



INSTITUTO POLITÉCNICO NACIONAL

ESCUELA SUPERIOR DE INGENIERÍA
MECÁNICA Y ELÉCTRICA

SECCIÓN DE ESTUDIOS DE POSGRADO E INVESTIGACIÓN
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA ELÉCTRICA

**PRONÓSTICO DE CARGA A CORTO PLAZO
USANDO MODELOS DE HOLT-WINTERS EN UNA
RED DE DISTRIBUCIÓN DE ENERGÍA ELÉCTRICA**

TESIS

QUE PARA OBTENER EL GRADO DE:
MAESTRO EN CIENCIAS EN INGENIERÍA ELÉCTRICA

PRESENTA:

ING. ERICK ISRAEL MENDOZA DE LUCIO



México D.F., Agosto 2012



INSTITUTO POLITÉCNICO NACIONAL

SECRETARÍA DE INVESTIGACIÓN Y POSGRADO

ACTA DE REVISIÓN DE TESIS

En la Ciudad de México siendo las 13:00 horas del día 11 del mes de junio de 2012 se reunieron los miembros de la Comisión Revisora de la Tesis, designada por el Colegio de Profesores de Estudios de Posgrado e Investigación de la E.S.I.M.E. ZAC. para examinar la tesis titulada:

“Pronóstico de carga a corto plazo usando métodos de Holt – Winters en una red de distribución de energía eléctrica”

Presentada por el alumno:

Mendoza Apellido paterno	De Lucio Apellido materno	Erick Israel Nombre(s)							
		Con registro:	A	1	0	0	5	4	4

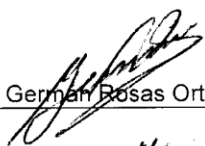
aspirante de:

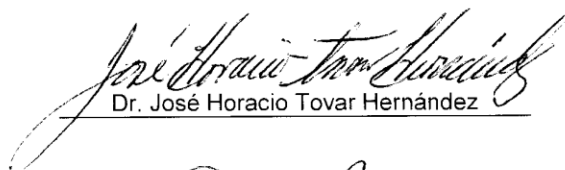
Maestría en Ciencias en Ingeniería Eléctrica


Después de intercambiar opiniones los miembros de la Comisión manifestaron **APROBAR LA TESIS**, en virtud de que satisface los requisitos señalados por las disposiciones reglamentarias vigentes.

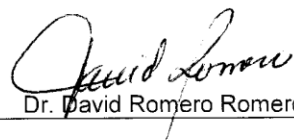
LA COMISIÓN REVISORA

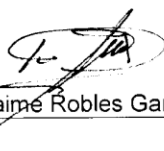
Directores de tesis


Dr. German Rosas Ortiz

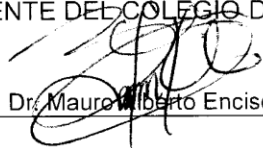

Dr. José Horacio Tovar Hernández


Dr. Ricardo Octavio Arturo Mota Palomino

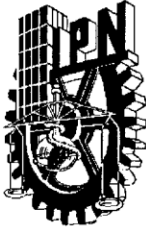

Dr. David Romero Romero


Dr. Jaime Robles García

PRESIDENTE DEL COLEGIO DE PROFESORES


Dr. Mauro Alberto Enciso Aguilar





INSTITUTO POLITÉCNICO NACIONAL

SECRETARIA DE INVESTIGACIÓN Y POSGRADO

CARTA CESIÓN DE DERECHOS

En la Ciudad de México, Distrito Federal, el día **19** del mes de **Junio** del año **2012**, el que suscribe **ERICK ISRAEL MENDOZA DE LUCIO**, alumno del Programa de **Maestría en Ciencias con especialidad en Ingeniería Eléctrica** con número de registro **A100544**, adscrito a la **Sección de Estudios de Posgrado e Investigación** de la **ESIME Unidad Zacatenco**, manifiesta que es autor intelectual del presente Trabajo de Tesis bajo la dirección del **Dr. Germán Rosas Ortiz** y del **Dr. José Horacio Tovar Hernández**, y cede los derechos del trabajo titulado: "**Pronóstico de carga a corto plazo usando métodos de Holt-Winters en una red de distribución de energía eléctrica**", al Instituto Politécnico Nacional para su difusión, con fines académicos y de investigación.

Los usuarios de la información no deben reproducir el contenido textual, graficas o datos del trabajo sin permiso expreso del autor y/o director del trabajo. Este puede ser obtenido escribiendo a las direcciones: **e_mendoza_de_lucio@hotmail.com** y/o **grosaso@ipn.mx** y/o **horacio.tovar@yahoo.com**.

Si el permiso se otorga, el usuario deberá dar el agradecimiento correspondiente y citar la fuente del mismo.

Ing. Erick Israel Mendoza De Lucio

DEDICATORIA

Con todo mi amor y respeto:

A mi esposa Ma. Elena Pérez Maldonado y mi hija Valentina.

A mis padres:

Mario Mendoza Cerón y Estela De Lucio Vázquez.

A mis hermanos:

Rogelio, Samuel y Francisco.

A mis suegros:

Joel Pérez Nava y Rosa Maldonado Sánchez.

A mi cuñada Ivonne y mis cuñados Luis y Joel, a Idania, Mónica y Samuel.

A todos mis amigos.

QUIERO EXPRESAR MI AGRADECIMIENTO:

A mi familia por estar siempre alentándome para lograr esta meta, a mi esposa y mi hija por ser la razón de seguir adelante, a mis padres porque gracias a ellos soy quien soy, a mis hermanos, cuñada y sobrinos por su apoyo y ánimo para seguir superándome, a mis suegros y en general a mi familia política por acogerme como uno más de la familia y brindarme su apoyo.

A mis asesores de tesis Dr. Germán Rosas Ortiz y Dr. José Horacio Tovar Hernández, por su apoyo, esfuerzo y tiempo dedicado para la realización de este trabajo.

Al CONACyT, al IPN y al Programa Institucional de Formación de Investigadores (PIFI) por el apoyo económico otorgado que permitieron hacer posible la consecución de esta meta.

A los profesores que formaron parte del jurado, Dr. David Romero Romero, Dr. Ricardo O. A. Mota Palomino, Dr. Jaime Robles García y Dr. David Sebastián Baltazar, que con sus acertados comentarios ayudaron a enriquecer este trabajo; a los profesores que han contribuido en mi formación profesional, Dr. Pablo Gómez, Dr. Fermín Espino, M. en C. Tomás Asiaín, Dr. Daniel Olguín, M. en C. Arturo Galán y M. en C. Jesús Reyes; y en general a todos los profesores de la Sección por crear un ambiente tan agradable para trabajar.

A Erik Holmberg por ayudarme a conseguir las bases de datos e información de la red necesarios para llevar a cabo los estudios en este trabajo, a Oscar Villareal por su apoyo en lo referente a la rutina de IMSL.

A la Sra. Lilia Cruz y al Sr. Lorenzo González (q.e.p.d.), cuya labor facilitó en gran medida los trámites necesarios durante mis estudios de maestría.

A mis amigos y compañeros por su apoyo y amistad, con quienes compartí momentos agradables en el transcurso de mis estudios de maestría.

RESUMEN

En la presente tesis se desarrolla un procedimiento de pronóstico y calibración de carga, cuya finalidad es producir información de una red de distribución que sea útil, como datos de entrada o pseudomediciones, para estudios posteriores como flujos de potencia, estimación de estado o corto circuito, entre otros. Este procedimiento incorpora tres módulos desarrollados en lenguaje Fortran, los cuales son el acondicionamiento y reconstrucción de la serie de tiempo, el pronóstico de carga a corto plazo y la calibración o distribución de la carga en los nodos de la red.

La herramienta para acondicionar y reconstruir la serie de tiempo, primeramente, se encarga de normalizar el intervalo de tiempo, enseguida identifica los datos erróneos y los sustituye y, finalmente, realiza un suavizado de la serie obtenida. Se comprueba que este proceso favorece la calidad del resultado de pronóstico y, en algunos casos, es indispensable para obtener un resultado aceptable de pronóstico.

En cuanto al pronóstico de carga a corto plazo, se desarrollaron y compararon seis modelos basados en suavizamiento exponencial, se evaluaron rutinas para la optimización de los parámetros de los modelos, y se realizó un análisis de los errores obtenidos en el pronóstico.

La calibración de carga es realizada a partir del pronóstico de carga a nivel alimentador, el cual, se reparte en los nodos aguas abajo, de acuerdo al valor nominal de cada transformador presente en el sistema.

ABSTRACT

In the present thesis, it is developed a procedure whose final goal is to produce information, taken as data or pseudo-measurements for a distribution network, which can be used as starting data for dedicated studies such as power flow, state estimation or short circuit. The proposed procedure includes the development of three Fortran modules consisting of conditioning and reconstruction of time series data, short-term load forecasting, and load allocation functions.

The tool developed for conditioning and reconstruction of time series data, firstly normalizes the time interval, following that, it identifies the bad data points and substitutes them. Finally, a smoothing procedure is applied to the modified time series. By following this procedure, it is verified that better results, in terms of forecasted values, are obtained, and for some data without doing this procedure, a forecasting cannot be obtained.

In the short-term load forecasting module, six models based in exponential smoothing were evaluated and two algorithms for finding optimum values of model parameters were employed. An error analysis obtained for the forecasting methods is shown.

The load allocation module requires load forecasting values at feeder level, and then it makes the load allocation of all nodes of network proportionally according to the nominal value of each transformer of the electrical distribution system (EDS).

ÍNDICE GENERAL

RESUMEN.....	II
ABSTRACT	III
ÍNDICE DE FIGURAS.....	VII
ÍNDICE DE TABLAS	X
ÍNDICE DE TABLAS	X
SIMBOLOGÍA.....	XI
ABREVIATURAS	XIII
CAPÍTULO I. INTRODUCCIÓN	1
1.1 INTRODUCCIÓN	1
1.2 REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA.....	5
1.2.1 Estado del arte de los métodos de reconstrucción de series de tiempo para pronóstico de carga.	5
1.2.2 Estado del arte de los métodos de pronóstico de carga a corto plazo....	7
1.2.3 Estado del arte de los métodos de calibración de carga.	10
1.2.4 Trabajos más relevantes desarrollados en la SEPI - ESIME - Zacatenco.	11
1.3 JUSTIFICACIÓN.....	13
1.4 OBJETIVO	14
1.5 APORTACIONES DE LA TESIS.....	14
1.6 LIMITACIONES Y ALCANCES.....	15
1.7 ESTRUCTURA DE LA TESIS.....	16
CAPÍTULO II. ACONDICIONAMIENTO Y RECONSTRUCCIÓN DE LA SERIE DE TIEMPO.....	19
2.1 INTRODUCCIÓN	19

2.2	NATURALEZA DE LA CARGA	22
2.3	NOCIONES DE ESTADÍSTICA	25
2.4	ANÁLISIS PREVIO DE LA SERIE DE TIEMPO	29
2.5	DESARROLLO DEL MODELO PARA LA RECONSTRUCCIÓN DE LA SERIE DE TIEMPO	30
2.5.1	Lectura de datos y normalización del intervalo de tiempo.	31
2.5.2	Identificación de datos erróneos.	34
2.5.3	Sustitución de los valores detectados como erróneos.....	36
2.5.4	Suavizado de la serie de tiempo.	38
CAPÍTULO III. PRONÓSTICO DE CARGA.....		41
3.1	INTRODUCCIÓN	41
3.2	CLASIFICACIÓN DE LOS MÉTODOS DE PRONÓSTICO	41
3.3	MEDICIÓN DEL ERROR.....	43
3.4	MODELO DE HOLT-WINTERS.....	44
3.4.1	Inicialización.	50
3.4.2	Optimización.....	52
3.4.3	Ajuste y pronóstico.....	54
3.5	DESARROLLO DEL MODELO DE PRONÓSTICO DE CARGA.....	55
3.6	VALIDACIÓN DE LOS MODELOS DESARROLLADOS	56
3.7	CALIBRACIÓN DE CARGA.....	59
3.7.1	Los métodos más usuales en la calibración de carga	60
3.7.2	Desarrollo del método a emplear en la calibración de carga	63
CAPÍTULO IV. RESULTADOS.....		69
4.1	RESULTADOS DEL PROCESO DE ACONDICIONAMIENTO Y RECONSTRUCCIÓN DE LA SERIE DE TIEMPO.....	69
4.2	RESULTADOS DEL PROCESO DE PRONÓSTICO DE CARGA	77
4.2.1	Comparación de las rutinas de optimización	78
4.2.2	Pruebas de pronóstico en ocho semanas diferentes.....	86

4.2.3	Análisis de los errores de pronóstico	93
4.3	RESULTADOS DEL PROCESO DE CALIBRACIÓN DE CARGA	95
4.4	CONCLUSIONES	103
CAPÍTULO V. CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS		107
5.1.	CONCLUSIONES	107
5.2.	TRABAJOS FUTUROS	109
BIBLIOGRAFÍA		110
APÉNDICE A. RUTINA BCPOL DE IMSL.....		114
A.1	ALGORITMO.	115
APÉNDICE B. CÓDIGO DEL PROGRAMA RECONSTRUIR.....		117
B.1	CÓDIGO.....	117
B.2.	ARCHIVO DE ENTRADA.....	147
B.3.	ARCHIVO DE SALIDA.	148
APÉNDICE C. CÓDIGO DEL PROGRAMA HW1A		150
C.1	CÓDIGO.....	150
C.2.	ARCHIVO DE ENTRADA.....	161
C.3.	ARCHIVO DE SALIDA.	161

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1.1. Partes que forman un sistema eléctrico [Willis, 2004].	3
Figura 1.2. Diagrama general de las herramientas a desarrollar en este trabajo.	5
Figura 2.1. Presencia de datos erróneos en la serie de tiempo.	21
Figura 2.2. Curva de carga medida en una subestación de distribución, durante un día completo.	22
Figura 2.3. Comportamiento de carga y temperatura de un calentador de agua eléctrico [Willis, 2004].	24
Figura 2.4. Comportamiento de la carga de un usuario residencial durante un día [Willis, 2004].	24
Figura 2.5. Curvas de carga diaria para grupos de dos, cinco, veinte y cien hogares [Willis, 2004].	25
Figura 2.6. Correlograma de la serie de tiempo empleada.	28
Figura 2.7. Semana 20 del año 2008, la carga presenta un patrón diario y otro semanal.	29
Figura 2.8. Diagrama de bloques general del programa <i>reconstruir</i> .	30
Figura 2.9. Extracto de la serie de tiempo empleada en el trabajo.	31
Figura 2.10. Gráfica que muestra una semana completa, con mediciones cada 10 minutos.	32
Figura 2.11. Potencia reactiva de la fase c, original y modificada para obligarla a ser positiva.	35
Figura 2.12. Serie de tiempo sin suavizar y suavizada de la potencia activa de la fase a para la semana 30 del año 2008.	39
Figura 3.1. Diagrama de bloques general para cualquier modelo de HW para pronóstico.	50
Figura 3.2. Diagrama de flujo de la etapa de inicialización.	52
Figura 3.3. Diagrama de bloques de la etapa de optimización.	54
Figura 3.4. Extracto de la red de distribución.	64
Figura 3.5. Diagrama de bloques para el proceso de calibración de carga.	65
Figura 3.6. Diagrama de bloques para la calibración de carga.	66

Figura 4.1. Extracto de la base de datos que muestra la falta de registros correspondientes a las 23:15, 23:30 y 23:45.	69
Figura 4.2. Serie de tiempo donde se muestra la falta de valores en los registros.	70
Figura 4.3. Series de tiempo original y reconstruida.	72
Figura 4.4. Pronóstico de carga realizado en la base de datos de la etapa 1.	76
Figura 4.5. Pronóstico de carga realizado en la base de datos de la etapa 2.	76
Figura 4.6. Pronóstico de carga realizado en la base de datos de la etapa 3.	77
Figura 4.7. Pronóstico de una carga utilizando el método hw1m, empleando la rutina de recorrido.	78
Figura 4.8. Pronóstico de carga utilizando el método HW1a, empleando la rutina de recorrido.	79
Figura 4.9. Pronóstico de carga utilizando el método HW1m, empleando la rutina IMSL.	79
Figura 4.10. Pronóstico de carga utilizando el método HW1a, empleando la rutina IMSL.	80
Figura 4.11. Pronóstico de carga utilizando el método HW2m, empleando la rutina de recorrido.	81
Figura 4.12. Pronóstico de carga utilizando el método HW2a, empleando la rutina de recorrido.	81
Figura 4.13. Pronóstico de carga utilizando el método HW2m, empleando la rutina IMSL.	82
Figura 4.14. Pronóstico de carga utilizando el método HW2a, empleando la rutina IMSL.	82
Figura 4.15. Pronóstico de carga utilizando el método HW3m, empleando la rutina de recorrido.	83
Figura 4.16. Pronóstico de carga utilizando el método HW3a, empleando la rutina de recorrido.	84
Figura 4.17. Pronóstico de una semana para la potencia PC utilizando el método HW3a.	91
Figura 4.18. Correlogramas de los errores obtenidos con el modelo HW3m.	94
Figura 4.19. Valor de la potencia aparente a.	98
Figura 4.20. Factor de potencia de la potencia aparente a.	98
Figura 4.21. Reparto de carga en la fase a.	99
Figura 4.22. Valor de la potencia aparente b.	100
Figura 4.23. Factor de potencia de la potencia aparente b.	100
Figura 4.24. Reparto de carga en la fase b.	101

Figura 4.25. Valor de la potencia aparente c.	101
Figura 4.26. Factor de potencia de la potencia aparente c.	102
Figura 4.27. Reparto de carga en la fase c.	103
Figura b.1. Diagrama de flujo general del programa <i>reconstruir</i>	118
Figura b.2. Diagrama de flujo de la rutina <i>seriecomp</i>	121
Figura b.3. Diagrama de flujo de la rutina <i>prefiltro</i>	127
Figura b.4. Diagrama de flujo de la rutina <i>convlog</i>	128
Figura b.5. Diagrama de flujo de la rutina <i>identifica</i>	130
Figura b.6. Diagrama de flujo de la rutina <i>presust</i>	135
Figura b.7. Diagrama de flujo de la rutina <i>sustituye</i>	139
Figura b.8. Diagrama de flujo de la rutina <i>convnormal</i>	143
Figura b.9. Diagrama de flujo de la rutina <i>suavizado</i>	145
Figura b.10. Ejemplo del archivo de entrada al programa <i>reconstruir</i>	147
Figura b.11. Ejemplo del primer archivo de salida del programa <i>reconstruir</i>	148
Figura c.1. Ejemplo del archivo de entrada al programa de pronóstico.	161
Figura c.2. Ejemplo del archivo de salida del programa de pronóstico.	162

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 3.1. Pesos asignados a las observaciones pasadas.....	45
Tabla 3.2. Resumen de los modelos a desarrollar en el trabajo.....	55
Tabla 3.3. Base de datos para comparar el modelo desarrollado en esta investigación y el encontrado en la bibliografía.....	57
Tabla 3.4. Comparación de los resultados obtenidos en este trabajo y en la bibliografía.....	58
Tabla 4.1. Datos generales de la serie de tiempo empleada.....	70
Tabla 4.2. Número de datos identificados como erróneos.....	71
Tabla 4.3. Número de datos sustituidos en cada rutina.....	72
Tabla 4.4. Resultados de los pronósticos realizados a las tres series de tiempo.	74
Tabla 4.5. Comparación de las rutinas de optimización, modelos con estacionalidad aditiva.....	85
Tabla 4.6. Comparación de las rutinas de optimización, modelos con estacionalidad multiplicativa.....	85
Tabla 4.7. Resultados de mape obtenidos del pronóstico de potencia activa de la fase a (pa).....	87
Tabla 4.8. Resultados de mape obtenidos del pronóstico de potencia reactiva de la fase a (qa).....	87
Tabla 4.9. Resultados de mape obtenidos del pronóstico de potencia activa de la fase b (pb).....	88
Tabla 4.10. Resultados de mape obtenidos del pronóstico de potencia reactiva de la fase b (qb).....	89
Tabla 4.11. Resultados de mape obtenidos del pronóstico de potencia activa de la fase c (pc).....	89
Tabla 4.12. Resultados de mape obtenidos del pronóstico de potencia reactiva de la fase c (qc).....	90
Tabla 4.13. Resumen de los elementos presentes en la red bajo estudio.....	95
Tabla 4.14. Transformadores agrupados de acuerdo a su valor nominal, por fase.	96
Tabla 4.15. Capacidad total instalada por fase de la red bajo estudio.....	96
Tabla 4.16. Factores de participación para cada transformador, por fase.....	97

SIMBOLOGÍA

$^{\circ}F$	Grados Fahrenheit.
\bar{M}	Valor medio.
\bar{X}	Valor medio de la variable x .
\bar{Y}	Valor medio de la variable y .
M_i	Valor en la medición i .
X_i	Valor en la medición i de la variable x .
Y_i	Valor en la medición i de la variable y .
s^2	Varianza.
s	Desviación estándar.
s_x	Desviación estándar de la variable x .
s_y	Desviación estándar de la variable y .
Cov_{XY}	Covarianza de las variables x y y .
r_{XY}	Coefficiente de correlación.
X_t	Observación de la variable x en el tiempo t .
c_k	Auto covarianza atrasada k períodos.
r_k	Auto correlación atrasada k períodos.
$XtS(i)$	Dato de la serie de tiempo suavizada en la observación i .
$Xt(j)$	Dato de la serie de tiempo sin suavizar en la observación j .
$XtS(1)$	Dato de la serie de tiempo suavizada en la observación 1.
$Xt(1)$	Dato de la serie de tiempo sin suavizar en la observación 1.
Y_t	Valor actual de la serie en el proceso de pronóstico en el tiempo t .
F_t	Valor pronosticado de la serie en el tiempo t .
α	Parámetro de nivel.
β	Parámetro de tendencia.
γ	Parámetro de la primera estacionalidad.
δ	Parámetro de la segunda estacionalidad.
ε	Parámetro de la tercera estacionalidad.
L_t	Nivel de la serie en el tiempo t .

b_t	Tendencia de la serie en el tiempo t .
$Sm1_t$	Primera estacionalidad de la serie en el tiempo t .
$Sm2_t$	Segunda estacionalidad de la serie en el tiempo t .
$Sm3_t$	Tercera estacionalidad de la serie en el tiempo t .
$S1$	Duración de la primera estacionalidad.
$S2$	Duración de la segunda estacionalidad.
$S3$	Duración de la tercera estacionalidad.
$f(x)$	Función de la variable x .
P_i	Potencia real demandada en el nodo i .
P_m	Potencia real medido en el nodo m .
TC_i	Capacidad del transformador en el nodo i .
ADC_i	Demanda diaria promedio por cliente en el nodo i .
$LMF_{j,t}$	Factor del modelo de carga para la clase j en el tiempo t .
$ADC_{i,j}$	Demanda de energía del nodo i para las cargas pertenecientes a la clase j .
$P_{loss,m,t}$	Pérdidas de potencia real en el nodo m en el tiempo t .

ABREVIATURAS

ACF	Función de auto correlación. (Auto correlation function).
AGC	Control automático de generación (Automatic generation control).
ARIMA	Modelo autoregresivo integrado de media móvil (Autoregressive integrated moving average).
APE	Porcentaje de error absoluto (Absolute percentage error).
BCPOL	Rutina de optimización de la biblioteca de matemáticas IMSL.
CFE	Comisión Federal de Electricidad.
fp	Factor de potencia.
HW	Método de Holt Winters.
HW1	Métodos de Holt Winters que incluyen una estacionalidad.
HW2	Métodos de Holt Winters que incluyen dos estacionalidades.
HW3	Métodos de Holt Winters que incluyen tres estacionalidades.
HW1a	Método de HW con una estacionalidad modelada de tipo aditivo.
HW1m	Método de HW con una estacionalidad modelada de tipo multiplicativo.
HW2a	Método de HW con dos estacionalidades modeladas de tipo aditivo.
HW2m	Método de HW con dos estacionalidades modeladas de tipo multiplicativo.
HW3a	Método de HW con tres estacionalidades modeladas de tipo aditivo.
HW3m	Método de HW con tres estacionalidades modeladas de tipo multiplicativo.
IMSL	Biblioteca internacional de matemáticas y estadística (International Mathematics and Statistics Library).
kW	Kilowatts.
kVAr	Kilo Volt Ampere reactivos.
kVA	Kilo Volt Ampere.
kWh	Kilowatt hora.
MAPE	Porcentaje de error medio absoluto (Mean absolute percentage error).
MAE	Error medio absoluto (Mean Absolute Error).
ME	Error medio (Mean error).
MSE	Error medio cuadrático (Mean Squared Error).
P	Potencia activa.

PA	Potencia activa de la fase A.
PB	Potencia activa de la fase B.
PC	Potencia activa de la fase C.
PCCP	Pronóstico de carga a corto plazo.
PCLP	Pronóstico de carga a largo plazo.
PCMP	Pronóstico de carga a mediano plazo.
Q	Potencia reactiva.
QA	Potencia reactiva de la fase A.
QB	Potencia reactiva de la fase B.
QC	Potencia reactiva de la fase C.
REA	Método de calibración de carga de la <i>Rural Electrification Administration</i> .
RNA	Redes neuronales artificiales.
SED	Sistema Eléctrico de Distribución.
SEP	Sistema Eléctrico de Potencia.
SMAPE	Porcentaje de error medio absoluto simétrico (Symmetric mean absolute percentage error).

CAPÍTULO I. INTRODUCCIÓN

1.1 INTRODUCCIÓN

La energía que se consume en cualquier instante es la misma que se está generando en ese preciso momento. Debido a que la energía eléctrica no se puede almacenar en grandes cantidades; el equilibrio carga–generación se debe mantener todo el tiempo para que el sistema opere de manera segura. Para mantener ese equilibrio es necesario conocer el comportamiento de la carga del sistema y los diferentes factores que la influyen.

El sistema puede presentar variaciones de carga en un lapso de segundos, minutos u horas y, para estas circunstancias, se tienen ya establecidas medidas para mantener la igualdad entre carga y generación. Estas medidas tienen en común la necesidad de conocer de antemano la carga del sistema, es decir, pronosticar cómo se comportará la carga [Gross, 1987].

El pronóstico de carga es básico en la operación de los sistemas eléctricos en la actualidad; es tan importante que, sin él, ninguna compañía eléctrica sería capaz de operar de una manera económica, segura y confiable.

Un pronóstico de carga con un grado de incertidumbre bajo es una herramienta muy importante para una compañía eléctrica; tiene aplicación en diferentes departamentos, por ejemplo, en la programación de la generación, en la seguridad del sistema, además, ofrece información para la coordinación hidrotérmica, para los despachadores de energía, y para el desarrollo de nueva infraestructura.

Mientras el modelo de pronóstico que utilice la compañía suministradora sea más exacto la operación de dicha compañía será más económica, segura y confiable.

El grado de incertidumbre de un modelo de pronóstico puede tener consecuencias importantes en la operación económica del sistema, un pronóstico excedido incrementaría el costo de operación, al arrancar unidades no necesarias o, por el

contrario, no arrancar las unidades mínimas para satisfacer la demanda del sistema si se hizo un pronóstico conservador [Alfares & Nazeeruddin, 2002].

Con la llegada de la desregulación de la industria eléctrica, la necesidad de modelos más precisos y rápidos ha cobrado mayor importancia.

Un punto muy importante que se debe tomar en cuenta a la hora de realizar el pronóstico de carga, es contar con una serie de tiempo consistente y libre de datos erróneos; se consideran erróneos a los datos que no representan el comportamiento de la demanda de un sistema eléctrico operando bajo condiciones normales. Estos datos tienen su origen por diversas razones, ya sea por fallas del propio sistema eléctrico, errores humanos o fallas en los equipos de medición.

Algunos de los errores que se presentan son picos de carga, que se refieren a cambios muy bruscos para tomar valores muy altos de potencia, así como ausencia de medición en algunos registros, es decir la medición es de valor cero y no corresponde al comportamiento normal, o bien, que el intervalo de tiempo no es consistente, es decir que se presentan intervalos, por ejemplo, de 1, 5, 10 ó 15 minutos, aunque el que predomine sea el de quince minutos. Estas anomalías presentes en las mediciones no representan el comportamiento de la carga bajo condiciones normales, por lo que causarían problemas posteriores en el proceso de pronóstico de carga, así como en su calibración. Por esta razón, es importante contar con una serie de tiempo consistente y que esté libre de datos erróneos.

Para llegar a contar con una serie de tiempo adecuada, se debe realizar un proceso que identifique estos datos erróneos y, posteriormente, los sustituya por otros valores considerados como correctos, de acuerdo a mediciones de días similares y que reflejen el comportamiento de la carga del sistema operando bajo condiciones normales.

El sistema eléctrico de potencia está dividido en los segmentos de generación, transmisión, subtransmisión y distribución como se aprecia en la Figura 1.1 [Willis, 2004]. El flujo de potencia va de la generación hacia el usuario final, y cada sistema alimenta al siguiente. La principal diferencia entre estos sistemas es el nivel de

tensión; una línea de transmisión opera a tensiones de 400, 230 y 161 kV., mientras que la red de distribución maneja tensiones de 138, 115, 85 y 69 kV, para líneas de subtransmisión, así como de 34.5, 23, 13.8, 6.6, 4.16 y 2.4 kV para baja tensión en redes de distribución, de acuerdo a la Comisión Federal de Electricidad [CFE, 2012].

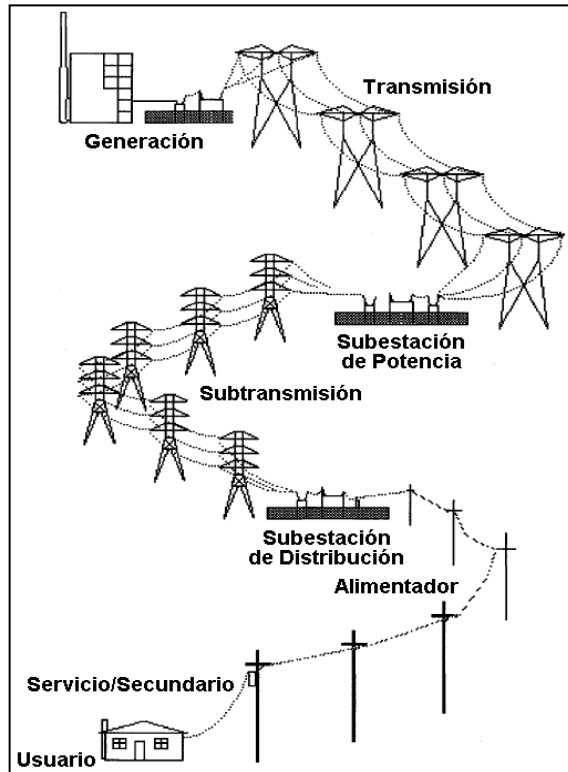


Figura 1.1. Partes que forman un sistema eléctrico [Willis, 2004].

En general un sistema de potencia es aquel donde se generan o transportan grandes bloques de energía, a diferencia de un sistema de distribución, donde los bloques de energía son más reducidos. De la figura 1.1, se puede decir que un sistema de potencia incluye desde la generación hasta la subestación de potencia, mientras que el de distribución inicia a partir de la subestación de distribución y termina hasta los consumidores finales.

En cuanto a diseño y construcción existen algunas diferencias entre un sistema de potencia y uno de distribución como son las redes con configuraciones mallada y radial, respectivamente, además de los niveles diferentes de tensión y potencia mencionados antes y una cantidad mucho mayor de nodos en la red de distribución y pocas mediciones disponibles.

Los métodos y técnicas de análisis y diseño para un sistema de potencia y uno de distribución varían de acuerdo a las características inherentes de cada sistema, como consecuencia de las diferencias antes mencionadas; por ejemplo, la construcción de un sistema eléctrico de potencia (SEP) es principalmente mallada mientras que un sistema eléctrico de distribución (SED) es esencialmente radial, para estudios de operación del sistema un SEP se asume balanceado pero en un SED no se puede asumir esto; en potencia se tiene un alto valor en la relación reactancia/resistencia mientras que en distribución la resistencia tiene valores comparables a los de la reactancia. Estas diferencias son la causa de los diferentes métodos utilizados en un SEP y en un SED.

En un sistema de distribución no están desarrolladas las herramientas para análisis básicos como lo están en potencia. Para un análisis de flujos de potencia, por ejemplo, en un SEP es posible conocer la información de los elementos de la red, los nodos de generación, la carga compleja nodal y algunos voltajes especificados. Por otra parte, para llevar a cabo el mismo estudio en un SED, se debe considerar la cantidad mucho menor de información con que se cuenta, ya que, por motivos prácticos y económicos, no es posible supervisar todos los nodos de la red; adicional a la información de la red, se conoce el valor de potencia activa y reactiva medida al inicio del alimentador en la subestación de distribución; de aquí, la utilidad de la calibración de carga, al ofrecer de potencia de carga nodal en la red para poder utilizarlos en estudios posteriores como flujos de potencia o estimación de estado.

Por lo tanto, a partir de los valores reales de mediciones de potencia activa y reactiva realizadas en la subestación de distribución al inicio del alimentador, se efectuará el pronóstico de carga con una semana en adelante a nivel alimentador y posteriormente se repartirá esta carga aguas abajo de manera proporcional de acuerdo al valor nominal de los transformadores conectados a la red, para de esta manera generar pseudomediciones que sirvan como información de entrada para estudios posteriores necesarios para la operación de la red como flujos de potencia o estimación de estado. En la figura 1.2 se muestra esto, se recibe la información

cruda de las mediciones la cual se procesa hasta obtener las pseudomediciones que servirán como información de entrada para estudios posteriores.

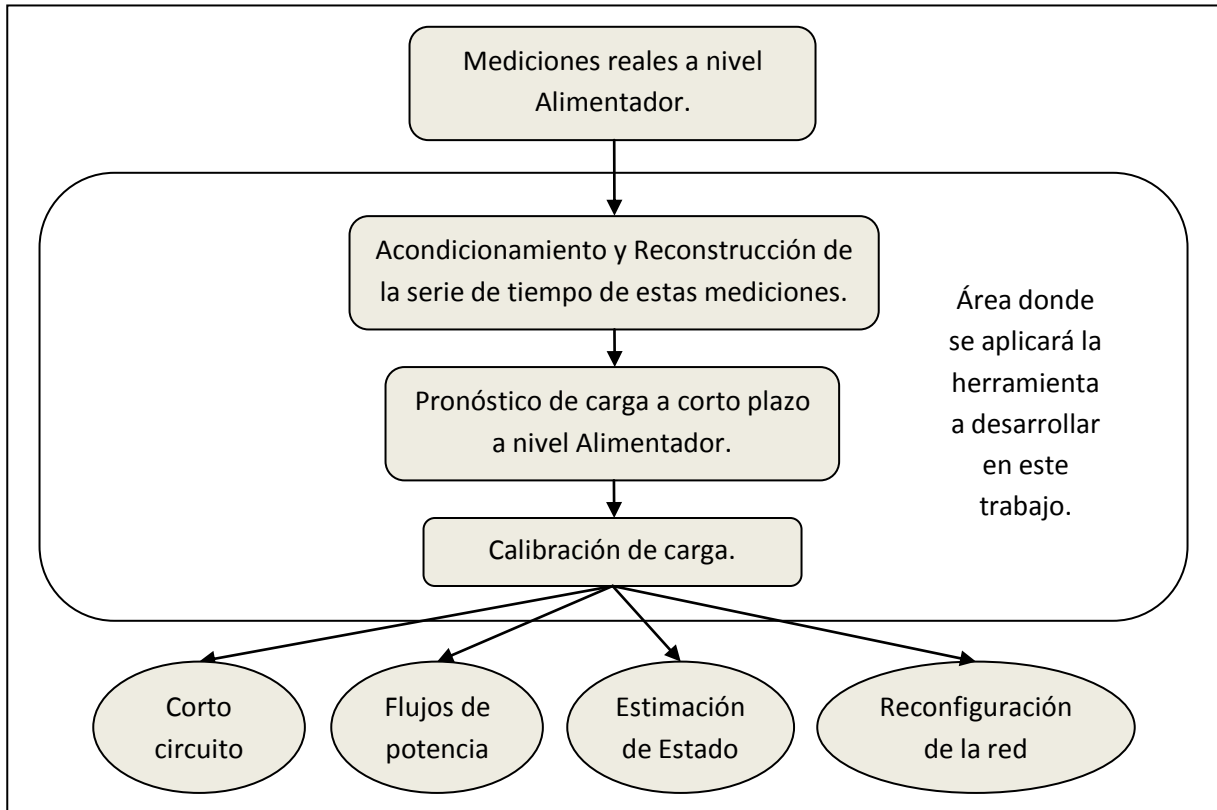


Figura 1.2. Diagrama general de las herramientas a desarrollar en este trabajo.

1.2 REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA

1.2.1 Estado del arte de los métodos de reconstrucción de series de tiempo para pronóstico de carga.

Se emplea un método de análisis de series de tiempo para la identificación de datos erróneos presentado en [Ming & Yuanda, 1993], donde se utilizan modelos AR (autoregresivos) y modelos diferenciadores de 168 orden. Los resultados mostraron que esta metodología puede ser eficiente y adecuada para aplicarla en tiempo real.

Un método basado en un *residuo normalizado absoluto* para la identificación y modificación de datos incorrectos, se presenta en [Ansarimehr et al., 2005], donde

se realiza un agrupamiento de los días normales y los festivos; finalmente, es realizada una comparación de las curvas de carga con datos incorrectos y modificados para los grupos de días formados, mostrando los beneficios de corregir dichos datos erróneos.

En [Yang & Stenzel, 2005], se emplea un diferenciador de segundo orden para detectar y eliminar datos incorrectos y, posteriormente, evaluar los datos reales. Después del módulo de detección y sustitución de datos erróneos, se ocupa un módulo de ajuste basado en mínimos cuadrados para atenuar cambios pronunciados en mediciones consecutivas y entregar una curva más lisa, es decir suavizada. Para realizar el pronóstico en esa referencia, se emplea un modelo de máquina de soporte vectorial (SVM), los resultados comparan tres métodos utilizando el porcentaje de error medio absoluto (MAPE), el primero usando los procesos de ajuste de la serie de tiempo, así como el de detección y sustitución de datos erróneos, el segundo no utiliza el proceso de ajuste, mientras que el tercero no emplea ninguno de estos dos procesos. Los resultados demuestran que, al eliminar los datos incorrectos y ajustar la serie de tiempo, se obtiene un mejor desempeño del pronóstico, incluso, con sólo emplear el proceso de ajuste de la serie, se obtiene un mejor resultado.

Ajustar los valores incorrectos con los promedios más cercanos es una medida que se presenta en [Urías, 2010]. Además, en esta referencia se menciona que la principal causa de los datos erróneos son las interrupciones, también se recomienda efectuar un suavizado de la serie de tiempo mediante un promedio móvil. Este pre-procesamiento de datos se utilizó en esta referencia para efectuar el pronóstico de carga a corto plazo en una red de distribución de energía eléctrica empleando una variación del método del día similar combinado con un modelo de regresión lineal.

En la referencia [Chunxia, 2010], se propone un método para identificar y procesar los datos incorrectos empleando el promedio y la varianza de los puntos correspondientes a la misma hora de días consecutivos, estos datos se utilizaron para modelar la carga en un sistema eléctrico, aunque los resultados no se presentan en esta referencia.

A partir de una recopilación de datos provenientes de diferentes fuentes es recomendable establecer patrones de carga aplicando un método de agrupamiento basado en lógica difusa, en base a los días de la semana, fines de semana o el clima; esta técnica de minería de datos la emplean en [Liu, 2011]; previo a este proceso, se realiza un pre-procesamiento de la serie de tiempo mediante un promedio de datos consecutivos para *limpiar* dicha serie. El pronóstico en esta referencia, se realiza empleando una regresión a partir del hecho de que existe una relación entre la curva de la demanda de los días pasados con la curva de la demanda del día a pronosticar, dependiendo del grupo al que pertenece. Los resultados muestran que ese modelo se desempeña de manera aceptable.

