 5 y 6% en la desviación estándar en aquellas horas donde se tienen valores extremos excesivos tanto máximos y mínimos en forma repetitiva, modificándose aquellos valores individuales que salen de estos límites.

La serie de datos de demanda con los que se trabaja en la identificación del modelo esta dado por la Tabla 2 cuyo gráfico esta representado por la fig.14

Hora	Miercoles								CARACTERISTICAS ESTADISTICAS			
	Feb-26	marz-5	marz-12	marz-19	marz-22	abril-2	abril-9	abril-16	Minimo	Media	Maximo	std
1.00	91.20	91.10	93.10	93.20	92.50	90.20	89.70	92.40	89.70	91.68	93.20	1.23
2.00	87.50	86.00	91.60	85.00	90.50	86.70	86.20	88.60	85.00	87.76	91.60	2.16
3.00	87.20	86.10	90.90	83.20	84.50	84.70	86.40	87.60	83.20	86.33	90.90	2.21
4.00	87.00	85.10	87.00	84.00	88.50	85.20	89.70	85.90	84.00	86.55	89.70	1.77
5.00	91.00	91.10	88.90	87.00	91.90	89.20	88.70	93.90	87.00	90.21	93.90	2.04
6.00	119.60	115.80	114.90	121.10	120.00	120.20	124.60	123.10	114.90	119.91	124.60	3.08
7.00	151.80	155.80	147.60	151.20	147.00	145.50	147.60	149.90	145.50	149.55	155.80	3.11
8.00	171.70	171.60	167.10	163.60	162.20	164.00	162.20	161.50	161.50	165.49	171.70	3.90
9.00	182.10	180.90	180.70	175.50	179.30	176.00	175.80	173.30	173.30	177.95	182.10	2.99
10.00	178.00	182.60	179.50	175.70	176.10	174.00	178.20	177.90	174.00	177.75	182.60	2.45
11.00	182.90	179.60	181.30	177.00	174.30	174.00	177.20	177.20	174.00	177.94	182.90	2.95
12.00	175.80	172.00	170.00	170.10	171.30	170.00	175.40	172.40	170.00	172.13	175.80	2.18
13.00	166.70	166.30	162.50	168.10	158.60	158.00	160.40	162.40	158.00	162.88	168.10	3.57
14.00	163.40	164.80	165.20	162.00	156.10	156.00	161.80	160.00	156.00	161.16	165.20	3.34
15.00	168.80	174.80	172.30	164.00	160.30	162.10	165.20	164.00	160.30	166.44	174.80	4.74
16.00	176.30	177.30	175.90	168.00	162.00	162.40	164.00	166.00	162.00	168.99	177.30	6.10
17.00	166.90	163.80	168.40	170.20	161.00	161.60	166.10	167.00	161.00	165.63	170.20	3.03
18.00	179.80	173.20	183.70	178.00	169.00	169.60	180.80	183.00	169.00	177.14	183.70	5.45
19.00	216.40	215.40	216.60	212.00	207.20	206.20	217.20	214.60	206.20	213.20	217.20	4.05
20.00	222.60	215.80	216.00	220.00	208.80	208.00	215.00	213.20	208.00	214.93	222.60	4.68
21.00	198.10	197.90	194.30	190.60	189.80	196.20	192.90	192.40	189.80	194.03	198.10	2.96
22.00	159.80	160.90	153.30	158.10	156.60	159.70	157.30	158.70	153.30	158.05	160.90	2.22
23.00	120.80	124.40	120.10	125.60	127.40	124.00	120.80	121.10	120.10	123.03	127.40	2.52
24.00	102.00	102.40	102.40	102.50	104.50	102.80	104.00	101.30	101.30	102.74	104.50	0.97

Tabla 2 Características Estadísticas de los datos de demanda en MW de la serie de trabajo del Sistema Quito (año 1986)

SISTEMA QUITO

192 DATOS GRAFIZADOS

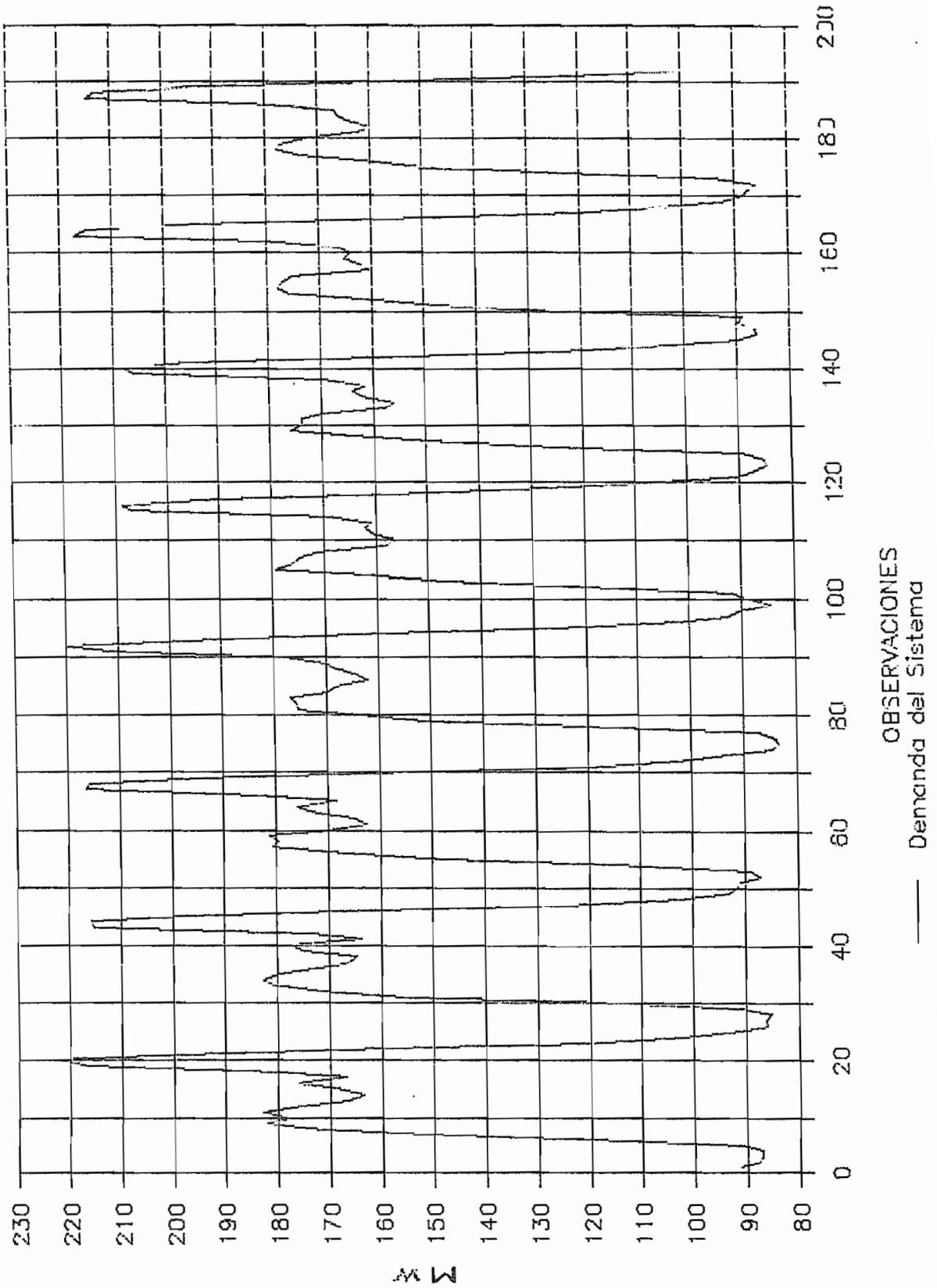


Fig. 14 Curva de Demanda horaria de potencia del Sistema Quito.

4.2.4 METODOLOGIA DE BOX-JENKINS

Luego de haber definido la serie de 192 datos con los que se va a trabajar se procedió a seguir la metodología de Box-Jenkins para determinar el modelo de la serie y con el mismo, proceder a determinar los valores futuros de demanda horaria del sistema Quito.

4.2.4.1 Identificación

a.- Condiciones de estacionaridad

Ingresados los datos al programa "TSERIES" se procedió a determinar la estacionaridad de la serie, lo que se logra fácilmente del análisis visual de las funciones de autocorrelación y autocorrelación parcial conjuntamente con el "Valor T".

Como la serie original no fue estacionaria se probó las siguientes diferenciaciones.

SERIE DIFERENCIACION

TOT-A	Una diferenciación regular.
TOT-B	Una diferenciación estacional de orden 24.
TOT-C	Una diferenciación regular y una estacional de orden 24.

No se obtuvo estacionaridad al realizar una diferenciación regular, de las dos restantes, se obtuvo mejores resultados con la diferenciación de orden 24.

b.- Funciones de Autocorrelación y Autocorrelación Parcial.-

La función de autocorrelación de la serie TOT-B, decae rápi-

damente, además presenta picos en r_k 6 y r_k 24.

La función de autocorrelación parcial r_{kk} corta en 1 y presenta picos en r_{kk} 6 y 24. Como r_k decae y r_{kk} corta en 1 por lo tanto corresponde a un modelo autoregresivo de orden 1.

Serie TOT-C.- La función de autocorrelación corta en 1 además presenta picos en 24 y 27.

La función de autocorrelación parcial decae rápidamente y presenta picos en 15, 23, 25. Como r_k corta en 1 y r_{kk} decae rápidamente se tiene un modelo de media móvil de orden 1. Los picos restantes sugieren operadores regulares de bajo orden. Esta serie debido a los picos que presenta no da buenas condiciones para su modelación.

Las funciones de autocorrelación y autocorrelación parcial de las series TOT-B y TOT-C están grafizadas en las Figuras 15, 16, 17, 18

4.2.4.2 Estimación

Con los modelos probables obtenidos luego del análisis de las funciones de autocorrelación y autocorrelación parcial, se corre el programa TSERIES en la fase de estimación de los parámetros. El programa, luego de un proceso iterativo que parte de estimados preliminares de los parámetros, da los valores finales de los mismos, así como la desviación estándar, el valor T , las matrices de covarianza y de correlación de los parámetros estimados, lo que permite analizar el grado de significación o importancia de los diferentes términos de los que consta el modelo.

Los valores de los términos de los diferentes modelos están dados por las tablas 1¹ y 2² del anexo A.

FUNCION DE AUTOCORRELACION DE LA SERIE

DE TRABAJO DEL SISTEMA QUITO

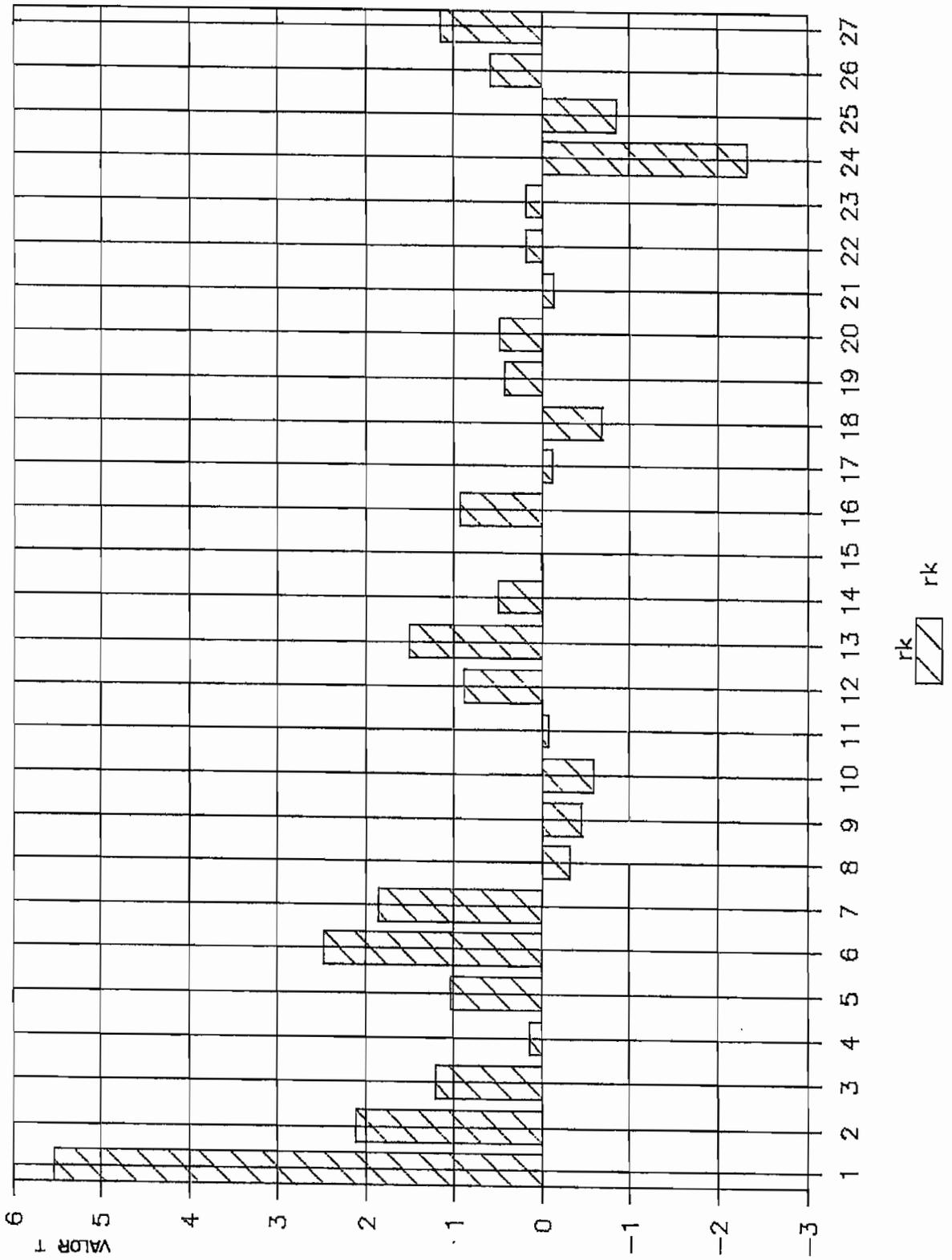


Fig. 15

Funcion de autocorrelación de la serie de trabajo TOT-B

FUNCION DE AUTOCORRELACION PARCIAL DE

LA SERIE DE TRABAJO SISTEMA QUITO

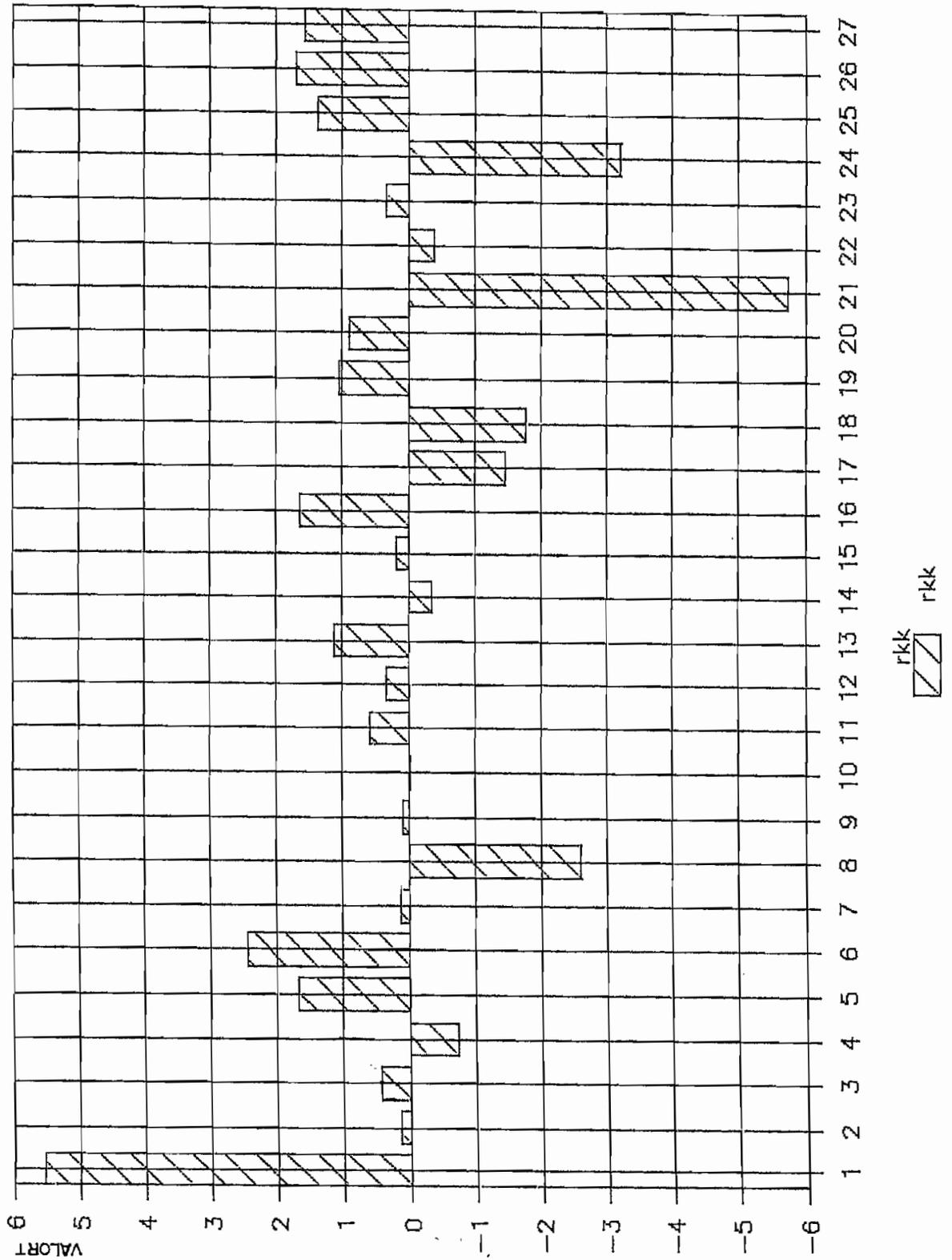


Fig. 16 Funcion de Autocorrelación Parcial de la serie TOT-B

FUNCION DE AUTOCORRELACION DE LA SERIE

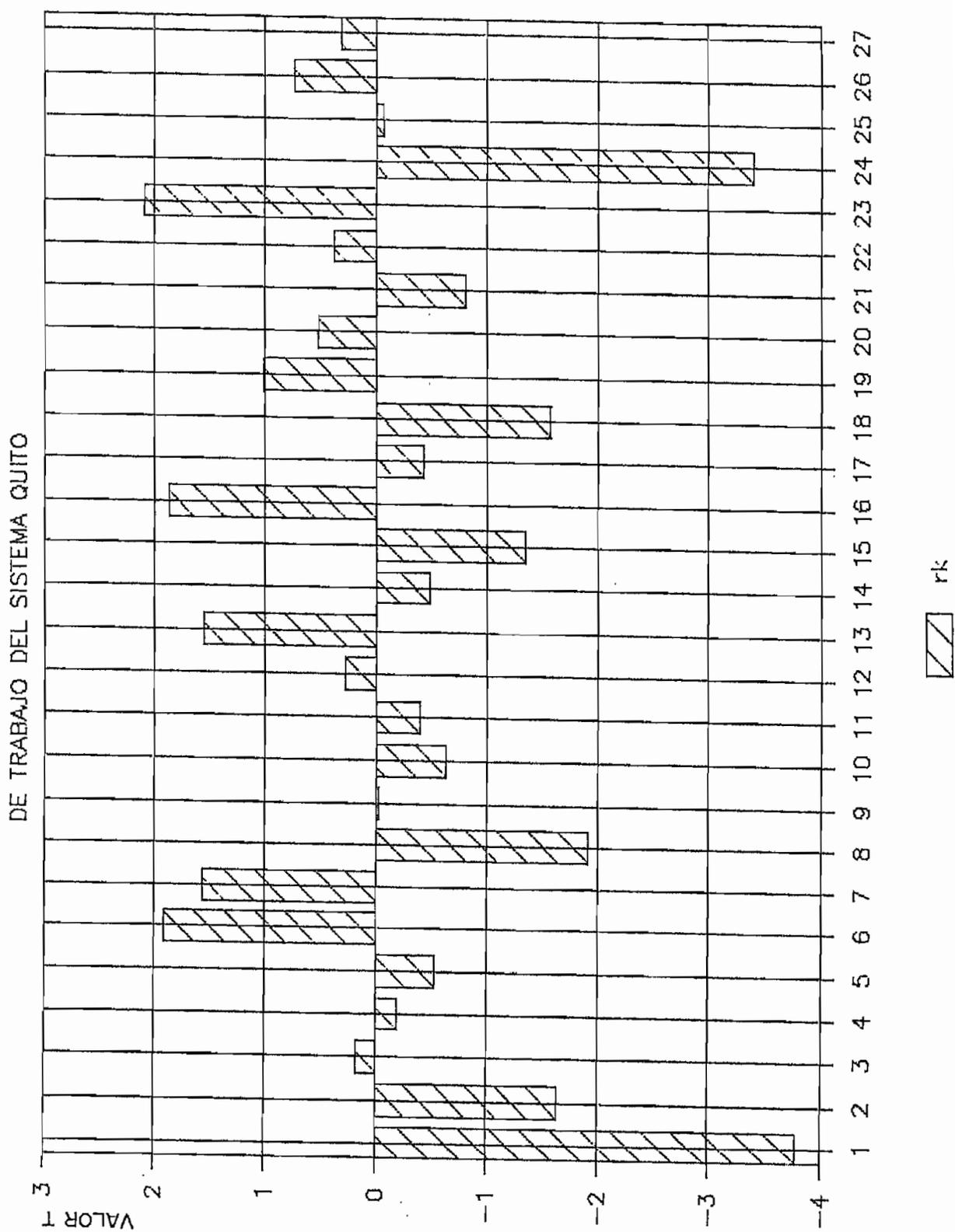


Fig. 17 Función de Autocorrelación de la serie de trabajo TOT-C

FUNCION DE AUTOCORRELACION PARCIAL DE

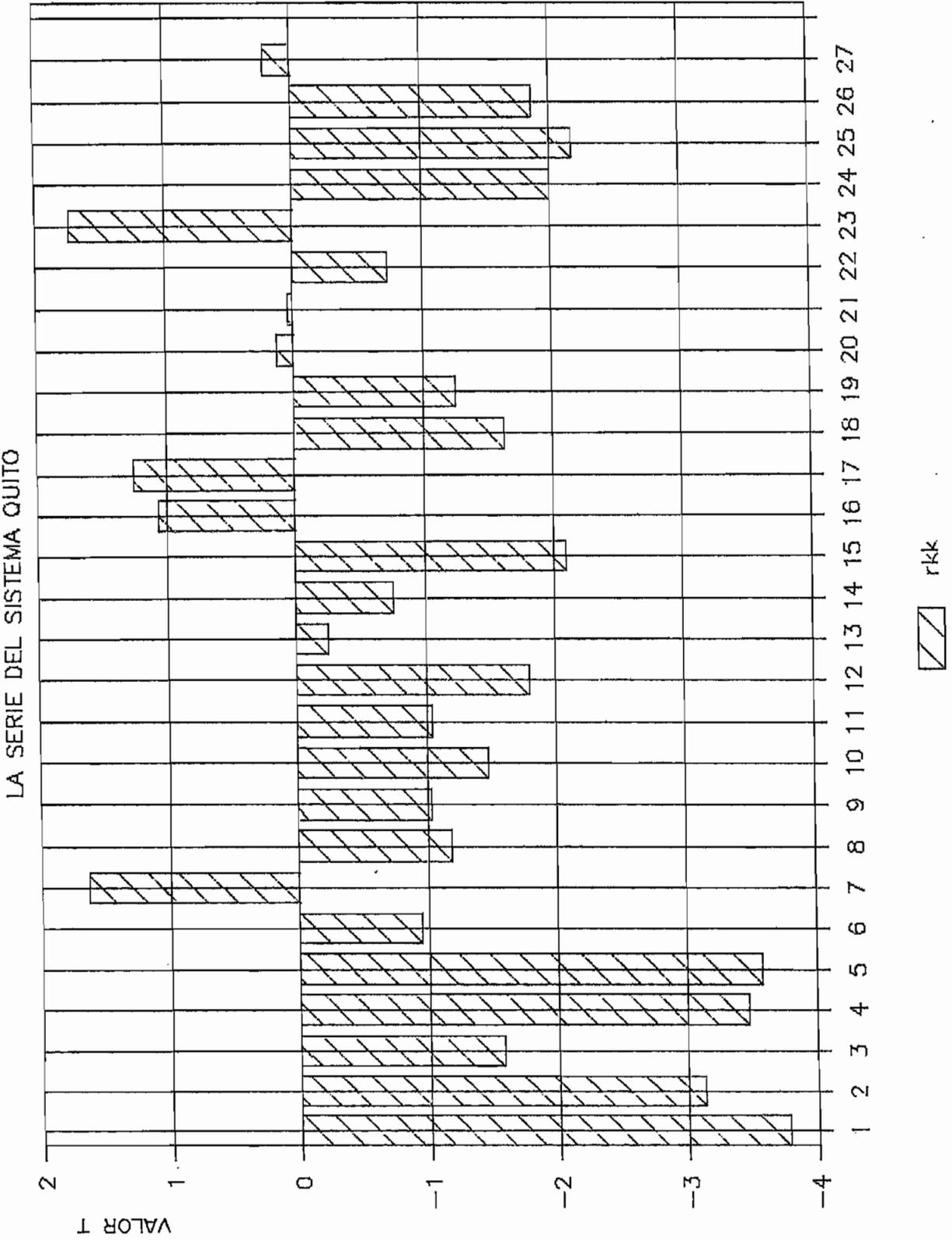


Fig. 18 Función de Autocorrelación Parcial de la serie de trabajo TOT-C

4.2.4.3 Diagnóstico.

Los modelos más representativos de la serie de datos de demanda se los obtuvo luego de varias corridas con el programa, eliminándose aquellos modelos que presentaban las características desfavorables siguientes:

- Valor estimado menor a su desviación estándar.
- Valor T inferior a 2.
- Parámetros correlacionados fuertemente.
- Estadística Chi-cuadrado con 5 y 20 grados de libertad mayores a los dados en las tablas.