1.2.2 Estado del arte de los métodos de pronóstico de carga a corto plazo

Entre los métodos para el pronóstico de carga a corto plazo, existe una amplia variedad, incluyendo los métodos clásicos de series de tiempo y los de inteligencia artificial.

Métodos clásicos de series de tiempo y regresión.

Los modelos de regresión son muy comunes en el pronóstico de carga por su relativa facilidad de implementación y evaluación del desempeño, y son usados para modelar la relación entre la carga y factores externos. Los modelos de series de tiempo son ampliamente usados en la literatura técnica, los modelos ARIMA y los métodos de suavizamiento exponencial son un ejemplo de este tipo de modelos.

Los procesos ARIMA son modelos matemáticos utilizados para el pronóstico, su nombre es un acrónimo para *AutoRegressive, Integrated, Moving Average*; cada una de estas frases describe una parte diferente del proceso, también son conocidos como modelos Box-Jenkins. El objetivo de estos modelos es encontrar el modelo más simple que proporcione una descripción adecuada de los datos observados; en las referencias [Makridakis et al., 1998] y [Hyndman, 2001] se encuentra de manera más amplia la información sobre este tipo de modelos.

En [Makridakis et al., 1998] se compara el método de Holt y el de Holt-Winters para incluir una estacionalidad, en la misma serie de tiempo, obteniendo un mejor desempeño con el segundo.

Taylor ha realizado una amplia investigación en este campo, en [Taylor, 2003] efectúa la comparación de siete métodos de pronóstico basados en suavizamiento exponencial, entre ellos, el método de HW con estacionalidad modelada de tipo multiplicativa y el método de Pegels amortiguado; la comparación fue realizada con base en el SMAPE y el MAPE. En ambas relaciones el modelo de Pegels amortiguado superó a los demás métodos.

En la referencia [Taylor, 2003b] se compara cuatro métodos, tres de ellos están basados en el modelo de HW, uno de estacionalidad sencilla para el ciclo diario, el segundo con estacionalidad sencilla para el ciclo semanal y el tercero con doble estacionalidad; finalmente, el cuarto modelo es un ARIMA con doble estacionalidad; la comparación se basa en el MAPE, y el que tiene el mejor desempeño es el modelo de HW que incluye doble estacionalidad.

En un trabajo posterior [Taylor, 2010], Taylor realizó varias pruebas utilizando varios métodos, entre ellos el de HW con dos y tres estacionalidades, ARIMA que incluye de igual manera dos y tres estacionalidades y una red neuronal, cuyos resultados fueron comparados por medio del MAPE; una importante aportación es el modelo de HW con tres estacionalidades, correspondientes al ciclo diario, semanal y anual, siendo el que se desempeña de mejor manera al resto de los modelos presentados.

Métodos de inteligencia artificial.

La expresión de inteligencia artificial es usada para referirse a algoritmos que emulan el razonamiento humano de forma básica, tales como la lógica difusa y las redes neuronales artificiales. Dentro de esta categoría, es el método de redes neuronales el que se aplica con mayor frecuencia dentro del problema de pronóstico de carga y tiene como característica modelar de una manera aceptable las no linealidades que se presentan en el comportamiento de la carga [Papalexopoulos et

al., 1994]; la tarea más importante en la construcción de un modelo de pronóstico de carga basado en red neuronal es la selección de las variables de entrada.

En la referencia [Shahidehpour et al., 2002] emplean una red neuronal de tres capas de 73-90-24 neuronas y realizan el pronóstico de carga desde uno hasta catorce días en adelante. Aunque el modelo se desempeña bien hasta 7 días de pronóstico; en la capa de entrada los datos usados son la carga horaria del día anterior, la temperatura horaria del día anterior, la temperatura pronosticada para el día que se va a predecir y una neurona para especificar el tipo de día con valores que van de uno a siete, de acuerdo al día de la semana de que se trata. El modelo propuesto se compara con dos métodos obtenidos de la literatura. En esta referencia se realizaron las comparaciones en base al MAPE y APE. El modelo propuesto demostró superar a los métodos comparados.

En la literatura técnica [Hahn et al., 2009] se comenta que los modelos híbridos están tomando cada vez más importancia con el fin de superar algunas deficiencias de los métodos originales. En la elección del método de pronóstico se deben tener muy en cuenta dos afirmaciones que se han comprobado: no hay un modelo que sea el mejor para todas las compañías o para todos los problemas de pronóstico [Campbell & Adamson, 2006], y la complejidad de un modelo no garantiza una mayor precisión, es decir un modelo sencillo puede arrojar mejores resultados que uno más complejo [Makridakis et al., 1998].

Con respecto a la inclusión de factores adicionales a los valores de potencia para generar un pronóstico, tales como humedad o temperatura, se menciona en [Ortiz & Romero, 2012] que estos factores adicionales incluirían la incertidumbre inherente del pronóstico propio, por lo que, además de lidiar con la incertidumbre del modelo a desarrollar, se debe considerar el error del pronóstico de cada factor.

1.2.3 Estado del arte de los métodos de calibración de carga.

En [Kuo & Hsu, 1993], se realiza una estimación de carga usando un conjunto de aproximación difuso; los puntos de carga son divididos en tres categorías: carga comercial, carga residencial y carga industrial, con base a las recomendaciones de los operadores de la compañía de electricidad de Taiwán, lugar donde realizaron este trabajo. Se asume que los puntos de carga dentro de la misma categoría tienen el mismo patrón de carga diario. Para obtener este patrón de carga diario se emplea información histórica; además, se obtiene un patrón diferente de acuerdo al tipo de día; estos patrones se deben normalizar, de tal manera que todos tengan el *mismo tamaño*; cada patrón de carga es dividido en cinco niveles: muy pequeño, pequeño, mediano, grande y muy grande. La información es horaria. Debido a que las cargas son inciertas, en este trabajo se propone usar un grupo de notaciones difusas para tratar con estas cargas imprecisas.

La estimación de carga utilizando el método de cuadrados mínimos se presenta en [Seppälä & Lehtonen, 1995]; se cuenta con mediciones en la subestación principal y en los alimentadores, en cada alimentador se tienen n clases de consumidores. Las clases de consumidores se obtienen mediante un análisis estadístico.

Una técnica de modelado de carga en tiempo real que incorpora el uso de curvas de clases de consumidores y proporciona una medición de la incertidumbre en las estimaciones es presentado en [Ghosh et al., 1997]. Este trabajo también hace uso de información de facturación de los clientes. La técnica de modelado de carga es combinada con un algoritmo probabilístico de estimación de estado de un circuito de distribución.

Un método de estimación de dos pasos, estimación bruta y de refinación, es desarrollado en [Tianhua & Mingtian, 1998]. En el primer paso, se hace uso de características típicas de la carga, información de facturación y socioeconómica de los clientes para estimar las curvas de potencia activa y reactiva de todos los nodos del alimentador. En el segundo paso, una estimación de estado utilizando mínimos cuadrados es empleada para refinar la estimación obtenida en el primer paso.

Un método para repartir la carga total medida en el inicio del alimentador de distribución a un grupo de cargas individuales servidas por los transformadores conectados al alimentador es propuesto en [Romero et al., 2007]. En este trabajo se utiliza información tal como valores nominales de los transformadores conectados, patrones de carga diaria para cada categoría de carga; además, son conocidos la potencia total contratada y el número total de clientes por tipo de carga para cada transformador de distribución. Como datos adicionales, se tiene las magnitudes de tensión en los buses y las magnitudes de corriente medidas a través de los alimentadores; así que el problema principal consiste en minimizar la suma de los cuadrados de la diferencia entre la curva de corriente de referencia diaria, y una curva de corriente equivalente estimada en una cierta hora t .

En la referencia [Kersting & Phillips, 2008] se realiza la asignación de carga por medio de 4 métodos diferentes, en esta referencia disponen de información de medidores en los 23 transformadores que componen esa red, el número de clientes conectados a cada transformador también es empleado. Los métodos manejados son kWh diarios, kWh mensuales, kVA del transformador y el método REA.

1.2.4 Trabajos más relevantes desarrollados en la SEPI - ESIME - Zacatenco.

Sandoval realiza el pronóstico de la demanda de energía eléctrica a corto plazo enfocado a la zona central de México, que se presenta en [Sandoval & Paz, 1996], para este fin hace uso del método X-11 ARIMA, es desarrollado para sistemas eléctricos de potencia.

En la referencia [Allende & Robles, 2004] se desarrolla un pronóstico de carga a mediano plazo en sistemas eléctricos de potencia utilizando una red neuronal artificial, compara sus resultados con un método de regresión lineal y método autoregresivo; emplea otras variables como la temperatura.

En [Ramírez & Robles, 2008] se realiza un pronóstico de carga a mediano plazo empleando regresión lineal utilizando un paquete comercial *Forecast Pro XE*, el área

donde se desarrolla este estudio es el área peninsular del sistema eléctrico nacional, hace uso de otras variables además de la demanda de energía como la temperatura y la radiación solar.

Es importante aclarar que todos los trabajos desarrollados en el tema de pronóstico fueron desarrollados para sistemas eléctricos de potencia. El presente trabajo es el primero en el área de sistemas eléctricos de distribución. En cuanto a la parte de calibración de carga no hay trabajos relacionados desarrollados en la Sección, pero es importante mencionar que esta parte de calibración de carga puede ser punto de partida para trabajos de reconfiguración de la red [Adán & Mota, 2009], estimación de estado [Trejo & Robles, 2011] y flujos de potencia y estudios de corto circuito [Jara & Rosas, 2011] en redes de distribución.

En la bibliografía [Rosas & Mota, 2009] se desarrolló un HW con estacionalidad sencilla y uno con doble estacionalidad, superando el segundo al primero al ser confrontados por medio del MAPE; en [Rosas & Mota, 2010] y [Rosas & Mota, 2010b], se compararon tres modelos, dos HW con doble estacionalidad modelada, uno de tipo aditiva y el otro de tipo multiplicativa, el tercero es una red neuronal, los que se desempeñaron de mejor manera fueron la red neuronal y el HW con las dos estacionalidades de tipo multiplicativa.

Ortiz emplea una red neuronal artificial de retropropagación para llevar a cabo el pronóstico de la demanda de energía eléctrica a corto plazo en un sistema eléctrico de potencia, presentado en [Ortiz & Romero, 2012]; un aporte importante de este trabajo es la herramienta desarrollada para eliminar los valores atípicos.

En [Rosas & Mota, 2010b] se presenta una metodología para identificar y sustituir los datos erróneos de la serie de tiempo que emplearon para realizar el pronóstico de carga a corto plazo en un alimentador de una red de distribución de energía eléctrica, utilizando un modelo de HW2 y una red neuronal. En lo referente a la parte de calibración de carga, no existen trabajos desarrollados en la Sección.

1.3 JUSTIFICACIÓN

Contar con una herramienta computacional que permita conocer la cantidad de energía que será demandada en un cierto lapso de tiempo de la manera más precisa posible, brinda a la compañía suministradora la posibilidad de llevar a cabo las medidas necesarias en la operación del sistema para ofrecer un suministro de energía eléctrica continuo, es decir prever y evitar cortes de servicio al usuario final, reducir las pérdidas de energía eléctrica o planear el uso de sus recursos.

En la operación de un sistema eléctrico de distribución, una herramienta de pronóstico y calibración de carga puede ser utilizado para ofrecer información de entrada para estudios posteriores, tal como flujos de potencia, estimación de estado, corto circuito, o reconfiguración de la red, ya sea para restablecer la mayor cantidad de carga (usuarios) ante una contingencia o para reducir pérdidas en estado normal de operación.

Una serie de tiempo consistente y libre de datos erróneos favorece la precisión del pronóstico de carga. En una compañía suministradora un pronóstico adecuado se refleja en un ahorro sustancial de recursos. Se justifica, por tanto, el desarrollo de esta herramienta que puede ser usada en centros regionales de control de distribución, como apoyo a los operadores del sistema.

La evolución de la tecnología y su aplicación en las redes de distribución tiende a convertirlas a estas en redes inteligentes; un importante cambio es la introducción de los llamados medidores inteligentes cada vez más accesibles. Esto traería consigo la entrada de una gran cantidad de información de la operación del sistema que contrasta con la poca información disponible en la actualidad. Está previsto que esta situación incrementará gradualmente los requerimientos para la supervisión, control y optimización de redes de distribución [Fan & Borlase, 2009]. De aquí, surge la necesidad de desarrollar herramientas para el análisis de estas redes, y con la calibración de carga, que ofrece pseudomediciones en los nodos de la red, se puede tener escenarios útiles como punto de partida para muchas de estas herramientas.

1.4 OBJETIVO

Desarrollar y validar una herramienta computacional para realizar el pronóstico de carga a corto plazo y la calibración de carga en una red de distribución de energía eléctrica que opera bajo condiciones normales, sin considerar la influencia de variables externas ni días festivos. El pronóstico de carga está dirigido a colaborar en la resolución de problemas en la operación del sistema de distribución.

Para cumplir con este objetivo, se desarrolló un módulo para acondicionar, reconstruir y filtrar la serie de tiempo de entrada que representa mediciones de potencias activa y reactiva a nivel alimentador y obtener una serie de datos reconstruida, filtrada y que sea consistente para ser utilizada en el proceso de pronóstico de carga.

Adicionalmente, se desarrolló una herramienta computacional para realizar la calibración de carga, partiendo del pronóstico de carga a nivel alimentador en una red de distribución, en los nodos aguas abajo, a partir del valor nominal de los transformadores conectados a la red.

1.5 APORTACIONES DE LA TESIS

Se presenta una metodología para reconstruir la serie de tiempo, homogeneizar el intervalo de tiempo de la serie, e identificar y sustituir datos considerados como erróneos

Se implementa el modelo de Holt Winters que incluye tres estacionalidades, este es un modelo de reciente aparición en un artículo de 2010 [Taylor, 2010], en trabajos anteriores solo se presenta este modelo conteniendo una y dos estacionalidades.

Se presenta una metodología para realizar la calibración de carga entre todos los transformadores presentes en la red de distribución bajo estudio por medio del valor de su capacidad nominal.

1.6 LIMITACIONES Y ALCANCES

Limitaciones.

El modelo para reconstruir la serie de tiempo está basado en el comportamiento de la carga del sistema operando bajo condiciones normales, aunque en la serie de tiempo aparezcan lapsos donde se presente una falla o se transfiera carga a otro alimentador por falla o mantenimiento, esta conducta no se toma en cuenta.

Al realizar el pronóstico de carga este se realiza considerando los días como normales, es decir no pronostica días festivos, ni comportamientos de la carga del sistema bajo alguna contingencia, es decir, que no correspondan a la red operando bajo condiciones normales.

La calibración de carga se realiza empleando solamente los valores nominales de los transformadores, ya que se carece de información sobre la conectividad de los usuarios, esto es, el saber a qué transformador está conectado cada usuario.

Alcances.

Con respecto al modelo de reconstrucción el intervalo de tiempo se homogeniza o normaliza para obtener una serie quinceminutal, se reconocen datos que sean identificados como erróneos empleando más menos dos desviaciones estándar y se sustituyen por un promedio de los valores que son considerados como correctos.

Los modelos de pronóstico desarrollados en la investigación comprenden desde una hasta tres estacionalidades, que contemplan los ciclos diario, semanal y anual; el horizonte de tiempo a pronosticar es una semana completa, mientras que la herramienta empleada para comparar los modelos es el MAPE.

En lo que respecta a la herramienta de calibración de carga, se realiza proporcionalmente a partir del valor nominal de los transformadores conectados en el alimentador.

1.7 ESTRUCTURA DE LA TESIS

En el Capítulo 1 se presenta la introducción, los antecedentes, el objetivo y la justificación del trabajo, además se muestran las aportaciones y limitaciones y alcances que tiene la presente investigación.

En el Capítulo 2 se explica brevemente el comportamiento de la carga y se presenta la red de distribución a la que pertenece la serie de tiempo empleada. Se abordan las principales herramientas matemáticas que serán de utilidad en el proceso de identificación y sustitución de datos erróneos, posteriormente se explica a detalle el programa computacional elaborado para tal efecto.

El modelo de pronóstico empleado se explica en el Capítulo 3, se inicia con una clasificación de los métodos de pronóstico de acuerdo al horizonte de pronóstico, en seguida se profundiza sobre los modelos de pronóstico de carga a corto plazo. Más adelante se presentan las herramientas matemáticas que servirán para comparar la precisión de los modelos de pronóstico. En la sección siguiente se presenta a detalle el modelo de pronóstico utilizado explicando las razones por las que fue elegido, posteriormente se explica a detalle la herramienta computacional desarrollada, y la validación del mismo. Posteriormente, se presenta una introducción a la calibración de carga, después se muestran los métodos más usuales en este tema, y finalmente se explica a profundidad la herramienta computacional elaborada para el método elegido de calibración.

Las pruebas realizadas se plasman enseguida para, finalmente, discutir los resultados obtenidos.

En el Capítulo 4, se presentan los resultados de las pruebas realizadas; primeramente, se muestran las pruebas para justificar el uso de la herramienta de acondicionamiento y reconstrucción de la serie de tiempo, esto se realiza al comparar el resultado del pronóstico en tres diferentes casos que representan etapas del proceso completo de reconstrucción de la serie de tiempo, los resultados se resumen en una tabla y, finalmente, se discute sobre esto. Posteriormente, se presentan resultados para comparar las dos rutinas de búsqueda de valores óptimos

de los parámetros y resultados para comparar la precisión de los seis modelos de pronóstico, y discutir sobre ello. Finalmente, se presentan los resultados de las pruebas realizadas de calibración de carga y se discuten los resultados obtenidos.

En el Capítulo 5, se ofrece la conclusión de los resultados derivados de los modelos presentados en la investigación presente; además, se sugieren los trabajos futuros posibles correspondientes.

CAPÍTULO II. Acondicionamiento y reconstrucción de la serie de tiempo.

2.1 INTRODUCCIÓN

Un dato erróneo o incorrecto de una serie de tiempo es aquel que no refleja realmente la demanda de energía eléctrica de un sistema operando bajo condiciones normales [Chunxia, 2010]. A lo largo de este trabajo, hablar del acondicionamiento y reconstrucción de la serie de tiempo se refiere al proceso de detección y sustitución de datos erróneos presentes en la base de datos original, y que no corresponden al comportamiento de la carga en condiciones normales de operación.

La existencia de datos incorrectos en la serie de tiempo afecta la precisión de los resultados del pronóstico de carga, que puede ser visto en trabajos tales como [Yang & Stenzel, 2005], [Liu, 2011] y [Ansarimehr et al., 2005], lo que puede repercutir en la seguridad y economía del sistema eléctrico bajo estudio.

Todavía no existe una aproximación sistemática reconocida para resolver este problema aunque existe una amplia variedad de métodos propuestos para identificar y procesar los datos incorrectos [Chunxia, 2010]; sin embargo, destacan aquellas basadas en la estadística, la minería de datos [Liu, 2011] y el análisis de series de tiempo [Ming & Yuanda, 1993].

En [Yang & Stenzel, 2005], se menciona que existen dos tipos de causas de los datos incorrectos presentes, estos son errores en el sistema de medición y adquisición de datos y eventos anormales. Los datos incorrectos por errores en las mediciones o en el proceso de adquisición de datos se deben a errores de medición y transmisión, y están lejos de sus valores físicos reales. Los datos erróneos por eventos anormales surgen de incidentes repentinos e inesperados, tales como corto circuitos o transferencias de carga, o programados tal como el mantenimiento de

equipo, y causan cambios que no corresponden al comportamiento natural de la carga.

Un problema que puede presentarse también es tener intervalos de medición diferentes, es decir, que en un cierto lapso de tiempo las mediciones sean tomadas, por ejemplo, cada quince minutos y en otro período cada diez, estos valores no son por sí mismos datos erróneos, pero no permiten que la serie de tiempo sea consistente y provoca complicaciones en el proceso de pronóstico, de aquí, la necesidad de normalizar al igualar el intervalo de tiempo de las mediciones.

Como una característica propia de los sistemas eléctricos, se determina que la carga no puede tener grandes cambios en un período de quince minutos, por lo que esta característica puede ser utilizada para juzgar si la medición es un dato erróneo [Chunxia, 2010].

En la figura 2.1 se muestran las principales anomalías que se encontraron en la serie de tiempo utilizada en el presente trabajo y que se buscará manipular con el fin de obtener una serie de tiempo consistente y sin datos erróneos. En la gráfica de arriba de la figura 2.1 se presentan picos muy pronunciados, es decir, cambios muy bruscos en la potencia para tomar valores muy altos, en la gráfica de enmedio se muestra la falta de valor o valor igual a cero en algunos registros mientras que en la gráfica de abajo se aprecia un mayor número de mediciones para el lapso de una semana ya que el intervalo de tiempo de las mediciones es de 10 minutos, mientras que el intervalo que predomina es de 15 minutos.

En el apartado siguiente, se presenta una breve explicación sobre la naturaleza de la carga y su comportamiento, más adelante se exponen algunos conceptos básicos concernientes a la parte de estadística que serán empleados para el análisis de la serie de tiempo y su reconstrucción. Después de un análisis previo de la serie de tiempo realizado con una inspección visual, se habla de algunos métodos hallados en la literatura técnica que comprenden el área de la identificación y sustitución de los datos erróneos; finalmente, se explica a detalle el modelo desarrollado para la reconstrucción de la base de datos.

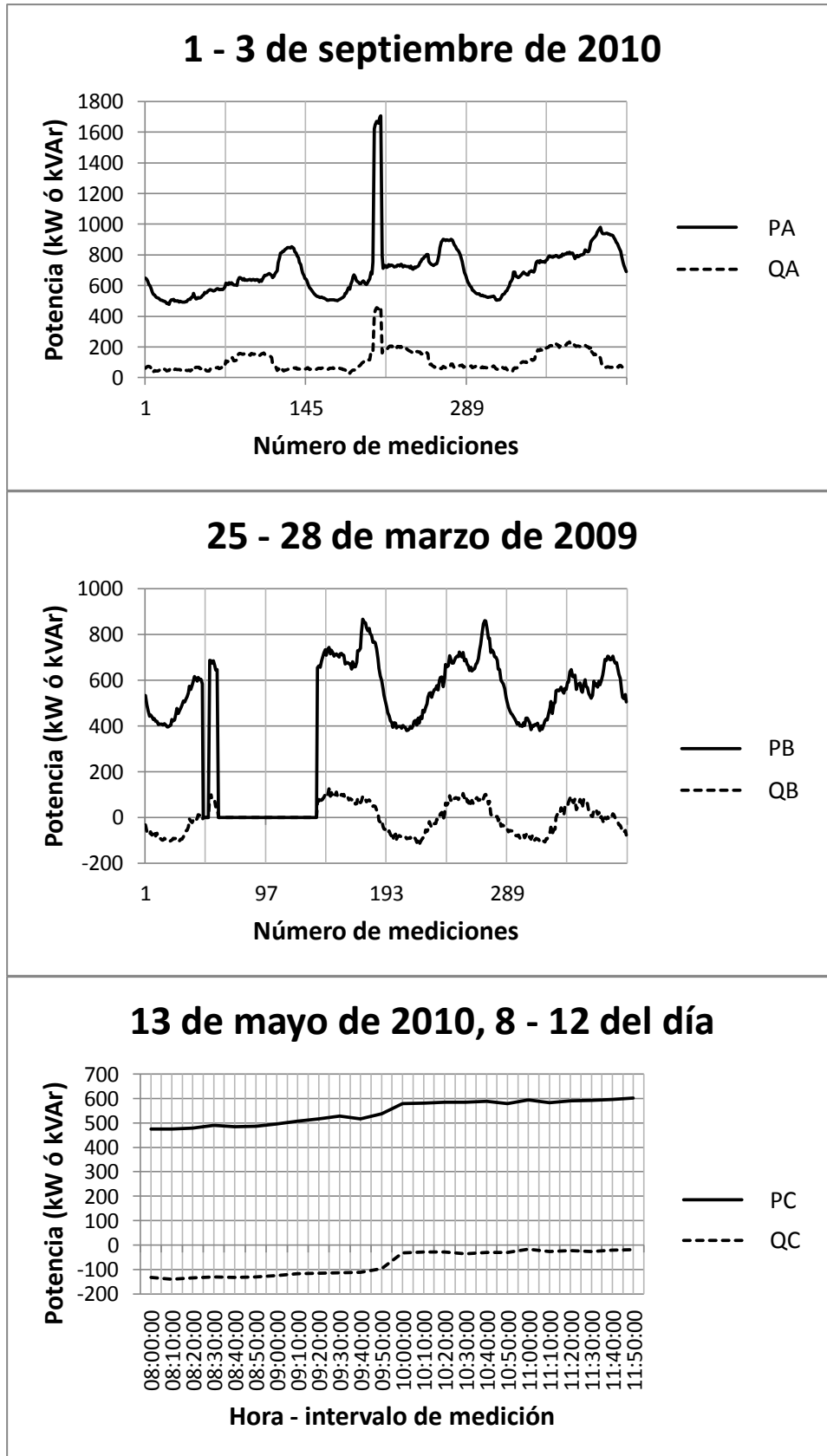


Figura 2.1. Presencia de datos erróneos en la serie de tiempo.

2.2 NATURALEZA DE LA CARGA

La carga total en cualquier sistema es la suma de todas las demandas individuales en cada nodo aguas abajo, existiendo una amplia variedad de factores que influyen en los patrones de uso de cada consumidor y que definen el comportamiento de la carga, volviendo difícil el pronóstico de la demanda del sistema. Estos factores pueden ser de tipo económico, del tiempo y del clima [Gross, 1987].

El nivel de actividad industrial es un factor económico importante al analizar el comportamiento de la carga; si los consumidores de la red que se está analizando son predominantemente industriales, el comportamiento de la carga es diferente en comparación con una red donde la carga sea de tipo residencial principalmente. Los factores del tiempo se refieren a los periodos de vacaciones, días festivos, días laborales, entre otros. En una zona cálida los usuarios utilizan aire acondicionado mientras que en una zona de clima frío se usa la calefacción; estas condiciones influyen en la carga y entran en los factores del clima.

Una manera de representar la carga que alimenta cierta compañía eléctrica es por medio de una curva de carga diaria, como la que se muestra en la figura 2.2, obtenida a partir de las mediciones registradas en una subestación de distribución.

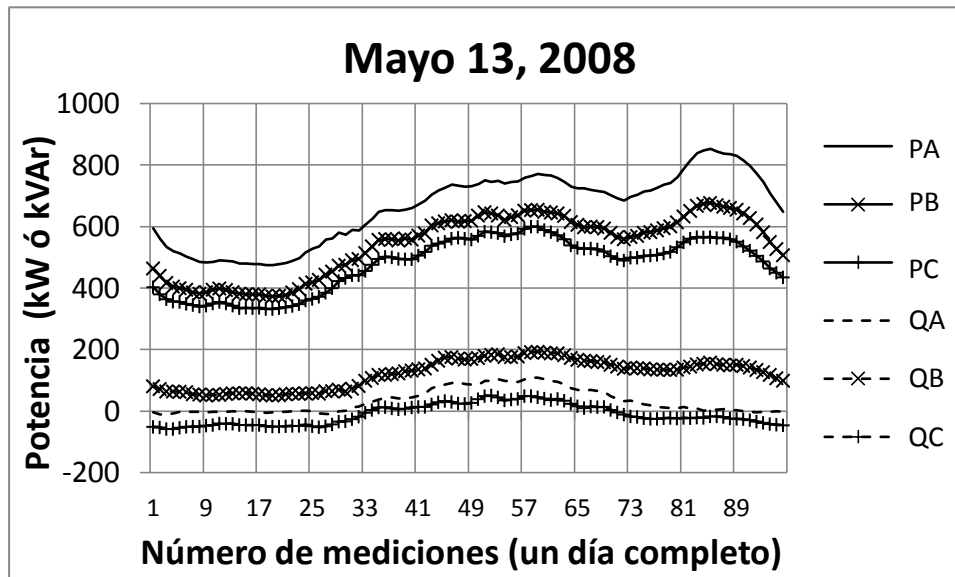


Figura 2.2. Curva de carga medida en una subestación de distribución, durante un día completo.

La gráfica 2.2 pertenece a las mediciones realizadas en un alimentador de una subestación de distribución real proporcionada por una empresa eléctrica nacional. En dicha gráfica se percibe un comportamiento que no presenta cambios bruscos y representa la energía demandada por consumidores conectados a 126 transformadores de servicio conectados a lo largo del alimentador y sus ramales.

La curva de la figura 2.2 se conforma por la suma de las cargas de todos los consumidores conectados a esta red; individualmente, la carga de ningún usuario presenta esta conducta, debido, principalmente, a los ciclos de trabajo de los aparatos que consumen la energía eléctrica.

La energía eléctrica requerida en cualquier casa, negocio o industria es transformada por algún aparato que proporciona un *producto*, como temperatura baja en un refrigerador para mantener en buen estado los alimentos, iluminación de un mostrador en un negocio, o continuar con el proceso de construcción de automóviles.

Para ejemplificar esto, se toma el ciclo de trabajo de un calentador eléctrico de agua, tomado de [Willis, 2004], donde dicho calentador, con capacidad de 50 galones, debe mantener la temperatura del agua entre 170 y 175 °F. Si inicialmente el calentador está en posición de apagado y la temperatura desciende por debajo del límite inferior, el calentador pasa a estado de encendido hasta que la temperatura del agua alcanza el límite superior y nuevamente pasa a posición de apagado. Cuando el calentador no está operando no requiere energía, pero al pasar a estado de encendido, este utiliza su capacidad nominal como se aprecia en la gráfica de abajo de la figura 2.3, en la parte superior de esta figura se aprecia la curva del comportamiento de la temperatura del agua en el calentador.

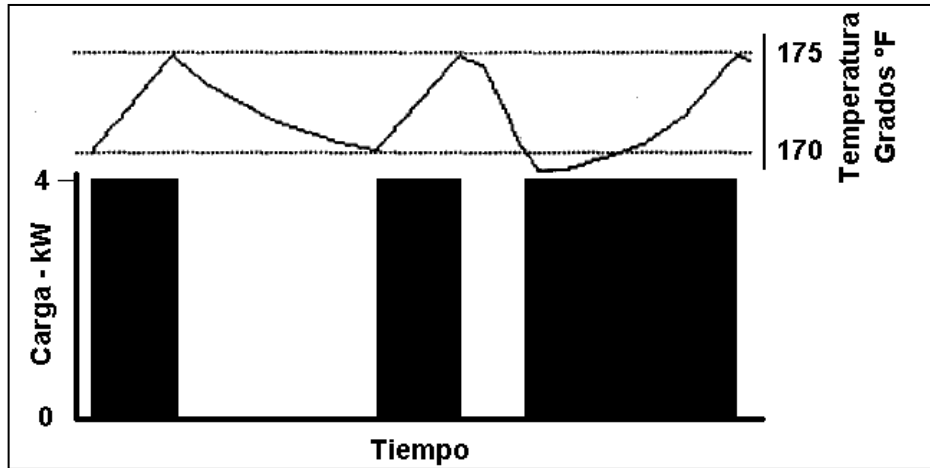


Figura 2.3. Comportamiento de carga y temperatura de un calentador de agua eléctrico [Willis, 2004].

Muchos de los equipos eléctricos presentan un comportamiento similar al mostrado en la figura 2.3, varían los tiempos de funcionamiento y la cantidad de energía usada. El perfil de cada usuario se integra de la suma de cada uno de los aparatos que utiliza, por ejemplo la adición de las cargas de televisión, lámparas, refrigerador, aire acondicionado, etc. para una casa habitación. Esta curva resultante, con muchos cambios bruscos, debidos a los diferentes ciclos de trabajo de los diversos aparatos utilizados, se muestra en la figura 2.4.

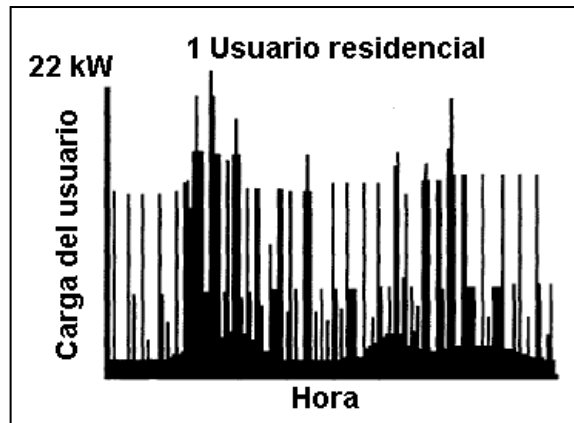


Figura 2.4. Comportamiento de la carga de un usuario residencial durante un día [Willis, 2004].

La suma de las demandas de varios consumidores se puede observar en la figura 2.5, donde se muestra el comportamiento de la carga para dos, cinco, veinte y cien hogares, percibiendo que la curva de la carga se suaviza y los cambios bruscos se atenúan a medida que el número de casas aumenta.

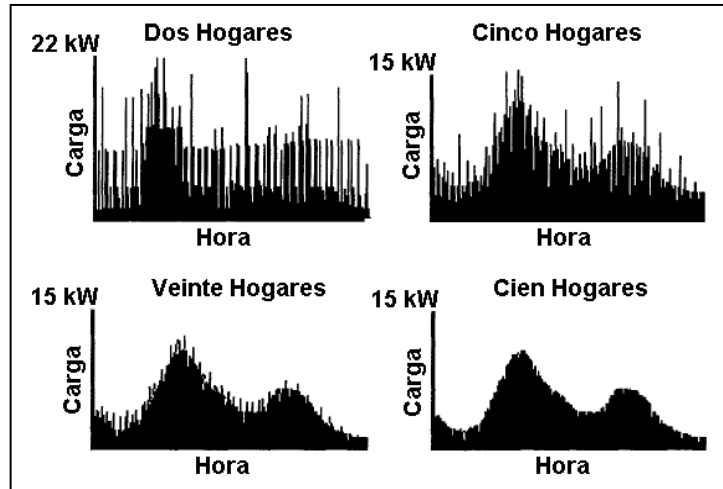


Figura 2.5. Curvas de carga diaria para grupos de dos, cinco, veinte y cien hogares [Willis, 2004].

Este es el comportamiento que se registra en el alimentador de una subestación de distribución, y que aguas abajo tiene cientos o tal vez miles de transformadores de servicio que, a su vez, alimentan a miles de usuarios; la cantidad de usuarios depende del tamaño de la red y del tipo de zona que cubre, es decir, urbana o rural.

2.3 NOCIONES DE ESTADÍSTICA

Todo aquello que se relaciona con la recolección, procesamiento, análisis e interpretación de datos numéricos pertenecen al campo de la estadística. En el campo del pronóstico y la calibración de carga la disciplina de la estadística es muy importante debido a que se utilizan bases de datos como información de entrada para predecir y calibrar la carga.

Estadísticos de una variable

Para un solo conjunto de datos o una sola serie de tiempo los estadísticos descriptivos más comunes son la media, la desviación estándar y la varianza.

La *media* es el promedio del conjunto de datos, se representa por la fórmula:

$$\bar{M} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n M_i \quad (2.1)$$

Otra medida es la *mediana*, la cual, se encuentra ordenando todos los valores de mayor a menor, su valor es el que se encuentra en la posición $(n + 1)/2$ para número de muestras impares, para muestras pares es el promedio de los dos valores en la posición media. La media y la mediana son una medida numérica del centro de un conjunto de datos, pero existe un riesgo de representar un conjunto de datos por medio de un solo número. Otra medida es la moda, es el valor de la variable que más veces se repite.

Además de medir el centro de un conjunto de datos, es valioso medir la dispersión de datos (el grado en el que sean distintos o que varíen entre sí). Es decir, se desea una medida numérica indicando si los datos están incluidos en un rango de valores amplio o estrecho. Para establecer una medida de dispersión, suponiendo que son distribuciones gaussianas, se requiere calcular la desviación de la media de cada dato, esto es $(M_i - \bar{M})$. Sin embargo, la suma de las desviaciones siempre será cero, de modo que lo que se hace es calcular los cuadrados de las desviaciones con respecto a su media, a esto se le llama *varianza* y la raíz cuadrada de esta es la *desviación estándar*.

$$s^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (M_i - \bar{M})^2}{n - 1} \quad (2.2)$$

$$s = \sqrt{s^2} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (M_i - \bar{M})^2}{n - 1}} \quad (2.3)$$

La desviación estándar es una medida de dispersión usada en estadística que nos dice cuánto tienden a alejarse los valores del promedio en una distribución. En general, la desviación estándar es "el promedio de la distancia de cada punto respecto de su media" y está dada en las mismas unidades que las observaciones. Con respecto a la desviación estándar hay dos reglas experimentales útiles:

- Aproximadamente dos terceras partes de las observaciones caen dentro de una desviación estándar de la media.
- Aproximadamente el 95% de las observaciones caen dentro de dos desviaciones estándar de la media.

Estadísticos de dos variables

Es de interés describir como se relacionan entre sí dos conjuntos de datos, los estadísticos utilizados más a menudo para esto son la covarianza y la correlación.

Estos datos pueden tener una relación positiva o negativa, dependiendo si los dos aumentan o si mientras uno aumenta el otro disminuye. El estadístico que muestra como dos variables “co-varían” es llamada *covarianza* y se define como:

$$Cov_{XY} = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y}) \quad (2.4)$$

Donde n es el número de observaciones de cada variable y \bar{X} y \bar{Y} son las medias de X y Y respectivamente.

Las unidades de la covarianza representan una dificultad al graficar; para resolver esto, se calcula el *coeficiente de correlación* que divide la covarianza entre las dos desviaciones estándar, con esto se cancelan las unidades dejando un número sin dimensiones que varía entre ± 1 .

$$r_{XY} = \frac{Cov_{XY}}{s_x s_y} \quad (2.5)$$

Si el valor del coeficiente es menor a cero entonces las dos variables están relacionadas inversamente, cuando el valor del coeficiente es mayor a cero se relacionan de manera positiva, y si vale cero no están relacionados.

Auto covarianza y Auto correlación.

La covarianza y la correlación son estadísticos que miden el grado de la relación lineal entre dos variables. La auto covarianza y la auto correlación son medidas análogas que sirven para el mismo propósito, pero para una sola serie de tiempo [Makridakis et al., 1998].

La auto covarianza y la auto correlación pueden servir para una sola serie de tiempo, al medir cómo se relacionan observaciones consecutivas, es decir X_t con X_{t-1} que

se considera atrasada por un periodo, también se puede comparar con observaciones atrasadas dos o más períodos. A partir de una serie de tiempo se puede formar “otra” serie que estará atrasada por un período y tendrá $n - 1$ observaciones en comparación con la original, para estas dos series se puede calcular la covarianza y el coeficiente de correlación como si fueran dos series separadas. La auto covarianza y la auto correlación atrasadas k períodos se denominan como c_k y r_k respectivamente.

$$c_k = \frac{1}{n} \sum_{t=k+1}^n (X_t - \bar{X})(X_{t-k} - \bar{X}) \quad (2.6)$$

$$r_k = \frac{\sum_{t=k+1}^n (X_t - \bar{X})(X_{t-k} - \bar{X})}{\sum_{t=1}^n (X_t - \bar{X})^2} \quad (2.7)$$

Las correlaciones con 1, 2, ..., n períodos de atraso forman la función de auto correlación *ACF* (Autocorrelation function) y al graficarla se obtiene el correlograma y analizando los resultados se pueden conocer patrones estacionales, es decir cuando la auto correlación es positiva y es la mayor se encuentra un pico y un valle se presenta cuando la auto correlación es negativa y es más cercano a -1.

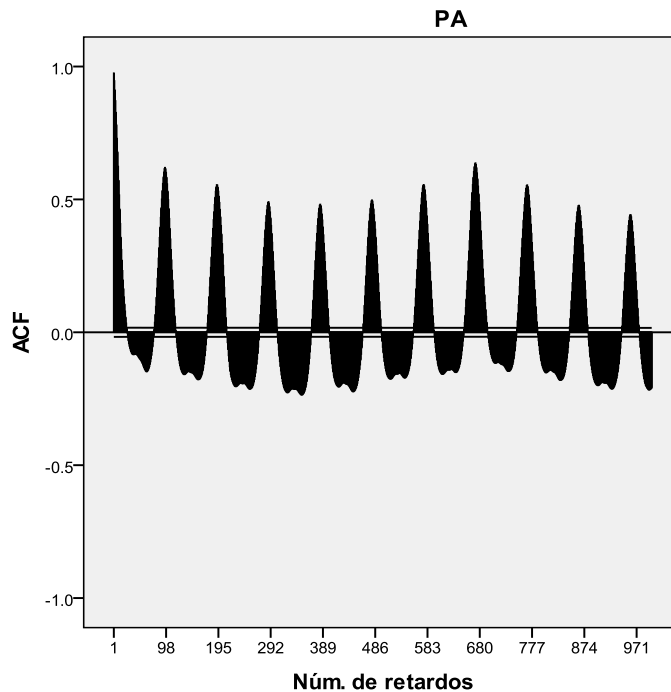


Figura 2.6. Correlograma de la serie de tiempo empleada.

En la figura 2.6 se presenta el correlograma de la serie de datos empleada en la presente investigación, en el que se puede notar que la auto correlación 96 y la 672 presentan los valores mayores, es decir, las estacionalidades más notorias son la diaria y la semanal, esto concuerda con lo publicado en pasadas investigaciones; dicha figura se obtuvo del software SPSS ® [SPSS, 18], empleando la función ACF.

2.4 ANÁLISIS PREVIO DE LA SERIE DE TIEMPO

Antes de elegir el método de pronóstico a utilizar, es necesario someter a la base de datos a un proceso previo de análisis que servirá para identificar patrones presentes, un primer paso que se recomienda en [Makridakis et al., 1998] es una inspección visual, es decir graficar los datos, ya que esto brinda una idea aproximada del comportamiento de la serie de tiempo. En la figura 2.7 se presenta la gráfica que corresponde a una semana del año 2008 de la fase A, donde se puede apreciar que la carga sigue un patrón diario y uno semanal. Anteriormente, se mostró que estos patrones pueden encontrarse matemáticamente con la función ACF.

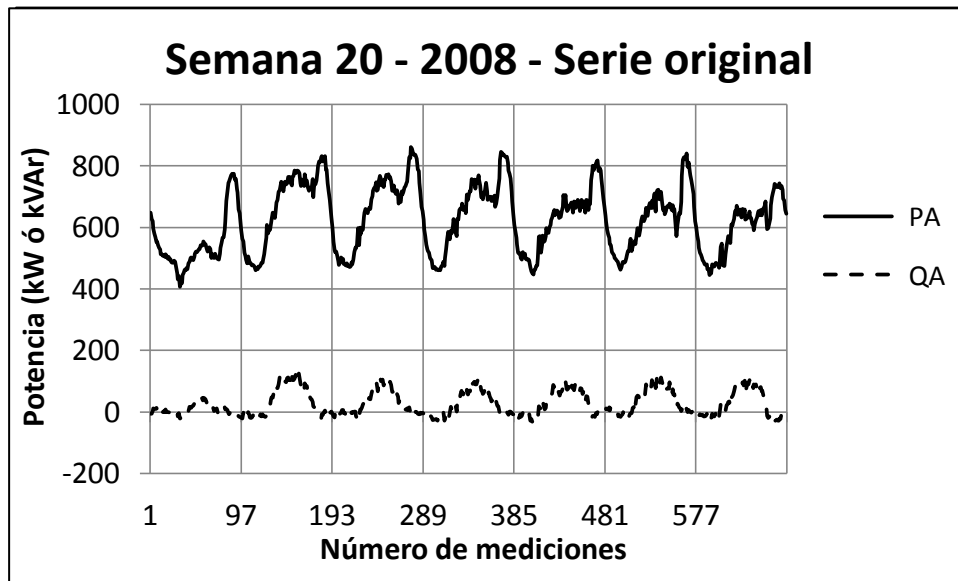


Figura 2.7. Semana 20 del año 2008, la carga presenta un patrón diario y otro semanal.

Al momento de graficar la serie de tiempo se percibieron distintas anomalías, tal como la presencia de cambios bruscos en algunas mediciones de potencia, registros

faltantes (no están escritas horas completas o días completos), registros vacíos (tienen una medición con valor 0 en las seis series de tiempo: potencia activa y reactiva para las tres fases), y los intervalos de tiempo de las mediciones no es constante, ya que en ocasiones es de 10 minutos o menor, aunque el que predomina es de 15 minutos. Es decir, que la serie de tiempo no es consistente y, por lo tanto, es preciso manipularla con el fin de obtener una serie apropiada para los objetivos de la investigación.

2.5 DESARROLLO DEL MODELO PARA LA RECONSTRUCCIÓN DE LA SERIE DE TIEMPO

En la figura 2.8 aparece un diagrama de bloques general que muestra los diferentes procesos que se emplearon en el programa *RECONSTRUIR*, desarrollado en lenguaje Fortran, para la identificación y sustitución de valores erróneos, enseguida se ampliará la información contenida en cada una de ellas.

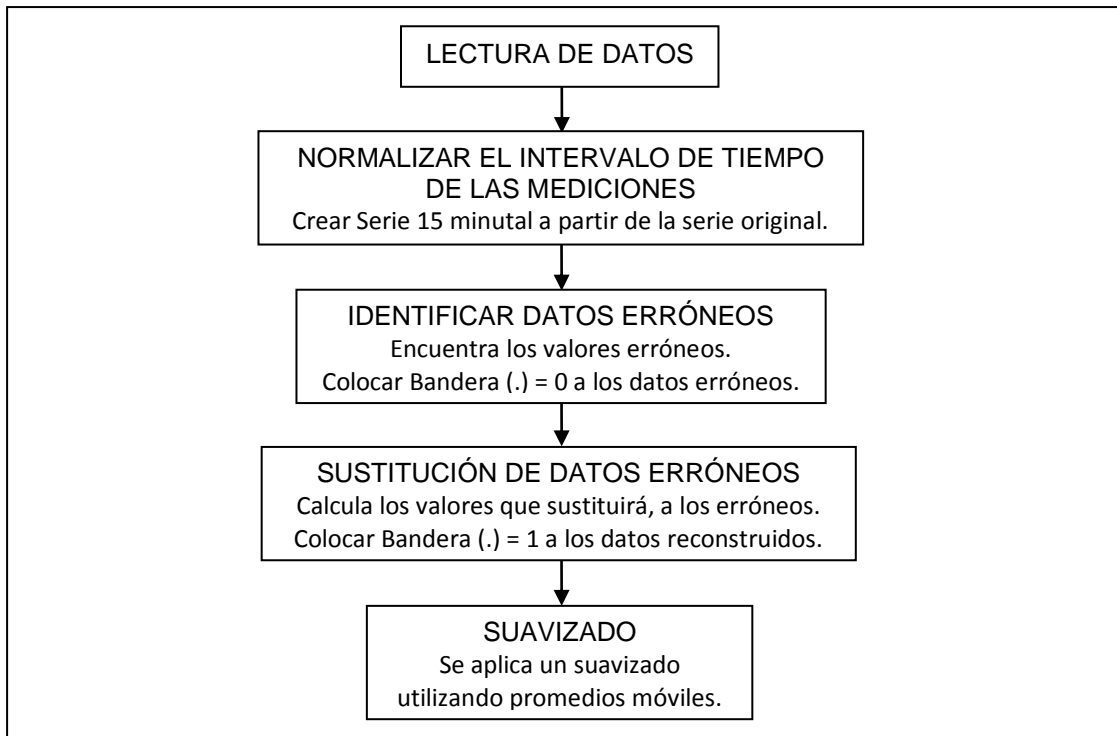


Figura 2.8. Diagrama de bloques general del programa *RECONSTRUIR*.

2.5.1 Lectura de datos y normalización del intervalo de tiempo.

En este bloque se lee la información original, incluyendo el número total de registros y el número total de días incluidos en la serie de tiempo; no necesariamente el número total de registros coincide con el número total de días multiplicado por 96 (que es el número de registros al día para una serie con intervalos de 15 minutos), debido a los diferentes intervalos de tiempo presentes y a los datos faltantes; enseguida para cada registro se lee fecha, hora y medición para potencia activa y reactiva de cada una de las tres fases.

A partir del número total de días de la serie se calcula el número de registros final que debe contener la serie de tiempo ya reconstruida, tomando en cuenta que las mediciones se realizan cada 15 minutos, es decir 96 mediciones al día; por ejemplo, si la serie de tiempo que se va a someter al proceso de identificación y sustitución de valores erróneos incluye 140 días, el número de mediciones que debe conformar dicha serie es $140 \times 96 = 13440$. La serie completa incluye dos años y nueve meses de datos, del 1 de enero de 2008 al 13 de septiembre de 2010. En la figura 2.9 se muestra un extracto de la serie de tiempo, la primera columna corresponde a la fecha, la segunda a la hora, las tres siguientes corresponden a la potencia activa, mientras que las últimas tres columnas pertenecen a la potencia reactiva para las fases a, b y c, respectivamente.

2008-01-04	00:00:00	588	466	408	-39	40	-73
2008-01-04	00:15:00	576	457	400	-27	48	-64
2008-01-04	00:30:00	561	446	396	-33	38	-66
2008-01-04	00:45:00	549	433	388	-32	36	-70
2008-01-04	01:00:00	531	419	369	-34	32	-70
2008-01-04	01:15:00	514	416	371	-37	25	-69
2008-01-04	01:30:00	509	404	360	-39	22	-70
2008-01-04	01:45:00	496	393	351	-38	18	-75
2008-01-04	02:00:00	479	383	344	-50	5	-83
2008-01-04	02:15:00	493	392	356	-38	17	-73
2008-01-04	02:30:00	489	386	342	-41	20	-77
2008-01-04	02:45:00	493	388	347	-39	20	-77
2008-01-04	03:00:00	496	388	352	-31	25	-70

Figura 2.9. Extracto de la serie de tiempo empleada en el trabajo.

Es necesario desarrollar un proceso para normalizar el intervalo de tiempo a lo largo de toda la serie, debido a que en el modelo de pronóstico es indispensable tener un solo intervalo de tiempo constante.

En la serie de tiempo original utilizada en este trabajo se encontró que las mediciones se realizan a diferentes intervalos de tiempo, existen lapsos en que estas se presentan cada 1, 5, 10 ó 15 minutos. Para mostrar lo anterior, la figura 2.10 muestra las mediciones de siete días, pero el número de registros es 1008, debido a que la serie es 10 minutal, mientras que el número de mediciones para una serie 15 minutal es 672.

Para normalizar el intervalo de tiempo, se construye, en primer lugar, una serie 5 minutal que incluya los mismos días que la serie original (contendrá un número de registros igual al número de días por 288, que son los registros al día para una serie con un intervalo de 5 minutos), enseguida se van colocando en la serie 5 minutal los valores de potencia activa y reactiva que corresponden al mismo día y a la misma hora de la serie original; si no existe valor en la serie original tampoco lo habrá en la serie 5 minutal.

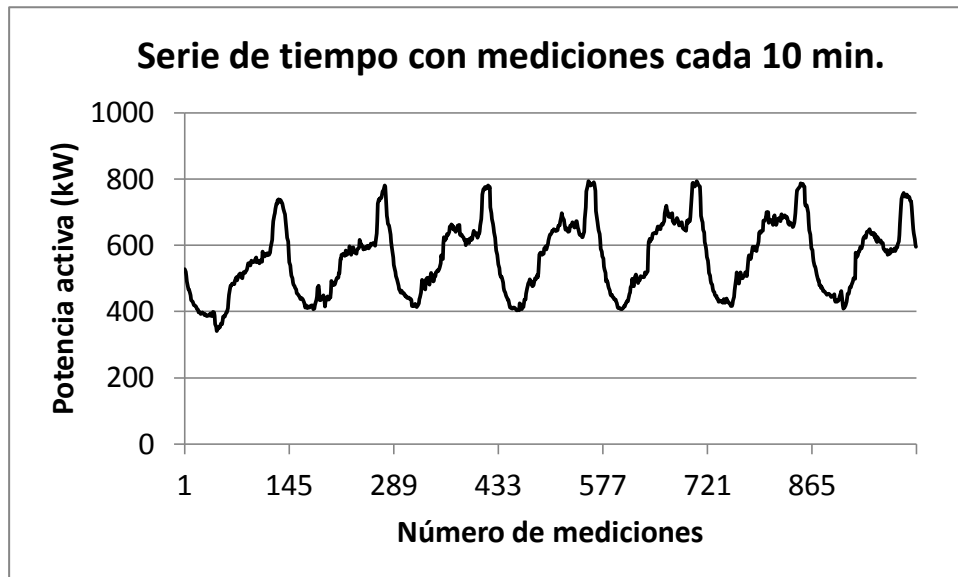


Figura 2.10. Gráfica que muestra una semana completa, con mediciones cada 10 minutos.

Posteriormente, se construye una serie 15 minutal y se colocan los valores que corresponden a la potencia activa y reactiva que coinciden en fecha y hora a la serie 5 minutal, para los lugares de la serie 15 minutal. Donde hay valor 0 se realiza un recorrido en la serie 5 minutal entre los registros anteriores y posteriores a dicho lugar ausente, si existen mediciones entre estos registros se realiza un promedio con ellos y el valor se coloca en el registro vacío de la serie 15 minutal. Para ejemplificar lo anterior, supóngase que, para cierto día, no existe valor en la medición correspondiente a las 12:15 en la serie 15 minutal, pero sí se presenta un valor en los registros anterior y posterior, es decir a las 12:00 y 12:30 (también de la serie 15 minutal), por lo que se revisan los valores de las mediciones correspondientes a 12:05, 12:10, 12:20 y 12:25 de la serie 5 minutal y si se presenta un valor en estas mediciones se promedia para ocupar el lugar de la medición 12:15 de la serie 15 minutal.

A la par de construir la serie anterior, se establece un vector llamado Bandera (.), en realidad son seis vectores, uno para cada serie de tiempo que corresponden a la potencia activa y reactiva de cada una de las tres fases: banderaPA(.), banderaPB(.), banderaPC(.), banderaQA(.), banderaQB(.) y banderaQC(.), pero en adelante cuando se hable del vector Bandera(.) se refiere de manera general a los seis vectores. Cuando se hace referencia a una serie en especial se especificará el vector utilizado que solo podrá adoptar un valor 0 ó 1, este valor es el responsable de considerar un dato como erróneo o adecuado, inicialmente todos los datos tendrán en el vector Bandera (.) un valor 1, es decir se asume que todos los valores son correctos o adecuados.

A partir de este momento cuando se hable de serie de tiempo se estará refiriendo a la 15 minutal, y cuando se haga referencia a otra se especificará el intervalo de tiempo que involucre.

2.5.2 Identificación de datos erróneos.

Una vez obtenida la serie 15 minutal a partir de la serie original, se realiza el proceso para la identificación de datos erróneos en dos etapas, en la primera se identifican valores que presentan un valor 0 en el mismo día y hora para las seis series de tiempo, y en la segunda se emplea una desviación estándar móvil para detectar los datos erróneos.

En la primera etapa, se utiliza una herramienta para realizar un recorrido en todos los registros y así detectar las mediciones con valor 0 a la misma hora y día en las seis series de tiempo (potencias activa y reactiva en las tres fases); los valores detectados con esta etapa son marcados como erróneos, al colocar un 0 en el lugar correspondiente en el vector Bandera (.).

Al final de esta etapa de identificación se realiza un conteo de las mediciones que presentan esta característica, esto se hace con el fin de conocer la cantidad de datos erróneos que se identifican con esta etapa.

Antes de entrar en la segunda etapa de identificación de datos, se realiza una transformación logarítmica en todos los datos de las series de tiempo para estabilizar la variación y formar una serie cuya variación sea aproximadamente constante [Makridakis et al., 1998].

Para evitar problemas de indeterminación con esta transformación, provocados por la presencia de valores negativos, principalmente en las mediciones de potencia reactiva, se procede a identificar el valor mínimo de cada serie; una vez encontrados estos mínimos se verifica que sean mayores a cero, de lo contrario se adiciona este mínimo a todas las mediciones para *obligarlas* a tener valores positivos y así evitar errores de indeterminación, posteriormente se les restará el mismo valor para regresarlos a su original; esto se realiza para cada una de las seis series, en la figura 2.11 se presenta una gráfica ejemplificando el desplazamiento realizado a los datos de la potencia reactiva de la fase C para una semana; la curva con línea continua representa el valor original y con línea punteada se muestra la curva de esta potencia *modificada*.

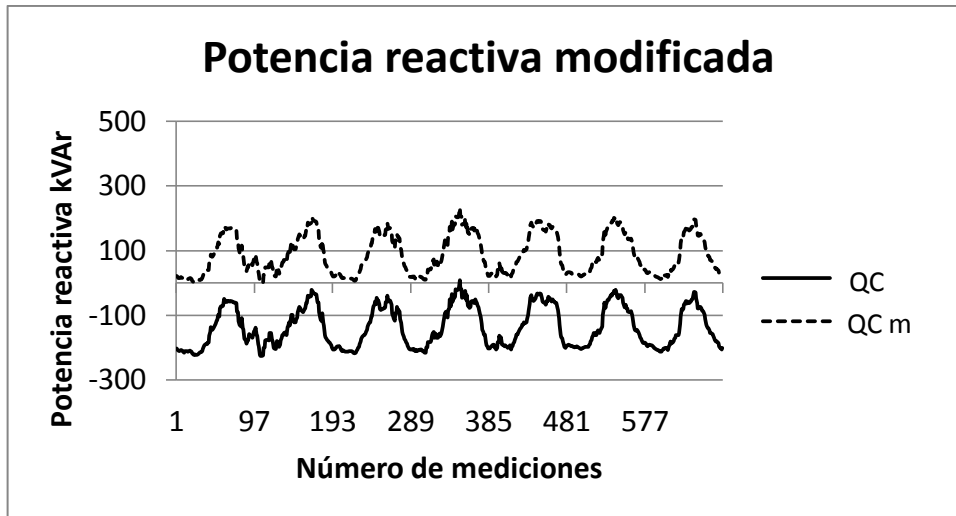


Figura 2.11. Potencia reactiva de la fase C, original y modificada para obligarla a ser positiva.

En la segunda etapa de la identificación de datos erróneos, se utiliza una herramienta de desviación estándar móvil; para esto, se supone que las series de tiempo tienen una distribución gaussiana. Debido a que la carga alcanza diferentes niveles a lo largo del año, es decir, hay meses donde la carga es mayor o menor al resto del año, de modo que, al calcular una desviación estándar para toda la serie de tiempo se corre el riesgo de marcar datos como erróneos a algunos que no lo sean en realidad, por lo que se calcula una desviación estándar móvil en cada medición:

$$s_k = \sqrt{\frac{\sum_{i=k-7}^{k+7} (M_i - \overline{M}_k)^2}{j-1}} \quad k = 1, \dots, m \quad (2.8)$$

donde:

k es la medición que se someterá al análisis de identificación de datos erróneos

m es el número total de mediciones de la serie de tiempo

i es el contador de los siete valores anteriores y posteriores

s_k es la desviación estándar de la medición k

\overline{M}_k es la media de la medición k que se obtiene de los valores i

M_i es la medición que corresponde al lugar i

j es un contador para los valores correctos (los valores erróneos no los toma en cuenta para calcular la desviación estándar).

Para realizar el cálculo de la desviación estándar en cada uno de los datos de la serie de tiempo, se hace uso de los 7 valores anteriores y posteriores del dato bajo análisis, correspondientes a la misma hora y día de la semana; se toma dicha cantidad a partir de que en la inspección visual inicial se logró notar que existen datos de semanas consecutivas que tienen datos sin valor o inexistentes. Esto, sumado a la posibilidad de que hayan datos erróneos, es necesario tratar de que exista una mayor cantidad de datos adecuados que los erróneos para que se puedan identificar todos los valores erróneos como tales y que no se nombren como adecuados aquellos que no lo son.

Obteniendo el valor de la desviación estándar, se procederá a revisar si el dato bajo análisis está dentro del intervalo de confianza establecido (± 2 desviaciones estándar). Cada vez que sea identificado un dato como equivocado se la asignará un valor de 0 en el lugar correspondiente en el vector Bandera (.), se cuentan los datos identificados como erróneos con esta rutina.

2.5.3 Sustitución de los valores detectados como erróneos.

El proceso de sustitución de valores identificados como erróneos es realizado en dos etapas; en la primera, los valores erróneos *aislados* son sustituidos, entiéndase por aislados que existen solo uno, dos y hasta tres valores erróneos consecutivos entre valores adecuados, y en la segunda se trabaja con el resto de los datos erróneos.

Los valores erróneos *aislados* son sustituidos mediante un promedio con los 3 valores anteriores y posteriores consecutivos considerados como adecuados, y se coloca 1 en la posición correspondiente en el vector Bandera, para marcarlos como adecuados. Esta etapa de sustitución se representa mediante la ecuación (2.9).

$$Mer_k = \sum_{i=k-3}^{k+3} \frac{M_i}{j} \quad k = 1, \dots, m \quad (2.9)$$

donde

k es el contador de la medición que será sustituida.

m es el número total de mediciones de la serie de tiempo.

Mer_k es el valor erróneo que será sustituido.

i es el contador de los valores para realizar el promedio y sustituir Mer_k .

M_i es el valor de la medición i .

j es el contador de valores correctos (los valores erróneos no son considerados para realizar el promedio).

Para sustituir el resto de los valores erróneos en la segunda etapa, se realiza un promedio con seis valores anteriores y posteriores con la misma hora y del mismo día de la semana:

$$Mer2_k = \sum_{i=k-a*672}^{k+a*672} \frac{M_i}{j} \quad k = 1, \dots, m \quad (2.10)$$

donde

k es el contador de la medición que será sustituida.

m es el número total de mediciones de la serie de tiempo.

a es el contador para encontrar los datos que corresponden al mismo día y a la misma hora.

$Mer2_k$ es el valor erróneo que será sustituido.

i el contador de valores para realizar el promedio y sustituir $Mer2_k$.

M_i es la medición i .

j es el contador de valores correctos.

Los datos que son sustituidos mediante esta etapa, son marcados como correctos y se coloca 1 en el lugar correspondiente del vector Bandera, los datos sustituidos con

ambas rutinas son contabilizados para conocer la cantidad de datos sustituidos con cada rutina.

2.5.4 Suavizado de la serie de tiempo.

Previo al suavizamiento de la serie, se regresan los valores a su base y su nivel original; para regresarlos a su base original se aplica una exponencial a todos los datos de la serie y para recuperar su nivel original se adicionan los valores mínimos previamente restados, solo en las series donde fueron restados estos mínimos. La subrutina *CONVNORMAL* realiza estos cálculos, y es presentada en el apéndice C.

El proceso final que se le aplica a la serie de tiempo es el suavizado, se refiere a un promedio móvil de rango 3, con el fin de reducir variaciones importantes en datos consecutivos que no representen el comportamiento normal de la serie de tiempo.

Un promedio móvil de rango 3 se refiere a obtener la media de tres valores en un recorrido a lo largo de toda la serie, donde el valor del centro de estos tres es el que será sustituido por dicho promedio, se emplea la siguiente fórmula para este caso:

$$XtS(i) = \frac{\sum_{j=i-1}^{i+1} Xt(j)}{3}, i = 1, 2, \dots, m \quad (2.11)$$

donde:

$XtS(i)$ es la serie de tiempo suavizada.

$Xt(j)$ es la serie de tiempo antes del proceso de suavizado.

m es el número total de datos de la serie.

Con un procedimiento como el anterior se pierden dos valores: el inicial y el final. Para recuperarlos, se utiliza los valores del inicio y el final de la serie antes de aplicar el suavizado:

$$XtS(1) = Xt(1) \quad (2.12)$$

$$XtS(m) = Xt(m) \quad (2.13)$$

En la figura 2.12 se muestran dos gráficas para mostrar el proceso de suavizado desarrollado. La literatura especializada recomienda un suavizado de orden 3, debido a que no altera la información propia de la serie de tiempo, un suavizado de orden mayor tiende a eliminar o suavizar demasiado el comportamiento real de dicha serie de tiempo. La subrutina *SUAVIZADO* realiza este proceso, y es encontrada en el apéndice C.

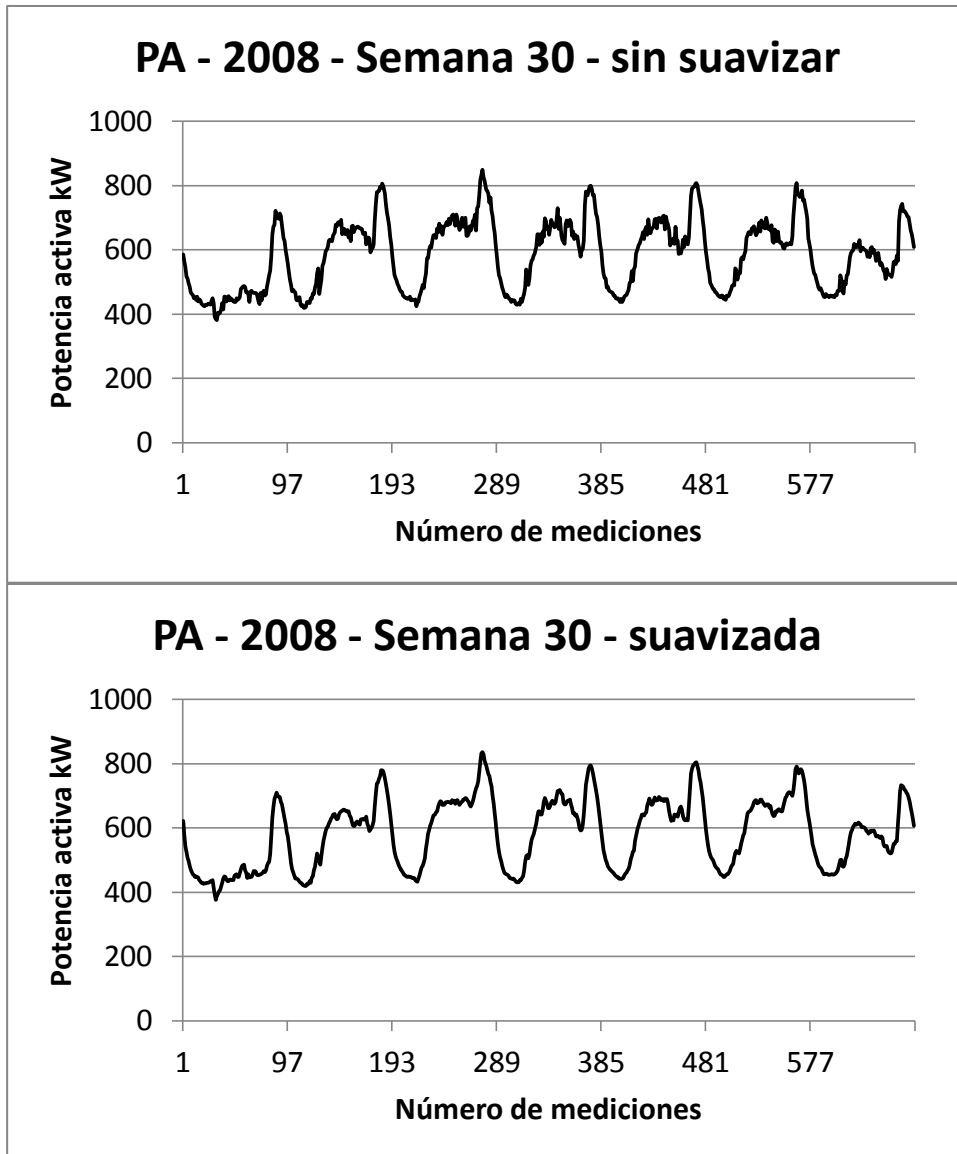


Figura 2.12. Serie de tiempo sin suavizar y suavizada de la potencia activa de la fase A para la semana 30 del año 2008.

CAPÍTULO III. Pronóstico de carga.

3.1 INTRODUCCIÓN

El pronóstico de la demanda de energía eléctrica es una pieza importante en la planeación y operación de un sistema de distribución de energía eléctrica. El comportamiento de la demanda de energía eléctrica depende de varios factores, entre ellos el día de la semana, la hora del día, el mes del año, además si es día laboral o no, así como el clima. De acuerdo al horizonte de tiempo del pronóstico, se eligen los factores que deben ser empleados.

Antes de decidir qué método se utilizará para realizar el pronóstico de energía eléctrica se debe conocer su objetivo, es decir, no se realiza el mismo estudio para la planeación de infraestructura o la operación diaria del sistema de distribución.

Es importante mencionar que las variables que utilizará cada tipo de pronóstico pueden ser diferentes, de acuerdo a las características inherentes de cada uno y su finalidad. Por ejemplo, para un pronóstico puede ser importante tomar en cuenta el crecimiento de la población mientras que para otro estudio este dato puede ser irrelevante.

3.2 CLASIFICACIÓN DE LOS MÉTODOS DE PRONÓSTICO

Una amplia variedad de métodos han sido aplicados en el pronóstico de carga. Una clasificación de los métodos es de acuerdo a [Willis, 2002] donde se organizan en dos grupos básicos: los métodos de tendencia y los de simulación.

Los primeros trabajan con datos históricos, extrapolando los patrones que presentan los valores pasados, los métodos más representativos son los de extrapolación y los de regresión.

Los segundos métodos buscan reproducir o modelar el proceso de crecimiento de la carga para identificar algunas de las razones de ese crecimiento.

Una manera de clasificar los pronósticos de carga es de acuerdo al tiempo en adelante en que se realiza el estudio, como el mostrado en la referencia [Kyriakides & Polycarpou, 2007]:

El *Pronóstico de Carga a Corto Plazo (PCCP)* cubre un periodo de tiempo de una hora a una semana en adelante y, generalmente, se utiliza para las operaciones día a día del sistema eléctrico tales como coordinación hidrotérmica, programación de arranque de unidades, estudios de flujos de potencia, estudios de seguridad, análisis de contingencias y programación de transacciones de energía en mercados desregulados. Existe un pronóstico de carga a muy corto plazo con un horizonte de tiempo menor a un día y se emplea para el Control Automático de Generación (AGC). Entre las variables que toma en cuenta están los datos históricos y las variables climáticas como la temperatura y la humedad relativa. Los resultados que arroja un estudio de este tipo también pueden presentarse de diferentes maneras, por ejemplo la carga máxima diaria, o la carga promedio para cada hora del día, cada media hora o cada quince minutos.

El *Pronóstico de Carga a Mediano Plazo (PCMP)* abarca un horizonte de tiempo de una semana a un año, se emplea para la programación de combustibles, la programación de mantenimiento y ajustes de infraestructura menores. Las variables que emplea son patrones estacionales de la carga y factores económicos y demográficos, mientras que los resultados pueden ser datos tales como la carga máxima y requerimientos de energía diaria.

El *Pronóstico de Carga a Largo Plazo (PCLP)* comprende horizontes de tiempo mayores a un año, y se utilizan para propósitos de planeación como la construcción de nuevas plantas de generación, incrementar la capacidad de transmisión y en general para la expansión del sistema eléctrico. Este tipo de pronósticos utiliza información tal como el crecimiento de la población, la expansión industrial, desarrollo del área local y consumos de energía anual pasados; los resultados

obtenidos son del tipo de la demanda máxima anual y la demanda de energía anual para los años siguientes.

En la referencia [Shahidehpour et al., 2002], se proponen dos grupos, planeación y operación del sistema eléctrico, el primero cubre períodos de varios meses a un año utilizado para programación de combustibles, o para periodos más largos de uno a diez años con la finalidad de determinar la localización, tipo y tamaño de futuras plantas de generación de energía; el segundo lo ubica con predicciones desde unos pocos minutos en adelante hasta 168 horas usado principalmente para propósitos de programación de generación. Aunque en esta referencia presenta los tipos de pronósticos de otra manera, los horizontes de tiempo que utiliza son similares.

En la actualidad el pronóstico a corto plazo es el más empleado, pero con la desregularización del mercado eléctrico los pronósticos a mediano y largo plazo están adquiriendo una mayor atención por parte de los investigadores en este campo [Hahn et al., 2009].

3.3 MEDICIÓN DEL ERROR

La calidad del pronóstico, es decir la precisión, es medida usando varios criterios, en donde Y_t es el valor actual y F_t es el pronosticado para el mismo periodo de tiempo [Makridakis et al., 1998]. Los criterios de errores más frecuentemente usados son los siguientes:

Error medio (Mean error):

$$ME = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n Y_t - F_t \quad (3.1)$$

Error medio absoluto (Mean Absolute Error)

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |Y_t - F_t| \quad (3.2)$$

Error medio cuadrático (Mean Squared Error)

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Y_t - F_t)^2 \quad (3.3)$$

Porcentaje de error medio absoluto (Mean Absolute Percentage Error)

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \left(\frac{Y_t - F_t}{Y_t} \right) \times 100 \right| \quad (3.4)$$

3.4 MODELO DE HOLT-WINTERS

En este trabajo se empleará el modelo de Holt-Winters que incluye de una a tres estacionalidades modeladas de tipo aditivo y multiplicativo.

Estos métodos implican pesos exponencialmente decreciendo a medida que la observación se hace más añeja. Por lo tanto, ellos son llamados procedimientos de suavizamiento exponencial. Todos ellos tienen en común la propiedad de que a valores recientes se les da relativamente un peso mayor que a los más antiguos.

Suponga que se espera predecir el siguiente valor de la serie de tiempo Y_t . El pronóstico es denotado por F_t y cuando la observación Y_t llega a estar disponible, el error del pronóstico puede ser encontrado por $Y_t - F_t$. El método de pronóstico de suavizamiento simple toma el pronóstico del periodo previo y lo ajusta usando el error del pronóstico, es decir [Makridakis et al., 1998]:

$$F_{t+1} = F_t + \alpha(Y_t - F_t) \quad (3.5)$$

La ecuación (3.5) también se puede escribir de la siguiente manera:

$$F_{t+1} = \alpha Y_t + (1 - \alpha) F_t \quad (3.6)$$

donde α es un parámetro que tiene un valor constante entre 0 y 1. Estos modelos requieren que ciertos parámetros sean definidos, y los valores de dichos parámetros se encuentran entre cero y uno.

En la ecuación (3.6) se puede notar que el nuevo pronóstico es simplemente el pronóstico anterior más un ajuste para el error que ocurre en ese periodo. Cuando α tiene un valor cercano a 1, el nuevo pronóstico incluirá un ajuste sustancial para el error en el pronóstico anterior. Por otra parte, cuando α tiene un valor cercano a 0, el nuevo pronóstico incluirá un ajuste muy pequeño.

Si la ecuación anterior se escribe de tal manera que se expande reemplazando F_t por sus componentes como sigue:

$$F_{t+1} = \alpha Y_t + (1-\alpha)[\alpha Y_{t-1} + (1-\alpha)F_{t-1}] \quad (3.7)$$

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

Si este proceso de sustitución es repetido reemplazando a F_{t-1} por sus componentes, a F_{t-2} por sus componentes y así sucesivamente, el resultado es:

$$F_{t+1} = \alpha Y_t + \alpha (1-\alpha)Y_{t-1} + \alpha (1-\alpha)^2 Y_{t-2} + \alpha (1-\alpha)^3 Y_{t-3} + \dots + \alpha (1-\alpha)^{t-1} Y_1 + (1-\alpha)^t F_1 \quad (3.9)$$

Por lo tanto F_{t+1} representa un promedio móvil de los pesos asignados a todas las observaciones pasadas, de tal manera que los pesos asignados a cada observación pasada es como se muestra en la tabla 3.1.

Tabla 3.1. Pesos asignados a las observaciones pasadas.

Pesos asignados a:	Pesos
Y_t	α
Y_{t-1}	$\alpha (1-\alpha)$
Y_{t-2}	$\alpha (1-\alpha)^2$
Y_{t-3}	$\alpha (1-\alpha)^3$

Los valores de estos pesos decrecen exponencialmente, de ahí el nombre de suavizamiento exponencial.

Esta fórmula de suavizamiento exponencial (3.9) trabaja mejor para datos que no contienen tendencia, ni estacionalidad; el método de Holt, también de suavizamiento

exponencial, es más adecuado para datos con tendencia, las ecuaciones (3.10) describen este modelo [Makridakis et al., 1998]:

$$L_t = \alpha Y_t + (1 - \alpha)(L_{t-1} + b_{t-1}) \quad (3.10-a)$$

$$b_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1} \quad (3.10-b)$$

$$F_{t+m} = L_t + b_t m \quad (3.10-c)$$

El método de Holt involucra errores más pequeños y una extrapolación correcta de la tendencia en los datos.

El método de Holt fue extendido por Winters en 1960 para capturar la estacionalidad, el modelo de Holt-Winters (HW) está basado en tres ecuaciones de suavizamiento, una para el nivel, otra para la tendencia y otra para la estacionalidad. De hecho hay dos métodos diferentes de HW, dependiendo si la estacionalidad es modelada en una manera aditiva o multiplicativa.

Ecuaciones para el modelo HW con estacionalidad sencilla de tipo multiplicativo:

Nivel	$L_t = \alpha \left(\frac{Y_t}{S_{t-s}} \right) + (1 - \alpha)(L_{t-1} + b_{t-1})$	(3.11-a)
-------	---	----------

Tendencia	$b_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1}$	(3.11-b)
-----------	---	----------

Estacionalidad	$S_t = \gamma \left(\frac{Y_t}{L_t} \right) + (1 - \gamma)S_{t-s}$	(3.11-c)
----------------	---	----------

Pronóstico	$F_t(m) = (L_t + b_t)S_{t-s+m}$	(3.11-d)
------------	---------------------------------	----------

Ecuaciones para el modelo HW con estacionalidad sencilla de tipo aditivo:

Nivel	$L_t = \alpha(Y_t - S_{t-s}) + (1 - \alpha)(L_{t-1} + b_{t-1})$	(3.12-a)
-------	---	----------

Tendencia	$b_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1}$	(3.12-b)
-----------	---	----------

Estacionalidad	$S_t = \gamma(Y_t - L_t) + (1 - \gamma)S_{t-s}$	(3.12-c)
----------------	---	----------

Pronóstico	$F_t(m) = L_t + b_t + S_{t-s+m}$	(3.12-d)
------------	----------------------------------	----------

En donde α, β y γ son las constantes de suavizamiento con valores entre 0 y 1. L_t indica un estimado del nivel de la serie. La ecuación (3.12-a) ajusta L_t directamente por la tendencia del periodo previo, b_{t-1} adicionando el último valor suavizado L_{t-1} . Esto ayuda a eliminar el atraso y lleva a L_t al próximo nivel del valor del dato actual. b_t muestra un estimado de la pendiente de la serie en el tiempo t . En la ecuación (3.12-b) se actualiza la tendencia, la cual es expresada como la diferencia entre los dos últimos valores suavizados y adicionándola al estimado previo de la tendencia. S_t es el componente estacional en donde el valor actual de la serie Y_t es dividido por el valor actual suavizado de la serie para dejar solo el elemento estacional, y $F_t(m)$ es el pronóstico para m periodos en adelante.

En una serie de datos que muestra el comportamiento de la carga en un alimentador de un sistema eléctrico, se pueden observar ciclos en su conducta. El primero de ellos es el ciclo diario, es decir la carga tiene un comportamiento similar cada día con pequeñas diferencias entre los diferentes días de la semana, lo que se aprovecha para mencionar el segundo ciclo que corresponde a una semana completa, es decir que existe un patrón de comportamiento semanal y, finalmente, existe un ciclo anual influenciado principalmente por las estaciones del año. En el método de HW que maneja una estacionalidad se emplea el ciclo diario.