Se comparó los diferentes modelos analizando también los valores de los parámetros de los residuos, cuyos valores están mostrados en las tablas 3 y 4 del Anexo A.

Los resultados del análisis son los siguientes:

I) SERIE TOT-B.- Esta serie corresponde a la obtenida luego de realizar una diferenciación estacional de orden 24 a la serie original con lo cual se obtuvo una serie estacionaria, la misma que presenta una media y desviación estándar aceptables. De los diferentes modelos corridos tomando en cuenta las funciones de autocorrelación y autocorrelación parcial, tanto de la serie diferenciada así como de los residuos, los siguientes modelos presentaron mejores características:

- Modelo TOT-B1 RART1,RART6,SMAT24
- Modelo TOT-B2 RART1,SMAT6,SMAT24
- Modelo TOT-B3 RART1,SMAT24..

a) Modelo TOT-B1 $(2,0,0)(0,1,1)_{24}$.- Este modelo presenta una media y una desviación estándar de los residuos de más bajo valor que el resto de modelos, tanto el R^2 de 99.54%, cercano al 100%, así como la estadística de Durbin Watson de 1.9824,

cercana a 2, indican la bondad del modelo. El Q^2 con 5° y el Q^2 con 20° de libertad para la autocorrelación de los residuos, menor que el X^2 de las tablas (tabla 1) del Anexo B (Ref. 19) indica que es aceptable al igual que el periodograma de los residuos. Las funciones de autocorrelación y autocorrelación parcial de los residuos no presentan picos con Valor T superior a 2, por lo que no se necesita aumentar otros términos. Con este modelo se obtiene un error medio absoluto para las últimas n observaciones pasadas de 1.850.

b) Modelo TOT-B2 (1,0,0)(0,1,2)₂₄.- En este modelo el término SMA6 presenta un Valor T de -1.7593 por lo que no es muy significativo; sin embargo, da buenos resultados en el modelo, así se obtiene un R^2 del 99.53% y una estadística de Durbin Watson de 1.9882, con valores Chi-Cuadrado menores que las determinadas en las tablas. No se presentan picos en las funciones de autocorrelación de los residuos y el error medio absoluto obtenido con este modelo, para las últimas n observaciones es de 1.865.

c) Modelo TOT-B3 (1,0,0)(0,1,1)₂₄.- Se probó este modelo por condiciones de parsimonia, es decir obtener un modelo de pronóstico con el menor número de términos. Presenta una media relativamente alta respecto a los anteriores, el R^2 es del 99.51%, la estadística Q^2 con 5 y 20 grados de libertad son menores que el X^2 dado en las tablas. Las funciones de autocorrelación y autocorrelación parcial de los residuos presentan picos en 6, por lo que se tiene necesidad de incluir un término que los represente. El error medio absoluto obtenido con este modelo con respecto al último periodo de 24 observaciones es 1.907.

II) SERIE TOT-C.- Se obtuvo luego de realizar una diferenciación regular y una estacional de orden 24 y presenta una media de -0.01557 y una desviación estándar de 4.2.

Del análisis de las funciones de autocorrelación y autocorrelación parcial de la serie diferenciada se determinó que el modelo debe presentar términos de media móvil, así como autorregresivos de bajo orden.

Los modelos que finalmente se ajustaron de mejor manera a la serie son los siguientes:

- Modelo TOT-C1 RART1, RMAT1, SMAT24
- Modelo TOT-C2 RART1, RART6, RMAT1, SMAT24
- Modelo TOT-C3 RART1, RMAT1, RMAT6, SMAT24

a) Modelo TOT-C1 (1,1,1)(0,1,1)₂₄.- Los diferentes términos son significativos ya que presentan un Valor T, superior a 2. A pesar que el término AR1 se muestra correlacionado con MA1 su inclusión presenta una mejora considerable que si no se toma, así se tiene un R² del 99.49% y una estadística de Durbin Watson de 1.94. Las estadísticas chi-cuadrado, como también el periodograma de los residuos son aceptables. Las funciones de autocorrelación y autocorrelación parcial presentan picos en r_{k6} y en r_{kk14}. El error obtenido para las últimas 24 observaciones es de 1.927.

b) Modelo TOT-C2 (2,1,1)(0,1,1)₂₄.- Se incluye el término RAR6 para tratar de modelar todos los picos. A pesar de que el Valor T del término AR6 es bajo se tiene una ligera mejora en el R² que es del 99.50%, en la estadística de Durbin-Watson de 1.9469 y un mejor comportamiento en el periodograma de los residuos. La función de autocorrelación de los residuos muestra, sin embargo, picos con valores significativos en r_{k10} y r_{kk14}. El error obtenido es de 1.918.

c) Modelo TOT-C3 (1,1,2)(0,1,1)₂₄.- Tanto el Valor T menor a 2, como un error estandar superior al valor estimado, del término RMAT,6 así como una fuerte correlación con el término RART1, indica que no es significativo. Pero en los resultados

generales se tiene una mejoría. El R^2 es del 99.48%, la estadística de Durbin-Watson da 1.986, no se observa picos de valores altos en las funciones de autocorrelación y autocorrelación parcial de los residuos. Se obtiene con este modelo un error medio absoluto para las últimas 24 observaciones de 1.722.

De las diferentes series y modelos corridos con el programa TSERIES y que fueron analizados se obtiene que el Modelo TOT B1, da los mejores resultados.

Con la serie TOT-C, se presenta dificultades en su modelaje, a pesar de obtener modelos que presentan errores medios absolutos más bajos que con el resto, sin embargo, tanto el periodograma de los residuos así como los picos altos existentes en las funciones de autocorrelación y autocorrelación parcial de los residuos demuestran su incompatibilidad con la serie de trabajo, dando únicamente un ajuste pasajero al último periodo de datos.

4.2.3.4 Pronóstico

El modelo TOT-B1 correspondiente a la serie estacionaria obtenida mediante una diferenciación estacional de orden 24 presenta en su modelo de pronóstico los términos siguientes:

Términos autoregresivos:	1	24	25
Valor	0.4859	1.000	-0.4859
Términos de medias móviles:	6	24	
Valor	-0.1068	0.7804	

Con los que se obtiene la siguiente ecuación de pronóstico:

$$\hat{Y}_t = 0.4859Y_{t-1} + Y_{t-24} - 0.4859Y_{t-25} + 0.1068 t_{-6} - 0.7804 t_{-24}$$

Con este modelo se tiene un error medio absoluto en % en el

primer período de 24 horas de pronóstico de 3.11%, con errores pico a las 17 hs de 8.59 %, y de 9.34 % a las 22hs. Que corresponden respectivamente a 15,462 MW y 16,182 MW. Los errores horarios se pueden apreciar en el gráfico de los errores de pronóstico en % (fig. 19) y en la : Tabla 3. correspondientes a los errores de pronóstico.

Los errores altos obtenidos para estas horas se debe principalmente a que los valores reales corresponden a un estado anormal del sistema ya que cae fuera de los límites de variación normal de la demanda.

Para las siguientes 24 horas el error medio absoluto en %, es 3.11%, con un máximo error de 9.34% a las 22 hs. Como se aprecia en la . Tabla 4. de error horario en %.

4.3 PRONOSTICO HORARIO DE LA DEMANDA EN BARRAS DE SUB-TRANSMISION

4.3.1 CONSIDERACIONES GENERALES

Para realizar el pronóstico en barras se analizó las subestaciones de subtransmisión según la configuración del Sistema Eléctrico de la Empresa Eléctrica Quito S.A al año de 1986, las mismas que trabajan a un nivel de voltaje de 46 KV y se encuentran formando un anillo central con las subestaciones: Vicentina, Norte, Epiclachima y Sur, y un anillo exterior conformado por las Sub Estaciones: Santa Rosa, Epiclachima, Sur, Guangopolo, San Rafael. Disposición que se muestra en el diagrama unifilar de la Fig. 20 (Ref. 17).

Estas subestaciones estan actuando además como subestaciones de seccionamiento, ya que están interconectando las diferentes centrales de generación y las Subestaciones de distribución.

CURVA DEL ERROR EN PORCENTAJE DEL PRONOSTICO EN EL SISTEMA QUITO

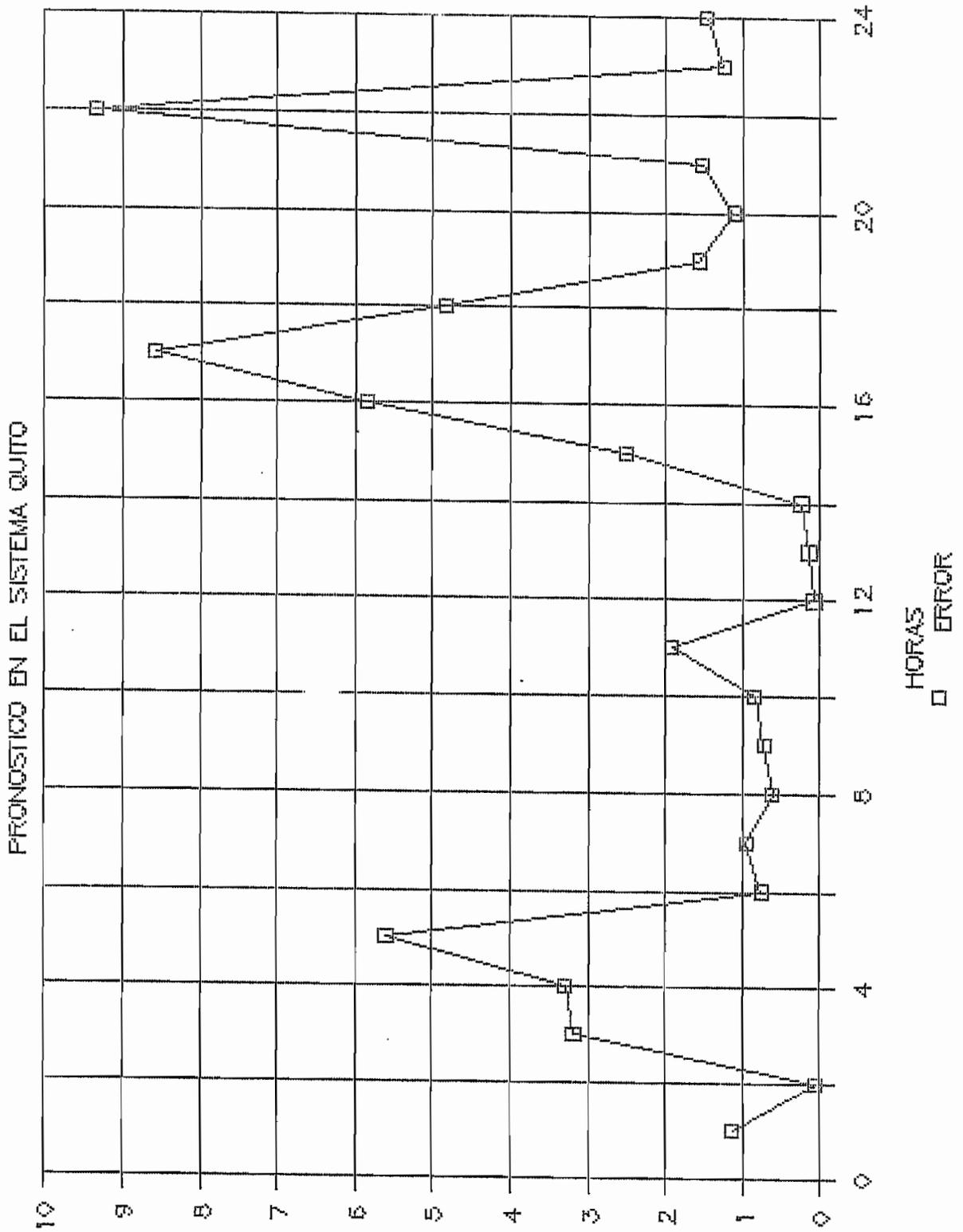


Fig. 19 Errores horarios en el pronóstico de demanda con los modelos de Box-Jenkins

Tabla 3

```

*****
I ERRORES HORARIOS EN PORCENTAJE DEL PRONOSTICO DE DEMANDA OBTENIDOS I
I          CON LOS MODELOS DE BOX AND JENKINS I
I*****
I          I I          QUITO          I          EPICLACHIMA          I          NORTE          I
I*****
I          I H IRART 1    RART 1    IRART 1    RART 1    IRART 1    RART 1    I
I          I O IRART 6    SMAT 6    IRART 17   RMAT 1    IRART 4    RART 2    I
I FECHA   I R ISMAT 24   SMAT 24   ISMAT 24   SMAT 24   ISMAT 24   SMAT 4    RART 4    I
I          I A I          I          I          I          SMAT 24   I
I          I S I          I          I          I          I          I
I*****
I ABRIL 23 I 1 I          1,14          1,64 I          4,12          5,12 I          10,23          10,29 I
I          I 2 I          0,06          0,40 I          7,70          10,20 I          6,20          5,96 I
I          I 3 I          3,19          2,95 I          6,02          8,59 I          6,32          6,08 I
I          I 4 I          3,29          2,81 I          9,96          7,84 I          5,32          5,21 I
I          I 5 I          5,60          5,10 I          14,52         12,91 I          2,92          2,98 I
I          I 6 I          0,75          0,01 I          5,88          4,71 I          0,18          0,21 I
I          I 7 I          0,95          1,26 I          0,67          1,48 I          1,66          1,62 I
I          I 8 I          0,61          0,56 I          1,19          0,26 I          0,91          0,89 I
I          I 9 I          0,72          0,75 I          0,63          1,27 I          1,41          1,39 I
I          I10 I          0,84          1,11 I          5,86          5,28 I          2,68          2,68 I
I          I11 I          1,92          2,06 I          6,06          3,91 I          0,68          0,68 I
I          I12 I          0,08          0,49 I          4,38          3,94 I          2,53          2,52 I
I          I13 I          0,14          0,37 I          3,28          2,95 I          3,25          3,24 I
I          I14 I          0,24          0,16 I          8,05          7,42 I          1,58          1,59 I
I          I15 I          2,51          2,89 I          12,61         12,41 I          4,54          4,53 I
I          I16 I          5,85          6,08 I          9,99          10,09 I          3,14          3,13 I
I          I17 I          8,59          8,65 I          1,18          1,29 I          1,91          1,92 I
I          I18 I          4,85          5,07 I          10,25         10,13 I          8,66          8,66 I
I          I19 I          1,57          1,59 I          0,84          1,00 I          1,02          1,02 I
I          I20 I          1,11          1,25 I          0,21          0,35 I          1,91          1,91 I
I          I21 I          1,53          1,80 I          4,12          3,92 I          1,16          1,16 I
I          I22 I          9,34          9,82 I          4,03          3,75 I          10,12         11,10 I
I          I23 I          1,25          1,53 I          3,93          4,51 I          4,64          4,62 I
I          I24 I          1,46          1,05 I          1,72          0,45 I          3,49          3,47 I
I*****
I MINIMO   I          0,06          0,01 I          0,21          0,26 I          0,18          0,21 I
I MEDIA    I          2,40          2,47 I          5,30          5,16 I          3,60          3,62 I
I MAXIMO   I          9,34          9,82 I          14,52         12,91 I          10,23         11,10 I
I STD      I          2,56          2,58 I          3,92          3,84 I          2,83          2,92 I
I*****

```

Tabla 4

```

*****
I ERRORES HORARIOS EN PORCENTAJE DEL PRONOSTICO DE DEMANDA OBTENIDOS I
I CON LOS MODELOS DE BOX AND JENKINS I
I*****I
I I I QUITO I EPICLACHIMA I NORTE I
I*****I
I I H IRART 1 RART 1 IRART 1 RART 1 IRART 1 RART 1 I
I I O IRART 6 SMAT 6 IRART 17 RMAT 1 IRART 4 RART 2 I
I FECHA I R ISMAT 24 SMAT 24 ISMAT 24 SMAT 24 ISMAT 24 RART 4 I
I I A I I I SMAT 24 I
I I S I I I I
I*****I
I ABRIL 30 I 1 I 2,54 2,38 I 5,59 5,74 I 2,11 2,11 I
I I 2 I 2,19 2,06 I 7,73 7,83 I 3,92 3,88 I
I I 3 I 1,77 2,15 I 5,26 5,78 I 1,30 1,34 I
I I 4 I 1,28 2,18 I 4,07 5,23 I 1,98 2,01 I
I I 5 I 1,79 2,39 I 3,19 4,24 I 4,61 4,63 I
I I 6 I 8,86 9,65 I 4,47 5,23 I 7,36 7,36 I
I I 7 I 6,77 7,11 I 6,57 6,06 I 9,42 9,41 I
I I 8 I 1,59 1,51 I 3,82 4,23 I 1,29 1,29 I
I I 9 I 0,54 0,45 I 1,51 2,07 I 1,78 1,79 I
I I 10 I 0,01 0,31 I 3,65 4,44 I 2,83 2,82 I
I I 11 I 1,09 1,24 I 1,74 2,87 I 1,50 1,50 I
I I 12 I 0,78 1,20 I 4,27 5,16 I 2,53 2,53 I
I I 13 I 1,31 1,52 I 1,12 1,96 I 3,24 3,24 I
I I 14 I 0,01 0,41 I 1,26 0,28 I 3,22 3,21 I
I I 15 I 5,42 5,01 I 2,63 1,52 I 9,90 9,89 I
I I 16 I 3,00 2,75 I 3,98 5,18 I 6,54 6,56 I
I I 17 I 8,03 7,96 I 0,74 1,87 I 1,91 1,92 I
I I 18 I 7,07 7,30 I 10,15 9,03 I 6,07 6,07 I
I I 19 I 4,02 4,00 I 2,94 1,94 I 4,48 4,48 I
I I 20 I 5,70 5,55 I 6,30 5,24 I 5,10 5,10 I
I I 21 I 5,42 5,14 I 3,40 2,14 I 6,59 6,59 I
I I 22 I 4,05 3,51 I 1,11 0,49 I 3,52 3,52 I
I I 23 I 0,24 0,53 I 2,60 0,14 I 0,97 0,99 I
I I 24 I 1,29 1,71 I 5,02 8,29 I 3,49 3,47 I
I*****I
I MINIMO I 0,01 0,31 I 0,74 0,14 I 0,97 0,99 I
I MEDIA I 3,11 3,25 I 3,88 4,04 I 3,99 3,99 I
I MAXIMO I 8,86 9,65 I 10,15 9,03 I 9,90 9,89 I
I STD I 2,63 2,59 I 2,24 2,46 I 2,47 2,47 I
*****

```

4.3.1.1 Consideraciones previas

Se realizaron las consideraciones siguientes en relación a la carga asociada a cada barra de subtransmisión:

- La carga de la barra se asume igual a la de la S/E de seccionamiento
- Las cargas globales obtenidas por la suma de las lecturas de los diferentes aparatos de medición se consideran realizadas simultáneamente.
- No se toma en cuenta el error en la lectura ni en los instrumentos de medición.
- Se asume como la carga de la barra de Subtransmisión los datos de potencia en MW de las diferentes líneas que conectan a las subestaciones de distribución, y que se encuentran tabuladas en las hojas de reporte diario de potencia de cada subestación.

4.3.1.2 Características de la Carga por Subestación

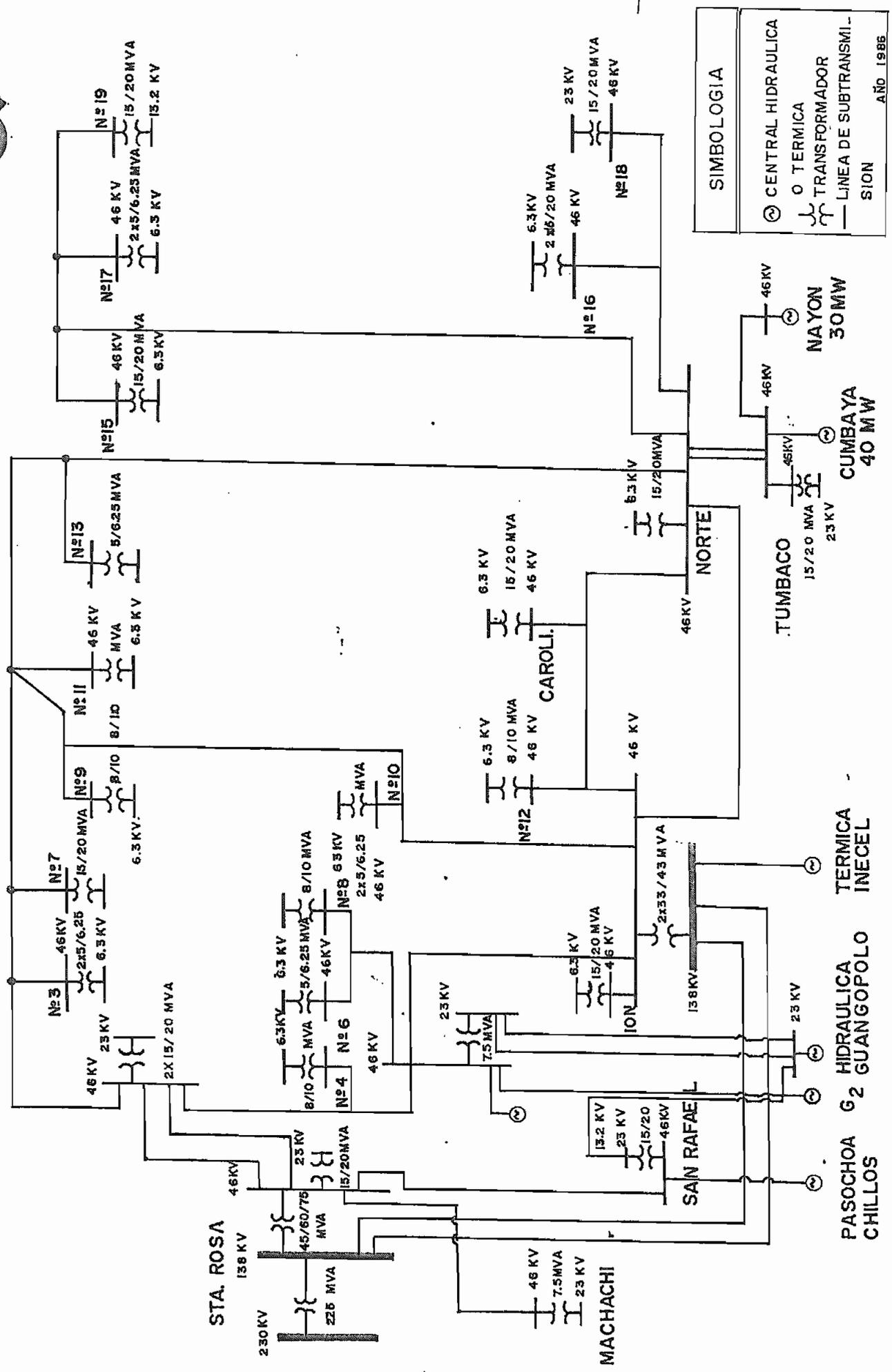
Las cargas asociadas con cada una de las Subestaciones obtenidas de las hojas de reporte diario son las siguientes:

Subestación Sur.- Sirve a la zona centro sur de la capital. A través del disyuntor #1 se alimenta a las S/E de distribución # 6 y # 8, la lectura de la carga esta dada directamente en MW y representa aproximadamente el 4 % de la carga total del sistema.