El método de HW se puede extender para añadir dos estacionalidades, las cuales se pueden representar con modelos de tipo aditivo y multiplicativo. Las ecuaciones son similares a las empleadas en el modelo de HW con una estacionalidad, con la diferencia de que maneja una ecuación adicional para la segunda estacionalidad. En el método de HW que maneja dos estacionalidades, se emplean las correspondientes al ciclo diario y semanal, aunque existen trabajos donde se emplean los ciclos semanal y anual, pero se obtiene un desempeño superior al manejar los ciclos diario y semanal. Las ecuaciones de modelos con estacionalidad de tipo multiplicativo y aditivo se presentan en (3.13) y (3.14), respectivamente [Taylor, 2003b].

Ecuaciones para el modelo HW con doble estacionalidad de tipo multiplicativo:

Nivel	$L_t = \alpha \left(\frac{Y_t}{Sm1_{t-s1} Sm2_{t-s2}} \right) + (1 - \alpha)(L_{t-1} + b_{t-1})$	(3.13-a)
Tendencia	$b_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1}$	(3.13-b)
Estacionalidad 1	$Sm1_t = \gamma \left(\frac{Y_t}{L_t Sm2_{t-s2}} \right) + (1 - \gamma)Sm1_{t-s1}$	(3.13-c)
Estacionalidad 2	$Sm2_t = \delta \left(\frac{Y_t}{L_t Sm1_{t-s1}} \right) + (1 - \delta)Sm2_{t-s2}$	(3.13-d)
Pronóstico	$F_t(m) = (L_t + b_t)Sm1_{t-s1+m} Sm2_{t-s2+m}$	(3.13-e)

Ecuaciones para el modelo HW con doble estacionalidad de tipo aditivo:

Nivel	$L_t = \alpha(Y_t - Sm1_{t-s1} - Sm2_{t-s2}) + (1 - \alpha)(L_{t-1} + b_{t-1})$	(3.14-a)
Tendencia	$b_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1}$	(3.14-b)
Estacionalidad 1	$Sm1_t = \gamma(Y_t - L_t - Sm2_{t-s2}) + (1 - \gamma)Sm1_{t-s1}$	(3.14-c)
Estacionalidad 2	$Sm2_t = \delta(Y_t - L_t - Sm1_{t-s1}) + (1 - \delta)Sm2_{t-s2}$	(3.14-d)
Pronóstico	$F_t(m) = (L_t + b_t)Sm1_{t-s1+m} Sm2_{t-s2+m}$	(3.14-e)

Las ecuaciones (3.13-b) y (3.14-b) son similares a las ecuaciones (3.11-b) y (3.12-b), las ecuaciones (3.13-a) y (3.14-a) son parecidas a (3.11-a) y (3.12-a) con la diferencia de incluir el índice que corresponde a la segunda estacionalidad dividiendo o restando según sea el caso, sucede algo similar con respecto a las ecuaciones de pronóstico (3.13-e) y (3.14-e) parecidas a las ecuaciones (3.11-d) y (3.12-d), mientras que las ecuaciones (3.13-d) y (3.14-d) son las nuevas en este modelo.

El método de HW puede desarrollarse para incluir tres estacionalidades que incluye tres ciclos correspondientes a los periodos diario, semanal y anual, esto se realiza adicionando una ecuación más e incluyendo el índice de la estacionalidad añadida

en la ecuación de nivel y en la de pronóstico, las ecuaciones que modelan el método de HW con tres estacionalidades se presentan a continuación [Taylor, 2010].

Ecuaciones del modelo HW con triple estacionalidad de tipo multiplicativo:

$$\text{Nivel} \quad L_t = \alpha \left(\frac{Y_t}{Sm1_{t-s1} Sm2_{t-s2} Sm3_{t-s3}} \right) + (1 - \alpha)(L_{t-1} + b_{t-1}) \quad (3.15-a)$$

$$\text{Tendencia} \quad b_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1} \quad (3.15-b)$$

$$\text{Estacionalidad 1} \quad Sm1_t = \gamma \left(\frac{Y_t}{L_t Sm2_{t-s2} Sm3_{t-s3}} \right) + (1 - \gamma)Sm1_{t-s1} \quad (3.15-c)$$

$$\text{Estacionalidad 2} \quad Sm2_t = \delta \left(\frac{Y_t}{L_t Sm1_{t-s1} Sm3_{t-s3}} \right) + (1 - \delta)Sm2_{t-s2} \quad (3.15-d)$$

$$\text{Estacionalidad 3} \quad Sm3_t = \varepsilon \left(\frac{Y_t}{L_t Sm1_{t-s1} Sm2_{t-s2}} \right) + (1 - \varepsilon)Sm3_{t-s3} \quad (3.15-e)$$

$$\text{Pronóstico} \quad F_t(m) = (L_t + b_t)Sm1_{t-s1+m} Sm2_{t-s2+m} Sm3_{t-s3+m} \quad (3.15-f)$$

Ecuaciones del modelo HW con triple estacionalidad de tipo aditivo:

$$\text{Nivel} \quad L_t = \alpha(Y_t - Sm1_{t-s1} - Sm2_{t-s2}) + (1 - \alpha)(L_{t-1} + b_{t-1}) \quad (3.16-a)$$

$$\text{Tendencia} \quad b_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1} \quad (3.16-b)$$

$$\text{Estacionalidad 1} \quad Sm1_t = \gamma(Y_t - L_t - Sm2_{t-s2} - Sm3_{t-s3}) + (1 - \gamma)Sm1_{t-s1} \quad (3.16-c)$$

$$\text{Estacionalidad 2} \quad Sm2_t = \delta(Y_t - L_t - Sm1_{t-s1} - Sm3_{t-s3}) + (1 - \delta)Sm2_{t-s2} \quad (3.16-d)$$

$$\text{Estacionalidad 3} \quad Sm3_t = \varepsilon(Y_t - L_t - Sm1_{t-s1} - Sm2_{t-s2}) + (1 - \varepsilon)Sm3_{t-s3} \quad (3.16-e)$$

$$\text{Pronóstico} \quad F_t(m) = (L_t + b_t) + Sm1_{t-s1+m} + Sm2_{t-s2+m} + Sm3_{t-s3+m} \quad (3.16-f)$$

Las ecuaciones son similares a los modelos anteriores, adicionando una ecuación que corresponde a la tercera estacionalidad e incluyendo el índice de dicho periodo en las ecuaciones correspondientes.

Cualquiera de los métodos cuenta con el mismo número de etapas, las cuales son:

- (a) Etapa de inicialización de los términos de nivel, tendencia y estacionalidad,
- (b) Etapa de optimización de los parámetros α , β , γ y en su caso δ y ϵ ,
- (c) Etapa de ajuste y la de pronóstico.

En la figura 3.1 se presenta el diagrama de flujo general para cualquier modelo de HW para pronóstico de carga.

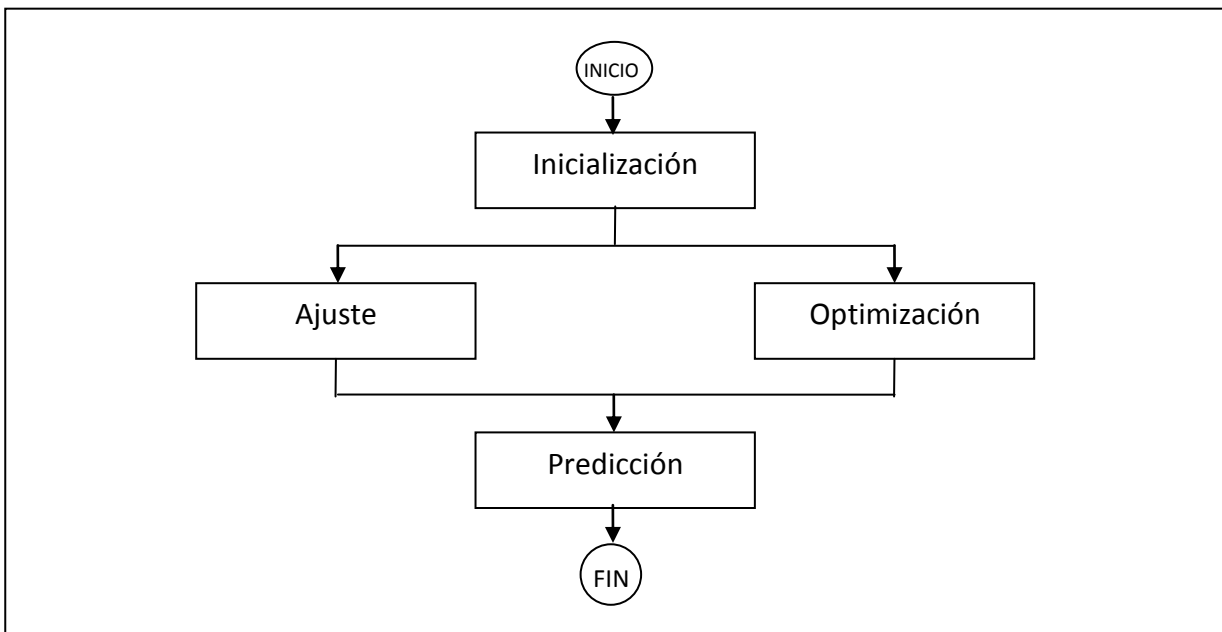


Figura 3.1. Diagrama de bloques general para cualquier modelo de HW para pronóstico.

3.4.1 Inicialización.

La razón de requerir valores iniciales para los métodos de suavizamiento exponencial es que los modelos son ecuaciones recursivas y, por lo tanto, necesitan empezar en algún punto. Para inicializar los métodos de pronóstico de HW se debe inicializar los índices de nivel, tendencia y las estacionalidades incluidos en cada modelo.

Para inicializar el índice de nivel se utilizan los datos correspondientes al último periodo completo de longitud S , este valor se obtiene realizando un promedio de los datos contenidos en dicho periodo de la siguiente manera:

$$L_s = \frac{1}{S} (X_1 + X_2 + \dots + X_S) \quad (3.17)$$

Para inicializar la tendencia en [Makridakis et al., 1998] sugieren que es conveniente usar dos periodos completos para obtener la sumatoria de las diferencias dato a dato entre los valores de los dos periodos, como se muestra en la siguiente fórmula:

$$b_s = \frac{1}{S} \left[\frac{X_{S+1} - X_1}{S} + \frac{X_{S+2} - X_2}{S} + \dots + \frac{X_{S+S} - X_S}{S} \right] \quad (3.18)$$

Posteriormente, los índices de estacionalidad se inicializan dividiendo todos los datos contenidos en el mismo periodo que se viene manejando entre la media de estos valores, es decir divididos entre el índice de nivel, como a continuación se muestra:

$$S_1 = \frac{X_1}{L_s}, S_2 = \frac{X_2}{L_s}, \dots, S_s = \frac{X_s}{L_s} \quad (3.19)$$

Para los índices de nivel y de tendencia se necesita solo un valor para cada uno, mientras que para los índices de estacionalidad se requiere un número de índices igual a la longitud del periodo de dicha estacionalidad.

Para inicializar los índices de nivel y tendencia en los modelos que incluyen dos y tres estacionalidades, se utiliza el periodo con la longitud más grande, aplicando las mismas ecuaciones, mientras que los índices estacionales se obtienen dividiendo todos los datos del periodo entre el valor promedio del mismo lapso, es decir:

$$S1_1 = \frac{X_1}{L_{s1}}, S1_2 = \frac{X_2}{L_{s1}}, \dots, S1_{s1} = \frac{X_{s1}}{L_{s1}} \quad (3.20-a)$$

$$S2_1 = \frac{X_1}{L_{s2}}, S2_2 = \frac{X_2}{L_{s2}}, \dots, S2_{s2} = \frac{X_{s2}}{L_{s2}} \quad (3.20-b)$$

$$S3_1 = \frac{X_1}{L_{s3}}, S3_2 = \frac{X_2}{L_{s3}}, \dots, S3_{s3} = \frac{X_{s3}}{L_{s3}} \quad (3.20-c)$$

En la literatura se pueden encontrar varios métodos de inicialización, el que aquí se utiliza es propuesto en [Makridakis et al., 1998]. En la figura 3.2 se muestra la rutina de Inicialización para el modelo de HW con una estacionalidad.

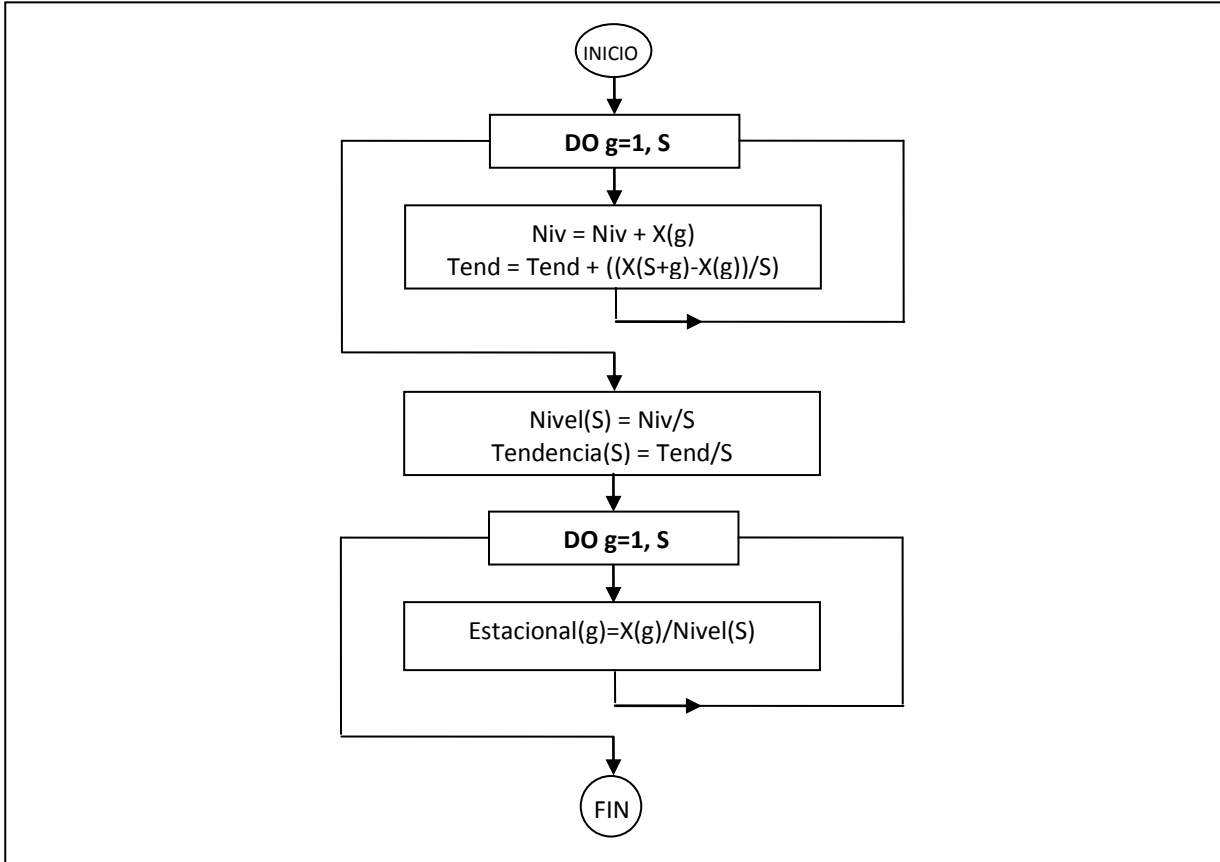


Figura 3.2. Diagrama de flujo de la etapa de inicialización.

3.4.2 Optimización

La etapa de optimización consta de un método para encontrar el valor de los parámetros α , β , γ y, en su caso, δ y ϵ con los que se obtenga el error más pequeño posible. En una primera etapa de este trabajo se manejó un algoritmo de optimización simple, solamente realizando un recorrido entre los valores de 0 a 1 con saltos de 0.1 para cada uno de los parámetros, en adelante a esta rutina se le llamará “rutina de recorrido de valores” o simplemente la “rutina de recorrido”. Cabe aclarar que esta etapa de optimización no se efectúa cada vez que se realice el

pronóstico, sino una vez que se obtiene el valor de los parámetros, no se vuelven a calcular hasta que el error del pronóstico exceda una tolerancia previamente establecida.

Una dificultad a sortear es encontrar el valor óptimo de los parámetros $\alpha, \beta, \gamma, \delta$ y ϵ , Existen diversos algoritmos de optimización que pueden ser empleados, entre ellos el de minimizar el MSE, el MAPE o alguna otra medida del error, o alternativamente se puede utilizar un algoritmo de optimización no lineal.

En una segunda etapa de este trabajo, en cuanto al proceso de optimización se refiere, se utilizó la rutina BCPOP de la biblioteca Math de IMSL, la cual minimiza el valor de una función $f(x)$ de N variables sujeto a los límites en las variables, usando un algoritmo complejo de búsqueda directa. En el apéndice A se presenta información más amplia sobre esta rutina. Los resultados obtenidos con esta rutina superan a los resultados obtenidos mediante el algoritmo que realiza el recorrido de los posibles valores de los parámetros. Más adelante, se presentan los resultados obtenidos, así como la comparación entre ambos algoritmos para encontrar los valores óptimos de los parámetros.

En la Figura 3.3 se presenta el diagrama de bloques que representa la rutina de optimización para encontrar valores óptimos de los parámetros de nivel, tendencia y estacionalidad mediante el recorrido de valores.

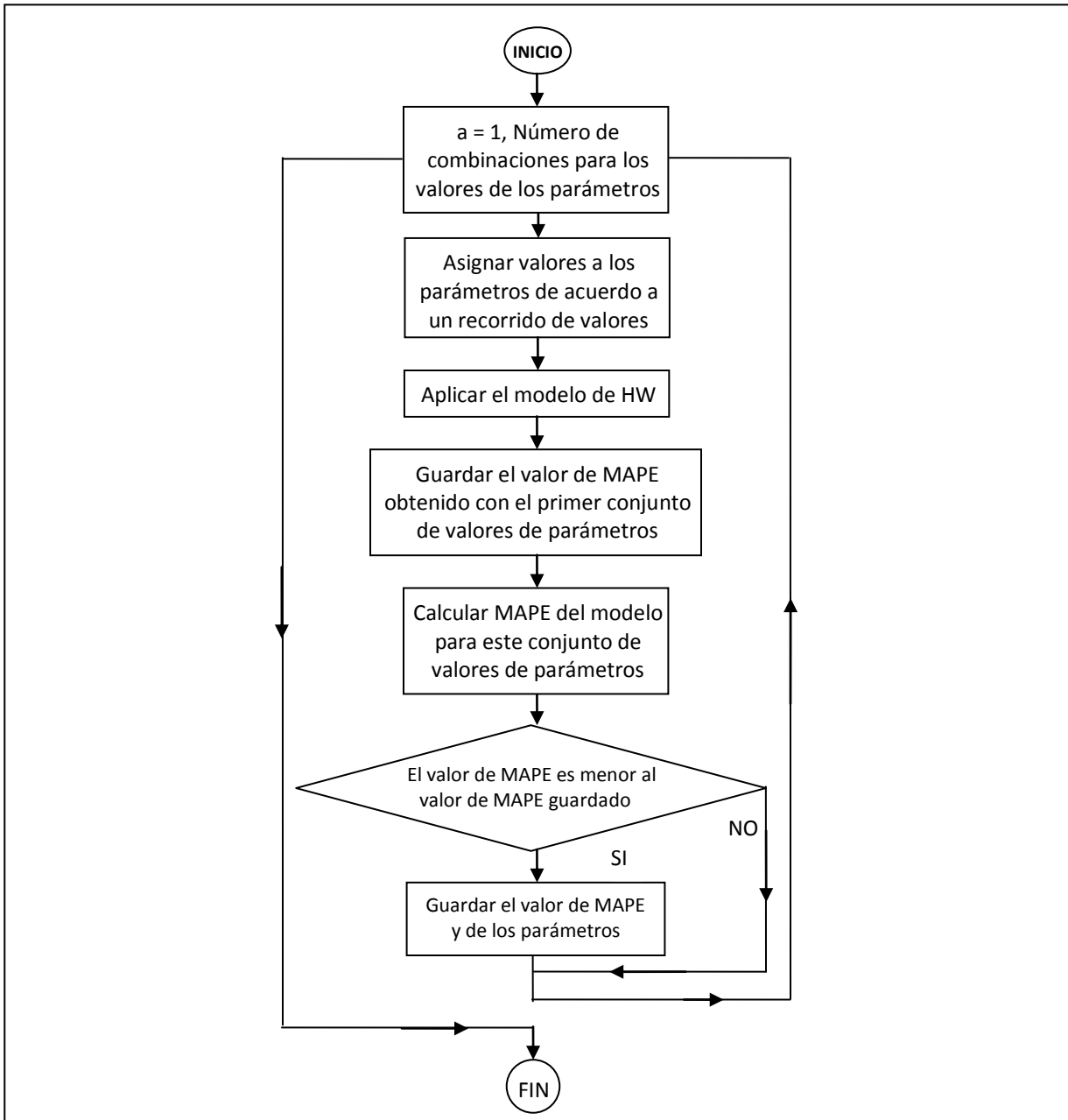


Figura 3.3. Diagrama de bloques de la etapa de optimización.

3.4.3 Ajuste y pronóstico

La fase de ajuste es un proceso de cálculos antes de llegar a la etapa de pronóstico, en ambas etapas se utilizan las ecuaciones presentadas correspondientes a cada modelo.

Recapitulando los modelos a desarrollar, en la tabla 3.2 se enlistan los modelos que tratan con una, dos y tres estacionalidades, modelados cada uno como tipo aditivo y multiplicativo, es decir que en total se han desarrollado seis modelos.

Tabla 3.2. Resumen de los modelos a desarrollar en el trabajo.

	Multiplicativo	Aditivo
HW1	HW1-multiplicativo	HW1-aditivo
HW2	HW2-multiplicativo	HW2-aditivo
HW3	HW3-multiplicativo	HW3-aditivo

En el capítulo de resultados se presentarán los obtenidos en cada uno de los seis modelos, con ambas rutinas para encontrar los valores óptimos presentados antes.

3.5 DESARROLLO DEL MODELO DE PRONÓSTICO DE CARGA

Los modelos empleados en este trabajo son de Holt- Winters que consideran de una a tres estacionalidades, modeladas como tipo aditivo y multiplicativo. Se eligió este método debido a la simplicidad de su implementación y mantenimiento. Los modelos fueron desarrollados en lenguaje Fortran.

La base de datos utilizada consta de mediciones realizadas en un alimentador trifásico de una red de distribución real, y representa la carga total en kW y en kVAr para cada una de las tres fases. Las mediciones se realizaron cada 15 minutos durante 2 años completos. Por lo tanto, para un día se tienen 96 mediciones, para una semana 672 y más de 93,000 datos en total; este total solo es para una potencia por fase, es decir que son 6 series de más de 93,000 datos cada una para las tres fases tanto para su parte activa como reactiva.

Previamente, la base de datos se sometió a un proceso de filtrado, en el que se acondicionó y reconstruyó, debido a datos faltantes o valores extremos provocados por errores de medición o errores en el equipo de medición, principalmente.

Para los modelos HW1, con la estacionalidad modelada tanto de tipo aditivo como multiplicativo, se utilizó una parte de la serie de tiempo correspondiente al mes anterior completo; la estacionalidad que se está considerando es la que corresponde a un día, por lo que la duración de dicha estacionalidad es de $S=96$, debido a la cantidad de datos que abarcan un día en la serie de tiempo.

El proceso de inicialización utiliza un periodo completo, es decir, un día entero, para obtener el valor de nivel haciendo un promedio; para encontrar la tendencia inicial se hace uso de dos periodos completos, es decir dos días, para realizar una diferencia dato a dato entre los dos periodos; para obtener los valores iniciales de estacionalidad se divide el primer periodo completo entre el valor inicial de nivel, todos estos valores se calculan empleando las ecuaciones (3.20). En el proceso de optimización mediante el recorrido de valores, para el modelo de HW con una estacionalidad, se realizaron un total de 1331 combinaciones.

Para los modelos con dos y tres estacionalidades se emplearon las ecuaciones (3.13–3.16), según el caso, el proceso de inicialización hace uso de las ecuaciones (3.20) y en el proceso de optimización se realizaron 14641 y 161051 combinaciones para los modelos con dos y tres estacionalidades, respectivamente. Las rutinas y el código del modelo HW1a se encuentran disponibles en el apéndice C.

3.6 VALIDACIÓN DE LOS MODELOS DESARROLLADOS

Con el fin de comparar el modelo desarrollado en la presente investigación con el presentado en [Makridakis et al., 1998], se utilizó la base de datos que se encuentra en la página 167 de esta referencia y también se puede encontrar en la página de internet que los autores del libro proporcionan para presentar las bases de datos que utilizan (www.maths.monash.edu.au/~hyndman/forecasting/).

La base de datos que se utilizó para realizar esta comparación pertenece a las ventas trimestrales de una compañía francesa durante un periodo de seis años, por lo tanto cada año tiene cuatro datos y en total la serie cuenta con 24 datos para los

seis años. A manera de ilustración, los autores presentan los cálculos desarrollados por el modelo HW1m en la misma tabla de la página 167 que aparece en [Makridakis et al., 1998] y que es reproducida a continuación en la tabla 3.3.

En la tabla 3.3 se puede observar que se pronosticaron seis datos que corresponden a los periodos 25 a 30. Los parámetros de nivel, tendencia y estacionalidad usados, son presentados por los autores, estos son $\alpha=0.822$, $\beta=0.055$ y $\gamma=0.00$.

Tabla 3.3. Base de datos para comparar el modelo desarrollado en esta investigación y el encontrado en la bibliografía.

Periodo	Actual	Nivel	Tendencia	Estacional	Pronóstico
1	362			0.953	
2	385			1.013	
3	432			1.137	
4	341	380.00	9.75	0.897	
5	382	398.99	10.26	0.953	371.29
6	409	404.68	10.01	1.013	414.64
7	498	433.90	11.07	1.137	471.43
8	387	433.70	10.45	0.897	399.30
9	473	487.20	12.83	0.953	423.11
10	513	505.21	13.11	1.013	506.60
11	582	513.08	12.82	1.137	589.26
12	474	527.80	12.93	0.897	471.93
13	544	565.65	14.31	0.953	515.12
14	582	575.42	14.06	1.013	587.59
15	681	597.33	14.49	1.137	670.14
16	557	619.12	14.89	0.897	549.03
17	628	654.74	16.04	0.953	603.98
18	707	693.01	17.27	1.013	679.60
19	773	685.35	15.89	1.137	807.47
20	592	667.10	14.00	0.897	629.27
21	627	662.26	12.96	0.953	648.84
22	725	708.40	14.80	1.013	684.10
23	854	746.22	16.07	1.137	822.16
24	661	741.17	14.90	0.897	684.05
25					720.26
26					781.12
27					893.41
28					718.59
29					777.04
30					841.50

El modelo a comparar es el HW1m, en la presente investigación este modelo se desarrolló en Fortran, utilizando el valor de los parámetros mencionados anteriormente.

A partir de la validación del modelo HW1m con este ejercicio, se procedió al desarrollo del resto de los modelos que se utilizaron en este trabajo, HW1a, HW2m, HW2a, HW3a y HW3m, pero cabe aclarar que, para estos modelos, no se realizó un ejercicio de comparación como este.

Los resultados obtenidos a partir del modelo HW1m desarrollado en este trabajo se presentan en la tabla 3.4, donde también están los datos obtenidos por el mismo modelo presentado en [Makridakis et al., 1998].

Tabla 3.4. Comparación de los resultados obtenidos en este trabajo y en la bibliografía

Valores encontrados en [Makridakis et al., 1998]	Valores obtenidos por modelo desarrollado en esta investigación	Errores encontrados
720.26	720.243	0.017
781.12	781.089	0.031
893.41	893.368	0.042
718.59	718.543	0.047
777.04	776.977	0.063
841.50	841.427	0.073

Observando los resultados mostrados en la tabla 3.4, se observa que los resultados son muy similares, y la diferencia entre uno y otro es muy pequeña.

Por lo tanto se da por validado el modelo HW1m desarrollado en este trabajo. Como se mencionó, a partir de este modelo ya validado se procede a elaborar el resto de los modelos que se utilizarán, aunque estos modelos no se pueden validar con otras referencias debido a que estas no proporcionan las bases de datos completas o porque no ofrecen resultados de los otros modelos.

3.7 CALIBRACIÓN DE CARGA

Los sistemas de distribución son de gran tamaño, en comparación con los sistemas de potencia ya que aunque cubren un área más pequeña contienen un mayor número de nodos así como de componentes. En su construcción, estos sistemas son principalmente radiales o débilmente mallados con la intención de aumentar la confiabilidad de la red.

En comparación con los sistemas de potencia, en los sistemas de distribución no se suele asumir el hecho de que sea balanceado, debido a que no todas las líneas de distribución son trifásicas, es decir en algunos lugares son monofásicas o bifásicas debido al costo que implica instalar tres líneas.

El aspecto económico también es determinante al momento de la instalación de equipo de medición, no es económicamente justificable colocar equipo de control y monitoreo a lo largo de todos los alimentadores y sus ramales.

Normalmente la única información disponible es la corriente total del alimentador medido en las subestaciones. Aunado a la falta de información de mediciones en la red, el comportamiento de la carga es muy incierto y los operadores de la red no conocen las cargas en secciones del alimentador y en sus ramales.

Por ejemplo, en el problema de restauración de carga es necesario conocer la carga de cada alimentador y cada lateral; por lo tanto es deseable idear un método para estimar la carga en los laterales de tal manera que se pueda desarrollar un plan de restauración de carga basado en estas cargas estimadas [Kuo & Hsu, 1993].

Debido a la limitada disponibilidad de datos medidos en circuitos de distribución, una parte integral de algún estimador de estado de un circuito de distribución práctico es un procedimiento de modelado de carga que proporcione estimaciones de demandas de carga en todos los nodos del circuito. Las técnicas tradicionales de modelado de carga usadas para flujos de potencia en distribución son diseñadas para estudios de picos del sistema, y no son adecuadas para proporcionar estimaciones de carga estadísticas en tiempo real [Ghosh et al., 1997].

Si las redes de distribución contaran con mediciones de tensión y corriente en sus alimentadores, el problema principal radicaría en la estimación del estado del sistema utilizando algoritmos clásicos como mínimos cuadrados, sin embargo, la falta de mediciones en las redes de distribución obliga a la implementación de algoritmos para la distribución o asignación de carga a nivel de los bancos o transformadores de distribución [SEPI, 2009]. En la referencia [Romero et al., 2007] se tiene la información necesaria para aplicar un algoritmo de mínimos cuadrados, mientras que en otras como [Ghosh et al., 1997] y [Kersting & Phillips, 2008] se tiene que buscar otras opciones para resolver este problema, por la falta de información.

3.7.1 Los métodos más usuales en la calibración de carga

Partiendo del hecho que en las redes de distribución no se tiene la suficiente información, debido a la reducida cantidad de equipo de medición instalado, el cual, se encuentra primordialmente en las subestaciones principales, no se puede emplear algoritmos clásicos como el de mínimos cuadrados; en su lugar, se debe utilizar otras técnicas que necesiten una cantidad menor de información.

El método REA se basa en una relación que depende de los kVA del transformador o los kW del consumidor. En este método inicialmente solo se asignan los kW de las cargas, los kVA se determinan asumiendo un factor de potencia de 0.9 atrasado. La ecuación que define este método es la siguiente [Kersting & Phillips, 2008]:

$$kW = A * B \quad (3.21)$$

donde:

$$A = C * (1 - 0.4 * C + 0.4 * (C^2 + 40)^{0.5}) \quad (3.22)$$

$$B = 0.005925 * (kWh_{transformador})^{0.885} \quad (3.23)$$

C = Número de consumidores conectados al transformador.

$kWh_{transformador}$ = kWh totales diarios o mensuales en el transformador.

Existen técnicas que hacen el reparto de carga a partir de las mediciones de potencia en las subestaciones hacia varios puntos de carga usando índices obtenidos de las capacidades de los transformadores que están conectados a ese alimentador, por lo que el reparto de carga se puede obtener mediante la siguiente ecuación [Ghosh et al., 1997]:

$$P_i = P_m \left(\frac{TC_i}{\sum_{i=1}^N TC_i} \right) \quad (3.24)$$

donde:

P_i = Potencia real demandada en el nodo i .

P_m = Flujo de potencia activa medido en el nodo m .

TC_i = Capacidad del transformador en el nodo i .

N = Es el número de nodos alimentados a través del nodo m .

La información con que se cuenta para este trabajo es la topología de la red y las capacidades de los transformadores.

Otras técnicas intentaron mejorar la antes mencionada usando información de facturación de los clientes en lugar de las capacidades de los transformadores. Cabe hacer notar que para hacer uso de esta información se necesita tener un amplio conocimiento de la conectividad de los clientes, es decir saber a qué transformador está conectado cada cliente, aunque esto significa una limitación práctica [Ghosh et al., 1997].

$$P_i = P_m \left(\frac{ADC_i}{\sum_{i=1}^N ADC_i} \right) \quad (3.25)$$

donde:

ADC_i = Demanda diaria promedio por cliente en todos los nodos i ,

$(ADC = \frac{kwh \text{ mensuales}}{\text{días en el ciclo de facturación}})$.

Para este trabajo desarrollado no se cuenta con la información de facturación de los clientes ni con la información de su conectividad.

Para considerar la naturaleza de la carga en tiempo real, se puede utilizar curvas de carga diaria de acuerdo a una clase específica de carga, ya sea residencial, industrial o comercial. Esas curvas pueden ser obtenidas de un análisis estadístico de datos históricos; después de construidas estas curvas, se normalizan para que representen la misma área, es decir, igual energía; este método es descrito por la siguiente fórmula [Ghosh et al., 1997]:

$$P_{i,j,t} = P_{m,t} \left(\frac{(E[LMF_{j,t}])(ADC_{i,j})}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^C (E[LMF_{j,t}])(ADC_{i,j})} \right) \quad (3.26)$$

donde:

$LMF_{j,t}$ = Factor del modelo de carga para la clase j en el tiempo t .

j = Clase de carga.

C = Número de clases de carga.

t = Hora del análisis.

$ADC_{i,j}$ = Demanda de energía del nodo i para las cargas pertenecientes a la clase j .

A la ecuación anterior, se le puede agregar un término que contenga las pérdidas de potencia activa asociadas con los valores medidos, y suponiendo que la carga estimada, las mediciones y las pérdidas son valores esperados, se tiene [Ghosh et al., 1997]:

$$E[P_{i,j,t}] = (E[P_{m,t}] - E[P_{loss,m,t}]) \left(\frac{(E[LMF_{j,t}])(ADC_{i,j})}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^C (E[LMF_{j,t}])(ADC_{i,j})} \right) \quad (3.27)$$

Para la red de distribución eléctrica bajo estudio en este trabajo no se tiene suficiente información de los clientes para la construcción de las curvas de carga diaria. Sin embargo, ya teniendo suficientes datos históricos se pueden generar y agregar sin problema al modelo.

3.7.2 Desarrollo del método a emplear en la calibración de carga

La información con que se cuenta en esta investigación consta únicamente de las mediciones de potencia activa y reactiva trifásica al inicio de los alimentadores en las subestaciones de distribución, además de la información de los equipos presentes en la red, cuyo valor nominal de todos los transformadores de servicio presentes a lo largo del alimentador es requerido para aplicar la ecuación (3.24).

El proceso de calibración parte de un estudio de pronóstico de carga en la misma red; para el caso de esta investigación se utilizó el pronóstico de carga empleando modelos de HW, utilizando la base de datos obtenida del medidor de un alimentador en una subestación de distribución. En la figura 3.4 se presenta un extracto de la red radial en que se realizó el estudio, este ramal contiene 68 de sus 353 nodos.

En la figura 3.5 se presenta el diagrama de flujo general del proceso de calibración, donde el primer bloque llamado *INICIO* muestra que este proceso empieza a partir del estudio de pronóstico. Los siguientes dos bloques corresponden a las rutinas para leer la información de la red y enseguida el proceso para la calibración de la carga, ambas se describen más adelante con mayor detalle.

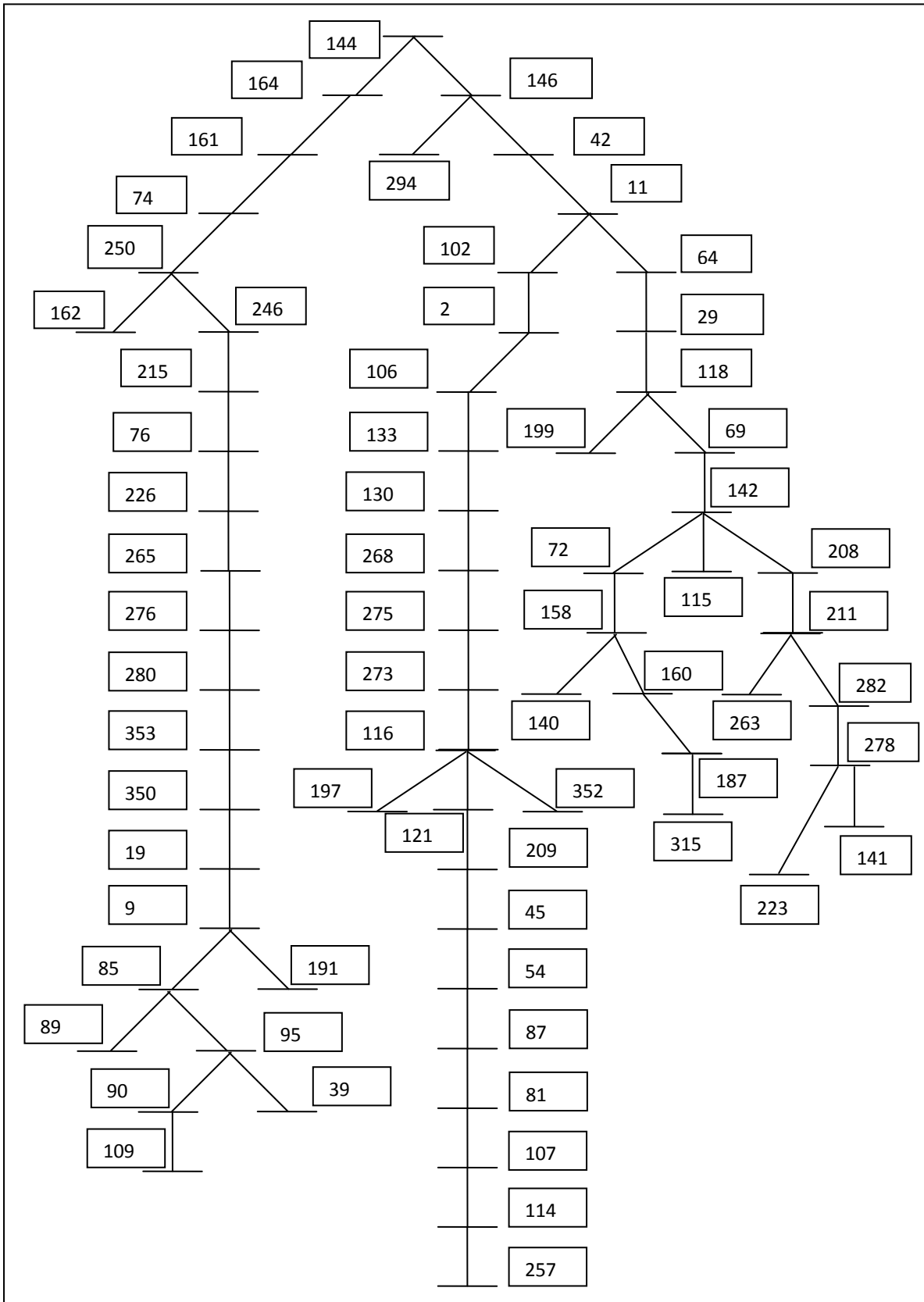


Figura 3.4. Extracto de la red de distribución.

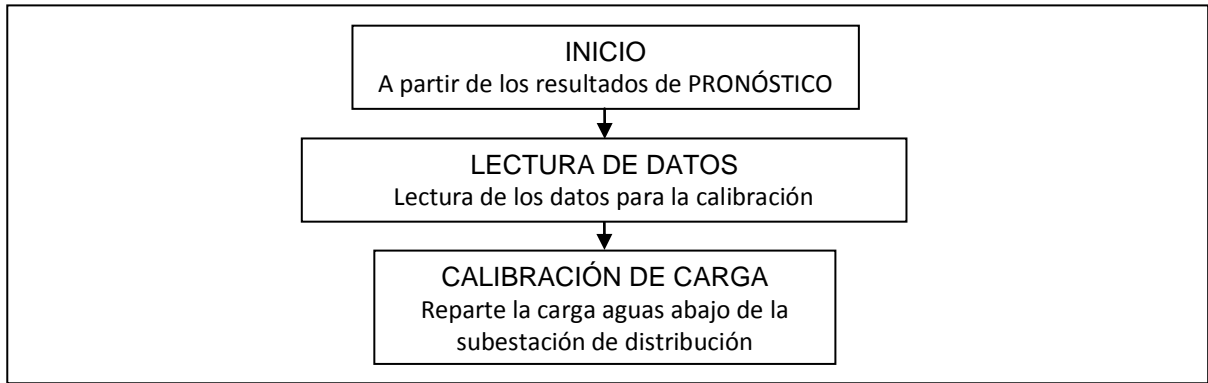


Figura 3.5. Diagrama de bloques para el proceso de calibración de carga.

Lectura de datos para la calibración de carga

La finalidad de esta rutina es leer la información de la topología de la red, a partir del archivo destinado para esto, es decir la cantidad, nombre y parámetros de los elementos que forman dicha red: nodos, fusibles, líneas, capacitores, reguladores y transformadores de servicio. De esta lista solo se utilizará la información de estos últimos para la calibración de la carga, aunque el resto de la información podría ser necesaria para análisis posteriores.

Calibración de carga.

La calibración de carga se realiza a partir del valor obtenido en el pronóstico, repartiendo la carga en todos los transformadores en proporción a su valor nominal.

Empleando la información leída en la rutina anterior se agrupan los transformadores de acuerdo a su capacidad nominal y se obtiene una lista con los diferentes valores nominales y la cantidad de transformadores que tienen ese valor. Una vez conocidos todos los valores nominales y la cantidad de transformadores que tienen cada valor, se calcula la potencia total instalada por fase, para esto se asume que todos los transformadores están en funcionamiento.

A continuación, para cada valor nominal de transformador, se calcula lo que se denomina *factor de participación*, es decir a partir del valor de la potencia total instalada por fase se calcula el porcentaje que aporta cada transformador. En la figura 3.6 se muestra el diagrama de bloques del proceso de calibración de carga.

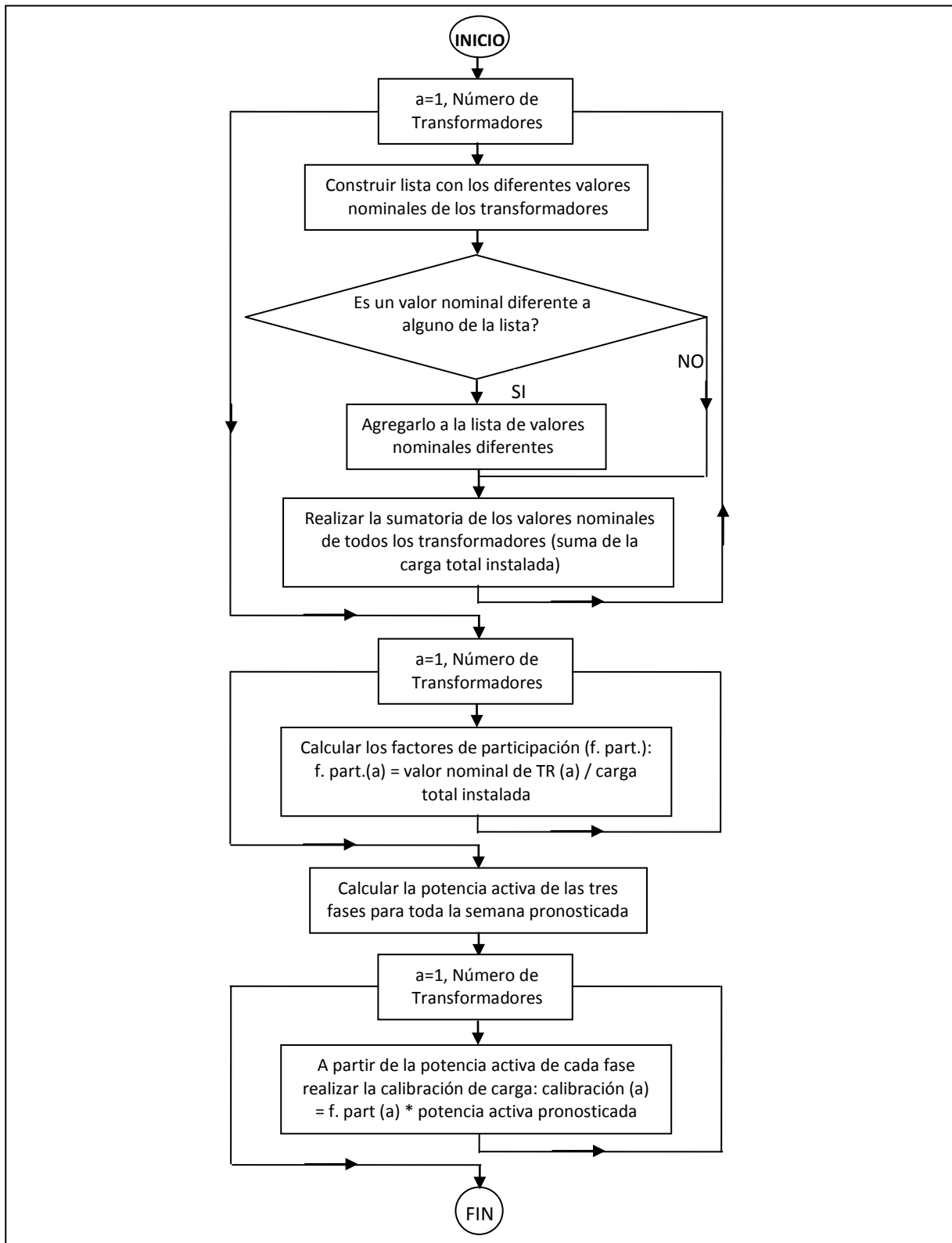


Figura 3.6. Diagrama de bloques para la calibración de carga.

A partir de los factores obtenidos antes se procede a calibrar la carga, para esto se emplea la información obtenida del pronóstico, dicha calibración se realiza para cada una de las tres fases debido a que están conectados transformadores monofásicos y trifásicos a lo largo de la red. Para proceder conforme a lo anterior, se calcula la potencia aparente a partir de los valores pronosticados de potencia activa y reactiva así como el factor de potencia para cada una de los 672 registros, teniendo en cuenta que el horizonte del pronóstico fue de una semana con mediciones cada quince minutos. Una vez calculados los valores de potencia aparente, se realiza la calibración de la carga con una multiplicación de estos kVA calculados por los diferentes factores de participación. Es importante mencionar que no en todos los nodos existe un transformador conectado, en estos casos la calibración de carga asigna valor cero a dichos nodos.

CAPÍTULO IV. Resultados

4.1 RESULTADOS DEL PROCESO DE ACONDICIONAMIENTO Y RECONSTRUCCIÓN DE LA SERIE DE TIEMPO

Se realizó un programa para la identificación y sustitución de valores erróneos, el cual fue desarrollado en lenguaje Fortran, llamado *RECONSTRUIR*, y fue mostrado en el capítulo anterior.

El primer problema a resolver en esta etapa de reconstrucción de la serie de tiempo es completarla y homogenizar el intervalo de tiempo de las mediciones. A lo largo de la serie de tiempo, se encontraron diferentes intervalos de tiempo en que se obtuvieron las mediciones, variando desde uno hasta quince minutos. Otra dificultad localizada fue la falta de registros; para ejemplificar esto, en la figura 4.1 se presenta un extracto de la serie de tiempo donde se aprecia que no existen los datos correspondientes a las 23:15, 23:30 y 23:45.

2008-02-05	21:30:00	866	696	586	-5	144	-24
2008-02-05	21:45:00	844	680	575	-10	133	-26
2008-02-05	22:00:00	830	655	548	-15	129	-38
2008-02-05	22:15:00	803	642	543	-11	123	-35
2008-02-05	22:30:00	793	635	545	-5	118	-31
2008-02-05	22:45:00	771	615	521	-2	120	-29
2008-02-05	23:00:00	729	579	504	0	111	-40
2008-02-06	00:00:00	607	485	431	0	77	-40
2008-02-06	00:15:00	580	464	414	2	72	-36
2008-02-06	00:30:00	561	444	398	6	70	-40
2008-02-06	00:45:00	536	429	383	-2	61	-44
2008-02-06	01:00:00	517	409	362	-6	64	-49
2008-02-06	01:15:00	513	405	364	0	61	-47
2008-02-06	01:30:00	507	398	358	-8	55	-52
2008-02-06	01:45:00	489	386	349	-10	46	-56

Figura 4.1. Extracto de la base de datos que muestra la falta de registros correspondientes a las 23:15, 23:30 y 23:45.

Esta falta de registros se suma al de registros vacíos, es decir, registros con valor de potencia 0; sin embargo, al final de la rutina de normalización del intervalo de tiempo de las mediciones tienen la misma apariencia y, posteriormente, serán tratados de la

misma manera. En la figura 4.2 se presenta esta falta de mediciones en los registros, corresponde al mes de Junio de 2009.

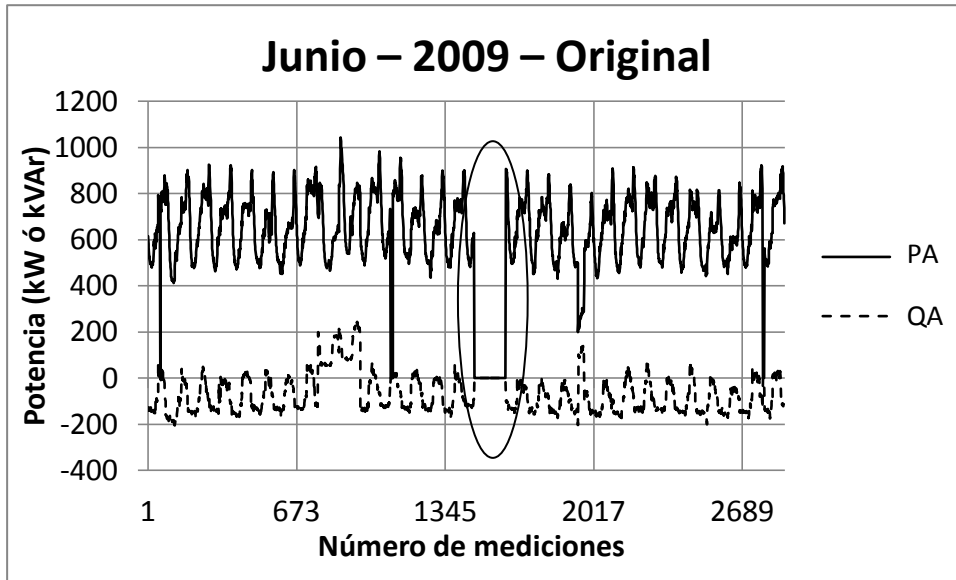


Figura 4.2. Serie de tiempo donde se muestra la falta de valores en los registros.

La serie de tiempo utilizada en esta investigación cubre el periodo del 1 de enero de 2008 al 13 de septiembre de 2010, un total de 987 días y 95,257 datos, corresponde a las mediciones realizadas a un alimentador de distribución real.

De acuerdo al número de días y asumiendo que los intervalos de tiempo de las mediciones es 15 minutas, el número total de registros es 94,752 datos (987x96), y comparado con el número total de datos en la serie original se nota que se cuenta con 505 datos de más, debido a que se presentan a diferentes intervalos de tiempo (1, 5 ó 10 minutos), no obstante la ausencia de algunos registros. En la tabla 4.1 se presenta un resumen de la información de la serie de tiempo usada.

Tabla 4.1. Datos generales de la serie de tiempo empleada.

Fecha de inicio de serie de tiempo	Fecha de término de serie de tiempo	Número de registros de serie original	Número de registros de serie reconstruida
1- Enero-2008	13- Sept-2010	95,257	94,752

Durante el proceso de reconstrucción de la serie de tiempo se identificó un promedio de 20% del total de los datos como erróneos, de esa cantidad alrededor del 10% se identificó como tal en la primera etapa, es decir, que poco más de 10,000 mediciones se identificaron con un valor 0 en las seis series de tiempo, debido posiblemente a interrupciones en el suministro de energía eléctrica o errores en los equipos de medición; el 10% restante son mediciones realizadas que no corresponden al comportamiento normal de la demanda. En la tabla 4.2 se presenta el número de datos erróneos identificados en cada una de las dos rutinas diseñadas para este fin.

Tabla 4.2. Número de datos identificados como erróneos.

Potencia	Valores identificados con la primera etapa	Valores identificados con la segunda etapa
PA	10,544	9,928
PB	10,544	9,427
PC	10,544	9,632
QA	10,544	8,598
QB	10,544	9,092
QC	10,544	9,174

Para la sustitución de los datos identificados como erróneos, se hace uso del resto de las mediciones en un procedimiento desarrollado en dos etapas, anteriormente explicadas. Al final de estas rutinas se logró sustituir el total de los datos que fueron etiquetados como incorrectos, en la primera rutina se suplieron alrededor de 25% del total de los datos incorrectos, el resto se obtuvo de la segunda rutina. En la tabla 4.3 se presentan la cantidad de valores que fueron sustituidos en cada rutina de acuerdo a cada una de las seis series de tiempo.

Tabla 4.3. Número de datos sustituidos en cada rutina.

Potencia	Valores sustituidos con la primera etapa	Valores sustituidos con la segunda etapa
PA	5,202	15,270
PB	5,147	14,824
PC	5,391	14,785
QA	5,460	13,682
QB	5,083	14,553
QC	5,753	13,965

Posterior a la sustitución de datos incorrectos, se realiza el suavizado de las series de tiempo. La figura 4.3 presenta la comparación de la misma semana para la fase B, antes y después de reconstruir la serie de tiempo, donde se aprecia que se detectan datos erróneos y se sustituyen por valores considerados como adecuados.

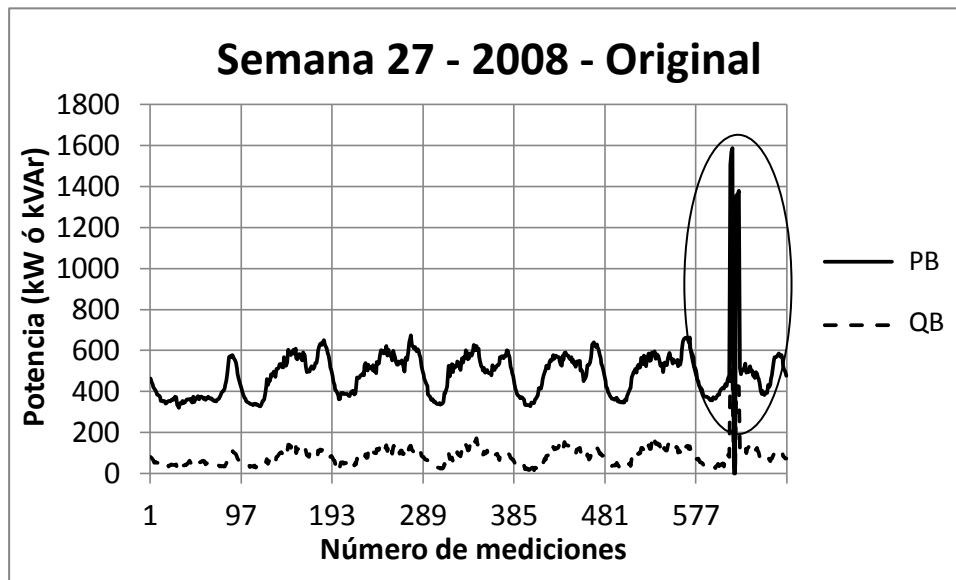


Figura 4.3. Series de tiempo original y reconstruida.

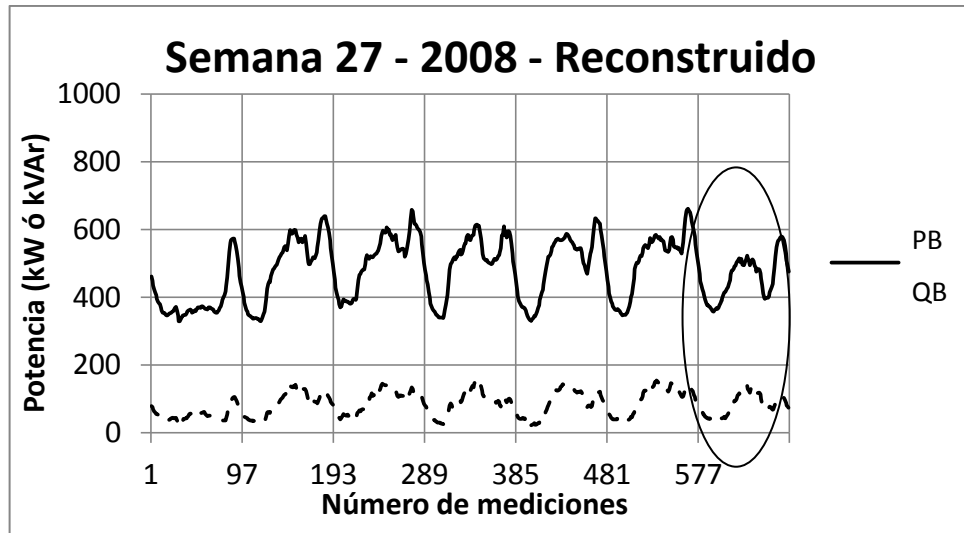


Figura 4.3 cont. Series de tiempo original y reconstruida.

Para confirmar la necesidad y evaluar la efectividad de reconstruir las seis series de tiempo, se realizaron pronósticos empleando tres bases de datos diferentes (cada base de datos contiene las seis series de tiempo), correspondientes a tres etapas del proceso de reconstrucción de la serie de tiempo. La primer base de datos llamada etapa 1 se obtiene a la salida de la rutina de normalización del intervalo de tiempo, es decir, son los datos originales solo que con un intervalo de tiempo homogéneo, la segunda base de datos, nombrada etapa 2, se obtiene después de pasar a través del proceso de identificación y sustitución de datos erróneos, y la tercera base de datos, que en lo siguiente se hará referencia como etapa 3, es la que se obtiene después del suavizado, es decir hace uso del proceso completo de reconstrucción de la serie de tiempo.

Haciendo referencia a la figura 2.8, donde se muestra el proceso completo de reconstrucción, se seleccionan tres momentos de dicho proceso en donde se obtiene una base de datos por momento (nombradas etapas 1, 2 y 3), la etapa 1 se obtiene a la salida del bloque de normalización del intervalo de tiempo de las mediciones, la etapa 2 a la salida de la etapa de la sustitución de los datos erróneos, y finalmente la etapa 3 con el proceso completo; posteriormente serán sometidas a las mismas pruebas, comparadas y evaluadas, y a partir del resultado obtenido justificar la necesidad de aplicar este procedimiento.

Es necesario aclarar que el método usado es HW1m, cuya única finalidad en esta sección de los resultados es evaluar la efectividad de reconstruir la base de datos y hacer notar la importancia de contar con una serie de tiempo libre de datos erróneos.

Se desarrollaron ocho pronósticos de una semana completa en la potencia activa de la fase A, en cada una de las tres bases de datos. Cada estudio de pronóstico se desarrolló en la primera semana de los meses febrero a septiembre de 2010. El criterio utilizado para comparar el desempeño de los modelos es el porcentaje del error medio absoluto MAPE. Los resultados obtenidos se presentan en la tabla 4.4. En la primera columna están las ocho pruebas realizadas en cada base de datos, mientras que en las tres columnas siguientes están los valores de MAPE obtenidos en las pruebas a las series de tiempo obtenidas en el proceso de reconstrucción de la serie de tiempo, llamadas etapa 1, 2 y 3.

Tabla 4.4. Resultados de los pronósticos realizados a las tres series de tiempo.

Prueba	MAPE etapa 1	MAPE etapa 2	MAPE etapa 3
1	6.4390	6.5677	6.2575
2	5.8968	7.6940	10.0489
3	13.5690	7.0930	6.7538
4	*	5.1576	4.2775
5	*	6.5296	5.8734
6	5.2371	4.8682	4.6380
7	4.5203	5.0806	4.4330
8	12.6214	9.6387	9.4638

De la tabla 4.4 se puede observar que de las ocho pruebas, en siete la etapa 3 supera a las otras dos, y en una de ellas la prueba realizada en la serie original es la que mejor se desempeña de las tres. Por su parte, ninguna prueba de la etapa 2 supera a las demás; sin embargo, en cinco de las pruebas esta etapa se desempeñó en segundo lugar en cuanto a precisión se refiere. Recapitulando se puede decir que la serie que pasa por el proceso completo de reconstrucción de la serie de tiempo es

la que obtiene los mejores resultados en el desempeño de la prueba de pronóstico, por lo tanto, se justifica el empleo de la rutina para acondicionar y reconstruir la serie de tiempo.

Las casillas donde se aprecia un asterisco en el resultado indican que en ese tramo la serie de tiempo carece de datos para realizar el pronóstico, es decir existen los registros pero la medición carece de valor; una de las premisas de esta parte del trabajo es realizar el pronóstico de carga a partir de cualquier serie de tiempo, es decir, reconstruir la serie de tiempo a partir de los datos existentes, aunque falte gran cantidad de ellos, por ejemplo, en la serie de tiempo de la etapa 1 faltan datos en cerca de dos meses completos y, como consecuencia, no es posible obtener un pronóstico de estos datos, mientras que al reconstruir estos valores faltantes, es factible realizar esta prueba. La veracidad de estos datos reconstruidos es confiable en cierto sentido ya que utilizan valores que reflejan el comportamiento de la serie a la misma hora del mismo día de la semana, anterior y posterior a los faltantes considerados como correctos. El contar con una serie de tiempo consistente es de vital importancia para la realización de un pronóstico de carga de energía eléctrica.

En las Figuras 4.4 a 4.6 se presentan las gráficas obtenidas del pronóstico de la primera semana del mes de julio de 2010 realizado en las tres bases de datos llamadas etapa 1, 2 y 3, en cada imagen se incluye el valor de MAPE obtenido, la línea continua pertenece al valor real mientras que la línea punteada corresponde al valor pronosticado.

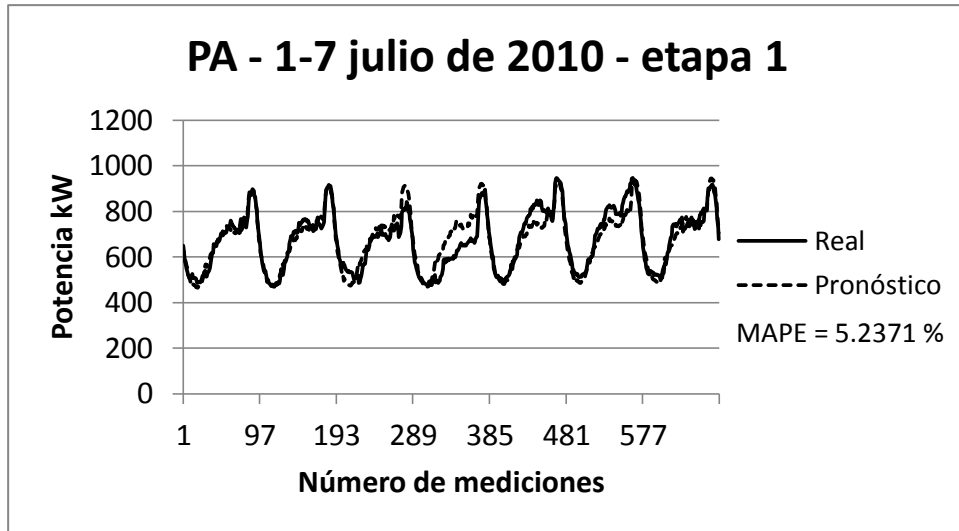


Figura 4.4. Pronóstico de carga realizado en la base de datos de la etapa 1.

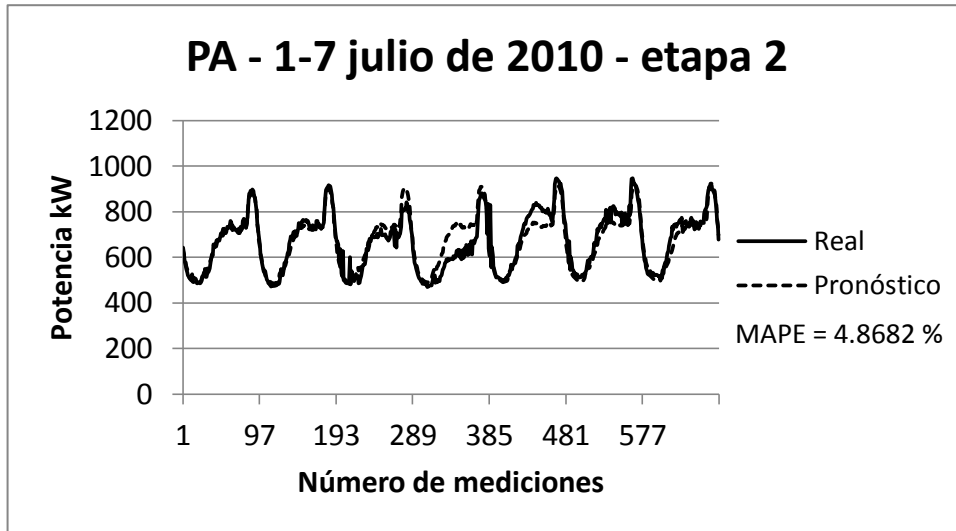


Figura 4.5. Pronóstico de carga realizado en la base de datos de la etapa 2.

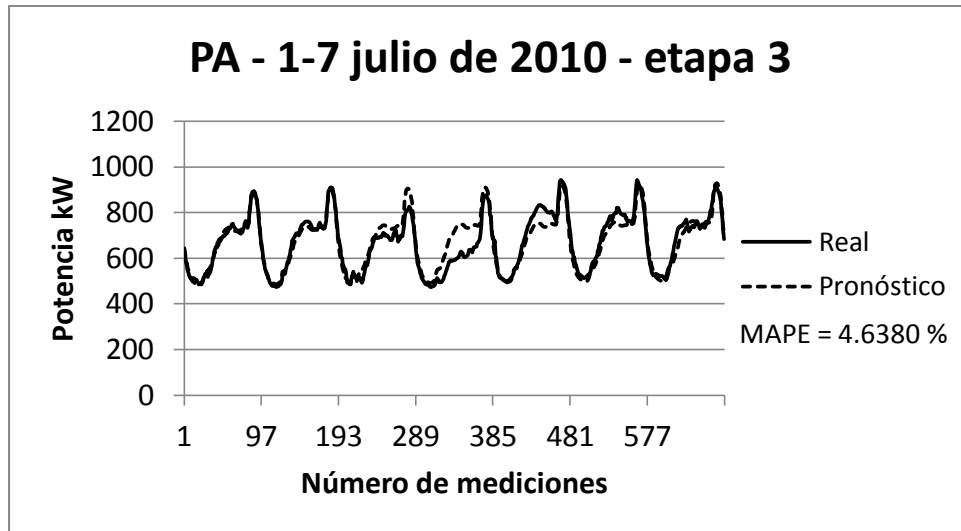


Figura 4.6. Pronóstico de carga realizado en la base de datos de la etapa 3.

Se puede observar que la figura 4.6 de la etapa 3 supera en resultado a las otras dos etapas, es decir que el proceso de acondicionamiento y reconstrucción de la serie de tiempo es eficiente; incluso supera a la serie de tiempo sin suavizar que corresponde a la etapa 2 y es presentada en la figura 4.5.

4.2 RESULTADOS DEL PROCESO DE PRONÓSTICO DE CARGA

En la sección 4.2.1 se comparan dos rutinas de optimización de los parámetros de nivel, tendencia y estacionalidad de los modelos de pronóstico, la primera consiste en un recorrido de valores de cero a uno con pasos de 0.1, mientras que la segunda es una rutina de la biblioteca IMSL y se pronostica la misma semana con los seis modelos desarrollados de HW antes mencionados. Utilizando ambas rutinas de optimización, se obtienen resultados, se comparan y se discute sobre qué rutina es la más adecuada.

En un segundo estudio se realizan pronósticos en ocho semanas diferentes para comparar los seis modelos, se comentan los resultados obtenidos y se discute sobre las características de cada modelo y su utilidad en los diferentes estudios.

4.2.1 Comparación de las rutinas de optimización

En esta parte de las pruebas se efectúa el pronóstico de la semana del 18 al 24 de marzo del año 2010, empleando los seis modelos antes presentados de HW, utilizando dos rutinas diferentes para encontrar los valores óptimos de parámetros de nivel, tendencia y estacionalidad. La primera es realizando un recorrido entre los posibles valores que pueden obtener dichos índices entre 0 y 1, con pasos de 0.1, la segunda rutina pertenece a la biblioteca IMSL y en el apéndice A es mostrada.

Para los modelos que manejan una estacionalidad, se utiliza un mes para el período de ajuste del modelo. A continuación, se presentan las gráficas con los resultados obtenidos del pronóstico de carga de la potencia activa de la fase A, al final de esta sección se presentan las tablas con los resultados para la potencia reactiva de la fase A y las otras dos fases. En las Figuras 4.7 y 4.8 se muestran los resultados obtenidos por el modelo HW1m y HW1a respectivamente, ambos utilizando la rutina de optimización del recorrido de valores; el MAPE obtenido por el modelo HW1m es 5.3870% mientras que el modelo HW1a es 5.9525%; comparando estos modelos con una estacionalidad, se observa que el modelo con la estacionalidad de tipo multiplicativo supera al de tipo aditivo.

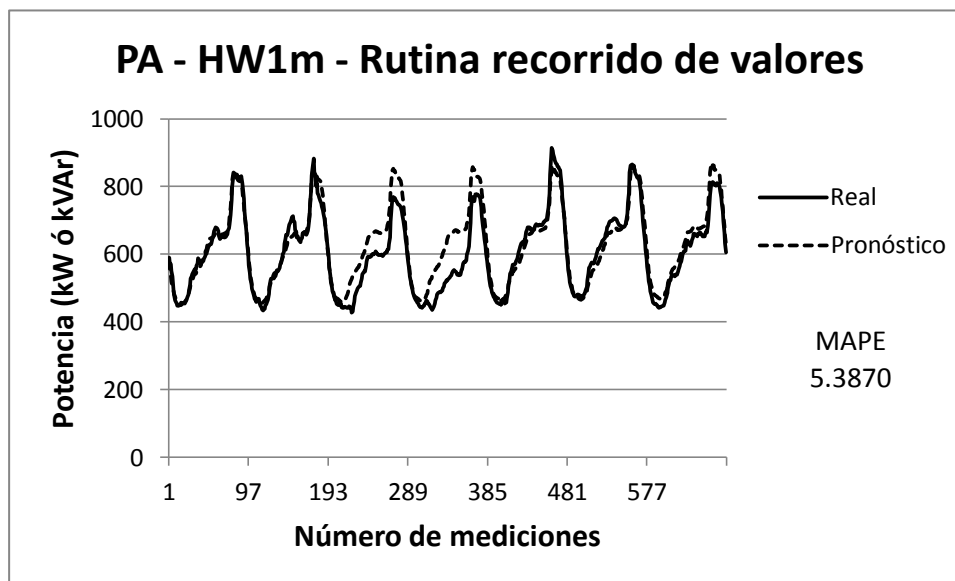


Figura 4.7. Pronóstico de una carga utilizando el método HW1m, empleando la rutina de recorrido.

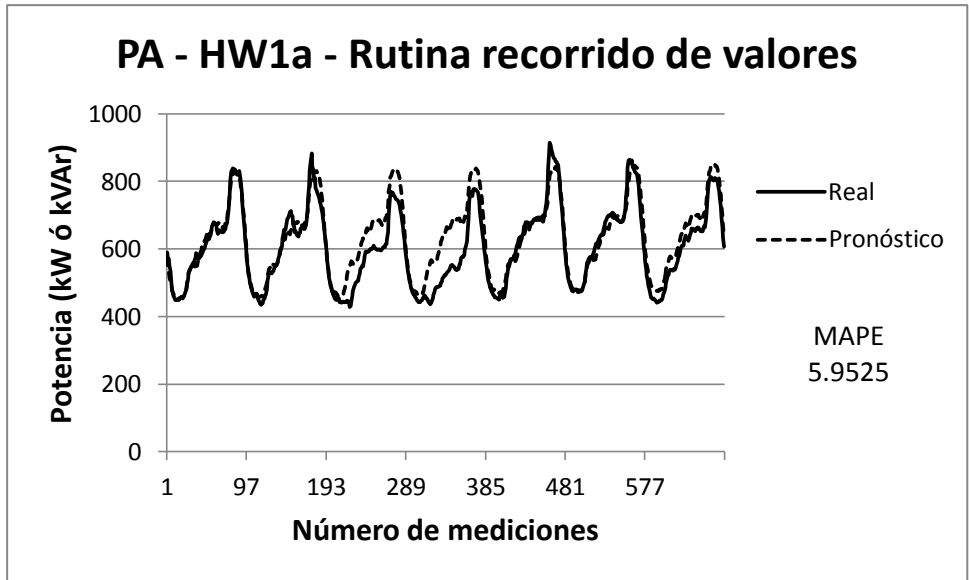


Figura 4.8. Pronóstico de carga utilizando el método HW1a, empleando la rutina de recorrido.

En las figuras 4.9 y 4.10 se presentan los resultados para los modelos HW1m y HW1a, respectivamente, empleando la rutina IMSL para obtener valores óptimos de los parámetros, el modelo HW1m obtiene un error de 5.3698% y el modelo HW1a 5.5582%, al comparar solamente estos dos modelos se aprecia que el de estacionalidad de tipo multiplicativa supera al de tipo aditiva, aunque los resultados son muy cercanos.

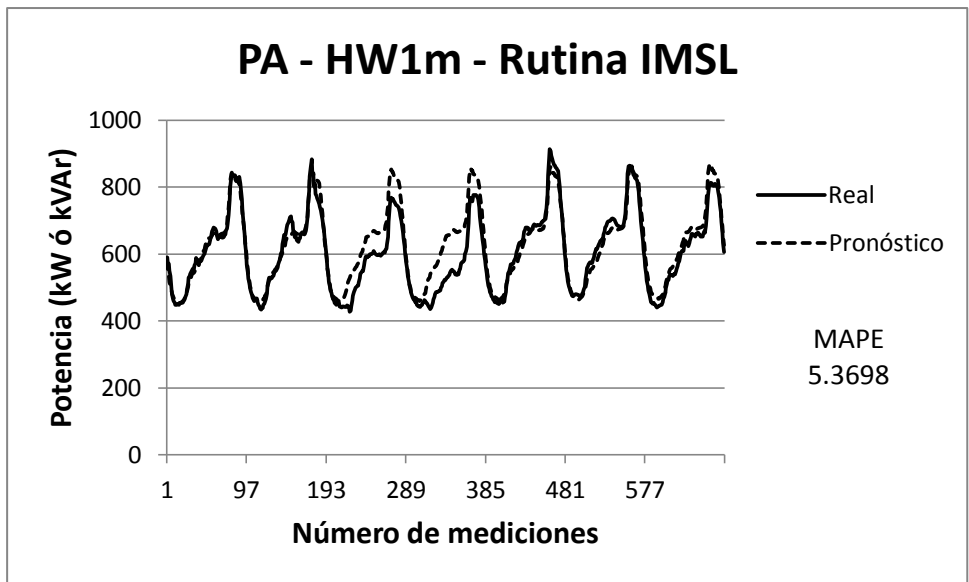


Figura 4.9. Pronóstico de carga utilizando el método HW1m, empleando la rutina IMSL.

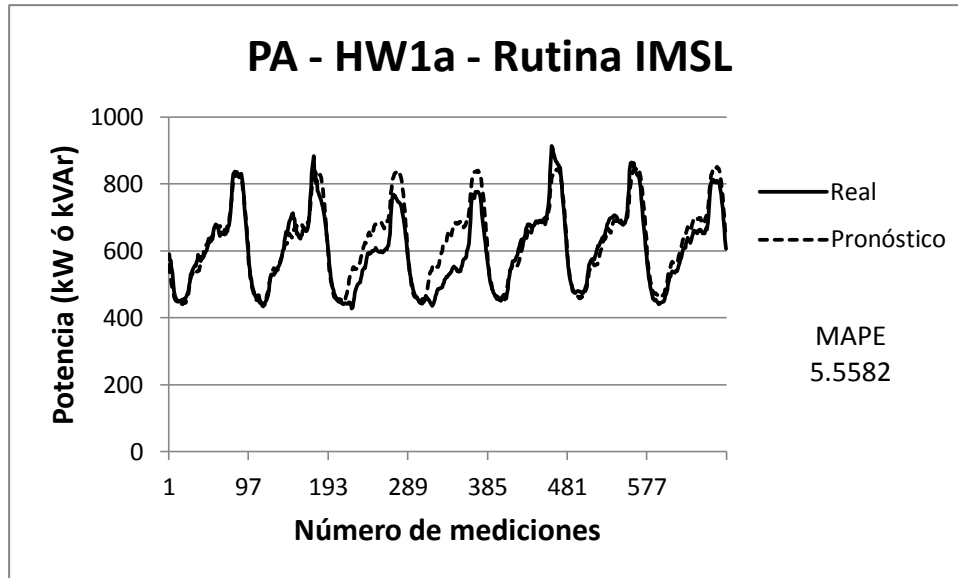


Figura 4.10. Pronóstico de carga utilizando el método HW1a, empleando la rutina IMSL.

Comparando los cuatro modelos que manejan una estacionalidad, los resultados muestran que los modelos que emplean la rutina del recorrido son superados por los que utilizan la rutina IMSL, y comparando modelos aditivos contra multiplicativos, se observa que los primeros superan a los últimos.

Enseguida se presentan las gráficas y resultados del pronóstico de la potencia activa de la fase A empleando los modelos HW2m y HW2a. Al final de esta sección se presentan las tablas con los resultados de la potencia reactiva de la fase A y las potencias de las otras dos fases.

Los modelos con dos estacionalidades utilizan un mes para la etapa de ajuste del modelo, las estacionalidades de los modelos HW2, aditivo y multiplicativo, tienen una duración de $S1=96$ y $S2=672$, y corresponden al ciclo diario y semanal.

En las figuras 4.11 y 4.12 se presentan los resultados obtenidos con el método HW que contiene dos estacionalidades, tanto de tipo aditivo como multiplicativo, cuyos parámetros fueron encontrados a partir de la rutina de optimización del recorrido de valores.