Subestación San Rafael.- Sirve en el area periférica. Se encuentra localizada en la carretera San Rafael - El Tingo, tiene conectada carga a la barra de 23KV con tres primarios



DIAGRAMA UNIFILAR



de distribución y a la barra de 13.2KV con tres primarios rurales, El reporte horario de carga esta dado en MW y corresponde al transformador de la S/E y del disyuntor de la línea de 23 KV, la lectura de la carga en la barra de 13.2KV esta dada en amperios. La carga representa aproximadamente el 19% del total del sistema.

Subestación Santa Rosa.- Suministra carga al sector urbano y periférico Sur mediante primarios conectados a la barra de 23KV, los que alimentan a las S/E: Machachi, Hospitalillo y a cargas conectadas a la propia S/E. Los reportes estan dados en MW y representan el 2% del total.

Subestación Norte.- Alimenta la zona Norte de la ciudad con las S/E de distribución # 15,17,19, las mismas que estan conectadas a la línea que sale del disyuntor #1. Desde el disyuntor #2 sale una línea que alimenta a las S/E de distribución #16 y #18. Mediante un interruptor desde la barra principal se alimenta a la S/E Olímpico. Los datos corresponden a las lecturas horarias en MW de las líneas conectadas a los disyuntores. La carga representa el 27% del total.

Subestación Vicentina.- Se encuentra situada en el sector de la Vicentina y alimenta a las S/E #12 y Carolina asi como a las S/E 10 Nueva y 10 Vieja. Los datos obtenidos estan dados en MW y corresponden a las lecturas de estas subestaciones. La carga representa aproximadamente el 11% del total.

Subestacion Epiclachima.- Alimenta el sector Sur mediante las S/E de distribución: #3, #7, #9, #11, #19, asi como también a la S/E #4 y a la carga conectada directamente a la S/E de distribución Epiclachima. Las mediciones dadas en MW y en amperios corresponden a las cargas indicadas y representan el 27% de la carga total.

Subestación Guangopolo.- La carga de distribución conectada

directamente a esta S/E es muy pequeña razón por lo cuál no se la toma en cuenta.

4.3.2 Determinación de los Factores de Distribución

4.3.2.1 Selección de barras y determinación de sus valores representativos de demanda horaria

Para la aplicación de la metodología de pronóstico horario en barras se consideró a las S/E Norte y Epiclachima por ser las de mayor aporte al sistema, tener un comportamiento similar al sistema como lo demuestran los gráficos 21 y 22. Además, corresponden a dos zonas de la capital con características socioeconómicas diferentes.

Para obtener el pronóstico en barras se aplica la metodología indicada en el capítulo III.

a.- Análisis de la serie de datos de demanda de las barras

Tanto las barras Norte como Epiclachima mantienen una relación con el total del sistema en forma horaria es decir presentan valores constantes dentro de cierto rango para cada hora como muestran las tablas 5 y 6 del Anexo A. Las figuras 21 y 22 presentan las curvas de demanda de potencia de cada barra y del sistema, en ellas se puede observar el comportamiento similar de las subestaciones Norte y Epiclachima con el sistema, con valores de demanda mínima y pico producidos a las mismas horas que la global. Como la relación se da, se puede seguir con los pasos siguientes.

b.- Obtención de los valores de demanda horaria representativos de las diferentes barras

Estos valores se obtendrán ya sea modelando el comportamiento

CURVA DE DEMANDA DEL SISTEMA QUITO

Y S/E NORTE (240 DATOS GRAFIZADOS)

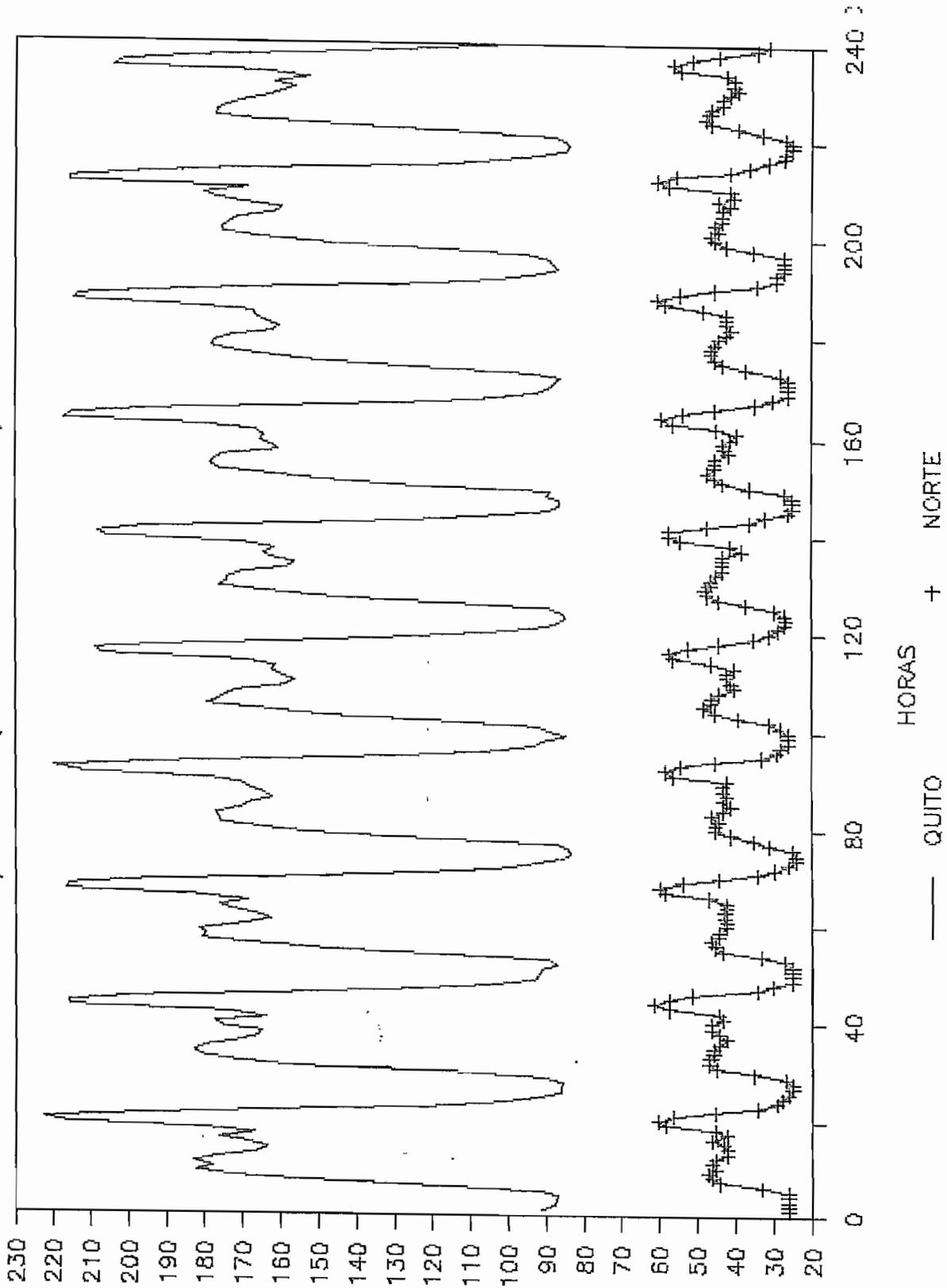


Fig.21 Curvas de demanda de ¹⁴ S/E Norte y el sistema Quito (datos de los meses febrero, marzo y abril de 1986)

Lt

CURVA DE DEMANDA DEL SISTEMA QUITO

Y S/E EPICLACHIMA (240 DATOS GRAFIZADOS)

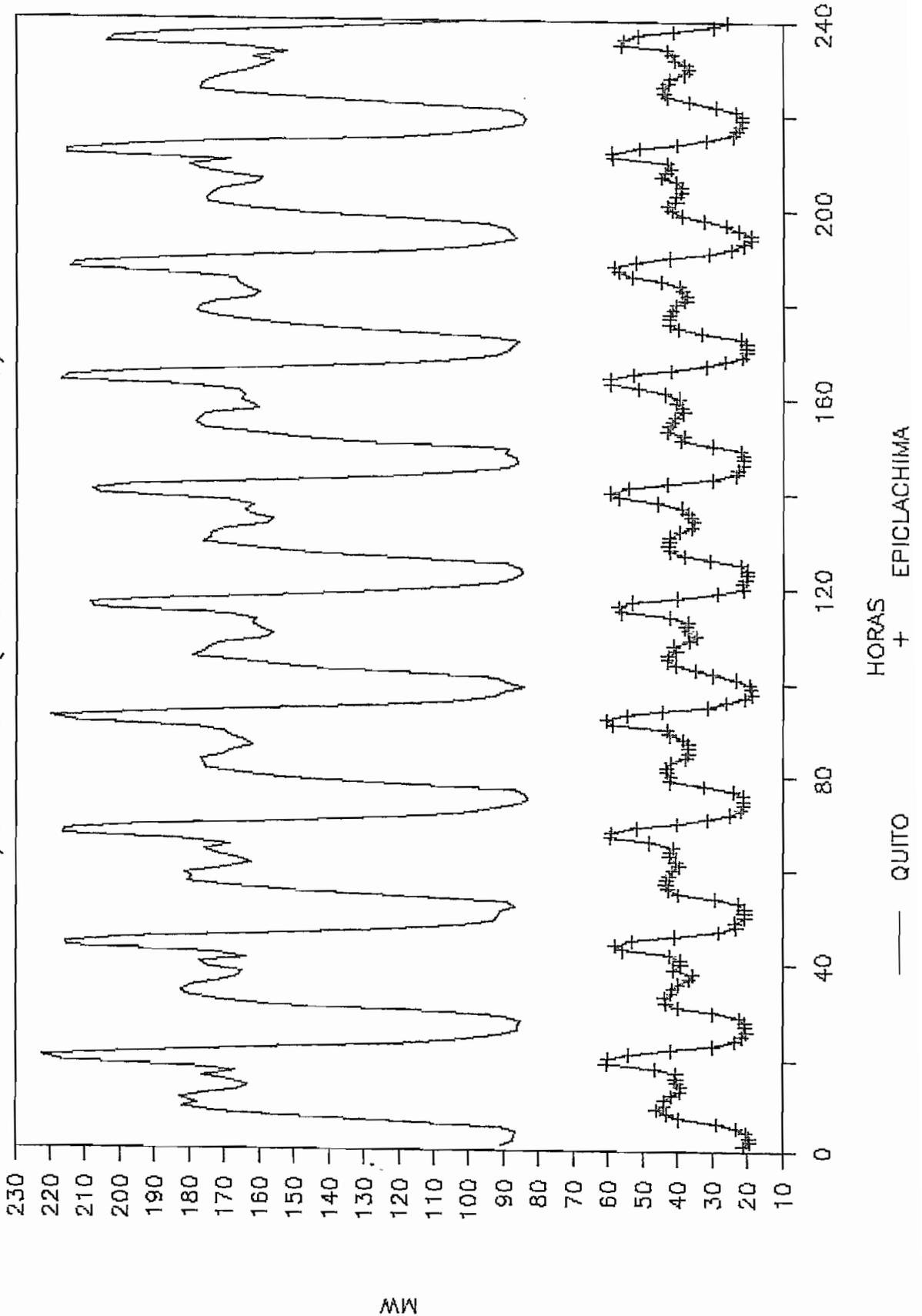


Fig.22 Curvas de demanda de la S/E Epiclachima y el sistema Quito (datos de los meses febrero, marzo y abril del 1986)

histórico de los datos de demanda mediante Box-Jenkins como también a partir de las medias horarias de la serie de trabajo. Para luego comparar los resultados del pronóstico obtenido mediante las dos formas de cálculo.

b.1 SUBESTACION EPICLACHIMA

De igual forma que en el análisis del sistema se modificó los datos de demanda de potencia que están fuera del comportamiento normal, para lo cual se remplazo con valores horarios correspondientes a los días que presentaban características similares, el dato erróneo se identifica fácilmente partiendo de la desviación estándar y de las demandas a la horas previas y posteriores a las del error. Obteniéndose una serie de trabajo (Cuadro 5) con una desviación estándar horaria promedio del 1.4%. La mayor desviación se obtiene a las 18 horas la misma que no se puede modificar por representar un particular comportamiento y que es normal de esta serie. La curva de demanda correspondiente está dado por la Fig. 23

Identificación

Como la serie original no es estacionaria se procedió a realizar diferenciaciones, obteniéndose las series siguientes:

SERIE DIFERENCIACION

- EPI-A una diferenciación regular.
- EPI-B una diferenciación estacional de orden 24.
- EPI-C una diferenciación regular y una estacional de orden 24.

La serie EPI-A no produjo estacionaridad.

I) Serie EPI-B

Se obtiene luego de realizar una diferenciación estacional de

Tabla 5

DATOS DE DEMANDA DE LA SUBESTACION EPICLACHIMA

192 datos

Miercoles

Feb-26 ##### Abr1-16

CARACTERISTICAS ESTADISTICAS

Hora	feb-26	marz-5	marz-12	marz-19	marz-26	abril-2	abril-9	abril-16	Minimo	Media	Maximo	std
1.00	21.30	21.43	23.41	21.89	20.71	21.33	22.59	21.54	20.71	21.78	23.41	0.80
2.00	19.31	20.28	20.83	21.13	18.72	20.47	21.07	20.32	18.72	20.27	21.13	0.79
3.00	19.54	20.57	20.83	21.13	18.84	20.06	21.07	20.32	18.84	20.30	21.13	0.74
4.00	20.54	20.67	20.83	21.13	19.34	20.06	21.07	20.32	19.34	20.49	21.13	0.55
5.00	23.23	22.24	22.59	23.86	23.18	21.83	21.83	21.73	21.73	22.56	23.86	0.74
6.00	28.69	30.04	29.28	32.33	29.75	30.54	29.78	33.09	28.69	30.43	33.09	1.42
7.00	39.77	39.73	39.79	42.11	34.79	38.06	38.88	39.70	34.79	39.11	42.11	1.95
8.00	43.11	43.40	42.62	41.70	40.53	41.99	38.05	42.28	38.05	41.71	43.40	1.61
9.00	46.22	43.75	43.40	43.04	42.87	42.63	43.04	42.28	42.28	43.40	46.22	1.14
10.00	43.87	41.81	43.29	43.28	42.58	42.22	42.27	42.28	41.81	42.70	43.87	0.66
11.00	43.87	41.41	42.28	41.86	40.29	42.22	41.52	41.52	40.29	41.87	43.87	0.95
12.00	41.70	39.76	41.46	37.60	41.29	39.35	40.70	40.31	37.60	40.27	41.70	1.27
13.00	39.36	36.60	39.23	36.78	36.60	35.78	38.12	37.77	35.78	37.53	39.36	1.23
14.00	39.16	35.55	40.55	36.78	34.43	35.08	38.62	37.36	34.43	37.19	40.55	2.01
15.00	40.13	41.11	42.22	36.78	36.95	35.96	40.23	38.53	35.96	38.99	42.22	2.13
16.00	40.70	38.88	41.99	38.30	37.77	37.13	39.23	39.29	37.13	39.16	41.99	1.47
17.00	40.35	39.12	41.17	42.31	37.01	38.71	43.59	44.57	37.01	40.85	44.57	2.40
18.00	46.43	41.99	48.27	42.99	42.00	45.79	51.25	53.00	41.99	46.46	53.00	3.90
19.00	60.52	55.94	59.47	58.70	56.17	56.93	59.46	57.11	55.94	58.04	60.52	1.60
20.00	60.11	57.99	59.11	60.46	57.11	59.28	59.61	58.38	57.11	59.00	60.46	1.05
21.00	54.07	53.01	51.66	54.59	53.07	54.06	52.66	52.01	51.66	53.14	54.59	0.97
22.00	41.70	40.87	40.05	44.25	40.11	42.81	41.72	42.22	40.05	41.72	44.25	1.32
23.00	29.74	28.16	31.27	31.18	28.28	29.74	31.68	30.86	28.16	30.11	31.68	1.27
24.00	23.65	23.06	25.08	25.93	21.23	23.06	26.34	24.76	21.23	24.14	26.34	1.60

Caracteristicas Estadisticas de los datos de demanda en MW de la serie de trabajo de la S/E Epiclachima

SUBESTACION EPICLACHIMA

192 DATOS GRAFIZADOS

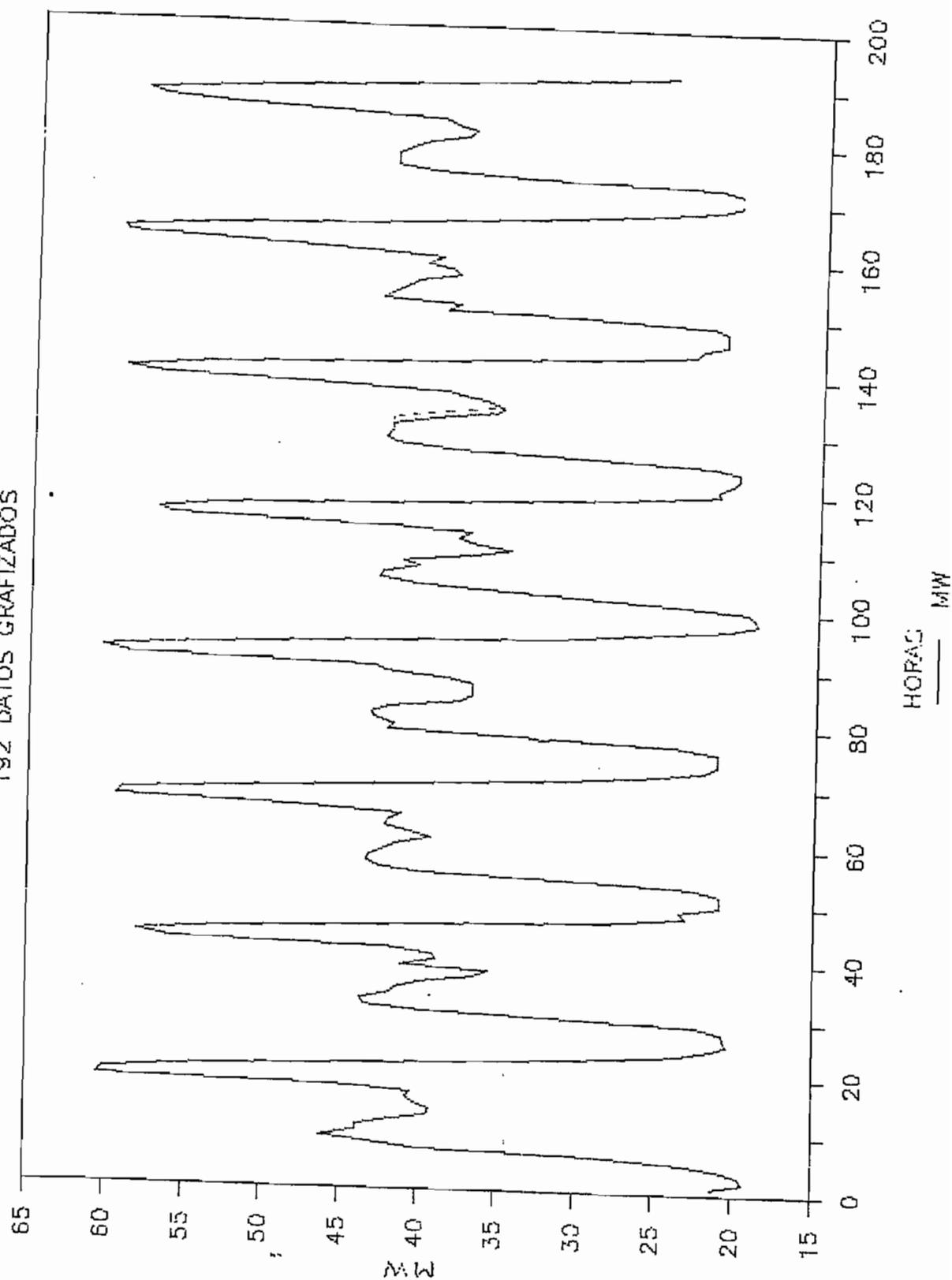


Fig. 23 Curva de demanda de la serie de trabajo de la S/E EPICLACHIMA

orden 24 a la serie original con la que se logra una serie estacionaria de media -0.03304 , con una desviación estándar de 2.249. Presenta una función de autocorrelación (Fig. 24) que decae rápidamente y con un pico adicional en r_{kk24} y una función de autocorrelación parcial Fig. 25 que corta en r_{kk1} con picos adicionales en r_{kk} 18, 24, 25, por lo tanto corresponde a un modelo con términos autoregresivos.

Estimación

De los diferentes modelos corridos, los que presentan mejores características y cuyos valores estadísticos están dados en las tablas 7 y 8 del anexo A son los siguientes.

- Modelo EPI-B1 RART1, SMAT24
- Modelo EPI-B2 RART1, RMAT4, SMAT24
- Modelo EPI-B3 .- RART1, RART17, SMAT24

I.1 Modelo EPI-B1 $(1,0,0)(0,1,1)_{24}$.- Presenta un R^2 de 98.44 %, y una estadística de Durbin-Watson de 2.034, un chi-cuadrado con 5 y 20 grados de libertad menores que X^2 dado en las tablas. Las funciones de autocorrelación y autocorrelación parcial de los residuos no presentan picos con valores superiores al Valor T de 2.0, por lo que sí representa a la serie. El error medio absoluto obtenido con este modelo con relación al último conjunto de 24 observaciones es de 1.143.

I.2 Modelo EPI-B2 $(1,0,1)(0,1,1)_{24}$.- Tratando de eliminar los picos prominentes pero que no sobrepasan el Valor T de 2, se incluyó el término RMAT4, que presenta un Valor T menor que 2, y se muestra muy ligeramente correlacionado con el término RART1, por lo que no es muy significativo; sin embargo, ayuda a representar la serie de mejor manera como indica la estadística de Durbin-Watson de 1.9952, cercana al valor óptimo de 2, y un R^2 de 98.45%. El periodograma de los residuos presenta un comportamiento más uniforme y centrado. Las funcio-

FUNCION DE AUTOCORRELACION DE LA SERIE

DE TRABAJO DE LA S/E EPICLACHIMA

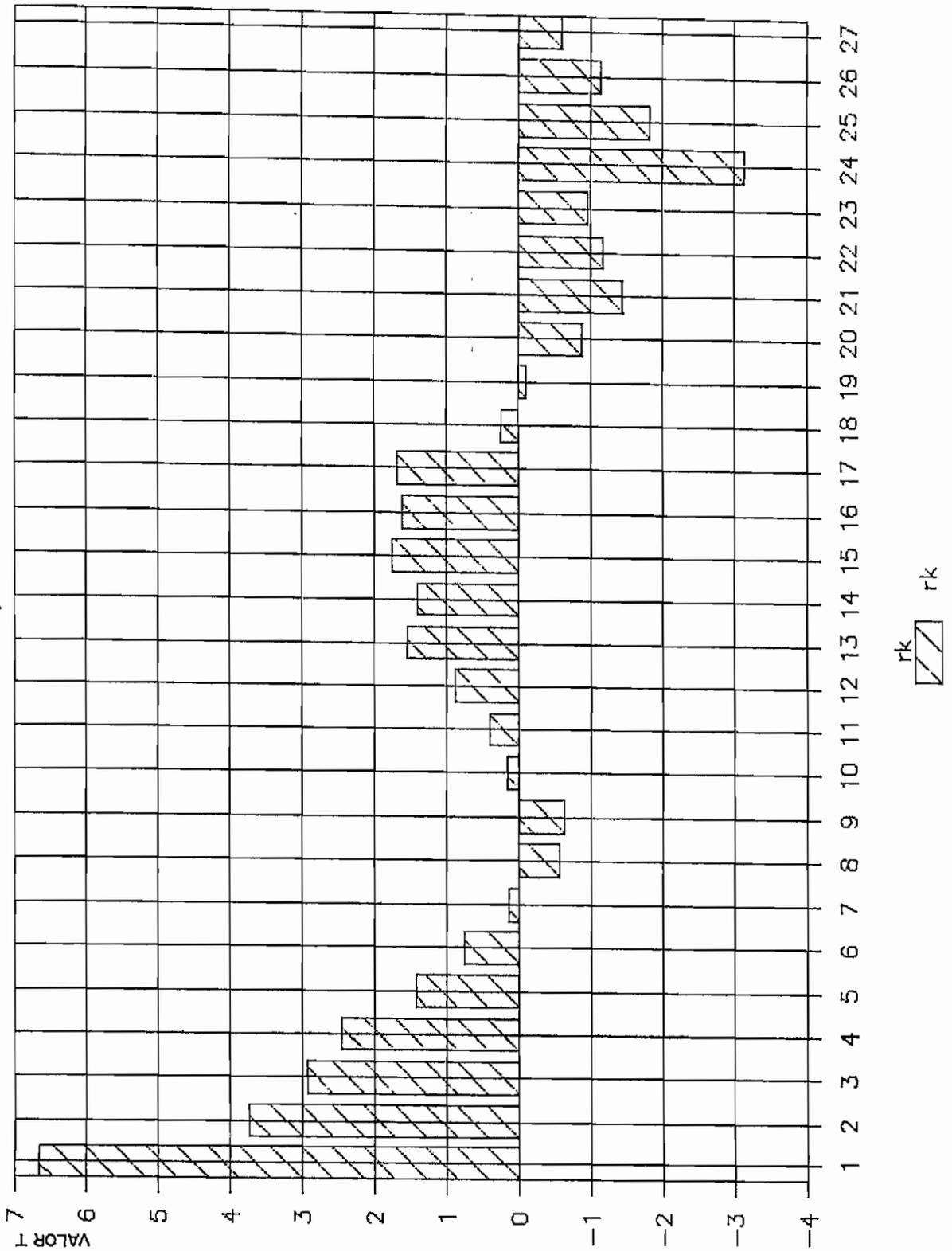


Fig. 24 Función de autocorrelación de la serie de trabajo EPI-B

FUNCION DE AUTOCORRELACION PARCIAL DE

LA SERIE DE TRABAJO S/E EPICLACHIMA

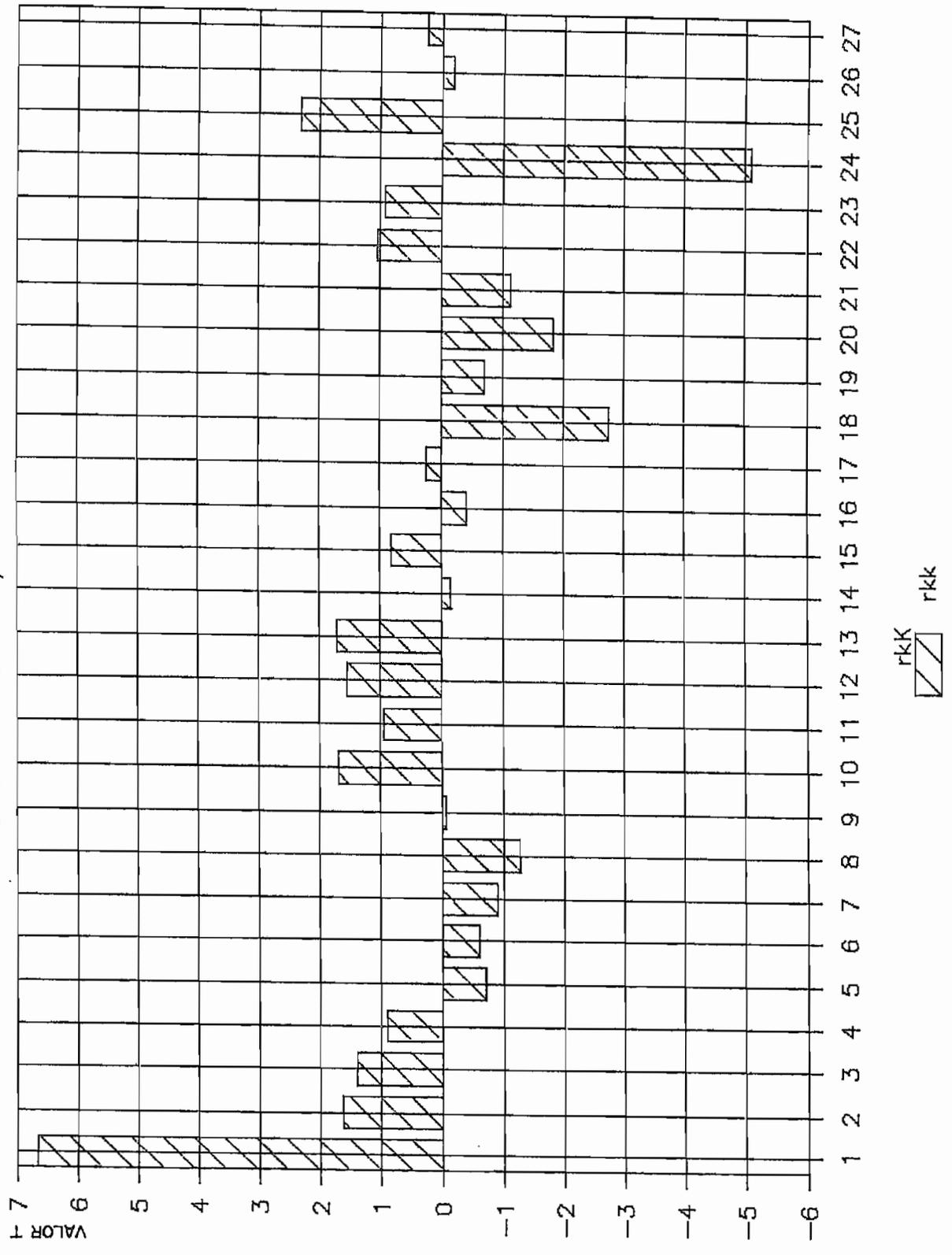


Fig.25 Funcion de Autocorrelación Parcial de la serie EPI-B

nes de autocorrelación y autocorrelación parcial de los residuos presentan picos en 17, por lo que se necesita modelarlo con un término adicional. El error medio absoluto en el últimas 24 observaciones de la serie original es de 1.192.

I.3 Modelo EPI-B3 $(2,0,0)(0,1,1)_{24}$.- Este modelo ofrece mejores características que el anterior, a pesar de que el término RART17 presenta un Valor T de 1.8264, se tiene un R^2 del 98,47%. Una estadística de Durbin-Watson de 2.0030. El periodograma de los residuos da un ajuste aceptable, no se tienen picos significativos en las funciones de autocorrelación de los residuos. Con este modelo se obtiene un error de 1.103 para las últimas 24 observaciones de la serie.

II) Serie EPI-C

Se obtiene al realizar una diferenciación regular y una estacional de orden 24 a la serie original. La media y la desviación estándar son menores que los de la serie EPI-B. Su función de autocorrelación (Fig. 26) corta en r_{k1} , presenta además picos en r_{k23} y 24, la función de autocorrelación parcial (Fig. 27) decae y tiene picos adicionales en r_{kk9} , 11, 12, 17, 23, por lo que la modelación se vuelve problemática.

Estimación

Los siguientes son los modelos que presentan resultados más favorables y cuyos valores de los diferentes parámetros estadísticos están presentados en las tablas 9 y 10 del anexo A.

- Modelo EPI-C1 RMA11,RART1,SMAT24
- Modelo EPI-C2 RMA11,RART1,RART9,SMAT24
- Modelo EPI-C3 RMA11,RART1,RART9,RART17,SMAT24

II.1 Modelo EPI-C1 $(1,1,1)(0,1,1)_{24}$.- A pesar que los térmi-

FUNCION DE AUTOCORRELACION DE LA SERIE

DE TRABAJO DE LA S/E EPICLACHIMA

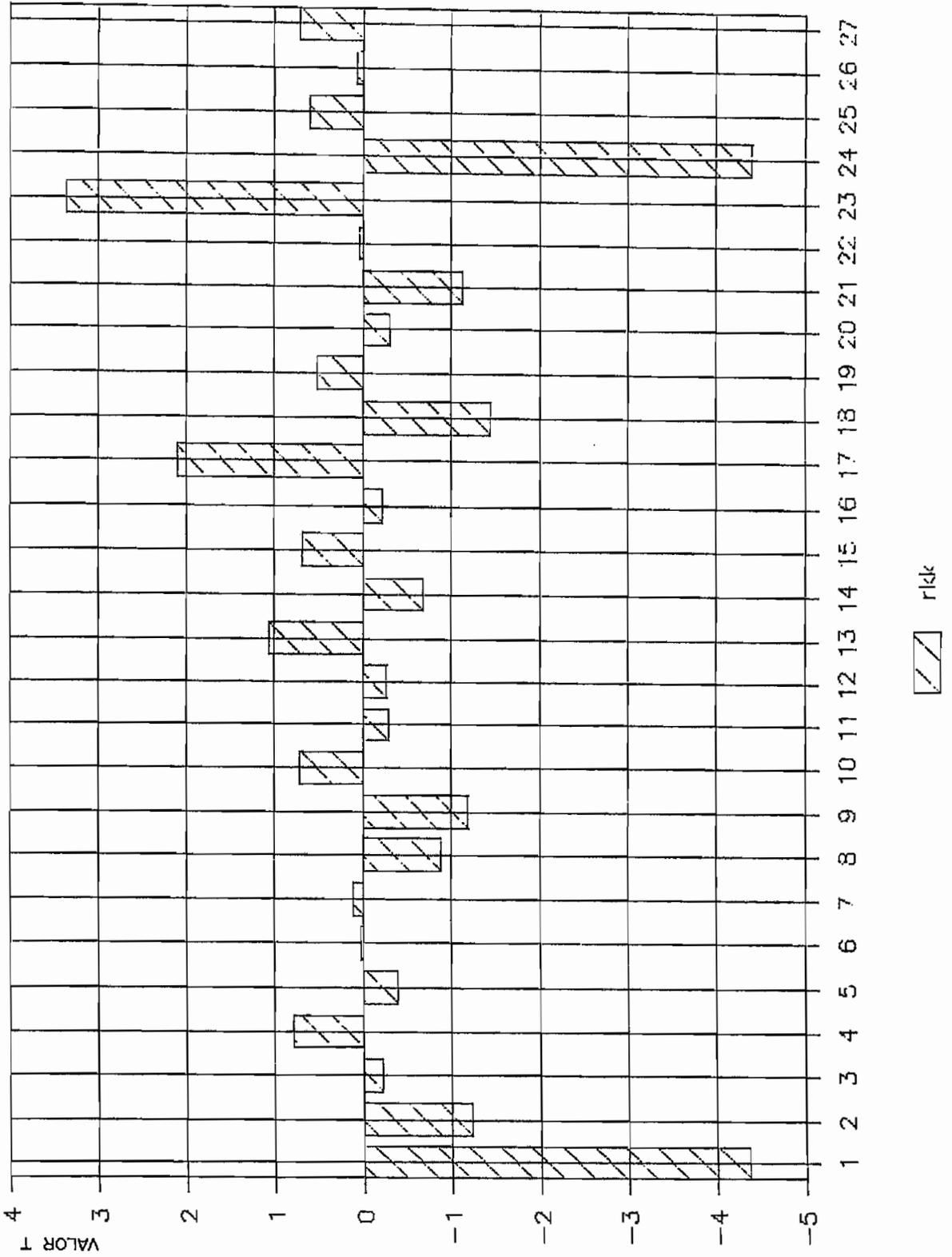


Fig. 26 Función de Autocorrelación de la serie de trabajo EPI-C

FUNCION DE AUTOCORRELACION PARCIAL DE

LA SERIE DE TRABAJO S/E EPICLACHIMA

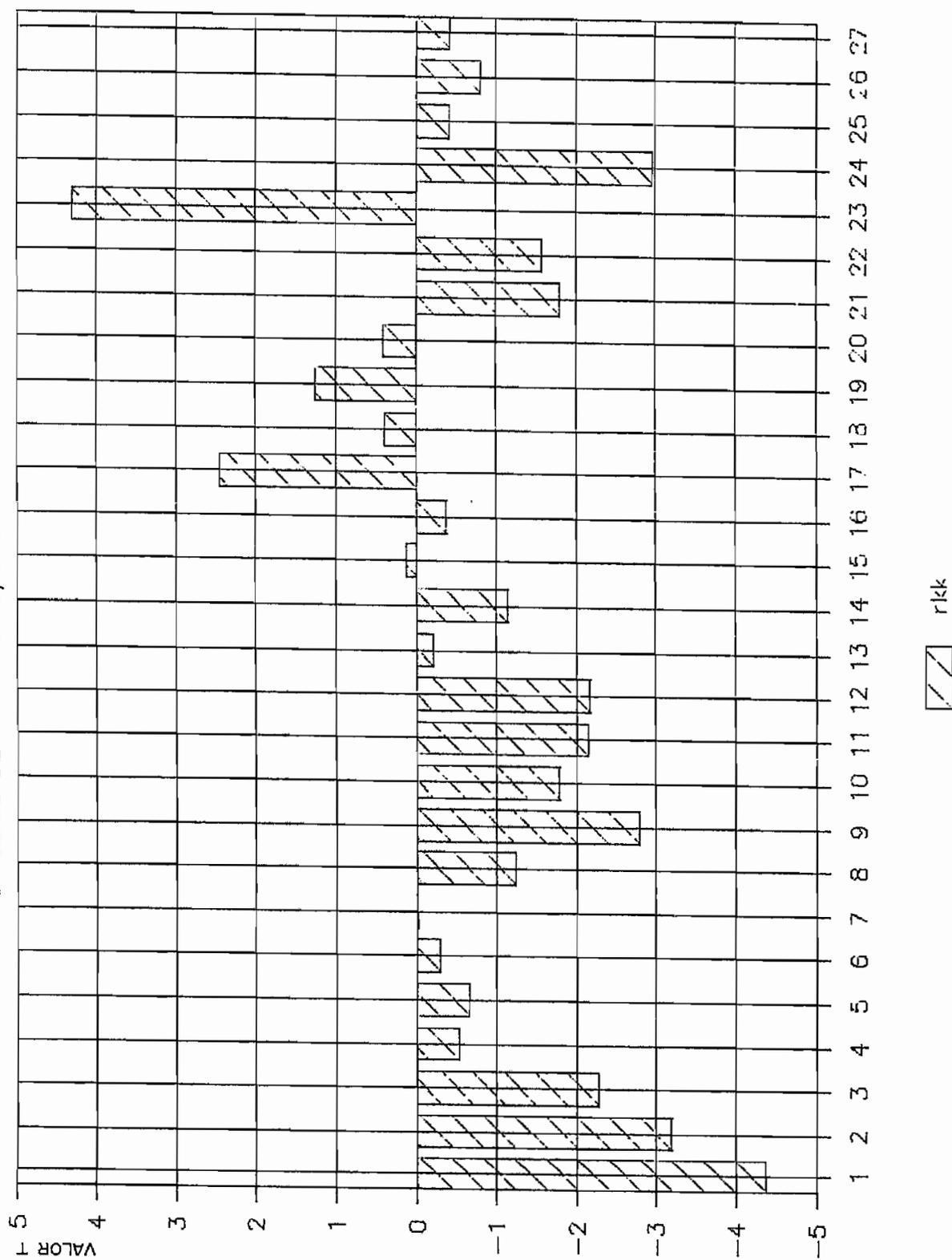


Fig. 27 Función de Autocorrelación parcial de la serie de trabajo EPI-C

nos RART1 y RMAT1 se muestran correlacionados (0.62), los resultados son muy buenos así el R2 es de 98.40%, la estadística de Durbin-Watson es de 1.9812. Las funciones de autocorrelación de los residuos no presentan picos significativos.

II.2 Modelo EPI-C2 (3,1,0)(0,1,1)₂₄.- Como el modelo EPI-C1 presenta picos relativamente altos, se incluye el término RART9, sin que los resultados mejoren.

II.3 Modelo EPI-C3 (3,1,1)(0,1,1)₂₄.- Al igual que en el caso anterior se introducen nuevos términos, lográndose disminuir al mínimo los picos existentes sin que esto presente una mejora sustancial.

Diagnóstico

De los diferentes modelos y series corridos se obtuvo buenos resultados con los modelos EPI-B3 y EPI-C1.

Pronóstico

Una vez encontradas las ecuaciones que modelan la serie de datos de demanda en barras, se puede realizar el pronóstico directamente.

De los dos modelos óptimos cada uno presenta ventajas y desventajas por lo que se podría utilizar cualesquiera de los dos modelos, como se aprecia en la Tabla 6, del análisis de los parámetros estadísticos, se puede concluir que el modelo EPI-B3, presenta una cierta ventaja con relación al otro modelo, dado especialmente en los menores valores de error medio absoluto en el pronóstico, a pesar de tener los mayores valores absolutos de error a las 16 horas.

El modelo EPI-C1 presenta en la ecuación de pronóstico 8 términos, a diferencia del modelo EPI-B3 que presenta 6 térmi-

nos.

Tabla 6 Características de los modelos EPI-B3 y EPI-C1

PARAMETROS ESTADISTICOS	EPI-B3	EPI-C1
Error medio absoluto último periodo de datos	1.103	1.374
Error medio absoluto 1 ^{er} periodo de pronóstico	5.30	5.16
Error medio absoluto 2 ^{do} periodo de pronóstico	3.88	4.04
Máximos errores absolutos en los pronósticos	14 y 10% a las 18 horas	12 y 9% a las 18 horas
Términos con Valor T menores a 2	un término de los tres	ninguno
Correlación	ninguna	2 parámetros
Chi-cuadrado con 5°	11.143	6.461
Chi-cuadrado con 20°	14.697	16.651
Durbin- Watson	2.0030	1.9812
R ² de ajuste	0.9847	0.9840

Los valores obtenidos de la ecuación de pronóstico EPI-C1 para el último periodo de observaciones presentan errores picos en las primeras horas y a las 18 horas (Cuadro), lo que ya se preveía del análisis preliminar de la serie, toda vez que alrededor de estas horas se manifestaban los mayores valores de desviación estándar. De igual manera los resultados obtenidos con el modelo EPI-B3, presentan los valores picos de error a las horas de desviación estándar máxima observadas en la serie de trabajo.

El modelo EPI-B3 presenta en la ecuación de pronóstico los términos siguientes:

terminos autoregresivos:

1	17	24	25	41
0.4923	0.1287	1.000	-0.4923	-0.1287

terminos de media móvil

24
0.8351

La ecuación queda entonces:

$$y_t = 0.4923y_{(t-1)} + 0.1287y_{(t-17)} + y_{(t-24)} - 0.4923y_{(t-25)} - 0.1287y_{(t-41)} - 0.8351e_{(t-24)}.$$

b.2 SUBESTACION NORTE

Se realizó igual procedimiento que con los sistemas anteriores modificándose aquellos valores extremos, obteniéndose una desviación estandar promedio de 1,25%. Los valores de potencia que a pesar de ser muy alejados de la media horaria pero que no son únicos, no se los modifica por ser propio del comportamiento particular de la serie. La serie de trabajo obtenida esta dada por la tabla 7 y la Fig. 28.

Identificación

Se procedió a realizar las siguientes diferenciaciones para obtener estacionaridad.