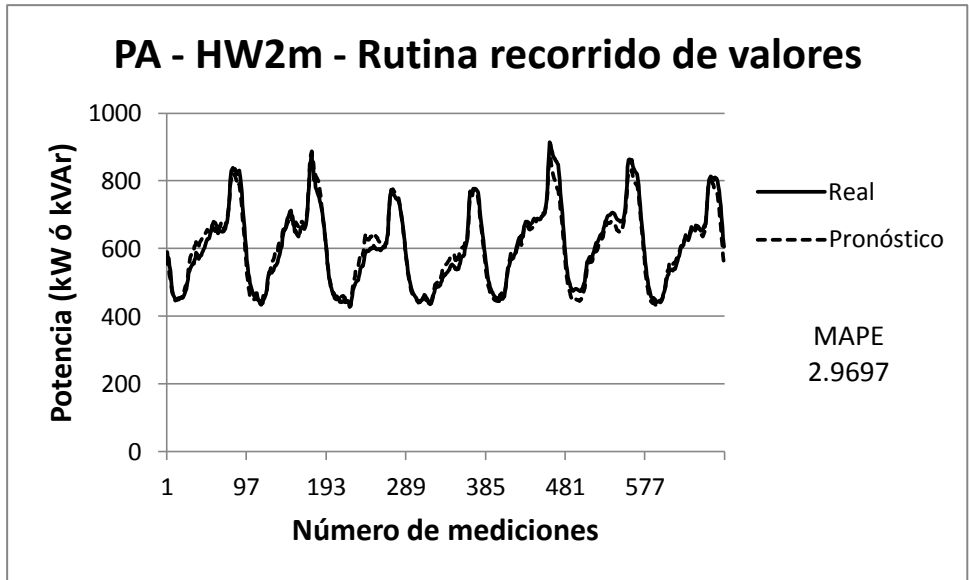


Figura 4.11. Pronóstico de carga utilizando el método HW2m, empleando la rutina de recorrido.

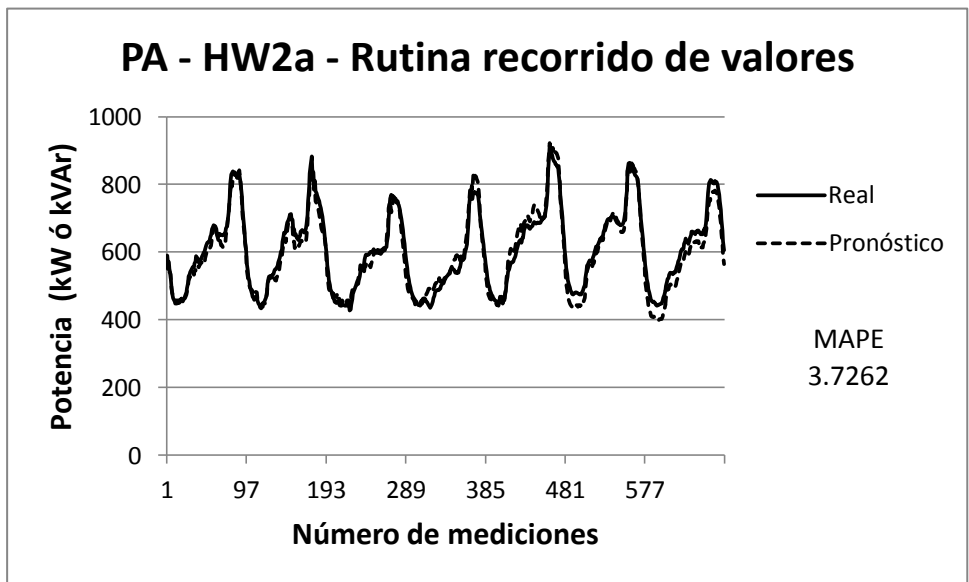


Figura 4.12. Pronóstico de carga utilizando el método HW2a, empleando la rutina de recorrido.

En las gráficas 4.11 y 4.12 se aprecian los porcentajes de error obtenidos por estos dos modelos, de entre ellos el que presenta el mejor desempeño es el que modela las estacionalidades de tipo multiplicativa con un 2.9697%, superando el 3.7262% conseguido por el modelado de tipo aditivo; comparando estos resultados con los de una estacionalidad, HW2m contra Hw1m y HW2a ante HW1a, se observa que se desempeñan mejor los que incluyen dos estacionalidades.

En las figuras 4.13 y 4.14 se muestran los resultados de los modelos HW2 usando la rutina IMSL. La primera gráfica expone el resultado del método HW2m donde se obtiene un MAPE = 2.9347%, comparado con el mismo modelo utilizando la rutina del recorrido de valores, se observa que se desempeña mejor.

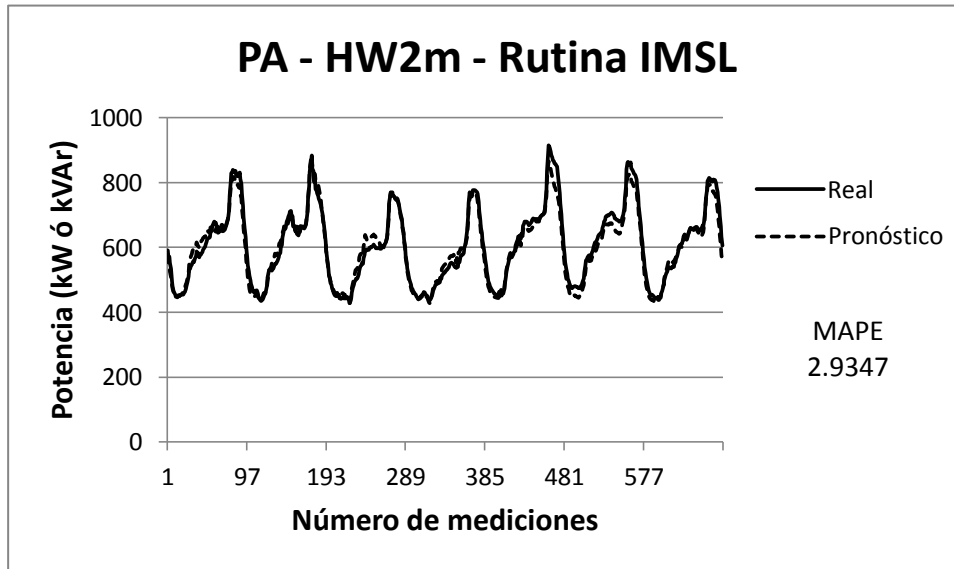


Figura 4.13. Pronóstico de carga utilizando el método HW2m, empleando la rutina IMSL.

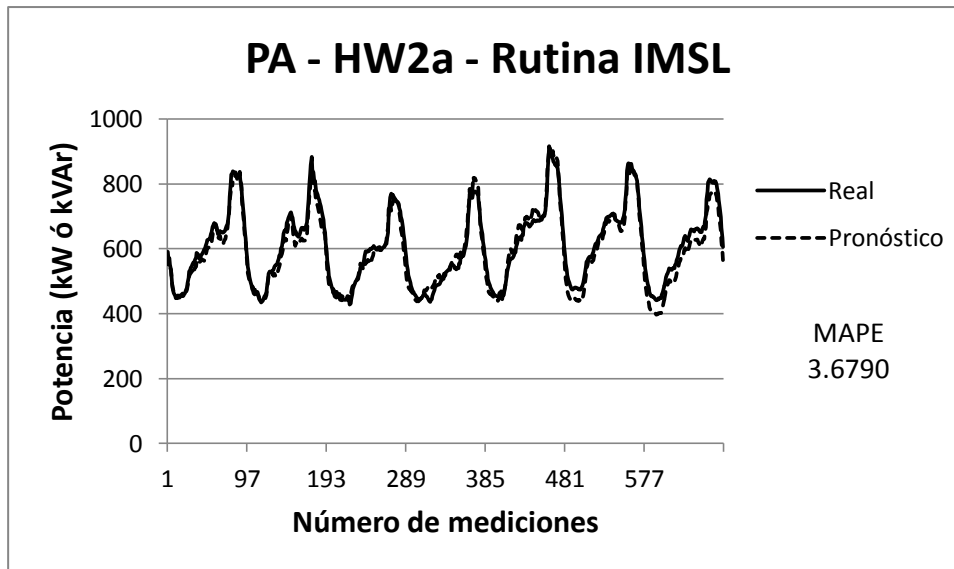


Figura 4.14. Pronóstico de carga utilizando el método HW2a, empleando la rutina IMSL.

El resultado que se presenta en la gráfica 4.14 es el perteneciente al método de HW2a empleando la rutina IMSL para encontrar los valores óptimos de los parámetros, el error conseguido es de 3.6790%, no superando al que obtiene el

modelo que utiliza la misma rutina de optimización pero con las estacionalidades modeladas como de tipo multiplicativo. Confrontando los cuatro resultados presentados HW2, se nota que los modelos con la rutina IMSL superan a sus similares que emplean la rutina del recorrido, y comparándolos con los modelos que manejan una estacionalidad se observa que los de dos superan a los de una estacionalidad.

Los modelos HW3 manejan tres estacionalidades, que corresponden a los ciclos diario, semanal y anual, tienen una duración de $S1=96$, $S2=672$ y $S3=34944$, respectivamente. La duración del tercer período se debe a la necesidad de hacer coincidir, de un año a otro, a los días de la semana, para que la componente de la tercera estacionalidad corresponda al mismo día de la semana que el año pasado, es decir lunes con lunes, martes con martes, y así sucesivamente.

Las Figuras 4.15 y 4.16 presentan los resultados que se obtuvieron a partir de los modelos HW3 y que usan la rutina del recorrido de valores para hallar el valor óptimo de los parámetros.

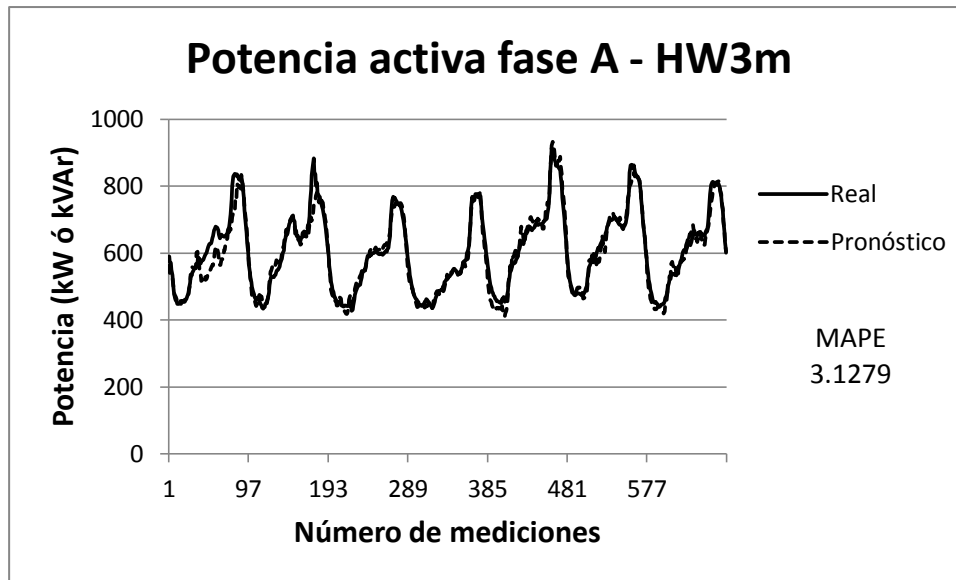


Figura 4.15. Pronóstico de carga utilizando el método HW3m, empleando la rutina de recorrido.

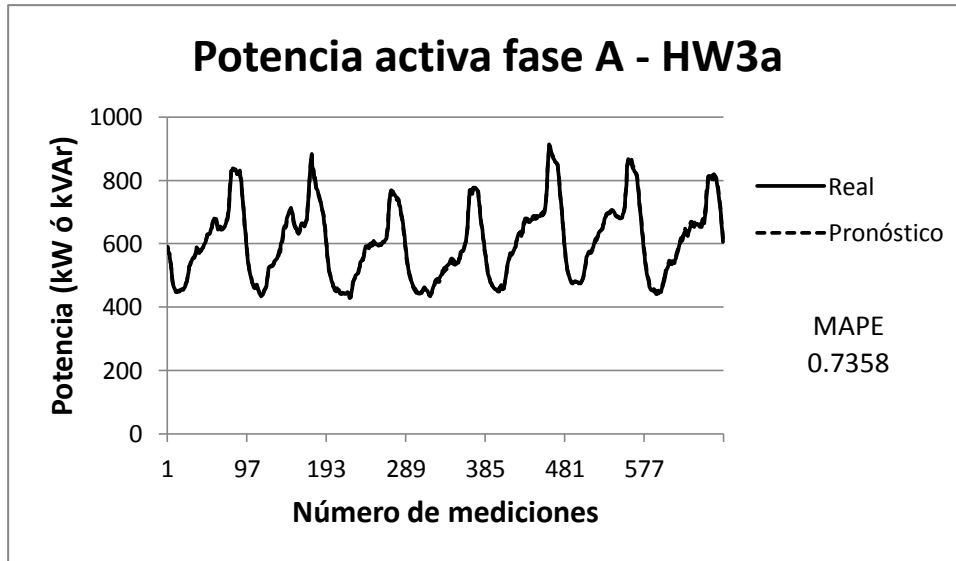


Figura 4.16. Pronóstico de carga utilizando el método HW3a, empleando la rutina de recorrido.

De estos dos modelos el que muestra un mejor desempeño es el método HW3a, que obtiene un error de 0.7358% comparado con 3.1279% que obtiene el método HW3m.

En lo que respecta a los modelos con tres estacionalidades empleando la rutina IMSL, se encontró que esta rutina no alcanza a obtener resultados debido a la gran cantidad de datos, se llegó a esta conclusión de acuerdo a algunas pruebas realizadas, que no se presentan aquí, para encontrar la cantidad de datos necesaria para la etapa de ajuste de los modelos, y se observó que a medida que se aumentaba la cantidad de información la rutina presentaba problemas.

Al efectuar la comparación con los modelos con una y dos estacionalidades se observa que HW3a supera al modelo HW2a que a su vez supera al modelo HW1a, mientras que HW3m no supera a HW2m pero ambos superan a HW1m, el hecho que HW3m no supera en esta ocasión al HW2m se le atribuye a la falta de datos debido a que sólo se incluyen dos ciclos anuales completos, uno para inicialización y otro para ajuste del modelo, en la literatura se encuentran modelos que utilizan seis años y cuatro de ellos para la etapa de ajuste. Es necesario subrayar que, de todas las pruebas realizadas para comparar las rutinas para encontrar valores óptimos, solo en dos ocasiones el modelo HW3m no superó al modelo HW2m.

Los resultados obtenidos a partir de ambas rutinas para encontrar los valores óptimos de los parámetros, empleando los seis modelos desarrollados y aplicándolos en la potencia activa y reactiva de las tres fases se muestran en las tablas 4.5 y 4.6.

Tabla 4.5. Comparación de las rutinas de optimización, modelos con estacionalidad aditiva.

Potencia	HW1a		HW2a		HW3a
	MAPE (Recorrido de valores)	MAPE (Rutina IMSL)	MAPE (Recorrido de valores)	MAPE (Rutina IMSL)	MAPE (Recorrido de valores)
PA	5.9525	5.5582	3.7262	3.6790	0.7358
QA	31.6174	28.6573	13.4373	13.4019	0.9610
PB	10.7992	10.1406	4.7039	4.5993	1.0097
QB	25.3616	25.2953	10.0721	10.0070	1.9255
PC	7.7457	7.6509	3.3533	3.3091	0.7518
QC	25.7726	22.6676	10.2214	10.1120	2.1086

Tabla 4.6. Comparación de las rutinas de optimización, modelos con estacionalidad multiplicativa.

Potencia	HW1m		HW2m		HW3m
	MAPE (Recorrido de valores)	MAPE (Rutina IMSL)	MAPE (Recorrido de valores)	MAPE (Rutina IMSL)	MAPE (Recorrido de valores)
PA	5.3870	5.3698	2.9697	2.9347	3.1279
QA	17.8369	16.5102	11.5952	10.1140	5.6432
PB	8.1580	5.9393	3.8448	3.7783	3.7212
QB	21.1227	17.0929	10.4064	8.1022	5.8416
PC	6.0103	5.8617	2.4952	2.4635	3.3543
QC	18.0647	14.8603	11.4534	10.3849	6.8580

En las tablas 4.5 y 4.6 anteriores se muestran los resultados de la prueba, el valor menor de MAPE en cada una está resaltado en negritas.

En la rutina para encontrar los valores óptimos de los parámetros por medio de un recorrido de valores, el número de combinaciones aumenta exponencialmente conforme aumenta el número de parámetros implicados, es decir para el modelo HW1 existen 1331 posibles combinaciones de valores de los tres parámetros necesarios, para el modelo HW2 el número de parámetros aumenta a cuatro y el de las posibles combinaciones lo hace a 14641, mientras que para el modelo HW3 son cinco los parámetros y las combinaciones 161051. Esto implica un aumento considerable en el esfuerzo computacional y resulta evidente en el modelo HW3 donde la rutina de recorrido de valores necesita varios minutos.

Se observa que los modelos con una y dos estacionalidades que utilizan la rutina del recorrido de valores son superados por los modelos que emplean la rutina IMSL; en cuanto a los modelos con tres estacionalidades se observaron algunos detalles, el modelo HW3a no tuvo problema en obtener resultados utilizando la rutina del recorrido de valores, mientras que para el modelo HW3m se necesitó eliminar un ciclo perteneciente al índice de nivel, el cual tomó un valor de cero, con esta acción se logró ejecutar este modelo. En cuanto a los modelos empleando la rutina IMSL de optimización, no se logró ejecutarlos en los modelos con tres estacionalidades, incluso reduciendo el número de índices a optimizar, por lo que se deduce que es a raíz del mayor número de datos involucrados en estos modelos con tres estacionalidades; esto se confirmó en otros análisis que incluían mayor cantidad de datos aunque los resultados no son presentados en este trabajo.

4.2.2 Pruebas de pronóstico en ocho semanas diferentes

En esta etapa de la investigación se realizaron ocho pruebas de pronóstico de carga con un horizonte de tiempo de una semana completa, en meses diferentes del año 2010, cabe recordar que la base de datos con que se trabajó contaba con dos años y 9 meses de datos. Los resultados de las ocho pruebas se presentan en las tablas

4.7 a 4.12, las tablas corresponden a las potencias activa y reactiva de las tres fases, el valor menor de MAPE en cada prueba está resaltado en negritas.

En la tabla 4.7 se aprecia que en cinco de las ocho pruebas el modelo HW3a obtiene los valores de error más pequeños, seguido por el HW3m y HW2m.

Tabla 4.7. Resultados de MAPE obtenidos del pronóstico de potencia activa de la fase A (PA).

Prueba	HW1a	HW1m	HW2a	HW2m	HW3a	HW3m
1	7.2681	6.2575	6.4694	6.7834	5.6933	5.3966
2	12.1836	10.0489	5.1064	4.9657	4.2324	4.8702
3	5.4507	6.7538	0.9357	0.8959	0.8188	3.6971
4	4.2700	4.2775	1.1892	1.0707	0.7774	3.1056
5	5.7296	5.8734	6.6234	4.5276	7.9325	7.4112
6	4.6790	4.6380	5.3310	5.1078	3.2505	3.9846
7	4.1149	4.4330	2.7193	2.5798	2.4802	3.3899
8	17.7157	9.4638	3.3662	3.1134	3.2250	4.6997

Tabla 4.8. Resultados de MAPE obtenidos del pronóstico de potencia reactiva de la fase A (QA).

Prueba	HW1a	HW1m	HW2a	HW2m	HW3a	HW3m
1	19.5507	17.5196	29.3791	34.2649	5.1856	6.1239
2	26.1606	32.4188	24.3986	23.7803	4.3692	6.0209
3	35.0635	21.4691	12.0526	5.0634	0.9607	4.8778
4	16.9954	13.2081	2.4181	2.6724	0.7895	5.3116
5	13.6948	19.0400	17.0313	17.6517	6.6650	7.2728
6	16.8102	16.6303	21.8573	20.0292	5.4236	6.7211
7	45.1150	18.4365	16.8947	16.6863	3.9227	5.9673
8	38.4856	18.7930	16.6691	14.0935	5.4226	6.3391

En la tabla 4.8 que corresponde a la potencia reactiva de la fase A, se observa en las ocho pruebas el modelo HW3a supera a los demás, seguido del modelo HW3m.

En la tabla 4.9 se aprecian los resultados de la potencia activa de la fase B; en ella es posible observar que en cinco de ocho pruebas el modelo HW3a supera a los otros modelos e incluso, en las pruebas que no se desempeñó mejor, se acerca mucho al modelo con mejor desempeño.

Tabla 4.9. Resultados de MAPE obtenidos del pronóstico de potencia activa de la fase B (PB).

Prueba	HW1a	HW1m	HW2a	HW2m	HW3a	HW3m
1	8.9823	8.0122	9.7012	10.0238	8.0090	7.9160
2	13.2964	7.4165	5.8459	5.5460	4.8665	5.8913
3	6.3086	8.4154	1.8432	2.0959	1.0812	4.3138
4	5.5447	5.5213	1.1295	1.2056	0.9997	3.3146
5	8.6745	8.5896	8.7064	5.6741	10.5046	10.4156
6	6.5562	6.2266	6.7239	5.8261	4.5209	5.6778
7	6.0626	4.8570	4.6908	4.9048	3.2028	4.5709
8	21.4368	12.8829	4.0160	3.6557	3.7912	5.5349

En lo que respecta a la potencia reactiva de la fase B, en seis de las ocho pruebas el modelo HW3a supera en desempeño a los modelos restantes, en las otras dos pruebas donde fue superado obtuvo resultados cercanos a los que mejor se desempeñaron. Estos resultados son mostrados en la tabla 4.10.

Tabla 4.10. Resultados de MAPE obtenidos del pronóstico de potencia reactiva de la fase B (QB).

Prueba	HW1a	HW1m	HW2a	HW2m	HW3a	HW3m
1	22.5590	26.3352	18.3668	38.5968	13.8601	14.1545
2	24.4335	23.9064	24.5665	21.2154	11.4625	12.3359
3	20.6759	19.2239	6.1704	3.9607	1.9558	5.9707
4	13.2966	13.1051	2.2857	3.5330	2.3369	6.2731
5	17.6092	18.2265	17.5663	16.2798	20.6911	22.0866
6	28.7716	15.7618	20.2924	19.9129	10.3756	11.8595
7	44.6569	13.5804	16.2996	19.8368	8.3028	10.7254
8	60.3429	29.0083	17.1757	16.4778	15.6310	16.0864

Los resultados de las pruebas realizadas a la potencia activa de la fase C aparecen en la tabla 4.11, donde se aprecia que en seis de las ocho pruebas el modelo HW3a es el que mejor se desempeña, mientras que en las dos restantes el desempeño es cercano al error más bajo encontrado.

Tabla 4.11. Resultados de MAPE obtenidos del pronóstico de potencia activa de la fase C (PC).

Prueba	HW1a	HW1m	HW2a	HW2m	HW3a	HW3m
1	11.0959	8.3735	6.2794	6.2776	5.2849	5.2253
2	11.8210	5.0135	4.1755	4.0317	3.5687	4.6891
3	4.3156	4.3889	1.2736	0.8850	0.8375	4.2817
4	4.6723	3.6459	0.6521	0.6901	0.5729	3.2163
5	5.5636	4.9341	5.7880	3.6814	6.2554	7.1941
6	5.2320	4.9276	5.1521	4.5300	3.3404	4.4798
7	4.3549	3.8911	3.9042	3.4232	2.6954	3.8866
8	16.0020	8.3663	3.5419	3.3911	3.1049	5.0770

En cuanto a la potencia reactiva de la fase C, se observa en la tabla 4.12 que en seis de las ocho pruebas el modelo HW3a supera al resto de los modelos, seguido de cerca por el modelo HW3m.

Tabla 4.12. Resultados de MAPE obtenidos del pronóstico de potencia reactiva de la fase C (QC).

Prueba	HW1a	HW1m	HW2a	HW2m	HW3a	HW3m
1	13.3568	15.6546	25.9676	27.2792	14.4741	13.4166
2	17.6303	19.5738	17.4500	16.4999	10.0627	10.5804
3	29.0764	16.8156	5.7702	4.5335	2.0478	6.1444
4	12.1226	11.1870	2.2208	2.7870	2.1219	6.4304
5	12.4185	18.7510	12.5141	16.4541	13.8288	14.9413
6	23.3003	17.1466	24.4559	23.9827	11.4024	12.9871
7	47.9303	17.8396	18.7876	23.7133	8.3589	10.5679
8	48.0326	18.0173	14.6903	16.4297	10.9023	11.6220

Los resultados anteriores demuestran que el modelo HW3a es el que mejor se desempeña de todos, aunque no utiliza la rutina IMSL para encontrar valores óptimos de los parámetros. Es importante subrayar que en las pruebas 1 y 5 es donde este modelo no obtiene los mejores resultados, sólo en la prueba 1 de la potencia reactiva de la fase B este modelo obtuvo el mejor resultado, este hecho se atribuye a que originalmente estos meses presentaban una cantidad importante de datos faltantes; por ejemplo, en la prueba 5 en la etapa de reconstrucción de la serie de tiempo, se tuvo que reconstruir casi cuatro semanas de los datos utilizados, cabe señalar que una intención del trabajo es obtener resultados con los datos que se tenían aunque estos fueran pocos.

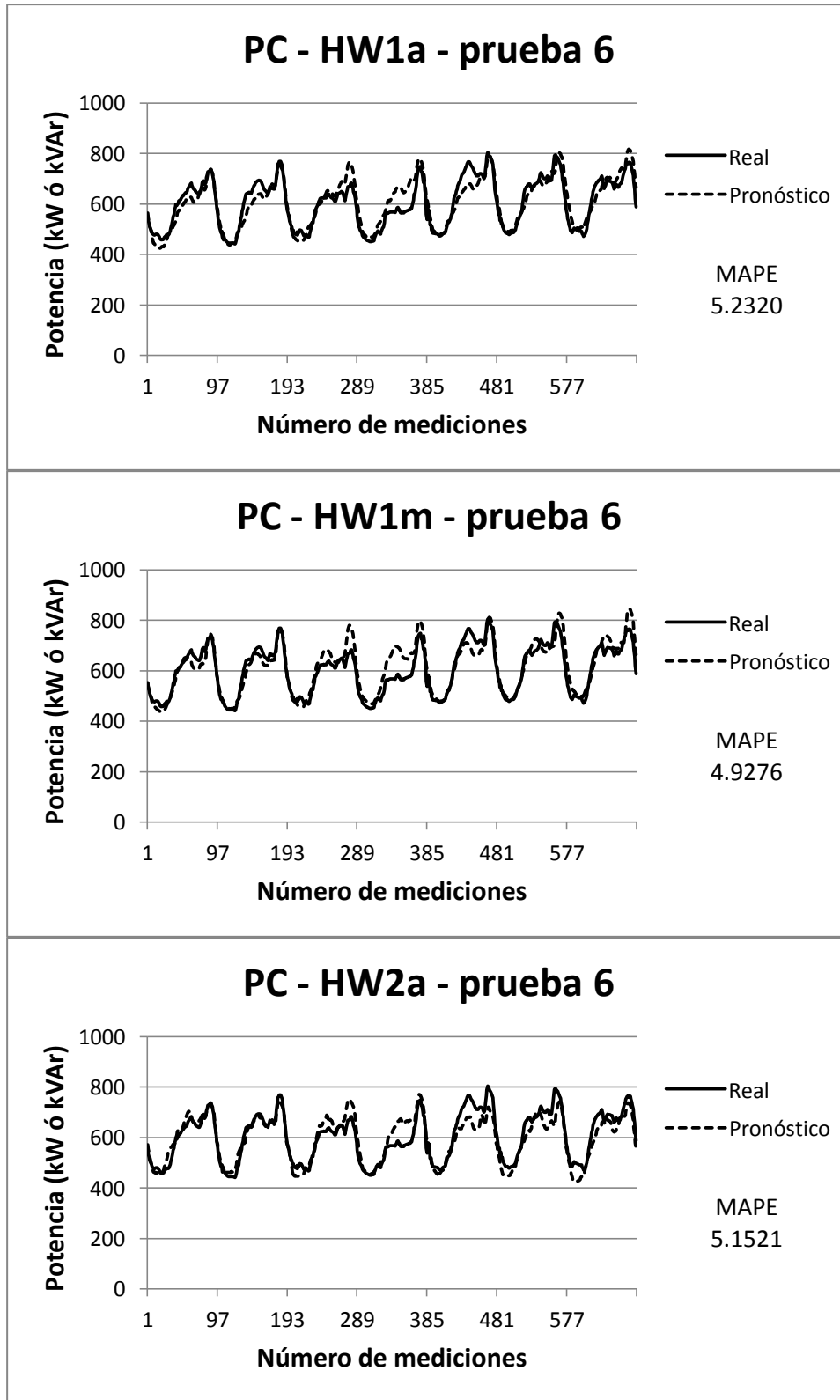


Figura 4.17. Pronóstico de una semana para la potencia PC utilizando el método HW3a.

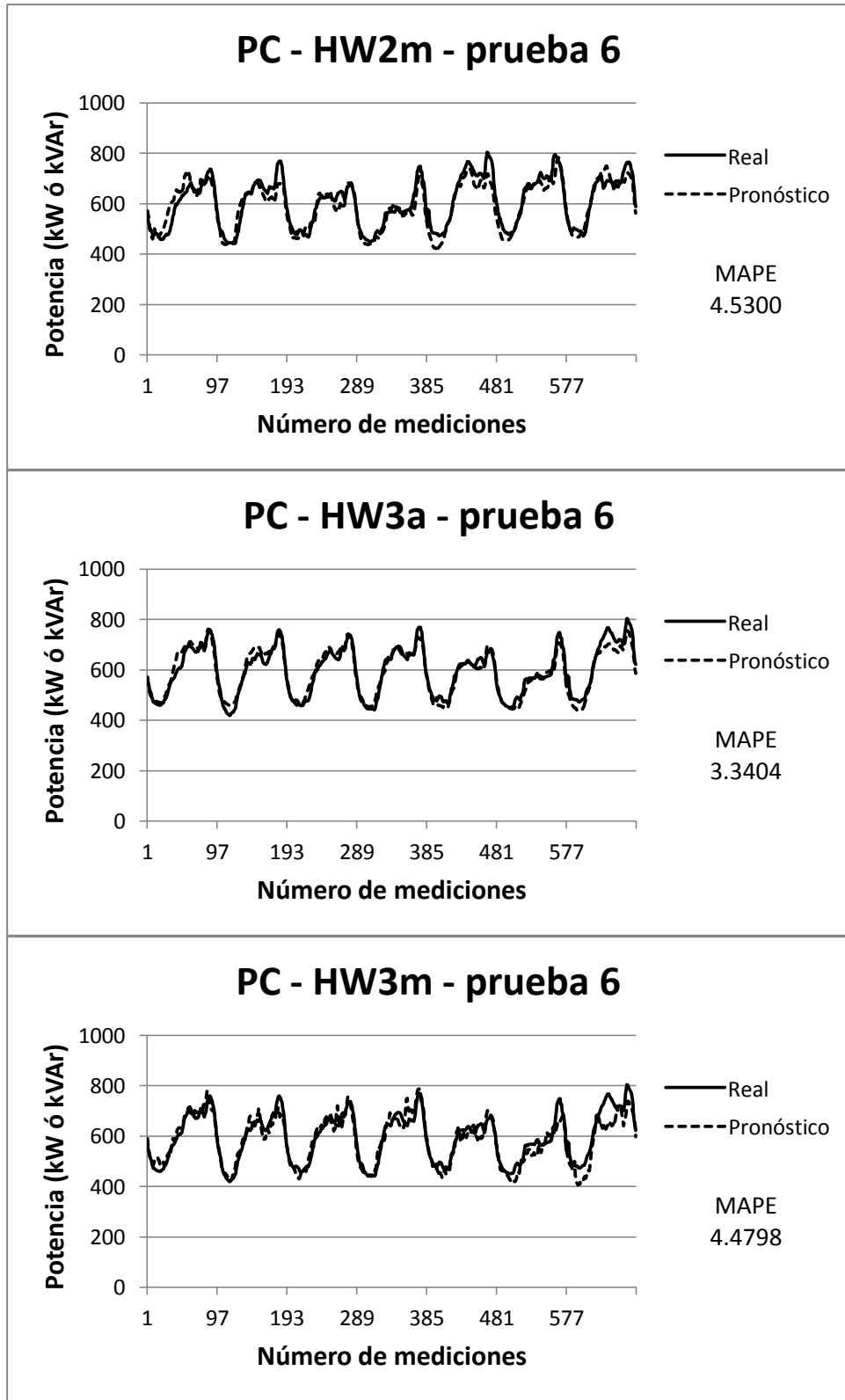


Figura 4.17 cont. Pronóstico de una semana para la potencia PC utilizando el método HW3a.

De manera general se puede decir que los modelos con tres estacionalidades superan a sus similares que incluyen dos estacionalidades y estos a su vez a los que manejan solo una estacionalidad, aunque esto no es una regla ya que en algunas ocasiones esto no se cumple, el modelo HW3m es el que no obedece esto la mayoría de las veces, esto se atribuye a la falta de datos, en la literatura hacen uso de seis años de datos mientras que en esta investigación sólo se emplean dos años con nueve meses. Los pronósticos de potencias activas, en general, presentan un error menor que los de potencias reactivas, esto es por la naturaleza de ambas.

A manera de ilustración, en la figura 4.17 se presentan las gráficas del pronóstico de la potencia activa de la fase C comparada con los valores reales, empleando los seis modelos desarrollados en este trabajo. Como se aprecia también en la tabla 4.11 en el renglón correspondiente a la prueba 6, el resultado del modelo HW3m supera al de HW2m y este a su vez supera al HW1m, mientras que el modelo HW3a supera al modelo HW2a y este a su vez mejora el resultado de HW1a, de los dos modelos que manejan tres estacionalidades el de tipo aditiva es el que obtiene un error menor.

4.2.3 Análisis de los errores de pronóstico

Una herramienta muy útil para determinar si un modelo de pronóstico puede ser mejorado es la función de auto correlación de los errores de pronóstico, que determina si existe un patrón que persiste [Makridakis et al., 1998].

Es importante tener un punto de referencia para determinar si una auto correlación es significativamente grande. Las auto correlaciones no tienen valores exactos de cero, aun si la serie de tiempo es totalmente aleatoria. Una forma para elegir las auto correlaciones son las que tengan un valor mayor a un valor crítico de $2/\sqrt{n}$, donde n es el número de elementos de la serie de tiempo.

Este análisis se realizó con la ayuda del paquete comercial SPSS®, utilizando la herramienta de ACF antes mostrada, esta prueba se realizó en muchas de las series de tiempo de los errores obtenidas de los diferentes modelos presentados en este

trabajo. En la figura 4.18, se presentan algunas gráficas obtenidas con este análisis y se discute sobre ello.

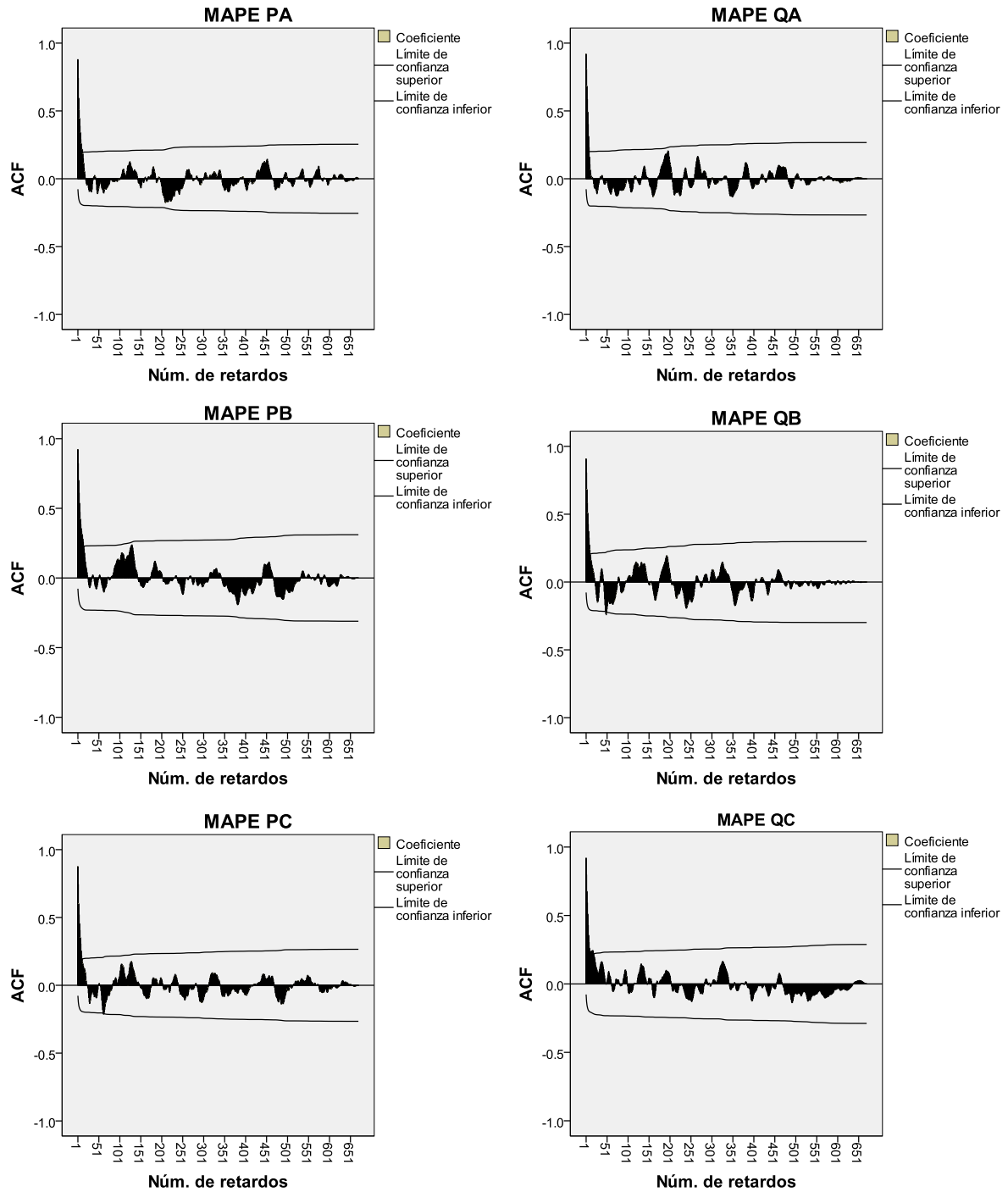


Figura 4.18. Correlogramas de los errores obtenidos con el modelo HW3m.

En la figura 4.18 se presentan las auto correlaciones obtenidas en las bases de datos de los errores que se obtuvieron a partir del modelo HW3m de la prueba 1, de la sección 4.2.2, se realizó el resto de los análisis aunque no se presenta la totalidad de la información obtenida, sólo se comentan los resultados generales.

Las auto correlaciones no son muy fuertes en la mayoría de las pruebas, sin embargo existen algunas donde la auto correlación es significativa. Modelar un ajuste del método a partir de los errores obtenidos puede ser un trabajo futuro.

En los modelos donde se presenta alguna correlación significativa se refieren principalmente a un ciclo diario, a partir de aquí se puede decir que este ciclo es al que se debe dar más atención para ajustarlo y así mejorarlo.

4.3 RESULTADOS DEL PROCESO DE CALIBRACIÓN DE CARGA

En primer lugar se presentan los elementos que componen la red de distribución de energía eléctrica empleada en este trabajo, es un alimentador de 13.8 kV que cuenta con 353 nodos, 308 líneas, 29 fusibles, dos bancos de capacitores y 126 transformadores de distribución que alimentan la carga de la red, en la tabla 4.13 se resume y se completa esta información.

Tabla 4.13. Resumen de los elementos presentes en la red bajo estudio.

Elemento	Cantidad
Nodos	353
Líneas	308
Fusibles	29
Desconectadores	7
Banco de capacitores	2
Puntos de Carga (Transformadores de servicio)	126

A partir de esta información se procede a agrupar transformadores de acuerdo a su valor nominal, encontrando que para la fase A existen 8 valores nominales diferentes, y un grupo más para contar los puntos de carga donde no se presenta transformador conectado para esta fase. En la tabla 4.14 se presentan los valores nominales y cantidad de transformadores encontrados para cada fase.

Tabla 4.14. Transformadores agrupados de acuerdo a su valor nominal, por fase.