SERIE DIFERENCIACION

- NOR-A Una diferenciación regular.
- NOR-B Una diferenciación estacional de orden 24.
- NOR-C Una diferenciación regular y una estacional de

Tabla 7

DATOS DE DEMANDA DE LA SUBESTACION NORTE

192 datos

Miercoles

Feb-26 ##### Abril-16

MW

CARACTERISTICAS ESTADISTICAS

	feb-26	marz-5	marz-12	marz-19	marz-26	abril-2	abril-9	abril-16	Minimo	Media	Maximo	Std
1.00	26.00	27.50	25.00	26.00	28.00	28.50	26.00	26.00	25.00	26.63	28.50	1.14
2.00	26.00	26.00	25.00	24.00	26.00	27.00	25.00	26.00	24.00	25.63	27.00	0.86
3.00	26.00	25.00	25.00	24.00	26.00	26.50	25.00	26.00	24.00	25.44	26.50	0.77
4.00	26.00	25.00	25.00	25.00	26.00	27.00	25.00	26.00	25.00	25.63	27.00	0.70
5.00	26.00	26.50	27.00	31.00	28.00	29.50	27.00	28.00	26.00	27.88	31.00	1.56
6.00	33.00	35.00	33.00	35.00	31.00	37.00	36.00	37.00	31.00	34.63	37.00	2.00
7.00	44.00	44.50	43.00	41.00	39.00	44.00	43.00	43.00	39.00	42.69	44.50	1.71
8.00	46.00	46.50	45.00	45.00	45.00	47.00	45.00	45.00	45.00	45.56	47.00	0.77
9.00	47.00	46.50	46.00	45.00	48.00	47.50	47.00	46.00	45.00	46.63	48.00	0.89
10.00	45.00	45.50	44.00	44.00	46.00	46.50	45.00	46.00	44.00	45.25	46.50	0.87
11.00	46.00	45.50	44.00	46.00	46.00	46.00	45.00	45.00	44.00	45.44	46.00	0.68
12.00	45.00	44.00	42.00	43.00	44.00	44.50	45.00	44.00	42.00	43.94	45.00	0.95
13.00	42.00	42.00	42.00	41.00	40.00	43.00	41.50	42.00	40.00	41.69	43.00	0.83
14.00	42.00	44.00	42.50	43.00	41.00	43.00	42.50	41.00	41.00	42.38	44.00	0.96
15.00	43.00	46.00	42.50	42.00	42.00	43.00	43.00	42.00	42.00	42.94	46.00	1.24
16.00	46.00	46.00	42.00	43.00	42.00	43.00	41.00	42.00	41.00	43.13	46.00	1.76
17.00	42.00	43.00	42.00	43.00	40.00	38.00	39.50	42.00	38.00	41.19	43.00	1.69
18.00	45.00	44.00	46.50	42.00	46.00	41.00	44.50	48.00	41.00	44.63	48.00	2.16
19.00	58.00	57.00	58.00	56.00	56.00	54.00	56.00	58.00	54.00	56.63	58.00	1.32
20.00	60.00	61.00	59.50	58.00	57.00	57.00	59.00	60.00	57.00	58.94	61.00	1.38
21.00	56.00	57.00	53.50	54.00	52.00	57.00	53.50	54.00	52.00	54.63	57.00	1.71
22.00	45.00	51.00	44.00	45.00	44.00	47.00	45.00	45.00	44.00	45.75	51.00	2.17
23.00	34.00	34.00	34.00	33.00	35.00	36.00	34.50	34.00	33.00	34.31	36.00	0.83
24.00	29.00	30.00	29.50	29.00	31.00	32.00	30.00	29.00	29.00	29.94	32.00	1.01

Caracteristicas Estadisticas de los datos de demanda en MW de la serie de trabajo de la S/E Norte (año 1986)

DATOS DE DEMANDA DE LA SERIE DE TRABAJO

S/E NORTE (192 DATOS GRAFIZADOS)

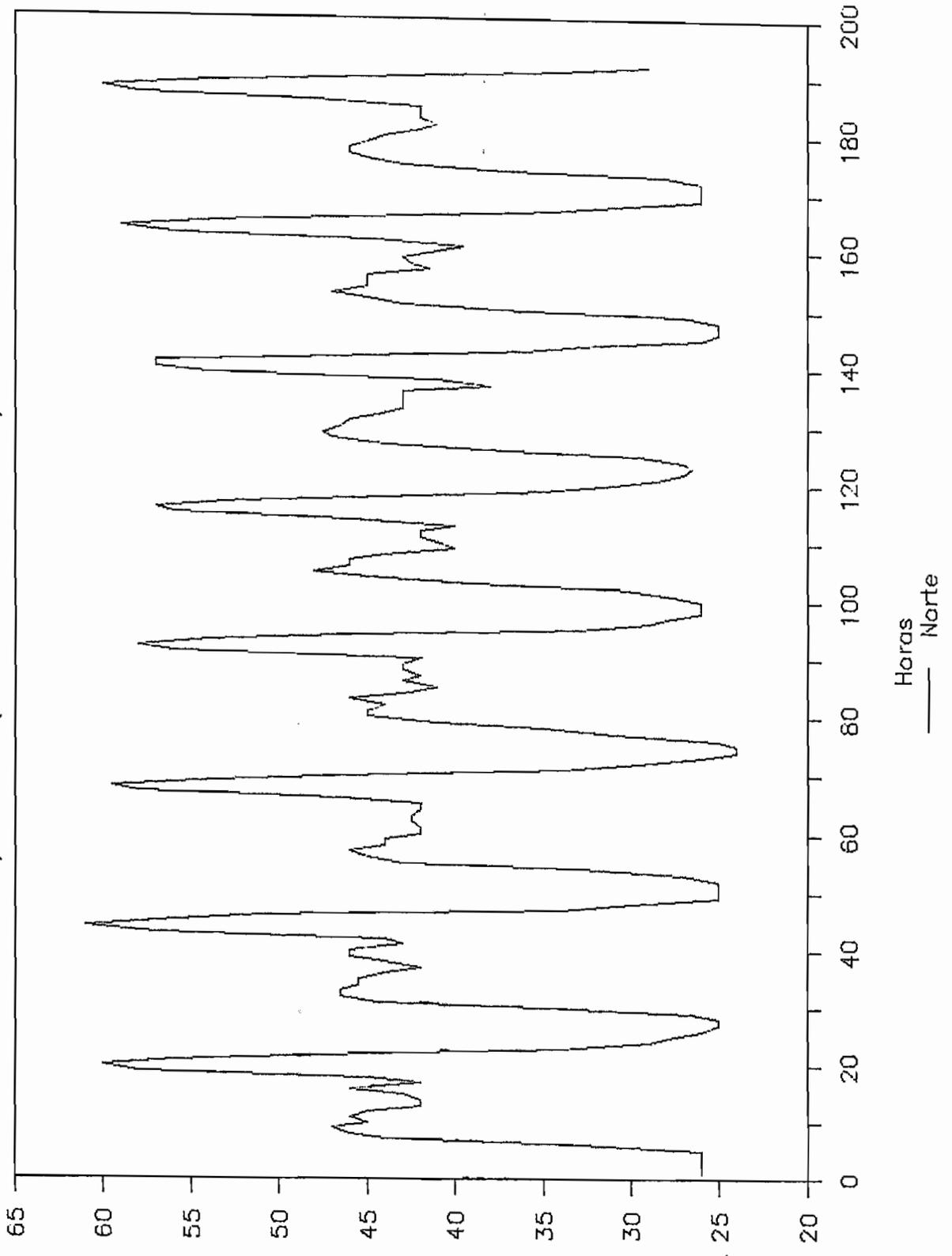


Fig.28 Curva de demanda de la Subestación Norte correspondiente a la serie de trabajo (26-02-86 al 16-04-86)

orden 24.

Al igual que en los casos anteriores dieron estacionaridad las series NOR-B y NOR-C.

I) Serie NOR-B

Presenta una media de -0.01786 y una desviación estandar de 1.951 . La función de autocorrelación (Fig. 29) corta en r_{k1} y presenta una pico en r_{k24} . La función de autocorrelación parcial (Fig. 30) corta también en 1 y presenta picos en r_{kk5} , 22, 25. Por el pico en r_{kk5} , se inclina este comportamiento al de un modelo autoregresivo.

Estimación

Los modelos representativos de esta serie y cuyos valores de los parámetros estadísticos están dados en las tablas 11 y 12 del anexo A son los siguientes:

- Modelo NOR-B1 $RART1, SMAT24$
- Modelo NOR-B2 $RART1, RART4, SMAT24$
- Modelo NOR-B3 $RART1, RART2, RART4, SMAT24$

I.1 Modelo NOR-B1 $(1,0,0)(0,1,1)_{24}$.- El modelo presenta un R^2 del 98.48% y una estadística de Durbin-Watson de 1.8532, lo que indica que puede ser mejorado. Las funciones de autocorrelación de los residuos presentan picos en r_{k4} y en r_{kk4} .

I.2 Modelo NOR-B2 $(2,0,0)(0,1,1)_{24}$.- Con el objeto de mejorar el modelo anterior se incluye el término $RART4$, el mismo que a pesar de tener un Valor T bajo, de -1.3447 , no se muestra correlacionado con los demás términos. El R^2 presenta un valor del 98.51%, aunque la estadística de Durbin-Watson baja e igual a 1.8431. Las funciones de autocorrelación y autocorrelación parcial de los residuos presentan picos en 13, por

FUNCION DE AUTOCORRELACION DE LA SERIE

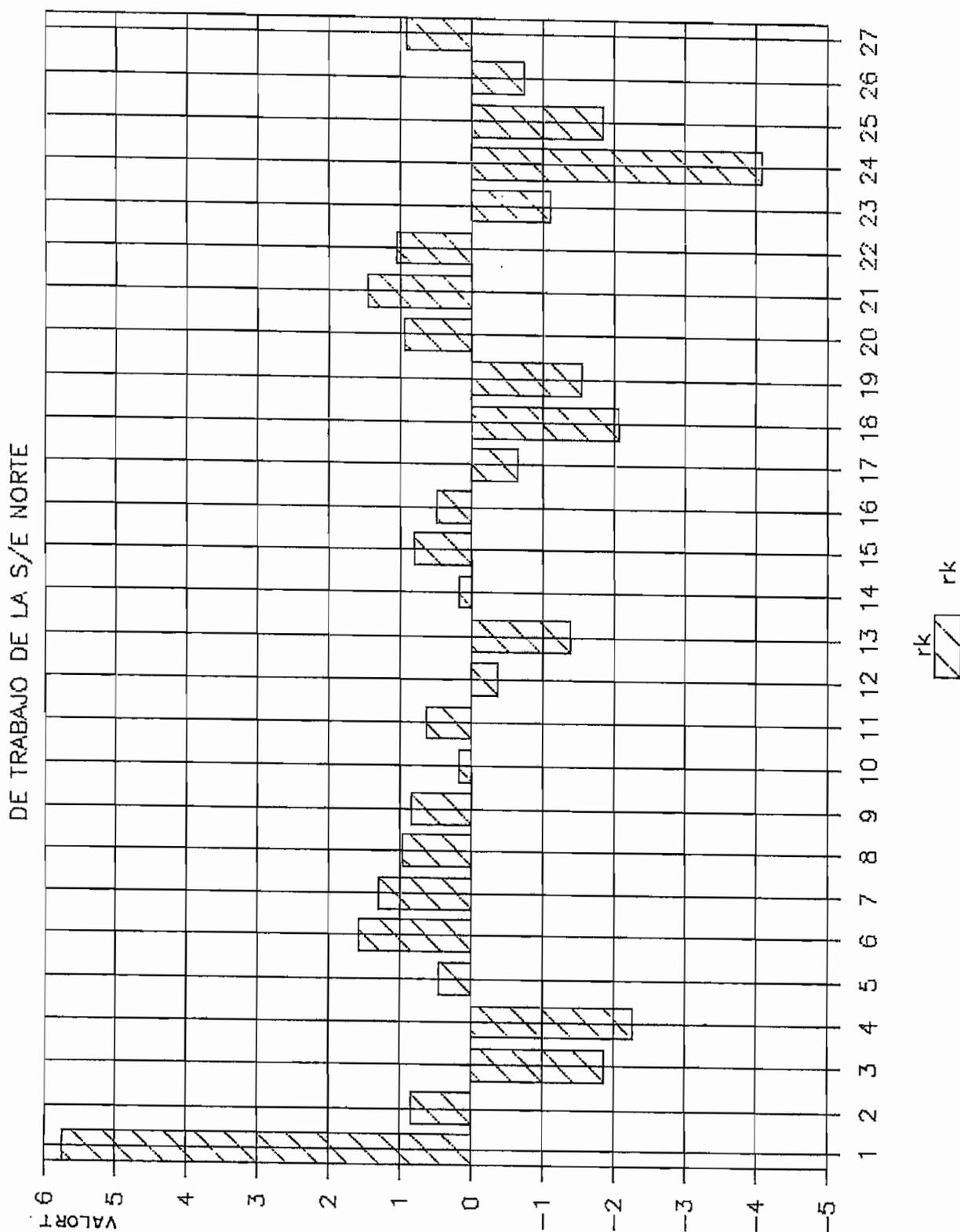


Fig. 29 Funcion de autocorrelación de la serie de trabajo NOR-B

FUNCION DE AUTOCORRELACION PARCIAL DE

LA SERIE DE TRABAJO S/E NORTE

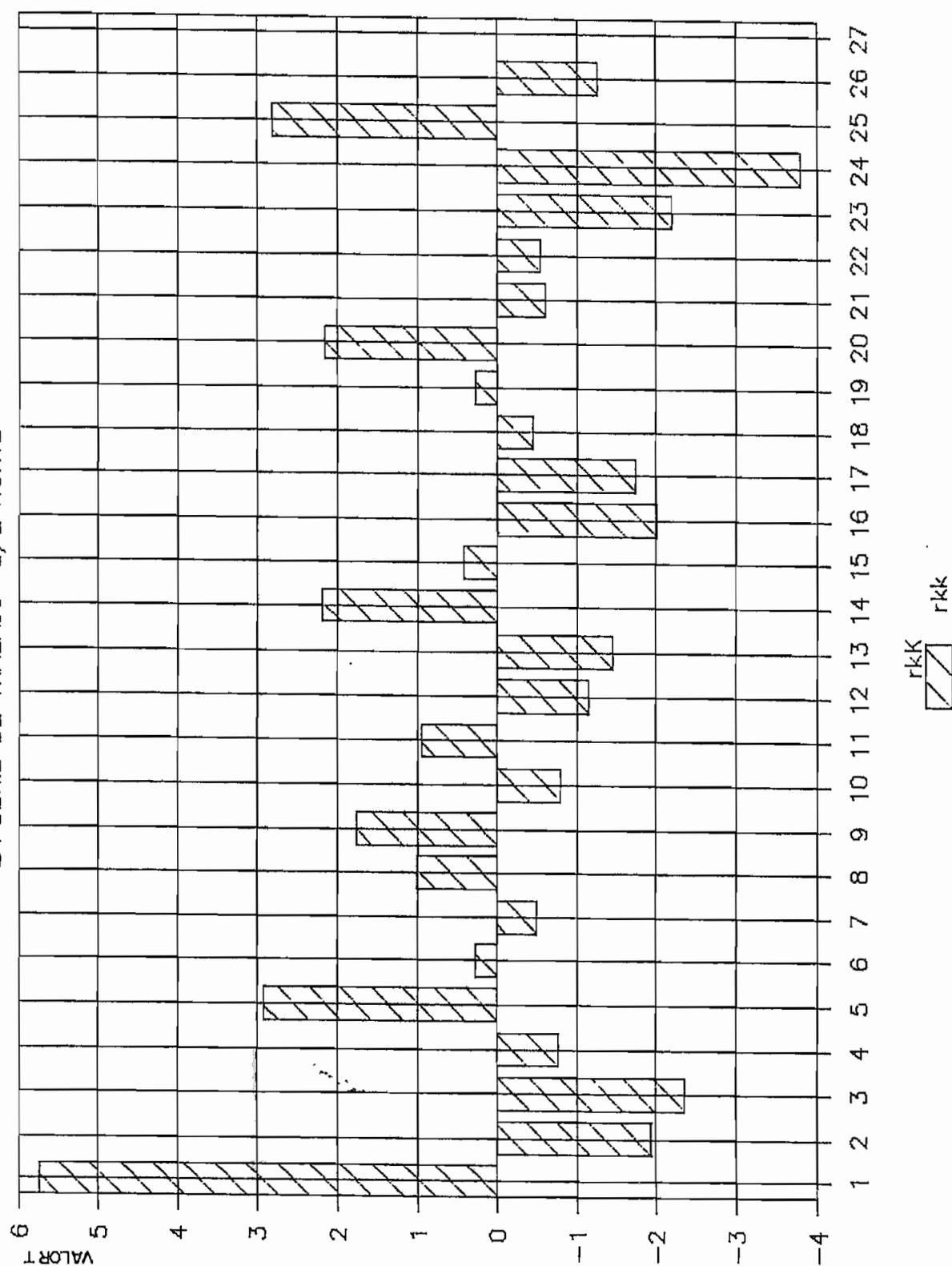


Fig. 30 Funcion de Autocorrelación Parcial de la serie NOR-8

lo que se necesita incluir estos términos.

I.3 Modelo NOR-B3 $(3,0,0)(0,1,1)_{24}$.- Se incluye un término autoregresivo de bajo orden con el fin de eliminar los picos significativos. A pesar de que los parámetros RART2, y RART4 presentan un Valor T bajo, sin embargo el modelo se adapta de mejor forma como lo demuestra el R^2 de 98.51% y una estadística de Durbin-Watson de 1.9368 cercana a 2. Los valores Q^2 con 5 y 20 grados de libertad presentan valores bajos. El periodograma presenta además una característica más centrada.

II) Serie NOR-C

Al realizar una diferenciación regular y una estacional de orden 24 se obtiene una serie estacionaria que presenta funciones de autocorrelación y autocorrelación parcial similares (Fig 31 y 32) con picos en r_{k1} y r_{kk4} , para luego decaer rápidamente. Esta característica dificulta la modelación.

Estimación

Luego de correr múltiples opciones se obtuvieron los siguientes modelos con los mejores resultados y cuyos parámetros estadísticos están dados en las tablas 13 y 14 del anexo A.

- Modelo NOR-C1 RART1, RMAT1, SMAT24
- Modelo NOR-C2 RART1, RART4, RART6, RMAT1, SMAT24
- Modelo NOR-C3 RART1, RART4, RART13, RMAT1, SMAT24

II.1 Modelo NOR-C1 $(1,1,1)(0,1,1)_{24}$.- A pesar de que el Valor T de los términos RART1 y RMAT1 son altos, se muestran con cierta correlación (0.388). Del análisis estadístico de los residuos se tiene que el R^2 es del 98.30%, la estadística de Durbin-Watson es 1.9566, la estadística de Box-Piere con 20 grados de libertad es de 38.856, mayor al establecido. Las funciones de autocorrelación de los residuos presentan picos

FUNCION DE AUTOCORRELACION DE LA SERIE

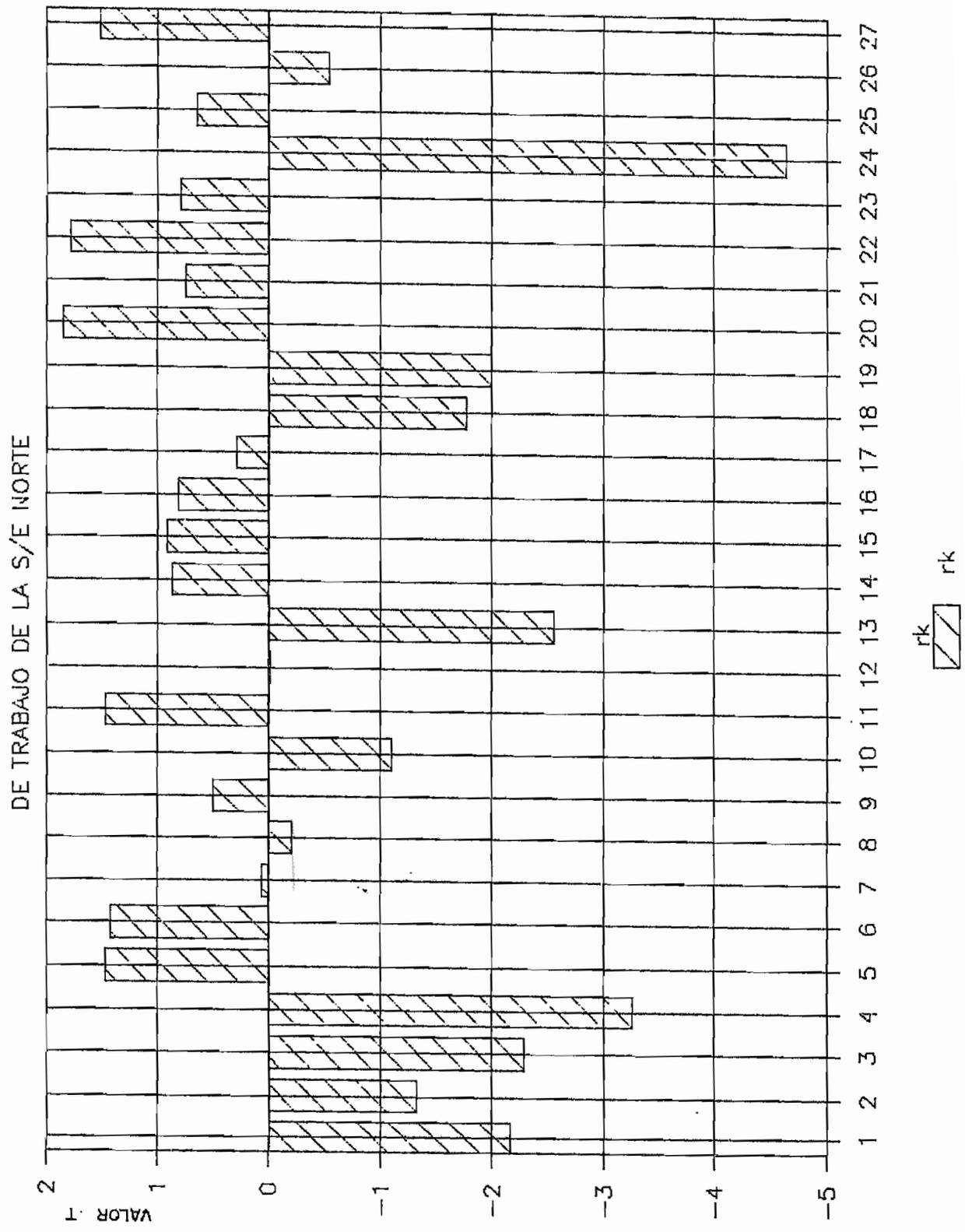


Fig. 31 Funcion de autocorrelación de la serie de trabajo NOR-C

FUNCION DE AUTOCORRELACION PARCIAL DE

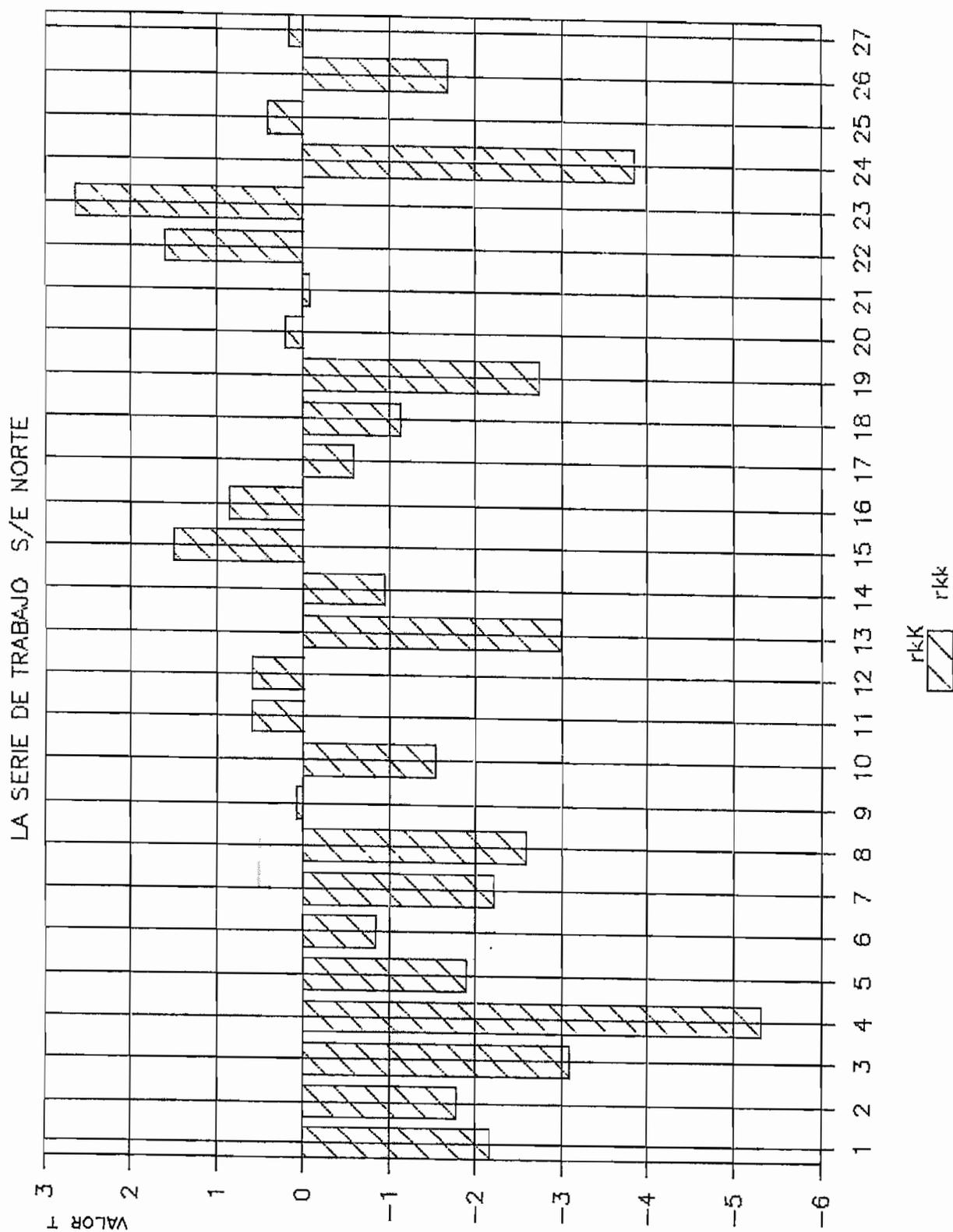


Fig. 32 Función de autocorrelación parcial de la serie NOR-C

en e y 24.

II.2 Modelo NOR-C2 (3,1,1)(0,1,1)₂₄.- Se probó este modelo por cuanto al correr el modelo NOR-C1, con el término RARté, se presentaron picos en 4. La inclusión de estos términos no causó ninguna mejora con respecto al modelo anterior.

II.3 Modelo NOR-C3 (3,1,1)(0,1,1)₂₄.- No presenta este modelo una mejora en las características obtenidas por el Modelo NOR-C1.

En esta serie al introducir cualesquier término se presenta picos adicionales, lo cual es desfavorable para una modelación adecuada.

Diagnóstico

El modelo NOR-B2, presenta los mejores valores de los parámetros estadísticos, por lo que se utilizará para obtener los valores representativos de la serie de datos de demanda de la subestación Norte.

Pronóstico

A pesar de que el modelo NOR-B3 se adapta de mejor forma a los datos históricos, sin embargo no se refleja en el pronóstico, por lo que se utiliza el modelo NOR-B2 el mismo que presenta los menores errores medios absolutos en % para los diferentes periodos de pronóstico con una ecuación que está constituida con menor número de términos que la ecuación NOR-B3. Quedando la ecuación de pronóstico de la forma siguiente:

$$y_t = 0.4659y_{t-1} - 0.0908y_{t-4} + y_{t-24} - 0.4659y_{t-25} + 0.0908y_{t-26} - 0.8365e_{t-24}$$

Los FD horarios grafizados en la Fig. 33 presentan las características siguientes:

- No presentan valores constantes de aporte al sistema
- En la S/E Epiclachima el FD varia del 23 al 27%
- En la S/E Norte varia desde el 24 al 31%
- En la S/E Epiclachima se tiene aportes relativamente constantes en dos lapsos de tiempo, de las 0 a 4 horas y desde las 12 a 16 horas con el FD de 23.
- En la S/E Norte se presentan aportes relativamente constantes en varios lapsos de tiempo con un FD promedio de 25.5.
- Los aportes maximos en la S/E epiclachima se tiene alrededor de las 20 horas.
- El aporte máximo de la S/N se tiene alrededor de las 5 horas.

El aporte variable y diferente en las dos Subestaciones puede deberse al comportamiento socioeconómico diferente de ambas zonas de alimentación.

4.3.3 PRONOSTICO EN BARRAS

Partiendo del pronóstico horario del sistema se determina el aporte de cada barra aplicando la ecuación .

$$Y_B(k) = FDB * Y_T(k) / 100$$

Donde $Y_B(k)$, es el pronóstico de la barra B a la hora k
 $Y_T(k)$, es el pronóstico del sistema

Los valores de demanda de potencia pronosticados mediante la ecuación indicada estan dadas en las tablas 9 y 10 para los días miércoles 23 de abril de 1986 y miércoles 30 de abril de 1983.

FACTORES DE DISTRIBUCION DE LAS S/E

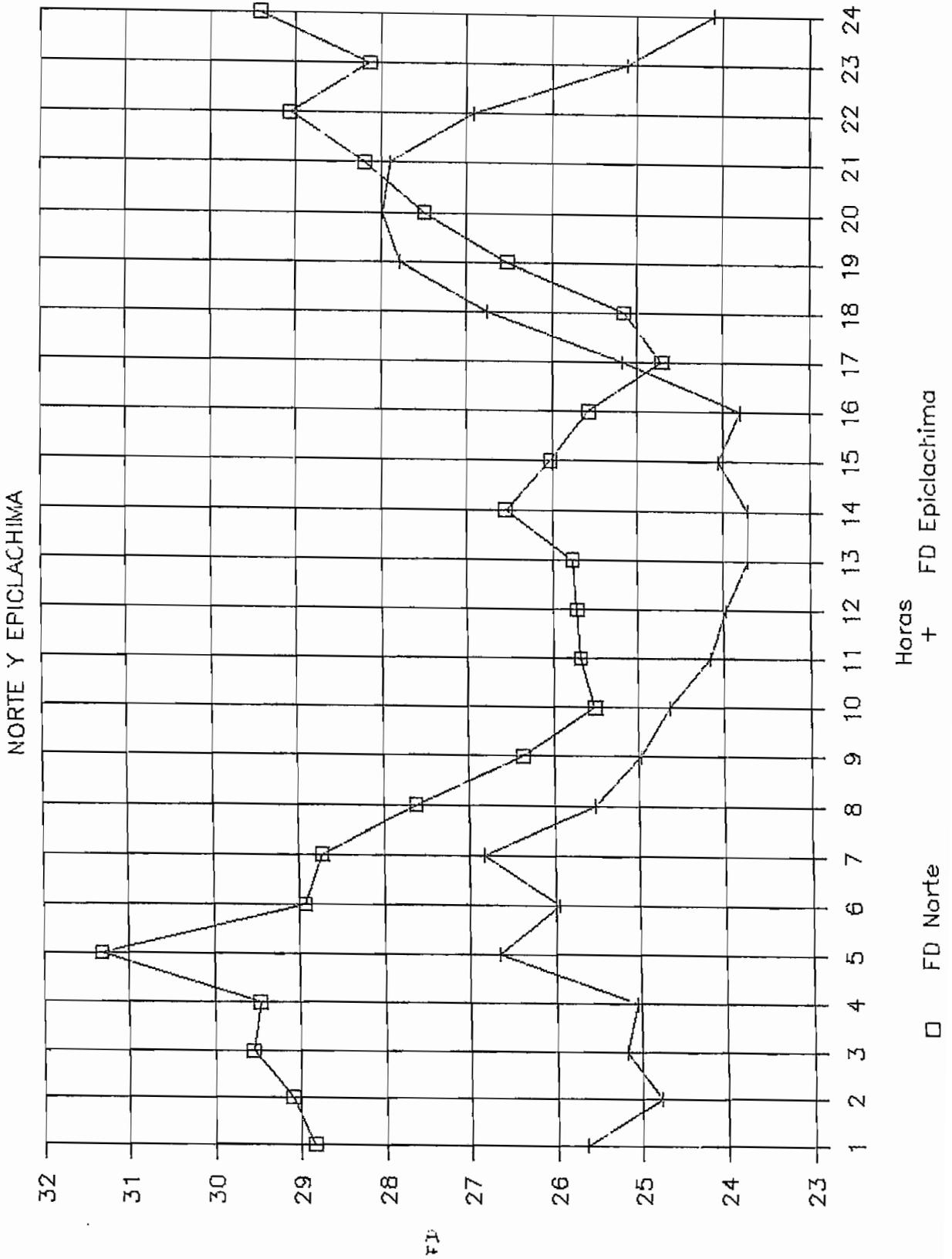


Fig. 33 Factores de Distribución horarios de las Subestaciones Norte y Epiclachima.

Tabla 9

```

*****
I
I PRONOSTICO DE DEMANDA POR FACTORES DE DISTRIBUCION I
I
I *****I
I ABRIL S/E NORTE 1 S/E EPICLACHIMA I
I 23 MW MW % I MW MW % I
I *****I
I HORASIPRONOSTIC REAL ERROR IPRONOSTIC REAL ERROR I
I *****I
I 1 I 26.11 29.00 9.95 I 22.16 21.30 4.04 I
I 2 I 25.21 27.00 6.62 I 20.39 18.90 7.88 I
I 3 I 25.18 27.00 6.73 I 20.33 19.13 6.27 I
I 4 I 25.36 27.00 6.06 I 20.42 22.66 9.89 I
I 5 I 27.97 27.00 3.60 I 22.77 26.11 12.79 I
I 6 I 34.63 35.00 1.04 I 30.15 32.44 7.06 I
I 7 I 42.52 42.00 1.24 I 38.98 38.71 0.70 I
I 8 I 45.13 45.00 0.29 I 41.03 41.64 1.46 I
I 9 I 46.44 46.00 0.95 I 43.21 42.87 0.79 I
I 10 I 45.06 44.00 2.40 I 43.08 40.64 6.00 I
I 11 I 45.31 45.00 0.70 I 42.73 40.35 5.90 I
I 12 I 44.07 43.00 2.49 I 40.83 38.88 5.02 I
I 13 I 41.52 43.00 3.43 I 37.71 38.76 2.71 I
I 14 I 42.40 43.00 1.40 I 37.14 40.28 7.80 I
I 15 I 42.83 41.00 4.47 I 38.84 44.45 12.62 I
I 16 I 42.58 44.00 3.24 I 39.12 43.45 9.97 I
I 17 I 40.67 40.00 1.67 I 41.13 41.87 1.77 I
I 18 I 44.41 41.00 8.31 I 46.88 43.04 8.92 I
I 19 I 56.28 57.00 1.26 I 58.46 58.56 0.17 I
I 20 I 58.62 60.00 2.30 I 59.10 59.11 0.02 I
I 21 I 54.30 55.00 1.27 I 53.16 50.90 4.44 I
I 22 I 45.64 41.00 11.31 I 41.70 40.11 3.96 I
I 23 I 34.24 36.00 4.88 I 30.07 31.50 4.54 I
I 24 I 29.92 31.00 3.50 I 24.16 23.88 1.17 I
I *****I
I MINIMO 0.29 I MINIMO 0.02 I
I MEDIO 3.72 I MEDIO 5.25 I
I MAXIMO 11.31 I MAXIMO 12.79 I
I STD 3.03 I STD 3.73 I
I *****

```

Tabla 10

```

*****
I
I          PRONOSTICO DE DEMANDA POR FACTORES DE DISTRIBUCION          I
I
I*****
IABRIL          S/E NORTE          I          S/E EPICLACHIMA          I
I 30          MW          MW          %          l          MW          MW          %          I
I*****
IHORASIPRONOSTIC  REAL          ERROR IPRONOSTIC  REAL          ERROR I
I*****
I  1 I  26.05  27.00  3.51 I  22.11  23.09  4.24 I
I  2 I  25.18  26.50  4.96 I  20.37  21.98  7.32 I
I  3 I  25.18  25.00  0.72 I  20.32  21.47  5.36 I
I  4 I  25.28  25.00  1.12 I  20.36  21.47  5.17 I
I  5 I  27.96  26.50  5.52 I  22.76  23.19  1.85 I
I  6 I  34.65  32.50  6.61 I  30.16  28.87  4.47 I
I  7 I  42.52  39.00  9.02 I  38.98  36.54  6.68 I
I  8 I  45.13  46.00  1.90 I  41.02  42.81  4.18 I
I  9 I  46.41  47.50  2.30 I  43.18  43.79  1.39 I
I 10 I  45.04  46.50  3.13 I  43.07  44.22  2.60 I
I 11 I  45.31  46.00  1.51 I  42.72  42.62  0.23 I
I 12 I  44.07  43.00  2.49 I  40.83  42.05  2.90 I
I 13 I  41.52  43.00  3.43 I  37.71  37.83  0.32 I
I 14 I  42.40  41.00  3.40 I  37.14  36.66  1.31 I
I 15 I  42.83  39.00  9.83 I  38.83  37.83  2.64 I
I 16 I  42.57  40.00  6.43 I  39.11  40.64  3.76 I
I 17 I  40.66  40.00  1.66 I  41.13  41.58  1.08 I
I 18 I  44.41  42.00  5.73 I  46.88  42.99  9.05 I
I 19 I  56.28  54.00  4.22 I  58.46  56.35  3.74 I
I 20 I  58.62  56.00  4.68 I  59.10  55.47  6.54 I
I 21 I  54.30  51.00  6.47 I  53.16  51.27  3.69 I
I 22 I  45.64  44.00  3.72 I  41.70  41.29  0.99 I
I 23 I  34.24  34.00  0.71 I  30.07  29.51  1.90 I
I 24 I  29.92  31.00  3.50 I  24.16  25.58  5.55 I
I*****
I          MINIMO          0.71 I          MINIMO          0.23 I
I          MEDIO          4.00 I          MEDIO          3.62 I
I          MAXIMO          9.83 I          MAXIMO          9.05 I
I          STD          2.35 I          STD          2.29 I
I*****

```

4.3.3.1 Precisión del pronóstico

Los errores medios absolutos en porcentaje para la Subestación Epiclachima son del 5.25 % y 3.88 % para los dos días miércoles subsiguientes, al último periodo de datos. Con errores máximos en el primer periodo de pronóstico a las 5 y 15 horas del 12.7% equivalentes a 3.340 MW y 5.61 MW respectivamente.

Si se analiza la siguiente tabla comparativa de los rangos de variación históricas de la demanda, así como de los valores reales y pronosticados de la S/E Epiclachima, se tiene:

Tabla 11

Cuadro	Valores de demanda de la S/E Epiclachima			
	Mínimo	Máximo	Real	Pronóstico
Hora				
4 hs	19.34	21.13	22.66	20.42
5 hs	21.73	23.86	26.11	22.77
15 hs	35.96	42.22	44.45	38.84
16 hs	37.13	41.99	43.45	39.12

Se observa que los valores reales a las horas indicadas caen fuera del comportamiento normal de la barra, razón por lo cual el error es elevado.

Como medida de la precisión del pronóstico se está considerando un valor de error medio absoluto en % menor al 3.5 %, valor que se considera en publicaciones técnicas (Ref.1,18), este valor es variable disminuye para sistemas grandes y aumenta para sistemas con valores de demanda bajos por la gran aleatoriedad de los datos. El error obtenido en el pronóstico de la demanda, tomando en cuenta las consideraciones indicadas por lo tanto es aceptable.

La Fig. 34 presenta los valores pronosticados y reales de la S/E Epiclachima.

PRONOSTICO DE DEMANDA MEDIANTE FD

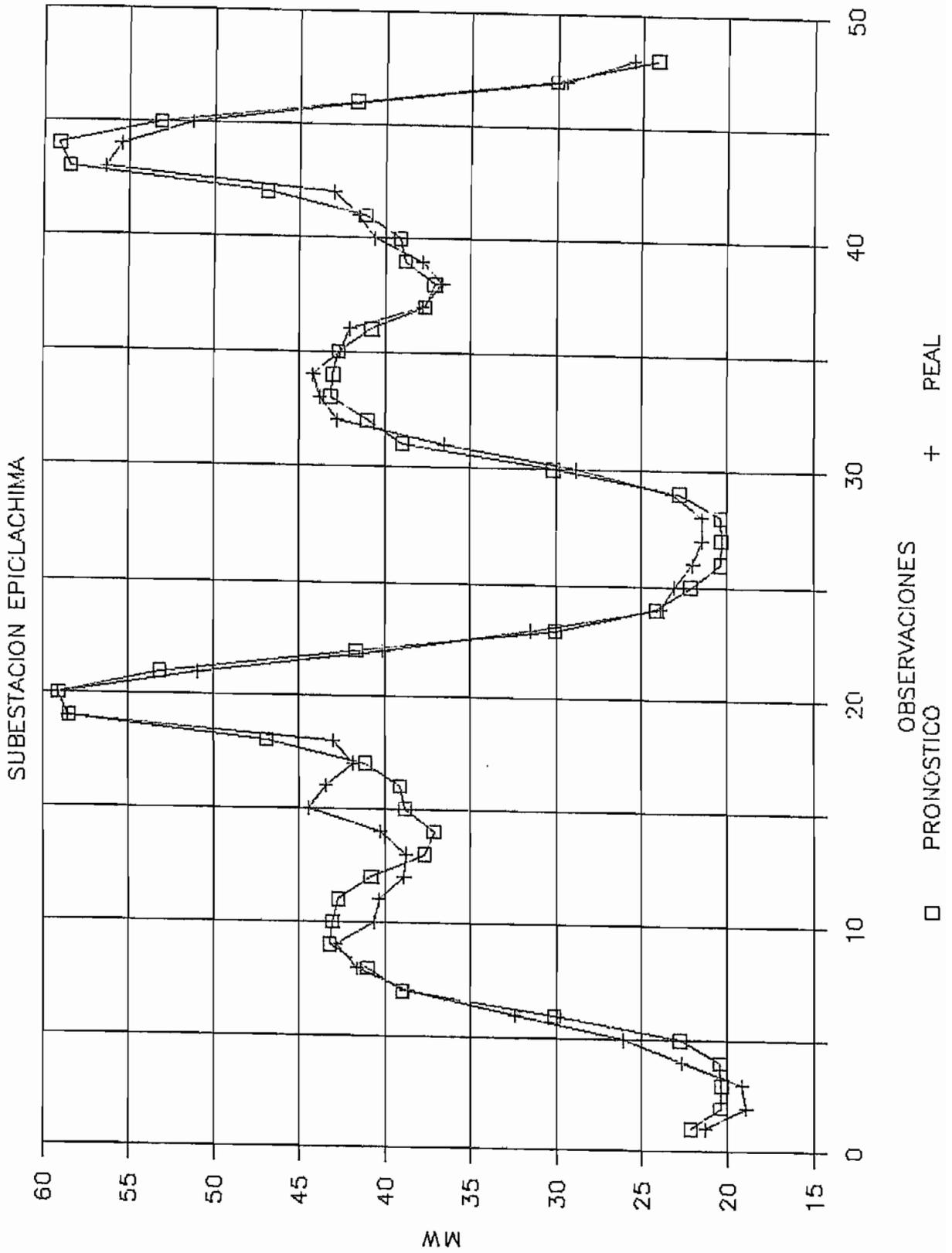


Fig. 34 Pronostico de la demanda en la subestación Epiclachima mediante F.D.

Los errores medios en la S/E Norte en el primer y segundo periodo de pronóstico son de 3.72 % y 4 % . Con un pico de error en el primer periodo a las 22 horas del 11.31%. Lo que es explicable si se considera que el valor real es menor que el mínimo dentro del rango de variación histórica normal, de la serie. Por lo tanto estos errores pueden considerarse como aceptables.

La Fig. 35 presenta los valores de demanda reales y pronosticados con FD de la S/E Norte.

Para mejorar el pronóstico en la barra pueden utilizarse las tablas 5 y 6 Anexo A correspondientes al aporte histórico de las barras al sistema, ya que los mayores errores se tiene a las horas de mayor desviación estandar. A pesar de que se este utilizando el valor más probable obtenido del metodo de pronóstico sin embargo se debería poner mayor atención a estas horas.

Al utilizar las medias horarias de demanda de cada barra y del sistema para determinar los FD se obtienen las tablas 13, 14, 15 el pronóstico presenta características similares que con el método anterior, un resumen estadístico con ambas formas de obtener los FD se indica a continuación.

Cuadro 12 Características estadísticas de los errores medios absolutos en % del pronóstico mediante FD.

PERIODO	FECHA	ESTADISTICA	PRONOSTICO POR FD			
			MODELO PREVIO		CON MEDIAS	
			EPICLA.	NORTE	EPICLA.	NORTE
PRIMER	23-04 1986	MINIMO	0.02	0.29	0.02	0.04
		MEDIA	5.25	3.72	4.87	3.62
		MAXIMO	12.79	11.31	14.47	10.86
		STD	3.73	3.03	4.05	2.96
SEGUNDO	30-04 1986	MINIMO	0.23	0.71	0.38	0.18
		MEDIA	3.62	4.00	4.11	3.89
		MAXIMO	9.05	9.83	9.05	8.85
		STD	2.29	2.35	2.32	2.20

PRONOSTICO DE DEMANDA MEDIANTE FD

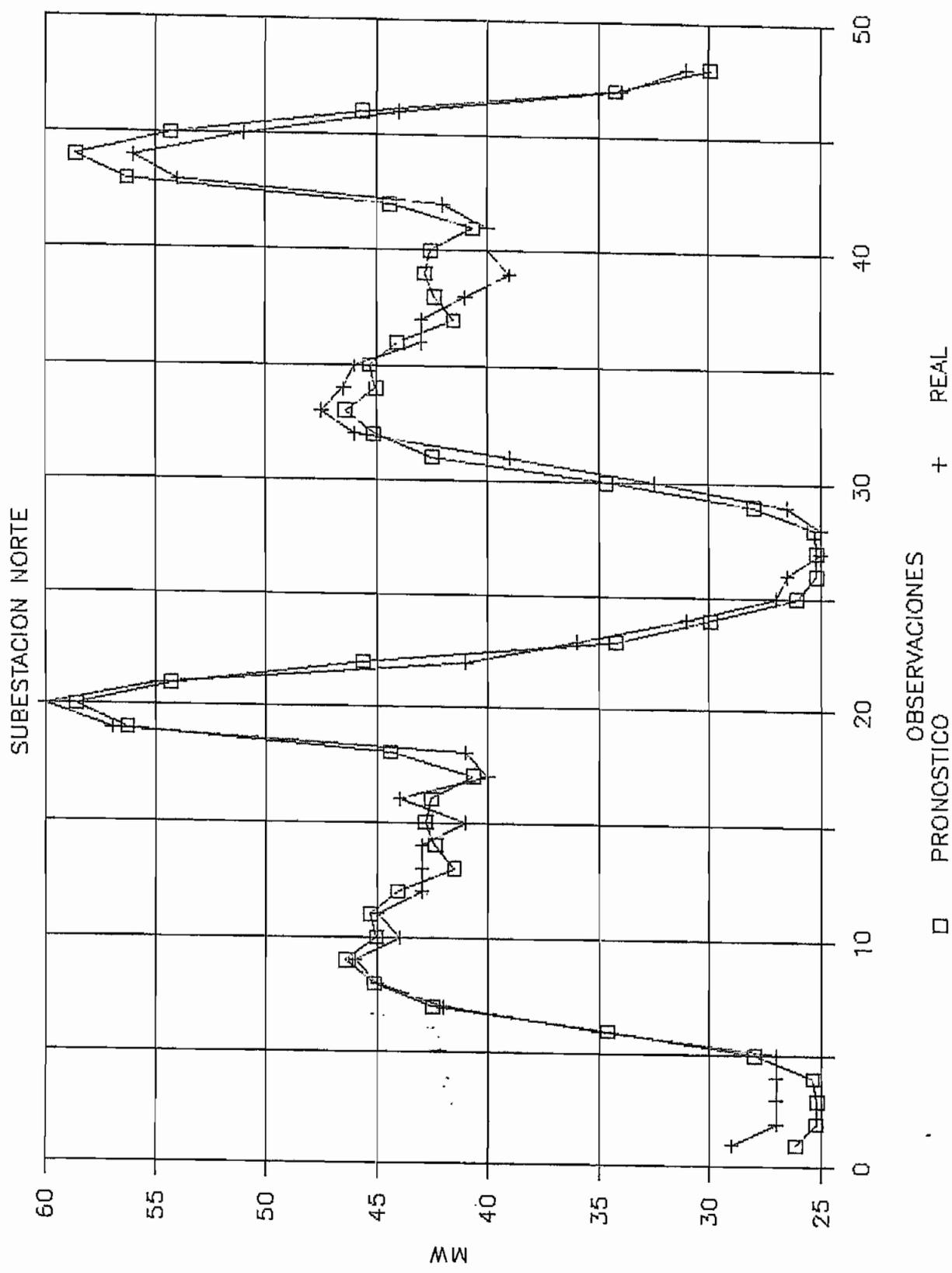


Fig. 35 Pronóstico de demanda en la S/E Norte por FD

Tabla 13

```

*****
I   I           FACTORES DE DISTRIBUCION           I
I H I*****J
I O I   DATOS UTILIZADOS           FD           FD           I
I R I   QUITO   EPICLACHI   NORTE           I
I A I   MEDIA   MEDIA   MEDIA   NORTE   EPICLACHI I
I*****I
I 1 I   91.68   21.78   26.63   29.05   23.76 I
I 2 I   87.76   20.27   25.63   29.20   23.10 I
I 3 I   86.33   20.30   25.44   29.47   23.51 I
I 4 I   86.55   20.49   25.63   29.61   23.67 I
I 5 I   90.21   22.56   27.88   30.91   25.01 I
I 6 I  119.91   30.43   34.63   28.88   25.38 I
I 7 I  149.55   39.11   42.69   28.55   26.15 I
I 8 I  165.49   41.71   45.56   27.53   25.20 I
I 9 I  177.95   43.40   46.63   26.20   24.39 I
I10 I  177.75   42.70   45.25   25.46   24.02 I
I11 I  177.94   41.87   45.44   25.54   23.53 I
I12 I  172.13   40.27   43.94   25.53   23.40 I
I13 I  162.88   37.53   41.69   25.60   23.04 I
I14 I  161.16   37.19   42.38   26.30   23.08 I
I15 I  166.44   38.99   42.94   25.80   23.43 I
I16 I  168.99   39.16   43.13   25.52   23.17 I
I17 I  165.63   40.85   41.19   24.87   24.66 I
I18 I  177.14   46.46   44.63   25.19   26.23 I
I19 I  213.20   58.04   56.63   26.56   27.22 I
I20 I  214.93   59.00   58.94   27.42   27.45 I
I21 I  194.03   53.14   54.63   28.16   27.39 I
I22 I  158.05   41.72   45.75   28.95   26.40 I
I23 I  123.03   30.11   34.31   27.89   24.47 I
I24 I  102.74   24.14   29.94   29.14   23.50 I
*****