	Fase A		Fase B		Fase C	
	Valor nominal de TR (kVA)	Cantidad	Valor nominal de TR (kVA)	Cantidad	Valor nominal de TR (kVA)	Cantidad
1	5	5	5	3	5	3
2	10	16	10	10	10	10
3	15	25	15	16	15	17
4	25	31	25	15	25	15
5	37.5	23	37.5	13	37.5	14
6	50	4	50	3	50	3
7	75	1	75	0	75	2
8	166.67	1	166.67	1	166.67	1
9	0	20	0	65	0	61

Enseguida se calcula el valor de la capacidad total instalada por fase al sumar los valores nominales de los transformadores presentes en cada fase, otra manera de calcular la capacidad total instalada por fase es a partir de la tabla 4.14 donde se agrupan los transformadores de acuerdo a su valor nominal y la cantidad en cada grupo, al realizar la sumatoria de la multiplicación de los valores de estas columnas, se asume que todos los transformadores están conectados; en la tabla 4.15 se muestra la capacidad total instalada por fase.

Tabla 4.15. Capacidad total instalada por fase de la red bajo estudio.

Fase	A	B	C
Capacidad instalada (kVA)	2639.17	1534.17	1736.67

Se puede observar que la fase A es la más cargada seguida de la C y al final la B, se aprecia el desbalance de la carga en el circuito. A partir del valor de la capacidad total instalada se calculan los factores de participación de cada transformador para cada fase. En la tabla 4.16 se muestran los factores de participación para cada valor nominal de los transformadores en cada una de las fases.

Tabla 4.16. Factores de participación para cada transformador, por fase.

	Fase A		Fase B		Fase C	
	Valor nom de TR (kVA)	Factor de participación	Valor nom de TR (kVA)	Factor de participación	Valor nom de TR (kVA)	Factor de participación
1	5	0.00189	5	0.00326	5	0.00288
2	10	0.00379	10	0.00652	10	0.00576
3	15	0.00568	15	0.00978	15	0.00864
4	25	0.00947	25	0.01630	25	0.01440
5	37.5	0.01421	37.5	0.02444	37.5	0.02159
6	50	0.01895	50	0.03259	50	0.02879
7	75	0.02842	75	-	75	0.04319
8	166.67	0.06315	166.67	0.10864	166.67	0.09597

Estos factores de participación se mantienen constantes para todos los estudios de pronóstico, es decir, no importa qué periodo se está pronosticando, estos factores no cambian, siempre y cuando el número y capacidad de los transformadores se mantenga.

Una vez obtenidos los factores de participación, se calcula la potencia aparente y el factor de potencia para cada fase de los valores pronosticados de potencia activa y reactiva y, posteriormente, se calcula el valor de la calibración de carga para cada una de estas 672 mediciones pronosticadas. En esta etapa de la investigación no se va a juzgar qué método de pronóstico es más adecuado, sólo se utiliza para obtener

los valores pronosticados y, posteriormente, repartirlos en todos los transformadores conectados en el alimentador aguas abajo de la subestación de distribución.

En las figuras 4.19 y 4.20 se muestra la potencia aparente en kVA y el factor de potencia para la fase A calculados a partir de los valores pronosticados de potencia activa y reactiva, en la gráfica del factor de potencia se aprecia que en la noche y hasta la mañana, alrededor de las 9:30 p.m. y hasta las 8:00 a.m., el factor tiene un valor alto, alrededor de 0.997 mientras que en el resto del día adquiere valores cercanos a 0.95, el factor de potencia es atrasado.

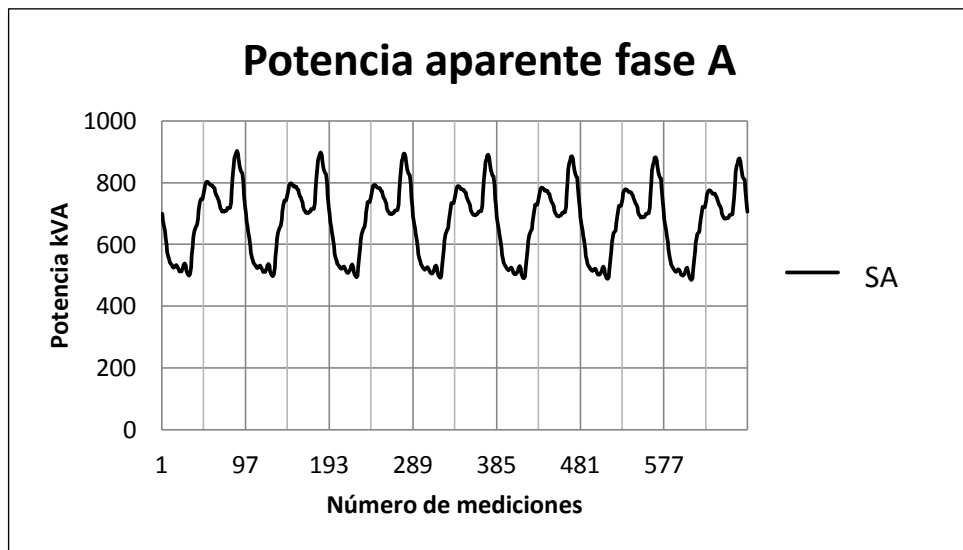


Figura 4.19. Valor de la potencia aparente A.

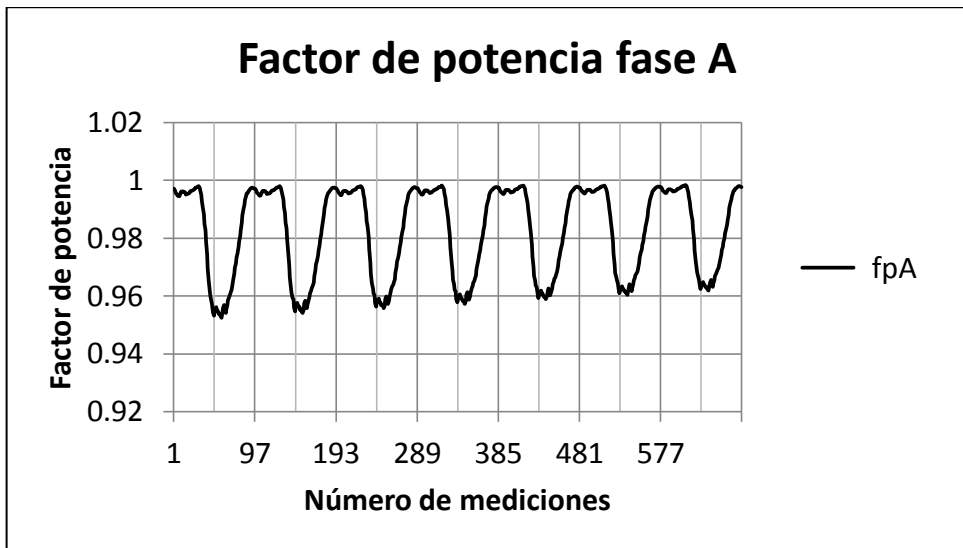


Figura 4.20. Factor de potencia de la potencia aparente A.

La carga se reparte de acuerdo al valor nominal de los transformadores, en la figura 4.21 se muestra una curva por cada valor nominal, para la fase A, por ejemplo, se muestran ocho curvas diferentes correspondientes a los ocho distintos valores nominales encontrados de los transformadores; como era de esperarse las curvas presentan el mismo patrón que la curva del total de la potencia aparente, pero reducida a escala de acuerdo al factor de participación de cada valor nominal.

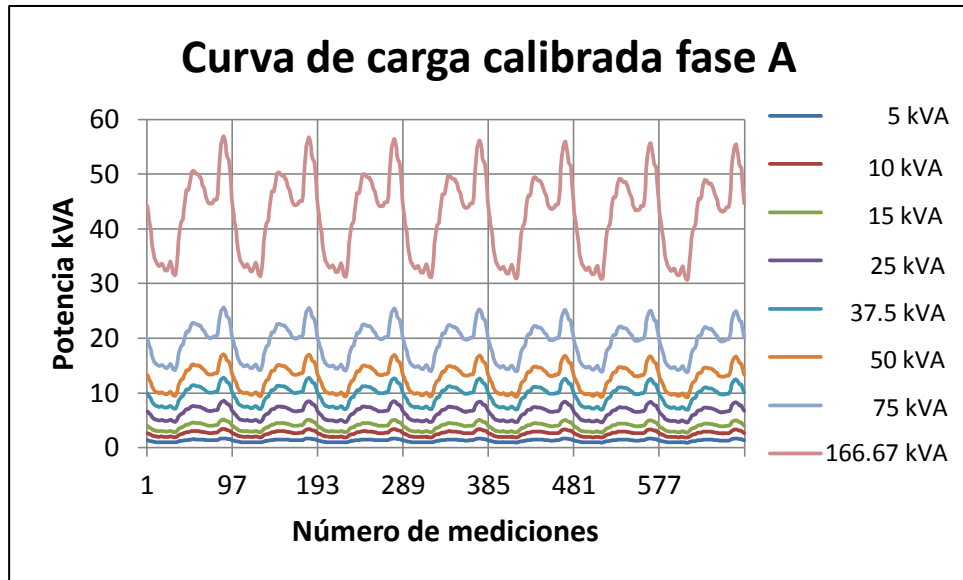


Figura 4.21. Reparto de carga en la fase A.

La potencia aparente calculada a partir de los valores pronosticados para la fase B se grafica en la figura 4.22, se aprecia un comportamiento similar al de la fase A, solo que en un nivel inferior, es decir que la fase A alcanza valores de 900 kVA mientras que la fase B tiene picos cercanos a 700 kVA.

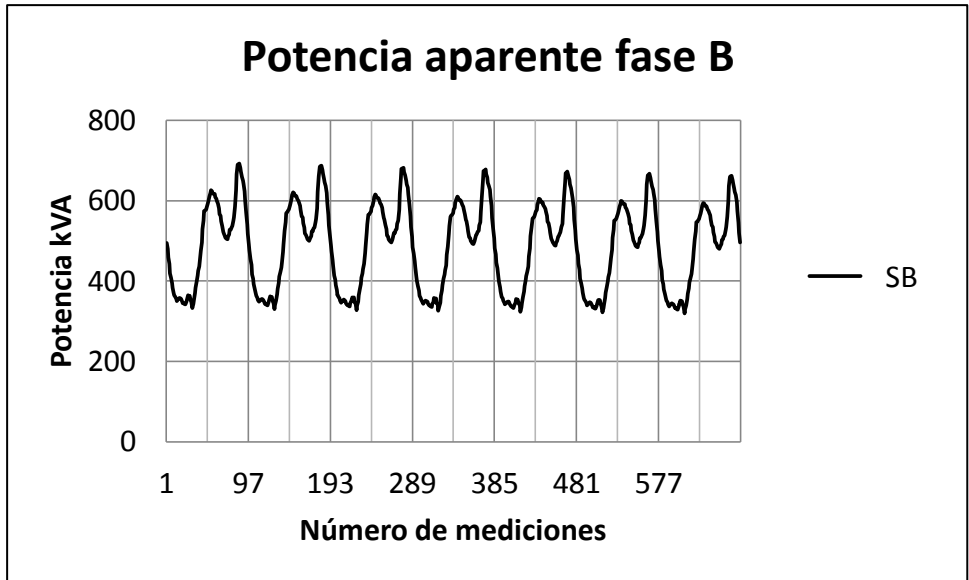


Figura 4.22. Valor de la potencia aparente B.

Con respecto al factor de potencia, que se muestra en la figura 4.23, se aprecia que los valores que adopta oscilan de signo, la curva con línea punteada representa el factor de potencia adelantado, mientras que la curva con línea sólida corresponde al atrasado. En horas de madrugada y hasta cerca del medio día se observa un factor de potencia adelantado cercano a 1, mientras que el resto del día el valor del factor de potencia descende cerca de 0.95 atrasado.

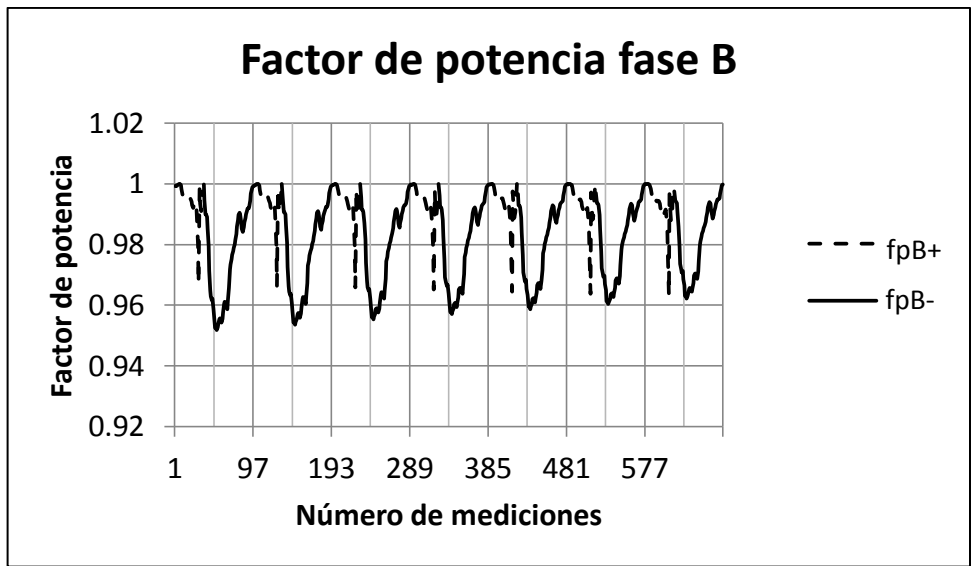


Figura 4.23. Factor de potencia de la potencia aparente B.

En la Figura 4.24 se observan las curvas de la carga repartida entre los diferentes valores nominales encontrados, para el caso de la fase B se encontraron siete, uno menos que en la fase A debido a que no hay transformadores de 75 kVA.

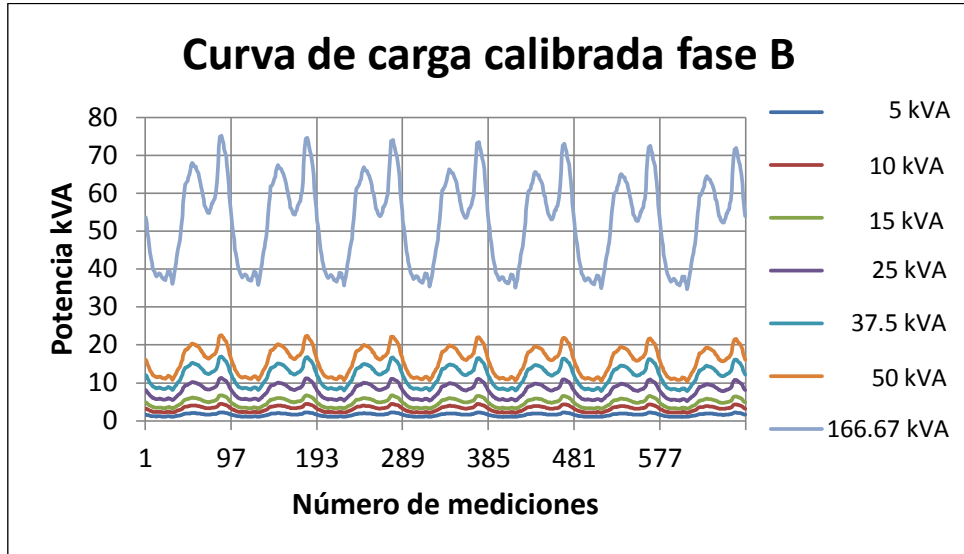


Figura 4.24. Reparto de carga en la fase B.

La potencia aparente de la fase C, calculada de los valores pronosticados de potencia activa y reactiva, es mostrada en la figura 4.25; presenta un patrón similar al de las otras dos fases, con un pico al mediodía y otro en la noche de cada día, el nivel de esta fase está entre las otras dos, es decir menor que la A y mayor que la B, y alcanza picos cercanos a 800 kVA.

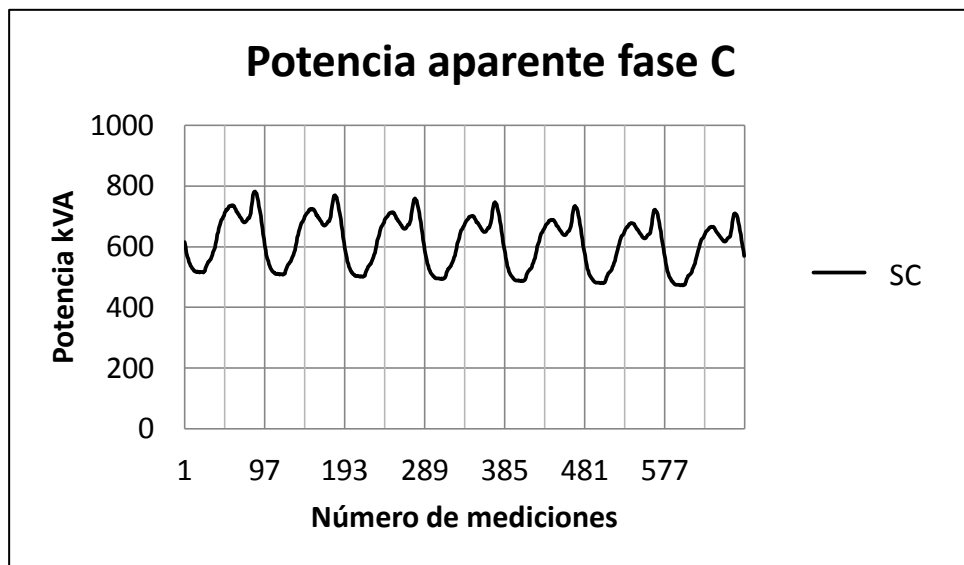


Figura 4.25. Valor de la potencia aparente C.

El factor de potencia de la fase C es mostrado en la figura 4.26, se aprecia un factor de potencia adelantado en altas horas de la madrugada y hasta cerca de mediodía y alcanza valores cercanos a 0.96; mientras que el factor de potencia atrasado se presenta en la tarde con valores cercanos a 1 y desciende a cerca de 0.99. Las curvas de los factores de potencia de las tres fases son diferentes, lo que habla de la diversidad de cargas conectadas en cada fase, la fase A es la única que no cambia de signo en toda la semana pronosticada.

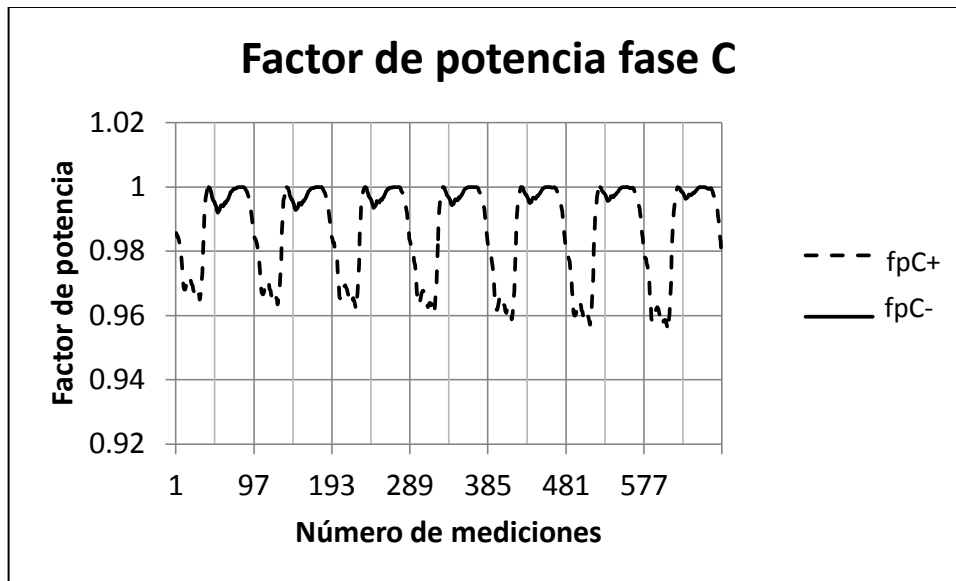


Figura 4.26. Factor de potencia de la potencia aparente C.

Por los valores de los factores de potencia de las tres fases, se aprecia que en el comportamiento de las cargas se presenta el efecto de los bancos de capacitores conectados a la red, ya que en general los factores de potencia tienden a crecer en altas horas de la noche y abatirse por el día, por lo que es necesario tomar en cuenta estos equipos al momento de realizar la calibración de carga e incluso en el pronóstico de la misma.

La carga de la fase C se reparte de acuerdo a los valores nominales y las curvas se muestran en la figura 4.27, en donde se muestran ocho curvas que pertenecen a los ocho valores encontrados en esta fase, igual que en la fase A.

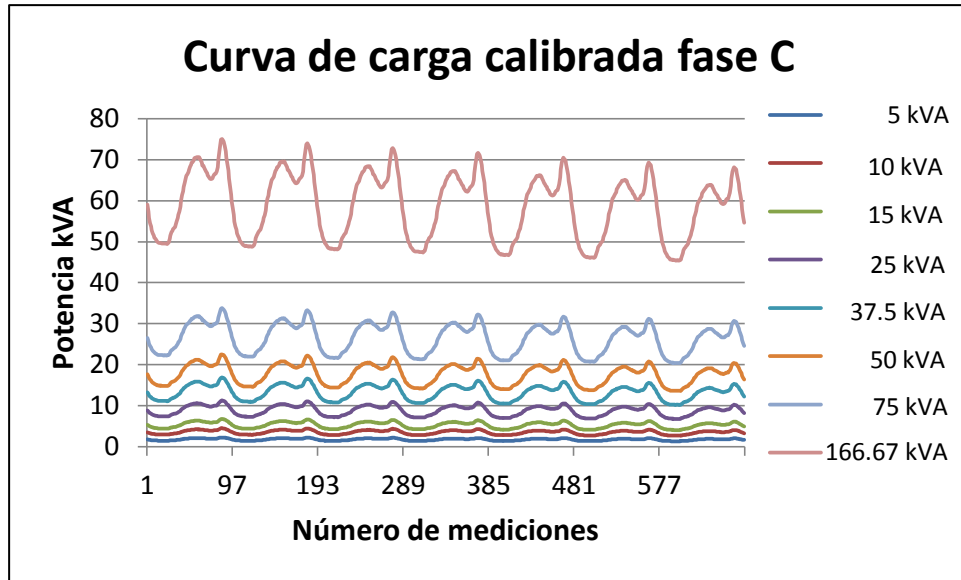


Figura 4.27. Reparto de carga en la fase C.

A primera vista, estos resultados parecen ser simples; sin embargo, se debe tener en cuenta que esta es un área en desarrollo aún, que las redes de distribución tienden en un futuro a un nivel de automatización similar al que se ha alcanzado en los sistemas eléctricos de potencia, y que la calibración de carga es un paso previo para realizar otros estudios en redes de distribución tales como flujos de potencia, cortocircuito o estimación de estado.

4.4 CONCLUSIONES

Conclusiones del Acondicionamiento y Reconstrucción de la serie de tiempo

Se desarrolló una herramienta computacional para realizar el acondicionamiento y reconstrucción de la serie de tiempo, correspondiente a las mediciones de potencia activa y reactiva de un alimentador de distribución trifásico, bajo condiciones normales de operación y sin incluir especial interés en días festivos.

Con esta herramienta se logró detectar datos que son considerados como erróneos con dos subrutinas, la primera con un filtro para detectar cuando las seis series de tiempo (potencias activa y reactiva de las tres fases) poseían un valor cero a la misma hora indicando que había ocurrido una falla y el valor cero no correspondía al

comportamiento normal de la serie de tiempo, y la segunda de acuerdo a un concepto de desviación estándar móvil. Posteriormente estos datos fueron sustituidos con promedios de valores cercanos que eran considerados como correctos después del proceso de detección de valores erróneos.

Durante el proceso de acondicionamiento y reconstrucción de la serie de tiempo se eliminaron inconsistencias como los diferentes intervalos de tiempo, se homogenizó el intervalo para crear una serie 15 minutal, se eliminaron picos de carga, ausencias de mediciones y ausencias de registros.

Se realizó la comparación de resultados de pronósticos de tres series de tiempo obtenidas del proceso de reconstrucción llamadas etapa 1, 2 y 3: la etapa 1 es obtenida con sólo los dos primeros bloques de la figura 2.8, la etapa 2 corresponde a los primeros seis bloques de la misma figura, mientras que la etapa 3 emplea la totalidad de bloques de dicha figura. Los resultados obtenidos de esta comparación expresan que con la serie de tiempo de la etapa 3 se adquieren mejores resultados. Cabe señalar que el modelo de pronóstico utilizado para estas pruebas es HW1m, y el criterio de comparación de las bases de datos reconstruidas fue por medio del MAPE.

Conclusiones del proceso de Pronóstico de carga

En la rutina del recorrido de valores para encontrar valores óptimos de los parámetros de nivel, tendencia y estacionalidad, el número de combinaciones aumenta en forma exponencial conforme aumenta el número de índices implicados, el esfuerzo computacional realizado es mayor en los modelos con tres estacionalidades, porque incluye un parámetro más y la cantidad de datos que maneja es mayor, pues en los modelos de una y dos estacionalidades se emplea sólo un mes mientras que en los modelos de tres estacionalidades más de dos años.

En los modelos de una y dos estacionalidades se efectuaron diferentes pruebas empleando distintas cantidades de información para el período de ajuste del modelo, utilizando para los modelos de una estacionalidad una y dos semanas, y uno y dos meses, mientras que para los modelos con dos estacionalidades dos semanas y

uno, dos y tres meses, en ambas pruebas se encontró que empleando un mes de datos los resultados arrojados son en general aceptables, el esfuerzo computacional en los modelos va aumentando conforme aumenta la cantidad de información. Encontrar la cantidad óptima de datos a emplear es un aspecto que se podría plantear en un trabajo futuro.

En cuanto a las rutinas de optimización se observa en los resultados presentados en la sección 4.2.1 que la rutina IMSL efectivamente encuentra valores optimizados de los parámetros de nivel, tendencia y estacionalidad para los modelos con una y dos estacionalidades, aunque presenta limitaciones en los modelos que manejan tres estacionalidades.

En la comparación de los seis modelos en la sección 4.2.2, los resultados muestran que el modelo que se desempeñó de mejor manera fue el HW3a, superando al de estacionalidad multiplicativa e incluso a los modelos con una y dos estacionalidades, aunque, en algunos casos, los modelos de dos estacionalidades competían en precisión de los resultados obtenidos con los de tres estacionalidades.

En cuanto al tiempo de cómputo se puede decir en general que, incluyendo las rutinas de optimización, los modelos de tres estacionalidades tardan un tiempo considerablemente mayor que los modelos que manejan una y dos estacionalidades; se puede concluir entonces que los modelos con dos estacionalidades son más apropiados para estudios en tiempo real, mientras que los modelos que manejan tres estacionalidades son más adecuados para estudios fuera de línea. Cuando los valores óptimos de los parámetros ya fueron obtenidos, el tiempo que consumen es similar, es decir, los valores óptimos de los parámetros no se buscan en cada simulación, sólo cuando los errores de los modelos superan una tolerancia previamente establecida.

En general, se puede decir que los pronósticos de potencia reactiva presentan un mayor error, mientras que los realizados a la potencia activa muestran una menor incertidumbre.

En las pruebas 1 y 5 de la sección 4.2.2, se observa que los resultados son diferentes al resto de las pruebas, aunque los resultados del modelo de HW3a obtuvo en muchas ocasiones resultados competitivos; esto es resultado de la falta de información que se tenía en la serie original, debido a que en los meses de enero y mayo se presentó la mayor cantidad de datos ausentes, por ejemplo casi cuatro semanas del mes de mayo se tuvieron que reconstruir a falta de registros o de mediciones; aquí se resalta la importancia de contar con una herramienta eficaz de reconstrucción de la serie de tiempo como la que se presentó en esta investigación.

Conclusiones del proceso de Calibración de carga

En este trabajo se desarrolló el pronóstico de carga a nivel alimentador y después se repartió aguas abajo de acuerdo al valor nominal de los transformadores presentes en la red.

El efecto de los bancos de capacitores influye en el comportamiento de la potencia reactiva, tanto en los estudios de pronóstico como de calibración, y este efecto se distribuye en los bancos de transformación.

CAPÍTULO V. Conclusiones y trabajos futuros

5.1. CONCLUSIONES

Se desarrolló una herramienta computacional para acondicionar y reconstruir la serie de tiempo que se empleó en el resto del trabajo, es importante resaltar que este proceso se realizó para condiciones normales de operación del sistema.

Para evaluar la eficiencia de la tarea de acondicionamiento y reconstrucción de la serie de tiempo, se crearon tres bases de datos obtenidas en diferentes etapas del proceso completo: serie original, serie reconstruida y serie reconstruida y filtrada. Con estas series se realizaron pronósticos de carga y con base en los resultados se validó la inclusión de esta tarea toda vez que los mejores resultados se obtuvieron con la serie de tiempo que surge del proceso completo propuesto.

Al final de este proceso se obtuvo una serie de tiempo consistente y sin datos erróneos, apta para efectuar estudios de pronóstico de carga. Si la base de datos no fuera reconstruida los resultados de pronóstico serían pobres.

En series de tiempo de redes de distribución, esta tarea de acondicionamiento y reconstrucción cobra mayor importancia dado que las interrupciones en el suministro de energía son más frecuentes y el comportamiento de la carga es más propenso a cambios.

De la evaluación de seis modelos de pronóstico basados en suavizamiento exponencial, se encuentra que el modelo HW3a obtiene los mejores resultados aún cuando utiliza la rutina de optimización del recorrido de valores. En las pruebas realizadas en meses donde no existían mediciones originales por un período considerable de tiempo se percibió que el modelo HW3a no era el que obtenía los mejores resultados, por lo que se atribuye esta situación a lo complicado de emplear para esto una serie reconstruida para períodos de tiempo considerablemente largos.

Los modelos de pronóstico de HW son de construcción y mantenimiento relativamente sencillo si se comparan con un Box-Jenkins o una red neuronal, y en cuanto a resultados se ha probado en la literatura técnica que son competitivos con esos modelos más complejos.

Se desarrolló una herramienta computacional para el pronóstico y calibración de carga según el valor nominal de los transformadores. Este reparto de carga ofrece información de entrada para la posterior realización de estudios de red más complejos tales como flujos de potencia, estimación de estado o reconfiguración de la red entre otros.

5.2. TRABAJOS FUTUROS

Con el desarrollo del presente trabajo se sugiere profundizar en los siguientes problemas:

Evaluar otras rutinas de detección y sustitución de datos erróneos para ajustar estos procesos y así mejorar los resultados de pronóstico y calibración de la carga.

Desarrollar la rutina de acondicionamiento y reconstrucción de la serie de tiempo para incluir el comportamiento de la red bajo otros estados de operación y para modelar los días festivos.

Conseguir una mayor cantidad de datos de las series de tiempo para la etapa de ajuste en los modelos de pronóstico de carga que incluyen tres estacionalidades.

Desarrollar una rutina de optimización para encontrar valores óptimos de los índices de nivel, tendencia y estacionalidad que sea utilizada por los modelos de una, dos y tres estacionalidades.

Incluir información de facturación de clientes y conectividad de los usuarios para realizar una calibración de la carga más precisa.

Desarrollar una herramienta de calibración de carga empleando flujos de potencia para calcular las pérdidas de la red, restárselas al valor pronosticado y así mejorar el resultado de este proceso.

Incluir los efectos de los bancos de capacitores en los procesos de pronóstico y calibración de carga para mejorar ambas técnicas y obtener resultados con mayor certidumbre.

BIBLIOGRAFÍA

- [Acha Daza & Nava, 1982] Acha Daza S., Nava Segura A., *“Métodos para pronóstico de demanda a corto plazo en Sistemas Eléctricos de Potencia”*, Tesis de Maestría, Sección de Estudios de Posgrado e Investigación SEPI, Escuela Superior de Ingeniería Mecánica y Eléctrica ESIME, Instituto Politécnico Nacional IPN, México D.F., 1982.
- [Adán & Mota, 2009] Adán Guerrero J. R., Mota Palomino R., *“Minimización de pérdidas en redes de distribución mediante reconfiguración”*, Tesis de Maestría, Sección de Estudios de Posgrado e Investigación SEPI, Escuela Superior de Ingeniería Mecánica y Eléctrica ESIME, Instituto Politécnico Nacional IPN, México D.F., 2009.
- [Alfares & Nazeeruddin, 2002] Alfares H. K., Nazeeruddin M., *Electric load forecasting: literatura survey and classification of methods*, International Journal of Systems, Vol. 33, No.1, pp. 23 -34, 2002.
- [Allende & Robles, 2004] Allende Sandoval G., Robles García J., *“Pronóstico de la demanda de energía eléctrica a mediano plazo empleando una red neuronal de retropropagación”*, Tesis de Maestría, Sección de Estudios de Posgrado e Investigación SEPI, Escuela Superior de Ingeniería Mecánica y Eléctrica ESIME, Instituto Politécnico Nacional IPN, México D.F., 2004.
- [Ansarimehr et al., 2005] Ansarimehr P., Barghinia S., Mirsepassi Z., Habibi H., *“Identification and Modification of Improper Load Data Used in Short-Term Load Forecasting”*, Power Tech Russia, IEEE, 2005.
- [Box & Jenkins] Box G. E. P., Jenkins G. M., *“Time Series Analysis: Forecasting and Control”*, Revised edition, Holden Day, Inc., 1976.
- [Campbell & Adamson, 2006] Campbell P. R. J., Adamson K., *Methodologies for Load Forecasting*, IEEE, Intelligent Systems, Septiembre 2006.
- [CFE, 2012] Página de la CFE: <http://www.cfe.gob.mx/QUIENESSOMOS/ESTADISTICAS/Paginas/Transmisionydistribucion.aspx>, consultada en febrero de 2012.
- [Chunxia, 2010] Chunxia Y., *“A Data Pretreatment Technique about Power System Load Modeling”*, International Conference on Computer Application and System Modeling, IEEE, 2010.
- [Fan & Borlase, 2009] Fan Jiyuan, Borlase S. *“The Evolution of Distribution”*, IEEE power and energy magazine, pp. 63 – 68, marzo-abril 2009.
- [Ghosh et al., 1997] Ghosh A.K., Lubkeman D. L., Jones R. H., *“Load Modeling for Distribution Circuit State Estimation”*, IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 12, No. 2, April 1997.

- [Gross, 1987] Gross G., Galiana F. D., Short Term Load Forecasting, Proceedings of the IEEE, Junio 1987.
- [Hahn et al., 2009] Hahn H., Meyer-Nieberg S., Pickl S., *Electric load forecasting methods: Tools for decision making*, European Journal of Operational Research, Vol.199, pp. 902-907, 2009.
- [Hyndman, 2001] Hyndman R. J., “ARIMA processes”, tomado de <http://robjhyndman.com/papers/ARIMA.pdf>, May 2001.
- [Infante, 2006] Infante Cousiño J. M., “Modelo de estimación espacial de consumos eléctricos para la planificación de la expansión de Sistemas de Transmisión”, Tesis de Maestría, Escuela de Posgrado, Facultad de Ciencias Físicas y Matemáticas, Universidad de Chile, 2006.
- [Jara & Rosas, 2011] Jara Morales A., Rosas Ortiz G. “*Estudio de flujos de potencia y de cortocircuito en sistemas de distribución de media tensión incorporando generación distribuida*”, Tesis de Maestría, Sección de Estudios de Posgrado e Investigación SEPI, Escuela Superior de Ingeniería Mecánica y Eléctrica ESIME, Instituto Politécnico Nacional IPN, México D.F., 2011.
- [Kersting,] William H. Kersting, “*Distribution System Modelling and Analysis*”, 2nd edition, CRC Press, 2006.
- [Kersting & Phillips, 2008] Kersting W. H., Phillips W. H., “*Load Allocation Based Upon Automatic Meter Readings*”, IEEE, 2008.
- [Kuo & Hsu, 1993] Kuo, Han-Ching, Hsu, Yuan-Yih, “*Distribution System Load Estimation and Service Restoration using a Fuzzy set Approach*”, IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 8, No. 4, October 1993.
- [Kyriakides y Polycarpou, 2007] Kyriakides E., Polycarpou M., *Short term electric load forecasting: A tutorial*. In: Chen K., Wang L. (Eds.), Trend in Neural Computation Studies in Computational Intelligence, Vol. 35. Springer, pp. 391-418 (Chapter 16), 2007.
- [Liu, 2011] Liu Jin Yu Jilai, “*Short-Term Load Forecasting System Using Data Mining*”, Proceedings of the 17th International Conference on Automation and Computing, University of Huddersfield, IEEE, September 2011.
- [Makridakis et al., 1998] Makridakis S., Wheelwright S. C., Hyndman R. J., *Forecasting: Methods and Applications*, 3rd Edition, Wiley Editors, USA 1998.
- [Makridakis et al., 1998e] Makridakis S., Wheelwright S. C., Hyndman R. J., www.maths.monash.edu.au/~hyndman/forecasting/, en *Forecasting: Methods and Applications*, 3rd Edition, Wiley Editors, USA 1998.
- [Ming & Yuanda, 1993] Ming N., Yuanda S., “*Bad Data Tracking Identification by Method of Time Series Analysis*”, IEEE TENCON, Beijing, 1993.

- [Ortiz & Romero, 2012] Ortiz Mondragón P., Romero Romero D., *“Pronóstico de la demanda de energía eléctrica a corto plazo utilizando una red neuronal óptima”*, Tesis de Maestría, Sección de Estudios de Posgrado e Investigación SEPI, Escuela Superior de Ingeniería Mecánica y Eléctrica ESIME, Instituto Politécnico Nacional IPN, México D.F., 2012.
- [Papalexopoulos et al., 1994] Papalexopoulos A. D., Hao S., Peng T.M., *An implementation of a Neural Network based Load Forecasting Model for the EMS*, IEEE Trans. on Power Syst., Vol.9, No. 4, Noviembre 1994.
- [Papalexopoulos & Hesterberg, 1990] Papalexopoulos A. D., Hesterberg T. C., *“A regression-based approach to short-term system load forecasting”*, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 5, No. 4, pp. 1535 – 1550, November 1990.
- [Ramírez & Robles, 2008] Ramírez J.E.E., Robles G.J., *“Pronóstico de demanda de energía eléctrica utilizando regresión lineal”*, Tesis de Licenciatura, Escuela Superior de Ingeniería Mecánica y Eléctrica ESIME, Instituto Politécnico Nacional IPN, México D.F., 2008.
- [Romero et al., 2007] Romero R. E., Gómez-Expósito A., Carmona C., Riquelme J., *“Distribution transformer load allocation from substation measurements and load patterns”*, IEEE, 2007.
- [Rosas & Mota, 2009] Rosas Ortiz G., Mota Palomino R. O., *Predicción de carga a corto plazo para redes de distribución de energía eléctrica*, XI CNIES-ESIME Zac.-IPN, México D.F., Noviembre 2009.
- [Rosas & Mota, 2010] Rosas Ortiz G., Mota Palomino R. O., *Pronóstico de carga a corto plazo para redes de distribución de energía eléctrica*, RVP-AI/2010, IEEE Sección México, Acapulco Gro., Julio 2010.
- [Rosas & Mota, 2010b] Rosas Ortiz G., Mota Palomino R. O., *Pronóstico de carga a corto plazo para redes de distribución de energía eléctrica*, VIII Congreso Internacional sobre Innovación y Desarrollo Tecnológico, Cuernavaca Mor. México, Noviembre 2010.
- [Sandoval & Paz, 1996] Sandoval Correa A., Paz Gutiérrez B. *“Pronóstico a corto plazo de la demanda de energía eléctrica. Una aplicación a la zona central de México”*, Tesis de Maestría, Sección de Estudios de Posgrado e Investigación SEPI, Escuela Superior de Ingeniería Mecánica y Eléctrica ESIME, Instituto Politécnico Nacional IPN, México D.F., 1996.
- [SEPI, 2009] SEPI, *“Estimación de carga en redes de Distribución: Informe final”*, SEPI – ESIME - IPN, Febrero 2009.
- [Seppälä & Lehtonen, 1995] Seppälä A., Lehtonen M., *“Distribution Load Estimation – a function for the electric utility in the de-regulated electricity market”*, IEEE Catalogue No. 95TH8130, 1995.
- [Shahidehpour et al., 2002] Shahidehpour M., Yamin H., Li Z., *Market Operations in Electric Power Systems, Forecasting, Scheduling and Risk Management*, IEEE & Wiley Interscience, 2002.