```

Factores de Distribucion obtenidos con las
medias de las series de datos historicos

Tabla 14

```

*****
I I PRONOSTICO POR FD CONSIDERANDO LAS MEDIAS I
IH I*****I
IO I PRONOSTICO REAL ERRORES I
IR I I
IA I NORTE EPICLACHI NORTE EPICLACHI NORTE EPICLACHI I
*****I
I 1 I 26.30 21.51 29.00 21.30 9.30 1.00 I
I 2 I 25.31 20.01 27.00 18.90 6.27 5.89 I
I 3 I 25.11 20.03 27.00 19.13 7.01 4.72 I
I 4 I 25.49 20.38 27.00 22.66 5.60 10.08 I
I 5 I 27.60 22.33 27.00 26.11 2.22 14.47 I
I 6 I 34.57 30.37 35.00 32.44 1.24 6.37 I
I 7 I 42.24 38.70 42.00 38.71 0.58 0.02 I
I 8 I 44.98 41.18 45.00 41.64 0.04 1.10 I
I 9 I 46.16 42.96 46.00 42.87 0.35 0.22 I
I10 I 44.95 42.42 44.00 40.64 2.16 4.37 I
I11 I 45.05 41.51 45.00 40.35 0.12 2.88 I
I12 I 43.74 40.08 43.00 38.88 1.71 3.09 I
I13 I 41.25 37.14 43.00 38.76 4.07 4.19 I
I14 I 41.99 36.85 43.00 40.28 2.34 8.51 I
I15 I 42.45 38.55 41.00 44.45 3.55 13.28 I
I16 I 42.48 38.57 44.00 43.45 3.45 11.23 I
I17 I 40.92 40.58 40.00 41.87 2.30 3.08 I
I18 I 44.48 46.31 41.00 43.04 8.50 7.59 I
I19 I 56.37 57.77 57.00 58.56 1.11 1.35 I
I20 I 58.47 58.53 60.00 59.11 2.56 0.99 I
I21 I 54.23 52.75 55.00 50.90 1.41 3.63 I
I22 I 45.45 41.45 41.00 40.11 10.86 3.33 I
I23 I 33.94 29.78 36.00 31.50 5.73 5.45 I
I24 I 29.64 23.89 31.00 23.88 4.40 0.06 I
*****I
I abril 23-86 MINIMO 0.04 0.02 I
I MEDIA 3.62 4.87 I
I CARACTERISTICAS ESTADISTICAS MAXIMO 10.86 14.47 I
I STD 2.96 4.05 I
**** *****I

```

Tabla 15

```

*****
I  I      PRONOSTICO POR FD CONSIDERANDO LAS MEDIAS      I
IH  I*****
IO  I      PRONOSTICO              REAL              ERRORES      I
IR  I
IA  I  NORTE  EPICLACHI  NORTE  EPICLACHI  NORTE  EPICLACHI
*****
I  I  26.24   21.46   27.00   23.09   2.81   7.05  I
l  l  25.28   19.99   26.50   21.98   4.61   9.05  l
I  I  25.10   20.03   25.00   21.47   0.41   6.70  I
l  l  25.40   20.31   25.00   21.47   1.61   5.41  I
l  I  27.59   22.32   26.50   23.19   4.11   3.73  I
l  I  34.58   30.39   32.50   28.87   6.40   5.25  I
I  I  42.24   38.70   39.00   36.54   8.31   5.91  I
I  l  44.98   41.18   46.00   42.81   2.23   3.82  I
I  I  46.13   42.94   47.50   43.79   2.88   1.95  I
I  I  44.94   42.40   46.50   44.22   3.36   4.11  I
I  I  45.05   41.51   46.00   42.62   2.07   2.61  I
I  I  43.73   40.08   43.00   42.05   1.71   4.68  I
I  I  41.25   37.13   43.00   37.83   4.07   1.84  I
I  I  41.99   36.85   41.00   36.66   2.42   0.52  l
I  I  42.45   38.55   39.00   37.83   8.85   1.90  I
l  I  42.48   38.57   40.00   40.64   6.20   5.10  l
I  I  40.92   40.58   40.00   41.58   2.29   2.41  I
I  l  44.48   46.31   42.00   42.99   5.91   7.71  l
I  I  56.37   57.77   54.00   56.35   4.38   2.52  I
I  I  58.47   58.53   56.00   55.47   4.40   5.51  l
I  I  54.23   52.75   51.00   51.27   6.33   2.88  I
l  l  45.45   41.45   44.00   41.29   3.30   0.38  l
I  I  33.94   29.78   34.00   29.51   0.18   0.93  I
I  I  29.64   23.89   31.00   25.58   4.40   6.59  I
I*****
labril-30-86              MINIMO              0.18   0.38  I
I                          MEDIO              3.89   4.11  I
I CARACTERISTICAS ESTADISTICAS  MAXIMO              8.85   9.05  I
I                          STD              2.20   2.32  I
*****

```

Los resultados obtenidos sugieren que se puede evitar el procedimiento de modelaje previo de las diferentes barras para obtener los valores representativos horarios de la demanda y con estos obtener los FD, incluso presenta menores resultados en el pronóstico de la S/E Norte.

4.3.4 PRONOSTICO DE LAS BARRAS DEL SISTEMA MODELADAS INDIVIDUALMENTE MEDIANTE LA METODOLOGIA DE BOX-JENKINS.

Los modelos obtenidos para encontrar los FD, sirven para determinar los valores de demanda pronosticados para las 24 y 48 horas siguientes. La ecuación de pronóstico para la subestación Epiclachima corresponde al modelo EP1-B2 de la serie diferenciada estacionalmente. Y para la Subestación Norte corresponde al modelo NOR-B2 de la serie modificada con una diferenciación estacional

Con estos modelos se obtiene un error medio absoluto en porcentaje de 5.30 y 3.88 para los días miércoles subsiguientes de la S/E Epiclachima y de 3.60 y 3.99 para la S/E Norte. Como se aprecia en las tablas 3 y 4 Las razones por las cuales se presentan los picos de error indicados en el cuadro son similares a las obtenidas con el método de FD.

4.4 COMPARACION DE RESULTADOS

Al comparar los errores del pronóstico en barras ya sea modelando la serie mediante Box-Jenkins o por FD se observa en la siguiente tabla estadística de los errores medios absolutos en % lo siguiente:

Tabla 15 Errores con los metodos de Box-Jenkins y FD

PERIODO	FECHA	ESTADISTICA	FD		BOX - JENKINS	
			EPICLA.	NORTE	EPICLA.	NORTE
PRIMERO	23-04 1986	MINIMO	0.02	0.29	0.21	0.18
		MEDIA	5.25	3.72	5.30	3.60
		MAXIMO	12.79	11.31	14.52	10.23
		STD	3.73	3.03	3.92	2.83
SEGUNDO	30-04 1986	MINIMO	0.23	0.71	0.74	0.97
		MEDIA	3.62	4.00	3.88	3.99
		MAXIMO	9.05	9.83	10.15	9.90
		STD	2.29	2.35	2.24	2.47

Los valores de demanda pronosticados para cada barra por FD y modelando individualmente son practicamente los mismos, es decir se tiene el mismo error por los dos métodos, incluso en las horas de ocurrencia de los errores picos. El error obtenido considerando la variación existente en el pronóstico con respecto a los datos reales del sistema es bueno y variará de acuerdo a este, por lo que se necesita controlar la modelación y el pronóstico del sistema.

El resultado obtenido por FD, entonces se comporta de igual forma que un método rigurosamente matemático como son los modelos ARMA.

Los resultados son incluso mejores que si se aplicaria el método tradicional utilizado por el personal del centro de despacho de carga que consiste en realizar el pronóstico en base a los datos horarios del día correspondiente de la semana previa, y que puede ser modificado por la experiencia del personal. Si únicamente se basa en los datos anteriores se tiene errores medios absolutos en la S/E Epiclachima de 6.14% y en la S/E Norte de 4.23 % para el primer periodo de pronós-

tico.

tomando en cuenta el problema de la modelación tanto de las barras como del sistema, se necesita determinar el lapso de validez de los FD, el mismo que puede variar fundamentalmente por una variación de carga ocasionada ya sea por la entrada de una nueva subestación o por la transferencia de carga, en cuyo caso se necesita tipificar si va a ser ocasional o permanente para realizar las rectificaciones correspondientes. Por consiguiente la modificación de los FD esta sujeta a las consideraciones anteriores, y dependerá de los programas de mantenimiento y de planificación de los sistemas de distribución. Esto no ocurre si se pronostica modelando individualmente ya que puede variar la serie de trabajo durante el año de acuerdo a la estación en que se encuentre, necesitando por lo tanto de una nueva corrida del programa para rectificar los valores, lo que no ocurre con los FD ya que el sistema varia en igual forma.

4.5 CONCLUSIONES

La metodología utilizada para determinar el pronóstico en cada barra a partir del pronóstico total del sistema mediante Factores de Distribución predefinidos, los que son fáciles de determinar ha dado los mejores resultados toda vez que su validez se equipara con la que se obtiene si se se modela individualmente cada barra, y tiene un tiempo de aplicación mayor que el obtenido por el método de Box-Jenkins.

Los FD representan el aporte más probable de cada barra al sistema, por tal motivo sus diferentes valores especialmente en los picos constituyen un indicativo de los requerimientos de demanda máxima de la barra en función de la demanda del sistema.

Modelar cada barra mediante cualquier método matemático riguroso presenta ciertas dificultades las mismas que se repiten cada vez que se necesita actualizar el modelo.

Su aplicación al control en tiempo real mediante la utilización de microprocesadores (Ref. 14) que utilizan señales simultáneas de las diferentes subestaciones y dicianen sobre su validez, permitiendo de esta manera un pronóstico más ajustado a la realidad. Los microprocesadores que deben ser programados para la ejecución de la metodología de Box - Jenkins con ciertas modificaciones para actualizar los FD con cada nueva medición, lo que se lograría automáticamente.

CAPITULO V

COMENTARIOS Y CONCLUSIONES GENERALES

De la realización del presente trabajo se ha determinado lo siguiente:

- Las técnicas de pronóstico son muy variadas, y están dadas por métodos matemáticos ya sean determinísticos, probabilísticos o estocásticos o mediante métodos cualitativos subjetivos, los mismos que tienen diferente grado de dificultad según el método utilizado el cual varía de acuerdo a las necesidades de quién esté realizando el pronóstico.
- En la predicción de demanda a corto y muy corto tiempo, utilizada con propósitos de despacho económico, análisis de contingencias, esquemas de mantenimiento, etc. Los métodos utilizados son varios, siendo el método de Box-Jenkins el más utilizado por que simula de mejor forma el comportamiento no determinístico de la demanda.
- En planificación de Sistemas de Distribución así como en el pronóstico a largo tiempo se utilizan modelos que incluyan a más de la información histórica de la variable a pronosticar, de variables independientes como son datos económicos, poblacionales etc. Siendo los métodos que se ajustan a estas necesidades los modelos Econométricos y de Regresión Múltiple.
- En el proceso seguido para determinar el pronóstico de demanda en barras se necesitan los valores pronosticados del sistema, los mismos que se obtienen mediante la aplicación de los modelos y metodología de Box-Jenkins y que dieron magníficos resultados.
- La aplicación de la metodología exige experiencia la misma

que se consigue luego de realizar un sinnúmero de corridas y simulaciones de diferentes series, complementándose con un conocimiento previo de ciertos parámetros estadísticos.

- Para la realización del presente trabajo se necesito determinar la carga de cada barra, información que se obtiene parcialmente de las hojas de reporte de las Subestaciones ya que no se realizan lecturas de todas las cargas asociadas con las barras por no disponer de instrumentos de medición. Además la información horaria de demanda no es muy confiable.

- El análisis previo de los datos es fundamental para determinar la validez de los mismos y realizar los correspondientes procesos de filtraje de datos que salen fuera del comportamiento "normal" de la serie.

- Los errores obtenidos en la modelación de las diferentes series pueden ser no significativos si se considera los errores existentes en el proceso de medición así como en la simultaneidad de los mismos, que se necesita para determinar el aporte de cada barra al sistema, así como en la determinación de la carga asociada con cada barra.

- El proceso seguido en la determinación de los FD realizado en barras significativas del sistema Quito, y comparado con un método riguroso matemático como son los modelos estocásticos ARMA demuestra que mediante simples relaciones se puede obtener resultados con errores similares, y con menos cantidad de esfuerzo y de capacidad computacional de memoria.

- Estas relaciones pueden mantenerse durante un tiempo mayor que las obtenidas mediante modelos matemáticos, siendo necesario de su actualización siempre que exista transferencias de carga o se este desarrollando planes de vivienda en las zonas de influencia de las barras.

RECOMENDACIONES.

- En el presente trabajo se realizó el pronóstico del sistema con los datos de demanda de los días miércoles de los meses febrero, marzo, abril considerando su uniformidad en el comportamiento, obteniéndose un error menor con el obtenido si se modela conjuntamente los días correspondientes a un mismo comportamiento y que en la semana corresponden a las siguientes series: sábado, domingo, lunes, martes a jueves, viernes, es aconsejable por lo tanto el tratar con los demás días de la semana y establecer las diferencias correspondientes de tal manera de encontrar la forma más óptima de realizar el pronóstico diario con el menor esfuerzo y capacidad de memoria computacional.

- La influencia observada subjetivamente, de un factor climatológico en la demanda de potencia sugiere su cuantificación y su inclusión en el pronóstico de carga mediante factores que relacionen los diferentes estados climáticos del sistema que pueden ser tres: claro, nublado, nublado y lluvioso.

El estudio con factores climatológicos se lo podría realizar parcialmente, toda vez que únicamente en el sector norte de Quito se tiene información confiable procedente de la Dirección de Aviación Civil de factores como: nubosidad, temperatura ambiental, precipitación, velocidad del viento. Las demás instituciones que suministran esta información como son INAMI y el Observatorio Astronómico, realizan las mediciones con una frecuencia mayor de tiempo entre observaciones y no en forma horaria como se lo requiere para realizar el pronóstico. Por lo que se recomienda coordinar con estas instituciones con el fin de formar una base de datos que sean de utilidad para la Empresa Eléctrica.

- En un centro de control en tiempo real, la transmisión de datos de las diferentes barras se realiza simultáneamente li-

brandose de los errores que conllevan una medición manual, por lo que es necesario de que esta información sea procesada automáticamente mediante microprocesadores que cumplan ciertas funciones como son: analizar los datos recibidos modificando aquellos que salen de un rango preestablecido, realizar el pronóstico de demanda del sistema mediante la metodología de Box-Jenkins, determinar la relación de cada barra con el sistema, actualizándose automáticamente con cada nueva medición mediante un método de suavizamiento o de medias móviles e incluir en el pronóstico el factor de compensación respectivo de acuerdo al estado climático del sistema.

El mayor problema en un centro de despacho de carga se presenta a las horas picos y más aún si va acompañado con condiciones climatológicas desfavorables, por tal motivo es indispensable realizar un pronóstico en forma particular para estas horas.

Los diferentes paquetes estadísticos existentes, son generales y no específicos para la aplicación en un Sistema Eléctrico por tal motivo es recomendable la implementación de la metodología de Box-Jenkins para pronóstico en un microcomputador que permita de una forma iterativa, y suministrando únicamente la información necesaria, realizar el pronóstico el operador del centro despacho de carga, que será más exacto si a más de la herramienta matemática que esta utilizando haga uso de su experiencia para mejorar el pronóstico.

BIBLIOGRAFIA

1. Galiana, F.D. "Short-Term Load Forecasting", Systems Engineering for Power Status and Prospects, Henni-ker, H., H., Aug, 17-22, 1975.
2. ?
3. Makridakis, Spyros, Wheelwright, Steven C. "Forecasting Methods and Applications, New York, John Wiley & Son, 1978.
4. R.B. Comerford, C.W. Gellings, "The application of classical forecasting Techniques to load management", IEEE Transactions of Power Apparatus and Systems, Vol PAS-101, No. 12 December 1982.
5. Steven C. Wheelwright, "Forecasting Methods for Management", John & Sons, New York, second edition 1977.
6. Taro Yamane, "Estadística", tercera edición Harla, - México 1973.
7. A.P (Sakis) Meliopoulos, "Basic Power System Planning Techniques", Professor publishing, Georgia Institute of Technology, 1984.
8. F. Meslier, "New Advances in Short Term Load forecasting using Box and Jenkins Approach", IEEE PES, February, 1978.
9. M. Hagan, R. Klein, "Identification Techniques of Box and Jenkins applied to the problem of short term load forecasting IEEE PES July, 1977.
10. B. Krogh, D. Lesser, "Design and Implementation of an

- On-Line Load Forecasting Algorithm, IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, Vol. PAS-101, No. 12 December, 1982.
11. Martin T. Hagan, Suzanne M. Behr, "The Time Series Approach to Short Term Load Forecasting", IEEE Transactions of Power Systems, Vol. PWR-2, No 3, August 1987.
 12. Dale W. Ross, Gary B. Ackerman, Robert Bischke, "Short-Term Load prediction for Economic Dispatch of generation" IEEE Pica 79 Proc, Mayo 15-18, 1979, pp. 198-204.
 13. Pedro Alberto Morettin, Clelia Maria de Castro Toloi, "Modelos Para Previsión de Series Temporales, Vol. 1, Instituto de Matemática pura e aplicada, Rio de Janeiro, 1981.
 14. A. Keyhani, S.M. Miri, "On - Line Weather - Sensitive and Industrial Group Bus Load Forecasting for Microprocessor Based Applications", IEEE Pica, pp. 63-71, 1983.
 15. Meeker, William Q., "TSERIES, A User Oriented Computer Program for Identifying, Fitting and Forecasting ARIMA Time Series Models", User's Manual, Statistical Laboratory, Iowa State University, Ames, Iowa, Usa, 1977.
 16. F. Gómez, "Especificaciones funcionales del Centro de Control de la E.F.Q. S.A.", IX Jornadas de Ingeniería Eléctrica y Electrónica, Escuela Politécnica Nacional, Quito, Ecuador, 1988.
 17. Documento, Centro de Despacho de carga EEQSA.

18. Noel D.Uri, "System Load Forecasts for an Electric Utility" Vo.3, 1978.
- 19 Murray R. Spiegel, Estadística, Mc Graw-Hill, 1970

ANEXO A

Tabla 1

SERIES: TOT-B

SUBESTACION: Quito

DIFERENCIACION: Estacional de orden 24

MODELO	PARAMETROS	"VALOR T"	ESTIMADO	ERROR ESTANDAR	PICOS
TOT-B1	RART 1	6.9498	0.4649	0.0669	
	RART 6	2.4812	0.1647	0.0664	
	SMAT 24	12.5681	0.8098	0.0644	
TOT-B2	RART 1	7.1875	0.4859	0.0676	
	SMAT 6	-1.7593	-0.1068	0.0607	
	SMAT 24	12.4391	0.7804	0.0627	
TOT-B3	RART 1	7.4232	0.4965	0.0669	r _{kk6}
	SMAT 24	12.5099	0.8075	0.0646	r _{kk6} r _{kk16}

Estimación de los parámetros de la serie TOT-B, Y picos significativos en las funciones de autocorrelación de los residuos.

Tabla 2

SERIES: TOT-C

SUBESTACION: Quito

DIFERENCIACION: Regular mas estacional de orden 24

MODELO	PARAMETROS	"VALOR T"	ESTIMADO	ERROR ESTANDAR	PICOS
TOT-C1	RART 1	4.7692	0.4057	0.0851	r _{kk6}
	RMAT 1	26.3058	0.9136	0.0347	r _{kk6}
	SMAT 24	11.0598	0.7470	0.0675	r _{kk14}
TOT-C2	RART 1	4.8457	0.4149	0.0856	r _{kk10}
	RART 6	1.6649	0.12928	0.0776	r _{kk14}
	RMAT 1	27.3593	0.9300	0.0340	
	SMAT 24	10.4922	0.7130	0.0680	
TOT-C3	RART 1	4.2065	0.4374	0.1040	
	RMAT 1	16.5748	0.9321	0.0562	
	RMAT 6	-0.2940	-0.0154	0.0524	
	SMAT 24	9.8863	0.6858	0.0694	

Estimación de los parámetros de la serie TOT-C, y picos significativos en las funciones de autocorrelación de los residuos.

Tabla 3

SERIE: TOT-B

SUBESTACION: Quito.

DIFERENCIACION: Estacional de orden 24

ESTADISTICA DE LOS RESIDUOS	Modelo TOT-B1	Modelo TOT-B2	Modelo TOT-B3
Media residual	-0.0947	-0.1176	-0.148
Varianza residual	8.6181	8.6796	8.9476
Residual Dev.Std	2.9357	2.9461	2.9913
Residuo mínimo	-6.1869	-6.1151	-6.2242
Residuo máximo	7.3711	7.6056	7.3654
Rango	13.5580	13.7208	13.5896
S.E de la media residual	0.2265	0.2273	0.2308
Residuo media S/E	-0.4179	-0.5174	-0.6413
R ² con respecto a la serie de trabajo	0.4443	0.4403	0.4195
R ² promedio	0.9954	0.9953	0.9951
Estadística de Durbin Watson	2.0009	1.9882	1.9824
Número de residuos negativos	90	88	92
Número de residuos positivos	78	80	76
Número de corridas	83	81	82
Z estadística para la prueba	-0.2445	-0.5909	-0.3496
Chi-cuadrado con 5° de libertad	1.810	2.286	2.095
Chi-cuadrado con 20° de libertad	17.859	20.218	24.501
Error medio absoluto	1.850	1.865	1.907
Parámetros	RART 1 RART 6 SMAT 24	RART 1 SMAT 6 SMAT 24	RART 1 SMAT 24

Estadística de los residuos de la serie TOT-B

Tabla 4

SERIE: TOT-C

SUBESTACION: Quito

DIFERENCIACION: Regular y estacional de orden 24

ESTADISTICA DE LOS RESIDUOS	Modelo TOT-C1	Modelo TOT-C2	Modelo TOT-C3
Media residual	0.3222	0.3049	0.0380
Varianza residual	9.5524	9.4662	9.7031
Residual Dev.Std	3.0907	3.0767	3.1150
Residuo mínimo	-5.5683	-5.3812	-6.2586
Residuo máximo	9.055	9.1573	8.8778
Rango	14.6233	14.5385	15.1364
S.E de la media residual	0.2392	0.2381	0.2410
Residuo media S/E	1.2635	1.2807	0.1575
R ² con respecto a la serie de trabajo	0.4651	0.4731	0.4599
R ² promedio	0.9949	0.9950	0.9948
Estadística de Durbin Watson	1.9400	1.9469	1.9859
Número de residuos negativos	81	82	88
Número de residuos positivos	86	85	79
Número de iteraciones	73	77	83
Z estadística para la prueba	-1.7752	-1.1604	-0.1958
Chi-cuadrado con 5° de libertad	2.629	4.928	3.491
Chi-cuadrado con 20° de libertad	27.764	22.581	26.552
Error medio absoluto	1.927	1.918	1.722
Parámetros	RART 1 RMAT 1 SMAT 24	RART 1 RART 6 SMAT 24	RART 1 RMAT 1 RMAT 6 SMAT 24

Estadística de los residuos de la serie TOT-C

Tabla 5

APORTE HISTORICO EN PORCENTAJE DE LA S/E EPICLACHIMA AL SISTEMA GLOBAL

HORA									CARACTERISTICAS ESTADISTICAS			
	feb-26	marz-5	marz-12	marz-19	marz-26	abril-2	abril-9	abril-16	MEANDR	MEDIA	MAYOR	STD
1.00	23.35	23.53	25.15	23.49	22.39	23.65	25.19	23.31	22.39	23.76	25.19	0.89
2.00	22.07	23.58	22.74	24.86	20.69	23.61	24.44	22.93	20.69	23.12	24.86	1.25
3.00	22.41	23.89	22.92	25.40	22.30	23.68	24.39	23.20	22.30	23.52	25.40	0.98
4.00	23.61	24.29	23.94	25.15	21.85	23.55	23.49	23.65	21.85	23.69	25.15	0.87
5.00	25.53	24.41	25.41	27.43	25.23	24.47	24.61	23.14	23.14	25.03	27.43	1.15
6.00	23.99	25.94	25.48	26.69	24.79	25.41	23.90	26.88	23.90	25.38	26.88	1.05
7.00	26.20	25.50	26.96	27.85	23.67	26.16	26.34	26.49	23.67	26.15	27.85	1.13
8.00	25.11	25.29	25.51	25.49	24.99	25.60	23.46	26.18	23.46	25.20	26.18	0.74
9.00	25.38	24.18	24.02	24.53	23.91	24.22	24.48	24.40	23.91	24.39	25.38	0.43
10.00	24.65	22.90	24.12	24.63	24.18	24.27	23.72	23.77	22.90	24.03	24.65	0.53
11.00	23.99	23.05	23.32	23.65	23.11	24.27	23.43	23.43	23.05	23.53	24.27	0.39
12.00	23.72	23.12	24.39	22.10	24.10	23.15	23.21	23.38	22.10	23.40	24.39	0.66
13.00	23.61	22.01	24.14	21.88	23.08	22.65	23.77	23.26	21.88	23.05	24.14	0.77
14.00	23.97	21.57	24.55	22.70	22.06	22.49	23.87	23.35	21.57	23.07	24.55	0.97
15.00	23.77	23.52	24.51	22.43	23.05	22.18	24.35	23.49	22.18	23.41	24.51	0.78
16.00	23.09	21.93	23.87	22.80	23.32	22.64	23.92	23.67	21.93	23.15	23.92	0.64
17.00	24.18	23.88	24.45	24.86	22.99	23.95	26.24	26.69	22.99	24.65	26.69	1.16
18.00	25.82	24.24	26.28	24.15	24.85	27.00	28.35	28.96	24.15	26.21	28.96	1.69
19.00	27.96	25.97	27.45	27.69	27.11	27.61	27.37	26.61	25.97	27.22	27.96	0.61
20.00	27.00	26.87	27.36	27.48	27.35	28.50	27.72	27.38	26.87	27.46	28.50	0.47
21.00	27.29	26.79	26.59	28.64	27.96	27.55	27.30	27.03	26.59	27.39	28.64	0.62
22.00	26.10	25.40	26.13	27.99	25.61	26.81	26.53	26.61	25.40	26.40	27.99	0.75
23.00	24.62	22.64	26.03	24.82	22.20	23.98	26.22	25.48	22.20	24.50	26.22	1.39
24.00	23.19	22.52	24.50	25.30	20.32	22.43	25.33	24.44	20.32	23.50	25.33	1.61

Aporte histórico en porcentaje de la S/E Epiclachima al Sistema Quito en el año 1986

Tabla 6

APORTE HISTORICO EN PORCENTAJE DE LA S/E NORTE AL SISTEMA GLOBAL

	APORTE HISTORICO EN PORCENTAJE DE LA S/E NORTE AL SISTEMA GLOBAL								CARACTERISTICAS ESTADISTICAS			
	feb-26	marz-5	marz-12	marz-19	marz-26	abril-2	abril-9	abril-16	MENOR	MEDIO	MAYOR	STD
1.00	28.51	30.19	26.85	27.90	30.27	31.60	28.99	28.14	26.85	29.05	31.60	1.44
2.00	29.71	30.23	27.29	28.24	28.73	31.14	29.00	29.35	27.29	29.21	31.14	1.12
3.00	29.82	29.04	27.50	28.85	30.77	31.29	28.94	29.68	27.50	29.48	31.29	1.11
4.00	29.89	29.38	28.74	29.76	29.38	31.69	27.87	30.27	27.87	29.62	31.69	1.05
5.00	28.57	29.09	30.37	35.63	30.47	33.07	30.44	29.82	28.57	30.93	35.63	2.17
6.00	27.59	30.22	28.72	28.90	25.83	30.78	28.89	30.06	25.83	28.88	30.78	1.49
7.00	28.99	28.56	29.13	27.12	26.53	30.24	29.13	28.69	26.53	28.55	30.24	1.11
8.00	26.79	27.10	26.93	27.51	27.74	28.66	27.74	27.86	26.79	27.54	28.66	0.57
9.00	25.81	25.70	25.46	25.64	26.77	26.99	26.73	26.54	25.46	26.21	26.99	0.57
10.00	25.28	24.92	24.51	25.04	26.12	26.72	25.25	25.86	24.51	25.46	26.72	0.67
11.00	25.15	25.33	24.27	25.99	26.39	26.44	25.40	25.40	24.27	25.55	26.44	0.67
12.00	25.60	25.58	24.71	25.28	25.69	26.18	25.66	25.52	24.71	25.53	26.18	0.39
13.00	25.19	25.26	25.85	24.39	25.22	27.22	25.87	25.86	24.39	25.61	27.22	0.77
14.00	25.70	26.70	25.73	26.54	26.27	27.56	26.27	25.63	25.63	26.30	27.56	0.61
15.00	25.47	26.32	24.67	25.61	26.20	26.53	26.03	25.61	24.67	25.80	26.53	0.56
16.00	26.09	25.94	23.88	25.60	25.93	26.22	25.00	25.30	23.88	25.49	26.22	0.72
17.00	25.16	26.25	24.94	25.26	24.84	23.51	23.78	25.15	23.51	24.86	26.25	0.81
18.00	25.03	25.40	25.31	23.60	27.22	24.17	24.61	26.23	23.60	25.20	27.22	1.07
19.00	26.80	26.46	26.78	26.42	27.03	26.19	25.78	27.03	25.78	26.56	27.03	0.41
20.00	26.95	28.27	27.55	26.36	27.30	27.40	27.44	28.14	26.36	27.43	28.27	0.57
21.00	28.27	28.80	27.53	28.33	27.40	29.05	27.73	28.07	27.40	28.15	29.05	0.55
22.00	28.16	31.70	28.70	28.46	28.10	29.43	28.61	28.36	28.10	28.94	31.70	1.11
23.00	28.15	27.33	28.31	26.27	27.47	29.03	28.56	28.08	26.27	27.90	29.03	0.80
24.00	28.43	29.30	28.81	28.29	29.67	31.13	28.85	28.63	28.29	29.14	31.13	0.86

Aporte historico en porcentaje de la S/Norte al
Sistema Quito en el año 1986

Tabla 7

SERIES: EPI-B

SUBESTACION: Epiclachima

DIFERENCIACION: Estacional de orden 24

MODELO	PARAMETROS	"VALOR T"	ESTIMADO	ERROR ESTANDAR	PICOS
EPI-B1	RART 1	7.1415	0.4885	0.0684	
	SMAT 24	11.0873	0.83067	0.0749	
EPI-B2	RART 1	7.1415	0.4885	0.0684	r _{k17}
	RMAT 4	-1.7510	-0.1371	0.0783	r _{kk17}
	SMAT 24	10.7501	0.8266	0.0769	
EPI-B3	RART 1	7.2945	0.4923	0.0675	
	RART 17	1.8264	0.1287	0.0705	
	SMAT 24	11.2384	0.8351	0.0743	

Estimación de los parámetros de la serie EPI-B, y picos significativos en las funciones de autocorrelación de los residuos

SERIE: EPI-B

SUBESTACION: Epiclachima.

DIFERENCIACION: Estacional de orden 24

ESTADISTICA DE LOS RESIDUOS	Modelo EPI-B1	Modelo EPI-B2	Modelo EPI-B3
Media residual	-0.0631	-0.0487	-0.0575
Varianza residual	2.2897	2.2822	2.2589
Residual Dev.Std	1.5132	1.5107	1.5030
Residuo mínimo	-4.8877	-4.7996	-4.7095
Residuo máximo	4.7775	4.8579	4.8596
Rango	9.6652	9.6576	9.5692
S.E de la media residual	0.1167	0.1166	0.1160
Residuo media S/E	-0.5407	0.1482	0.4962
R ² con respecto a la serie de trabajo	0.5499	0.5541	0.5587
R ² promedio	0.9844	0.9845	0.9847
Estadística de Durbin Watson	2.0340	1.9952	2.0030
Número de residuos negativos	87	91	88
Número de residuos positivos	81	77	80
Número de iteraciones	81	82	76
Z estadística para la prueba	0.6033	-0.3767	-1.3665
Chi-cuadrado con 5° de libertad	8.095	12.000	11.143
Chi-cuadrado con 20° de libertad	14.790	17.481	14.697
Error medio absoluto	1.143	1.192	1.103
Parámetros	RART 1 SMAT 24	RART 1 RMAT 4 SMAT 24	RART 1 RMAT 17 SMAT 24

Estadística de los residuos de la serie EPI-B

Tabla 9

SERIES: EPI-C

SUBESTACION: Epiclachima

DIFERENCIACION: Regular y estacional de orden 24

MODELO	PARAMETROS	"VALOR T"	ESTIMADO	ERROR ESTANDAR	PICOS
EPI-C1	RART 1	4.4538	0.4052	0.0910	
	RMAT 1	20.9416	0.8940	0.0427	
	SMAT 24	10.5547	0.8253	0.0782	
EPI-C2	RART 1	3.3457	0.3336	0.0947	
	RART 9	-1.9720	-0.1626	0.0825	
	RMAT 1	15.4519	0.8492	0.0550	
	SMAT 24	10.2728	0.8203	0.0799	
EPI-C3	RART 1	-3.1114	0.3127	0.1005	r _{kk30}
	RART 9	-1.7170	-0.1438	0.0837	
	RART 17	1.7492	0.1384	0.0791	
	RMAT 1	15.0451	0.8479	0.0564	
	SMAT 24	11.2301	0.8357	0.0744	

Estimación de los parámetros de la serie EPI-C, y picos significativos en las funciones de autocorrelación de los residuos

Tabla 10

SERIE: EPI-C

SUBESTACION: Epiclachima

DIFERENCIACION: Regular y estacional de orden 24

ESTADISTICA DE LOS RESIDUOS	Modelo EPI-C1	Modelo EPI-C2	Modelo EPI-C3
Media residual	0.0157	-0.0113	-0.0242
Varianza residual	2.3801	2.3483	2.3154
Residual Dev.Std	1.5428	1.5324	1.5216
Residuo mínimo	-4.8353	-4.7335	-4.4519
Residuo máximo	4.7847	4.6201	4.9281
Rango	9.6200	9.3535	9.3800
S.E de la media residual	0.1194	0.1186	0.1177
Residuo media S/E	0.1315	-0.0953	-0.2056
R ² con respecto a la serie de trabajo	0.5234	0.5327	0.5421
R ² promedio	0.9840	0.9843	0.9846
Estadística de Durbin Watson	1.9812	1.9589	1.9202
Número de residuos negativos	83	85	83
Número de residuos positivos	84	82	84
Número de iteraciones	76	76	78
Z estadística para la prueba	-1.3191	-1.3157	-1.0086
Chi-cuadrado con 5° de libertad	6.461	6.269	6.365
Chi-cuadrado con 20° de libertad	16.651	14.604	12.899
Error medio absoluto	1.374	1.328	1.488
Parámetros	RART 1 RMAT 1 SMAT 24	RART 1 RART 9 RMAT 1 SMAT 24	RART 1 RART 9 RART 17 RMAT 1 SMAT 24

Estadística de los residuos de la serie EPI-C

Tabla 11

SERIES: NOR-B

SUBESTACION: Norte

DIFERENCIACION: Estacional de orden 24

MODELO	PARAMETROS	"VALOR T"	ESTIMADO	ERROR ESTANDAR	PICOS
NOR-B1	RART 1	6.8794	0.4685	0.0681	rk4
	SMAT 24	14.9292	0.8861	0.0594	rkk4 rkk17
NOR-B2	RART 1	6.8683	0.4659	0.0678	rk13
	RART 4	-1.3447	-0.0908	0.0675	rkk13
	SMAT 24	14.9882	0.8865	0.0591	
NOR-B3	RART 1	6.5310	0.5101	0.0781	rk13
	RART 2	-1.1808	-0.0934	0.0791	rkk13
	RART 4	-1.1273	-0.0775	0.0687	
	SMAT 24	14.7625	0.8849	0.0599	

Estimación de los parámetros de la serie NOR-B, y picos significativos en las funciones de autocorrelación de los residuos

Tabla 12

SERIE: NOR-B

SUBESTACION: Norte

DIFERENCIACION: Estacional de orden 24

ESTADISTICA DE LOS RESIDUOS	Modelo NOR-B1	Modelo NOR-B2	Modelo NOR-B3
Media residual	0.0187	0.0204	0.0199
Varianza residual	1.6381	1.6216	1.6208
Residual Dev.Std	1.2799	1.2734	1.2731
Residuo mínimo	-3.7863	-3.7199	-3.6668
Residuo máximo	4.2999	4.2297	4.2951
Rango	8.0862	7.9496	7.9619
S.E de la media residual	0.0987	0.0982	0.0982
Residuo media S/E	0.1891	0.2081	0.2027
R ² con respecto a la serie de trabajo	0.5721	0.5789	0.5817
R ² promedio	0.9848	0.9851	0.9851
Estadística de Durbin Watson	1.8532	1.8431	1.9368
Número de residuos negativos	88	89	88
Número de residuos positivos	80	79	80
Número de iteraciones	78	80	80
Z estadística para la prueba	-1.0563	-0.7304	-0.7461
Chi-cuadrado con 5° de libertad	14.476	6.857	3.619
Chi-cuadrado con 20° de libertad	32.131	28.233	23.474
Error medio absoluto	0.935	0.934	0.936
Parámetros	RART 1 SMAT 24	RART 1 RART 4 SMAT 24	RART 1 RART 2 RART 4 SMAT 24

Estadística de los residuos de la serie NOR-B

Tabla 13

SERIES: NOR-C

SUBESTACION: Norte

DIFERENCIACION: Regular y estacional de orden 24

MODELO	PARAMETROS	"VALOR T"	ESTIMADO	ERROR ESTANDAR	PICOS
NOR-C1	RART 1	9.3893	0.6183	0.0659	r _{k6}
	RMAT 1	485.3585	0.9794	0.0020	r _{kk22}
	SMAT 24	13.6817	0.8658	0.0633	r _{kk6} r _{kk22}
NOR-C2	RART 1	4.8589	0.4524	0.0931	r _{k13}
	RART 4	-1.3824	-0.1112	0.0805	r _{kk13}
	RART 6	1.5497	0.1179	0.0761	r _{kk22}
	RMAT 1	20.2578	0.9139	0.0451	
	SMAT 24	13.8306	0.8706	0.0629	
NOR-C3	RART 1	4.2644	0.3962	0.0929	r _{k22}
	RART 4	-1.7589	-0.1375	0.0782	r _{kk22}
	RART 13	-1.7551	-0.1266	0.0721	
	RMAT 1	17.1155	0.8700	0.0508	
	SMAT 24	13.6739	0.8696	0.0636	

Estimación de los parámetros de la serie NOR-C, y picos significativos en las funciones de autocorrelación de los residuos.

Tabla 14

SERIE: NOR-C

SUBESTACION: Norte.

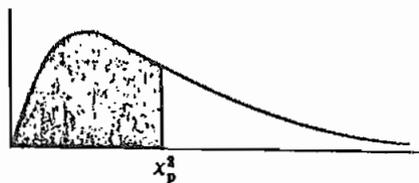
DIFERENCIACION: Regular y estacional de orden 24

ESTADISTICA DE LOS RESIDUOS	Modelo NOR-C1	Modelo NOR-C2	Modelo NOR-C3
Media residual	-0.0091	0.0975	0.0228
Varianza residual	1.8566	1.7441	1.7526
Residual Dev.Std	1.3626	1.3206	1.3239
Residuo mínimo	-4.4442	-4.1172	-4.0520
Residuo máximo	4.1466	4.3781	4.3107
Rango	8.5909	8.4953	8.3627
S.E de la media residual	0.1054	0.1022	0.1024
Residuo media S/E	-0.0867	0.9541	0.8082
R ² con respecto a la serie de trabajo	0.5676	0.5988	0.5968
R ² promedio	0.9830	0.9842	0.9841
Estadística de Durbin Watson	1.9566	1.8494	1.7935
Número de residuos negativos	90	83	80
Número de residuos positivos	77	84	87
Número de iteraciones	77	85	71
Z estadística para la prueba	-1.0924	0.0781	-2.0765
Chi-cuadrado con 5° de libertad	12.976	13.647	9.431
Chi-cuadrado con 20° de libertad	38.856	26.536	34.635
Error medio absoluto	1.752	1.478	1.403
Parámetros	RART 1 RMAT 1 SMAT 24	RART 1 RART 4 RART 6 RMAT 1 SMAT 24	RART 1 RART 4 RART 13 RMAT 1 SMAT 24

Estadística de los residuos de la serie NOR-C

ANEXO B

PERCENTILES (χ_p^2)
DE LA
DISTRIBUCION CHI-CUADRADO
CON ν GRADOS DE LIBERTAD
(AREA SOMBRADA = p)



ν	$\chi_{0,995}^2$	$\chi_{0,99}^2$	$\chi_{0,975}^2$	$\chi_{0,95}^2$	$\chi_{0,90}^2$	$\chi_{0,75}^2$	$\chi_{0,50}^2$	$\chi_{0,25}^2$	$\chi_{0,10}^2$	$\chi_{0,05}^2$	$\chi_{0,025}^2$	$\chi_{0,01}^2$	$\chi_{0,005}^2$
1	7,88	6,63	5,02	3,84	2,71	1,32	0,455	0,102	0,0158	0,0039	0,0010	0,0002	0,0000
2	10,6	9,21	7,38	5,99	4,61	2,77	1,39	0,575	0,211	0,103	0,0506	0,0201	0,0100
3	12,8	11,3	9,35	7,81	6,25	4,11	2,37	1,21	0,584	0,352	0,216	0,115	0,072
4	14,9	13,3	11,1	9,49	7,78	5,39	3,36	1,92	1,06	0,711	0,484	0,297	0,207
5	16,7	15,1	12,8	11,1	9,24	6,63	4,35	2,67	1,61	1,15	0,831	0,554	0,412
6	18,5	16,8	14,4	12,6	10,6	7,84	5,35	3,45	2,20	1,64	1,24	0,872	0,676
7	20,3	18,5	16,0	14,1	12,0	9,04	6,35	4,25	2,83	2,17	1,69	1,24	0,989
8	22,0	20,1	17,5	15,5	13,4	10,2	7,34	5,07	3,49	2,73	2,18	1,65	1,34
9	23,6	21,7	19,0	16,9	14,7	11,4	8,34	5,90	4,17	3,33	2,70	2,09	1,73
10	25,2	23,2	20,5	18,3	16,0	12,5	9,34	6,74	4,87	3,94	3,25	2,56	2,16
11	26,8	24,7	21,9	19,7	17,3	13,7	10,3	7,58	5,58	4,57	3,82	3,05	2,60
12	28,3	26,2	23,3	21,0	18,5	14,8	11,3	8,44	6,30	5,23	4,40	3,57	3,07
13	29,8	27,7	24,7	22,4	19,8	16,0	12,3	9,30	7,04	5,89	5,01	4,11	3,57
14	31,3	29,1	26,1	23,7	21,1	17,1	13,3	10,2	7,79	6,57	5,63	4,66	4,07
15	32,8	30,6	27,5	25,0	22,3	18,2	14,3	11,0	8,55	7,26	6,26	5,23	4,60
16	34,3	32,0	28,8	26,3	23,5	19,4	15,3	11,9	9,31	7,96	6,91	5,81	5,14
17	35,7	33,4	30,2	27,6	24,8	20,5	16,3	12,8	10,1	8,67	7,56	6,41	5,70
18	37,2	34,8	31,5	28,9	26,0	21,6	17,3	13,7	10,9	9,39	8,23	7,01	6,26
19	38,6	36,2	32,9	30,1	27,2	22,7	18,3	14,6	11,7	10,1	8,91	7,63	6,84
20	40,0	37,6	34,2	31,4	28,4	23,8	19,3	15,5	12,4	10,9	9,59	8,26	7,43
21	41,4	38,9	35,5	32,7	29,6	24,9	20,3	16,3	13,2	11,6	10,3	8,90	8,03
22	42,8	40,3	36,8	33,9	30,8	26,0	21,3	17,2	14,0	12,3	11,0	9,54	8,64
23	44,2	41,6	38,1	35,2	32,0	27,1	22,3	18,1	14,8	13,1	11,7	10,2	9,26
24	45,6	43,0	39,4	36,4	33,2	28,2	23,3	19,0	15,7	13,8	12,4	10,9	9,89
25	46,9	44,3	40,6	37,7	34,4	29,3	24,3	19,9	16,5	14,6	13,1	11,5	10,5
26	48,3	45,6	41,9	38,9	35,6	30,4	25,3	20,8	17,3	15,4	13,8	12,2	11,2
27	49,6	47,0	43,2	40,1	36,7	31,5	26,3	21,7	18,1	16,2	14,6	12,9	11,8
28	51,0	48,3	44,5	41,3	37,9	32,6	27,3	22,7	18,9	16,9	15,3	13,6	12,5
29	52,3	49,6	45,7	42,6	39,1	33,7	28,3	23,6	19,8	17,7	16,0	14,3	13,1
30	53,7	50,9	47,0	43,8	40,3	34,8	29,3	24,5	20,6	18,5	16,8	15,0	13,8
40	66,8	63,7	59,3	55,8	51,8	45,6	39,3	33,7	29,1	26,5	24,4	22,2	20,7
50	79,5	76,2	71,4	67,5	63,2	56,3	49,3	42,9	37,7	34,8	32,4	29,7	28,0
60	92,0	88,4	83,3	79,1	74,4	67,0	59,3	52,3	46,5	43,2	40,5	37,5	35,5
70	104,2	100,4	95,0	90,5	85,5	77,6	69,3	61,7	55,3	51,7	48,8	45,4	43,3
80	166,3	112,3	106,6	101,9	96,6	88,1	79,3	71,1	64,3	60,4	57,2	53,5	51,2
90	128,3	124,1	118,1	113,1	107,6	98,6	89,3	80,6	73,3	69,1	65,6	61,8	59,2
100	140,2	135,8	129,6	124,3	118,5	109,1	99,3	90,1	82,4	77,9	74,2	70,1	67,3

Procedencia: Catherine M. Thompson, *Table of percentage points of the χ^2 distribution*, Biometrika, Vol. 32 (1941), con permiso de los autores y editores.