- [SPSS, 18] Software: PASW Statistics 18, SPSS Inc.
- [Taylor, 2003] Taylor J. W., *Exponential Smoothing with a Damped Multiplicative Trend*, Journal of Operational Research Society, Vol.19, pp.715-725, 2003.
- [Taylor, 2003b] Taylor J. W., *Short-Term Electricity Demand Forecasting Using Double Seasonal Exponential Smoothing*, Journal of Operational Research Society, Vol.54, pp.799–805, 2003.
- [Taylor, 2010] Taylor J. W., *Triple Seasonal Methods for Short-Term Electricity Demand Forecasting*, Journal of Operational Research Society, Vol.204, pp.139-152, 2010.
- [Tianhua & Mingtian, 1998] Tianhua W., Mingtian F., “*A novel Load Estimation Method in Distribution Network*”, IEEE, 1998.
- [Trejo & Robles, 2011] Trejo Nixcomel F., Robles García J. “*Técnica computacional para estimación de estado en redes de distribución*”, Tesis de Maestría, Sección de Estudios de Posgrado e Investigación SEPI, Escuela Superior de Ingeniería Mecánica y Eléctrica ESIME, Instituto Politécnico Nacional IPN, México D.F., 2011.
- [Turan Gönen, 1986] Turan Gönen, “*Electric Power Distribution System Engineering*”, 1 ed. McGraw-Hill, 1986.
- [Urías, 2010] Urías Vizcarra O., Tovar Hernández H., “*Bad Data Tracking Identification by Method of Time Series Analysis*”, Tesis de Maestría, Instituto Tecnológico de Morelia ITM, Morelia, Michoacán, 2010.
- [Willis, 2002] H. Lee Willis, “*Spatial Electric Load Forecasting*”, 2 ed., Marcel Dekker, 2002.
- [Willis, 2004] H. Lee Willis, “*Power Distribution Planning Reference Book*”, 2 ed., Marcel Dekker, 2004.
- [Yaffee & McGee, 2000] Yaffee R. A., McGee M., *Introduction to Time Series Analysis and Forecasting with Applications of SAS and SPSS*, Academic Press Inc., 2000.
- [Yang & Stenzel, 2005] Yang J., Stenzel J., “*Historical Load Curve Correction for Short-term Load Forecasting*”, The 7th International Power Engineering Conference, IEEE, 2005.

Apéndice A. Rutina BCPOL de IMSL

De acuerdo a las rutinas de optimización de la biblioteca de matemáticas de IMSL que aparecen en la ayuda del compilador, la función BCPOL minimiza una función de N variables sujeto a valores frontera, superiores e inferiores, usando un algoritmo complex de búsqueda directa.

Se eligió esta función porque las restricciones de la función a minimizar sólo son valores límite superior e inferior de las variables, además no interviene un gradiente, jacobiano ni hessiano.

Para llamar a la función BCPOL se utiliza la siguiente instrucción:

```
CALL BCPOL (FCN, N, XGUESS, IBTYPE, XLB, XUB, FTOL, MAXFCN, X,  
FVALUE)
```

donde:

FCN – Es la SUBROUTINE elaborada por el usuario para evaluar la función a ser minimizada.

N – Es el número de variables. (Entrada)

XGUESS – Vector de valores reales de longitud N que contiene valores estimados iniciales. (Entrada)

En el caso de la presente investigación, estos valores estimados iniciales fueron los obtenidos mediante la rutina del recorrido de valores.

IBTYPE – Escalar indicando los tipos de límites en las variables. (Entrada)

XLB – Vector de longitud N que contiene los límites inferiores de las variables.

XUB – Vector de longitud N que contiene los límites superiores de las variables.

FTOL – Criterios de convergencia. (Entrada)

MAXFCN – Máximo número permitido de evaluaciones de la función. (Entrada)

X – Vector real de longitud N que contiene el mejor estimado encontrado del mínimo.
(Salida)

FVALUE – Valor de la función en la solución encontrada. (Salida)

A.1 Algoritmo.

La rutina BCPOL usa el método complex para encontrar un punto mínimo de una función de n variables, el método está basado en la comparación de la función. Empieza con $2n$ puntos x_1, x_2, \dots, x_{2n} . En cada iteración, un nuevo punto es generado para reemplazar el peor punto x_j , el cual tiene el valor de la función más grande entre esos $2n$ puntos. El nuevo punto es construido por la siguiente fórmula:

$$X_k = c + \alpha(c - x_j)$$

Donde:

$$c = \frac{1}{2n - 1} \sum_{i \neq j} X_i$$

Y α ($\alpha > 0$) es el coeficiente de reflexión.

Cuando x_k es el mejor punto, esto es, cuando $f(x_k) \leq f(x_i)$ para $i=1, \dots, 2n$, un punto de expansión calculado $x_e = c + \beta(x_k - c)$, donde β ($\beta > 1$) es llamado el coeficiente de expansión. Si el nuevo punto es un punto peor, entonces el complejo debería ser contraído para obtener un mejor nuevo punto. Si el paso de contracción no es exitoso, el complejo es shrunk para mover los vértices a la mitad de la dirección hacia el actual mejor punto. Cuando el nuevo punto generado está más allá del límite, tomará el valor del límite. Este procedimiento es repetido hasta que uno de los siguientes criterios de paro es satisfecho:

Criterio 1:

$$f_{\text{mejor}} - f_{\text{peor}} \leq \epsilon(1 + |f_{\text{mejor}}|)$$

Criterio 2:

$$\sum_{i=1}^{2n} \left(f_i - \frac{\sum_{j=1}^{2n} f_j}{2n} \right)^2 \leq \varepsilon$$

donde $f_i = f(x_i)$, $f_j = f(x_j)$, y ε es una tolerancia dada.

Para una descripción completa, ver la ayuda del compilador; este apartado de la ayuda hace referencia a otra bibliografía para ampliar la información del algoritmo empleado.

A continuación se presenta un ejemplo de la forma en que se utilizó la rutina BC POL:

```

SUBROUTINE OPTIMIZA

USE mDATA01

IMPLICIT NONE

INTEGER      N
PARAMETER   (N=3)
INTEGER      IBTYPE, K, MAXFCN
REAL         FTOL, FVALUE, X(N), XGUESS(N), XLB(N), XUB(N)
EXTERNAL     BC POL, FCN

DATA  XGUESS/0.0, 0.0, 1.0/, XLB/0.0, 0.0, 0.0/, XUB/1.0, 1.0, 1.0/

FTOL   = 1.0E-5
IBTYPE = 0
MAXFCN = 3000

CALL BC POL (FCN, N, XGUESS, IBTYPE, XLB, XUB, FTOL, MAXFCN, X, FVALUE)

WRITE (8,99998) (XGUESS(K),K=1,N)
99998 FORMAT (' Los valores iniciales son', /, ' X inicial = (',
3(2X,F5.3), ')')
WRITE (8,99999) (X(K),K=1,N), FVALUE
99999 FORMAT ('The best estimate for the minimum value of the', /,'function
is X = (', 3(2X,F5.3), ')', /, ' with ', 'function value FVALUE = ',E12.6)

INm1PA = X(1)
ITm1PA = X(2)
IEm1PA = X(3)

WRITE(8,50) INm1PA, ITm1PA, IEm1PA
50  FORMAT(5X,'INm1 = ',F8.6,' ITm1 = ',F8.6,' IEm1 = ',F10.6)

PAUSE

END SUBROUTINE OPTIMIZA
    
```

Apéndice B. Código del programa *RECONSTRUIR*.

B.1 Código.

El código completo del programa *RECONSTRUIR* realiza el acondicionamiento y la reconstrucción de la serie de tiempo, consta de 12 subrutinas, a continuación se presenta el código desarrollado para cada una de ellas.

Programa *RECONSTRUIR*. Programa principal.

```
PROGRAM RECONSTRUIR  
  
USE msimslms  
USE msimslc  
  
IMPLICIT NONE  
  
CALL PRESENTA  
  
CALL LEEDATOS  
  
CALL SERIECOMP  
  
CALL PREFILTRO  
  
CALL CONVLOG  
  
CALL IDENTIFICA  
  
CALL PRESUST  
  
CALL SUSTITUYE  
  
CALL CONVNORMAL  
  
CALL SUAVIZADO  
  
END PROGRAM RECONSTRUIR
```

En la figura B.1 aparece un diagrama de flujo general que muestra las subrutinas que se emplearon en el programa *RECONSTRUIR*, para la identificación y sustitución de valores erróneos, enseguida se ampliará la información contenida en cada una de ellas.

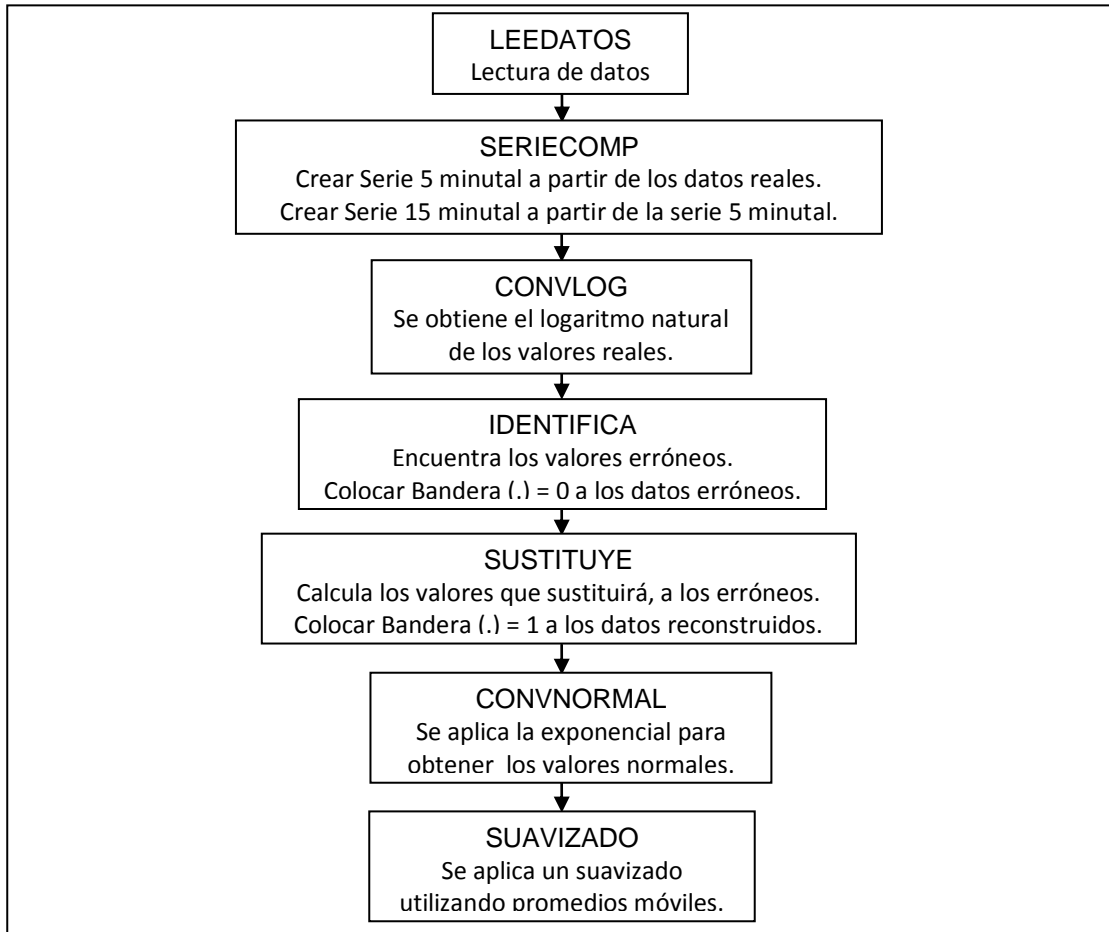


Figura B.1. Diagrama de flujo general del programa *RECONSTRUIR*.

Subrutina *PRESENTA*.

Esta rutina realiza la presentación del programa y solicita los nombres de los archivos de entrada y de salida. Enseguida se presenta el código de esta rutina.

Subrutina *PRESENTA*. Realiza la presentación del programa e ingresa los nombres de los archivos de entrada y salida.

```
SUBROUTINE PRESENTA
```

```
IMPLICIT NONE
```

```
CHARACTER (len=25) :: archdat, archres, archresu
```

```
WRITE (6,11)
```

```
11 FORMAT (1/,15X,'INSTITUTO POLITECNICO NACIONAL'&
2/,5X,'ESCUELA SUPERIOR DE INGENIERIA MECANICA Y ELECTRICA'&
2/,23X,'UNIDAD ZACATENCO'&
2/,13X,'SECCION DE ESTUDIOS DE POSGRADO E INVESTIGACION'&
2/,5X,'ALUMNO: MENDOZA DE LUCIO ERICK ISRAEL'&
4/,'>>> PROGRAMA DE IDENTIFICACION Y RECONSTRUCCIÓN DE DATOS ERRÓNEOS <<<'&
4/,'>>> EN LA SERIE DE TIEMPO <<<')
```

```
!SALIDA CON FORMATO
```

```

PRINT *, 'ESCRIBE EL NOMBRE DEL ARCHIVO PARA OBTENER LOS DATOS: '
READ(5,15) archdat
15 FORMAT(A25)
OPEN(UNIT=7,FILE=archdat)

PRINT *, 'ESCRIBE EL NOMBRE DEL ARCHIVO DONDE ESCRIBIR LOS RESULTADOS DE SERIECOMP: '
READ(5,15) archres
OPEN(UNIT=8,FILE=archres)

PRINT *, 'ESCRIBE EL NOMBRE DEL ARCHIVO DONDE ESCRIBIR LOS RESULTADOS FINALES: '
READ(5,15) archresu
OPEN(UNIT=9,FILE=archresu)

PAUSE 'ENTER PARA CONTINUAR'

END SUBROUTINE PRESENTA

```

Subrutina LEEDATOS.

En este bloque se lee la información original, en primer lugar se lee el número total de registros y el número total de días incluidos en la serie de tiempo; enseguida para cada registro se lee fecha, hora y medición para potencia activa y reactiva de cada una de las tres fases. A continuación se muestra el código de esta rutina.

Subrutina LEEDATOS. Realiza la lectura de los datos del archivo de entrada.

```
SUBROUTINE LEEDATOS
```

```
USE mData01
```

```
IMPLICIT NONE
```

```
INTEGER :: g, k !, h, f, p, q, k
```

```
!*****
! >>>> LECTURA DE DATOS <<<<
!*****
```

```
WRITE(6,10)
10 FORMAT(2/, ' >> COMIENZA LA RUTINA DE
LECTURA DE DATOS')
```

```
!*****!
>>> LECTURA DE NOdias, NOdiasF - Número de
días de la base de datos y Número de días a
pronosticar <<<
!*****!
READ(7,*) NOdias, NOdatos
```

```
WRITE(8,13) NOdias
13 FORMAT(3/,5X, 'NUMERO DE DÍAS DE LA BASE
DE DATOS= ',I3)
```

```
!*****!
! >>>> CALCULO DE i, j y t <<<<
```

```
!*****
i= NOdatos
m= NOdias*96
f= NOdias*288
```

```
ALLOCATE (ANUAL(i), MES(i), DIA(i),
HORA(i), MINUTO(i), SEGUNDO(i))
ALLOCATE (Xt(i), PB(i), PC(i), QA(i),
QB(i), QC(i))
```

```
WRITE(8,14) i
14 FORMAT(1/,5X, 'i= ',I5,1/)
```

```
!*****!
>>> LECTURA DE Xt(t) datos reales de la
serie de tiempo <<<
```

```
!*****!
DO g = 1, i
READ(7,11) ANUAL(g), MES(g), DIA(g),
HORA(g), MINUTO(g), SEGUNDO(g), Xt(g),
PB(g), PC(g), QA(g), QB(g), QC(g)
11FORMAT(I4,1X,I2,1X,I2,8X,I2,1X,I2,1X,I2,4
X,F5.0,3X,F5.0,3X,F5.0,3X,F5.0,3X,F5.0,3X,F
5.0)
END DO
```

```
PRINT *, '>> TERMINA CON EXITO LA LECTURA DE
DATOS'
```

```
PAUSE 'ENTER PARA CONTINUAR'
```

```
END SUBROUTINE LEEDATOS
```

Subrutina SERIECOMP.

La función de esta rutina es homogeneizar el intervalo de tiempo que se utiliza para presentar las mediciones a lo largo de toda la serie de tiempo, debido a que en el modelo de pronóstico es indispensable tener un solo intervalo de tiempo constante.

En la serie de tiempo original las mediciones se realizan a diferentes intervalos de tiempo, existen lapsos donde las mediciones se presentan cada 1, 5, 10 ó 15 minutos.

Para resolver este problema, en primer lugar se construye una serie 5 minutal que abarque el mismo período de tiempo que la serie original, enseguida se van colocando en la serie 5 minutal los valores de potencia activa y reactiva que corresponden al mismo día y a la misma hora de la serie original; si no existe valor en la serie original tampoco lo habrá en la serie 5 minutal.

Posteriormente, se construye una serie 15 minutal a partir de los valores de la serie 5 minutal. Cuando se presente una ausencia de medición en la serie 15 minutal, se realiza un recorrido en la serie 5 minutal entre los registros anteriores y posteriores a dicho lugar ausente, si existen mediciones entre estos registros se realiza un promedio con ellos y el valor se coloca en el registro vacío de la serie 15 minutal.

Un vector Bandera (.), de longitud igual a las series de tiempo, indicará si el dato en cuestión es erróneo o adecuado, cuando adopta un valor 0 el dato es encontrado erróneo, y 1 cuando el dato sea considerado como adecuado, inicialmente todos los datos tendrán en el vector Bandera (.) valor 1, es decir se asume que todos los valores son correctos o adecuados.

En la figura B.2 y su continuación en la siguiente página se detalla el proceso que se desarrolló en esta subrutina.

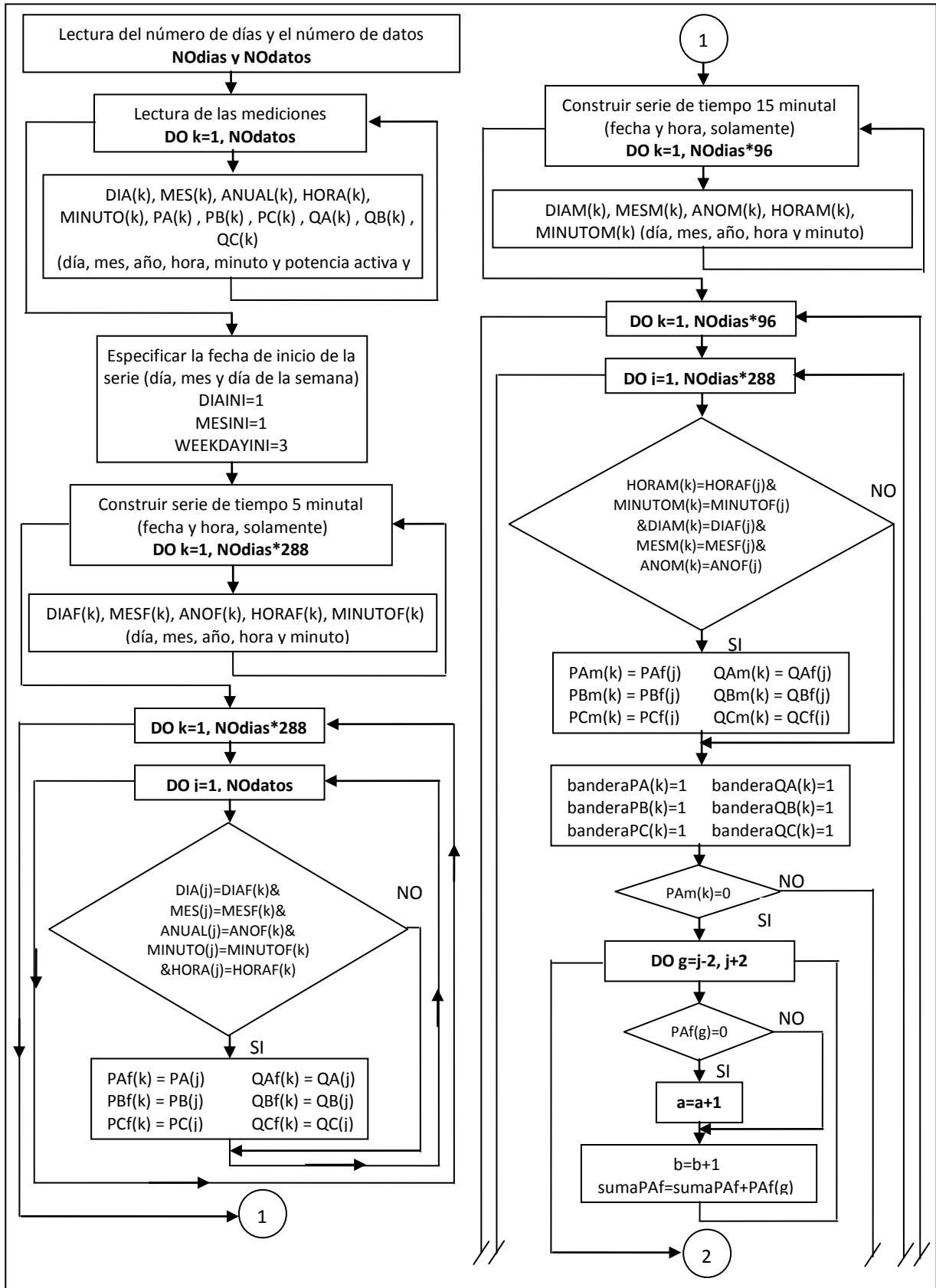


Figura B.2. Diagrama de flujo de la rutina SERIECOMP.

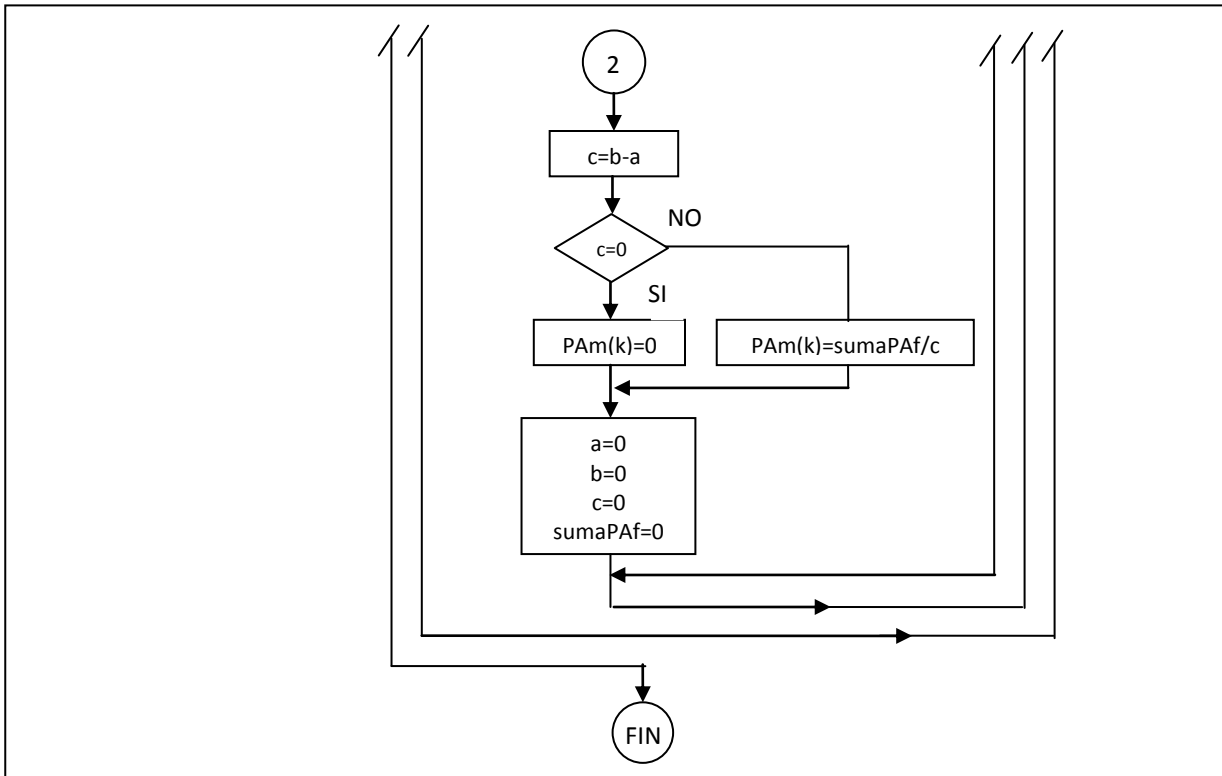


Figura B.2 cont. Diagrama de flujo de la rutina *SERIECOMP*.

Si en el diagrama de flujo de cualquier subrutina se menciona solo las operaciones para la potencia activa, quiere decir que ese procedimiento se debe realizar por separado para cada una de las seis series, de lo contrario se muestran las seis operaciones juntas correspondientes a cada una de las seis series de tiempo.

A continuación se presenta el código en lenguaje Fortran de la rutina desarrollada.

**Subrutina *SERIECOMP*. Construye una serie 15
minutal a partir de la serie original.**

```

SUBROUTINE SERIECOMP
  USE mData01
  IMPLICIT NONE
  INTEGER :: g, j, k, h, a, b, c, d, anualp,
mensual, DIANI, MESINI, WEEKDAYINI
  INTEGER :: sumaXtF, sumaPBf, sumaPCf,
sumaQAf, sumaQBf, sumaQCf
  ALLOCATE (MARCA(f), DIAS(f), HORAF(f),
MINUTOF(f), SEGUNDOF(f), DIAF(f), MESF(f),
ANOF(f))
  ALLOCATE (MARCAM(m), HORAM(m), MINUTOM(m),
DIAM(m), MESM(m), ANOM(m), WEEKDAY(m))
  ALLOCATE (XtM(m), PBm(m), PCm(m), QAm(m),
QBm(m), Qcm(m))
  ALLOCATE (XtF(f), PBf(f), PCf(f), QAf(f),
QBf(f), QCf(f))
  ALLOCATE (banderaPA(m), banderaPA2(m),
banderaPB(m), banderaPB2(m), banderaPC(m),
banderaPC2(m))
  ALLOCATE (banderaQA(m), banderaQA2(m),
banderaQB(m), banderaQB2(m), banderaQC(m),
banderaQC2(m))
  ! *****
  ! >>>> COMIENZA LA RUTINA <<<<
  ! *****
  WRITE(6,10)
  10 FORMAT(2/, ' >> COMIENZA LA RUTINA PARA
COMPLETAR LA SERIE DE DATOS')
  ! *****
  >>> NUMERO DE DIAS EN CADA MES <<<
  ! *****
  Año 2008
  
```

```

DIAS (1) = 31 !ENERO 1
DIAS (2) = 29 !FEBRERO 2
DIAS (3) = 31 !MARZO 3
DIAS (4) = 30 !ABRIL 4
DIAS (5) = 31 !MAYO 5
DIAS (6) = 30 !JUNIO 6
DIAS (7) = 31 !JULIO 7
DIAS (8) = 31 !AGOSTO 8
DIAS (9) = 30 !SEPTIEMBRE 9
DIAS (10) = 31 !OCTUBRE 10
DIAS (11) = 30 !NOVIEMBRE 11
DIAS (12) = 31 !DICIEMBRE 12
!Año 2009
DIAS (13) = 31 !ENERO 1
DIAS (14) = 28 !FEBRERO 2
DIAS (15) = 31 !MARZO 3
DIAS (16) = 30 !ABRIL 4
DIAS (17) = 31 !MAYO 5
DIAS (18) = 30 !JUNIO 6
DIAS (19) = 31 !JULIO 7
DIAS (20) = 31 !AGOSTO 8
DIAS (21) = 30 !SEPTIEMBRE 9
DIAS (22) = 31 !OCTUBRE 10
DIAS (23) = 30 !NOVIEMBRE 11
DIAS (24) = 31 !DICIEMBRE 12
!Año 2010
DIAS (25) = 31 !ENERO 1
DIAS (26) = 28 !FEBRERO 2
DIAS (27) = 31 !MARZO 3
DIAS (28) = 30 !ABRIL 4
DIAS (29) = 31 !MAYO 5
DIAS (30) = 30 !JUNIO 6
DIAS (31) = 31 !JULIO 7
DIAS (32) = 31 !AGOSTO 8
DIAS (33) = 30 !SEPTIEMBRE 9
DIAS (34) = 31 !OCTUBRE 10
DIAS (35) = 30 !NOVIEMBRE 11
DIAS (36) = 31 !DICIEMBRE 12
!*****!
>>> FECHAS DE INICIO Y DE TERMINO DE LA
SERIE DE TIEMPO BAJO RECONSTRUCCION <<<
!*****!
!FECHA DE INICIO
DIAINI = 1
MESINI = 1 !MES JUNIO EN LA POSICION 7
DEL VECTOR DIAS(i)
WEEKDAYINI = 3
!*****!
>>> CONSTRUCCION DE LA SERIE DE TIEMPO CON
MIDICIONES CADA 5 min, 288 MEDICIONES AL
DIA A PARTIR DE LA SERIE ORIGINAL<<<
!*****!
a=DIAINI !contador de los dias
b=MESINI !contador de los meses
h=1 !contador de las 96
mediciones al dia (mide un dia)
j=1 !contador de las horas del
dia
k=1 !POSICION DE CADA MEDICION
PARA UNA HORA (contador de los minutos)
anualp=1 !contador de los años
mensual=MESINI

DO g = 1, f
MARCA(g)=h !h=1,2,3,...,96
DIAF(g)=a
MESF(g)=mensual
SEGUNDOF(g)=0
!***** AÑOS *****
IF(anualp.EQ.1) THEN !anual = 1 = 2008
ANOF(g)=2008
END IF
END IF
IF(anualp.EQ.2) THEN !anual = 2 = 2009
ANOF(g)=2009
END IF
IF(anualp.EQ.3) THEN !anual = 3 = 2010
ANOF(g)=2010
END IF
IF(k.EQ.1) THEN
MINUTOF(g)=0
END IF
IF(k.EQ.2) THEN
MINUTOF(g)=5
END IF
IF(k.EQ.3) THEN
MINUTOF(g)=10
END IF
IF(k.EQ.4) THEN
MINUTOF(g)=15
END IF
IF(k.EQ.5) THEN
MINUTOF(g)=20
END IF
IF(k.EQ.6) THEN
MINUTOF(g)=25
END IF
IF(k.EQ.7) THEN
MINUTOF(g)=30
END IF
IF(k.EQ.8) THEN
MINUTOF(g)=35
END IF
IF(k.EQ.9) THEN
MINUTOF(g)=40
END IF
IF(k.EQ.10) THEN
MINUTOF(g)=45
END IF
IF(k.EQ.11) THEN
MINUTOF(g)=50
END IF
IF(k.EQ.12) THEN
MINUTOF(g)=55
END IF
HORAF(g)=j-1
!*****
k=k+1 !contador de los minutos
h=h+1 !contador de las 96 mediciones al
dia
IF(k.EQ.13) THEN !12 SON LAS
MEDICIONES POR HORA, POR ESO SE LIMITA
CUANDO LLEGA A 13
k=1
j=j+1
END IF

```

```

IF(j.EQ.25)THEN
j=1
END IF

IF(h.EQ.289)THEN      !288 SON LAS
MEDICIONES PARA UN DIA COMPLETO
h=1
a=a+1
END IF

IF(a.GT.DIAS(b))THEN !Pasar de un mes a
otro
a=1
b=b+1
mensual=mensual+1
END IF

IF(mensual.EQ.13)THEN !Pasar de un mes a
otro
mensual=1
anualp=anualp+1
END IF

END DO
!*****
>>> LLENADO DE LA SERIE DE 5 min
RECONSTRUIDA CON LOS DATOS DE LA SERIE
ORIGINAL <<<
!*****
DO k=1, f      !f=serie completa en
reconstrucción

DO j=1, i      !i=# de datos de la
serie de entrada antes de reconstruirla

IF(DIA(j).EQ.DIAF(k) .AND.
MES(j).EQ.MESF(k) .AND. ANUAL(j).EQ.ANOF(k)
.AND. HORA(j).EQ.HORAF(k) .AND.
MINUTO(j).EQ.MINUTOF(k) .AND.
SEGUNDO(j).EQ.SEGUNDOF(k))THEN
XtF(k)= Xt(j)
PBf(k)= PB(j)
PCf(k)= PC(j)
QAf(k)= QA(j)
QBf(k)= QB(j)
QCf(k)= QC(j)
END IF
END DO
END DO
!*****
>>> CONSTRUCCION DE LA SERIE DE 15 min A
PARTIR DE LA SERIE DE 5 min <<<
!*****
a=DIAINI      !contador de los dias
b=MESINI
h=1           !contador de las 96
mediciones al dia (mide un dia)
j=1          !contador de las
horas del dia
k=1         !contador de los
minutos
d=WEEKDAYINI !DIA DE LA SEMANA DE INICIO
anualp=1
mensual=MESINI

DO g = 1, m

MARCAM(g)=h      !h=1,2,3,...,96
DIAM(g)=a
MESM(g)=mensual
WEEKDAY(g)=d

IF(anualp.EQ.1)THEN
ANOM(g)=2008
END IF

IF(anualp.EQ.2)THEN
ANOM(g)=2009
END IF

IF(anualp.EQ.3)THEN
ANOM(g)=2010
END IF

IF(k.EQ.1)THEN
MINUTOM(g)=0
END IF

IF(k.EQ.2)THEN
MINUTOM(g)=15
END IF

IF(k.EQ.3)THEN
MINUTOM(g)=30
END IF

IF(k.EQ.4)THEN
MINUTOM(g)=45
END IF

HORAM(g)=j-1
!*****

k=k+1 !contador de los minutos
h=h+1 !contador de las 96 mediciones al
dia

IF(k.EQ.5)THEN
k=1
j=j+1
END IF

IF(j.EQ.25)THEN
j=1
END IF

IF(h.EQ.97)THEN
h=1
a=a+1
d=d+1
END IF

IF(d.EQ.8)THEN
d=1
END IF

IF(a.GT.DIAS(b))THEN
a=1
b=b+1
mensual=mensual+1
END IF

IF(mensual.EQ.13)THEN
mensual=1
anualp=anualp+1
END IF

END DO
!*****
a=0
b=0
DO k=1, m      !m=serie de 96 datos al dia

```

```

DO j=1, f          !f=serie de 288 datos
al dia

IF(DIAF(j).EQ.DIAM(k) .AND.
MESF(j).EQ.MESM(k) .AND. ANOF(j).EQ.ANOM(k)
.AND. HORAF(j).EQ.HORAM(k) .AND.
MINUTOF(j).EQ.MINUTOM(k)) THEN
XtM(k)= XtF(j)
banderaPA(k)=1
banderaPA2(k)=1
PBm(k)= PBf(j)
banderaPB(k)=1
banderaPB2(k)=1
PCm(k)= PCf(j)
banderaPC(k)=1
banderaPC2(k)=1
QAm(k)= QAf(j)
banderaQA(k)=1
banderaQA2(k)=1
QBm(k)= QBf(j)
banderaQB(k)=1
banderaQB2(k)=1
Qcm(k)= Qcf(j)
banderaQC(k)=1
banderaQC2(k)=1
!*****
!>>> LLENADO DE LOS DATOS FALTANTES DE LA
SERIE DE TIEMPO 15 min
!A PARTIR DE UN PROMEDIO DE LOS DATOS (DE
LA SERIE DE 5 min) ALREDEDOR DEL DATO
FALTANTE <<<
!*****
!*****          POTENCIA ACTIVA PA*****
IF(XtM(k).EQ.0) THEN

DO g=j-2, j+2

IF(XtF(g).EQ.0) THEN
a=a+1
END IF
b=b+1
sumaXtF=sumaXtF+XtF(g)
c=b-a

END DO

IF(c.EQ.0) THEN
XtM(k)=0
END IF

IF(c.NE.0) THEN
sumaXtF=sumaXtF/c
XtM(k)=sumaXtF
END IF

a=0
b=0
c=0
sumaXtF=0

END IF
!*****POTENCIA ACTIVA PB *****
IF(PBm(k).EQ.0) THEN

DO g=j-2, j+2

IF(PBf(g).EQ.0) THEN
a=a+1
END IF
b=b+1
sumaPBf=sumaPBf+PBf(g)
c=b-a

END DO

IF(c.EQ.0) THEN
PBm(k)=0
END IF

IF(c.NE.0) THEN
sumaPBf=sumaPBf/c
PBm(k)=sumaPBf
END IF

a=0
b=0
c=0
sumaPBf=0

END IF
!*****          POTENCIA ACTIVA PC*****
IF(PCm(k).EQ.0) THEN

DO g=j-2, j+2

IF(PCf(g).EQ.0) THEN
a=a+1
END IF
b=b+1
sumaPCf=sumaPCf+PCf(g)
c=b-a

END DO

IF(c.EQ.0) THEN
PCm(k)=0
END IF

IF(c.NE.0) THEN
sumaPCf=sumaPCf/c
PCm(k)=sumaPCf
END IF

a=0
b=0
c=0
sumaPCf=0

END IF
!*****POTENCIA REACTIVA QA*****
IF(QAm(k).EQ.0) THEN

DO g=j-2, j+2

IF(QAf(g).EQ.0) THEN
a=a+1
END IF
b=b+1
sumaQAf=sumaQAf+QAf(g)
c=b-a
END DO

IF(c.EQ.0) THEN
QAm(k)=0
END IF

IF(c.NE.0) THEN
sumaQAf=sumaQAf/c
QAm(k)=sumaQAf
END IF

```

```

a=0
b=0
c=0
sumaQAf=0
END IF
!*****POTENCIA REACTIVA QB*****
IF (QBm(k) .EQ. 0) THEN

DO g=j-2, j+2

IF (QBf(g) .EQ. 0) THEN
a=a+1
END IF
b=b+1
sumaQBf=sumaQBf+QBf(g)
c=b-a
END DO

IF (c .EQ. 0) THEN
QBm(k)=0
END IF

IF (c .NE. 0) THEN
sumaQBf=sumaQBf/c
QBm(k)=sumaQBf
END IF

a=0
b=0
c=0
sumaQBf=0
END IF
!*****POTENCIA REACTIVA QC*****
IF (QCm(k) .EQ. 0) THEN

DO g=j-2, j+2

IF (QCf(g) .EQ. 0) THEN
a=a+1
END IF
b=b+1
sumaQCf=sumaQCf+QCf(g)
c=b-a
END DO

IF (c .EQ. 0) THEN
QCm(k)=0
END IF

IF (c .NE. 0) THEN
sumaQCf=sumaQCf/c
QCm(k)=sumaQCf
END IF

a=0
b=0
c=0
sumaQCf=0

END IF

END IF

END DO

END DO

WRITE (6,20)
20 FORMAT (' >> TERMINA LA RUTINA PARA
COMPLETAR LA SERIE DE DATOS')

PAUSE 'ENTER PARA CONTINUAR'

END SUBROUTINE SERIECOMP

```

Subrutina PREFILTRO.

En el caso en que las seis mediciones de potencia (activa y reactiva para las tres fases) tengan un valor de 0 a la misma hora, los valores son identificados como erróneos, así que se coloca un 0 en el lugar correspondiente en el vector Bandera (.), este proceso se realiza en la subrutina *PREFILTRO*.

En la figura B.3 se muestra el diagrama de flujo del proceso empleado en esta subrutina, y posteriormente se muestra el código desarrollado para esta rutina.

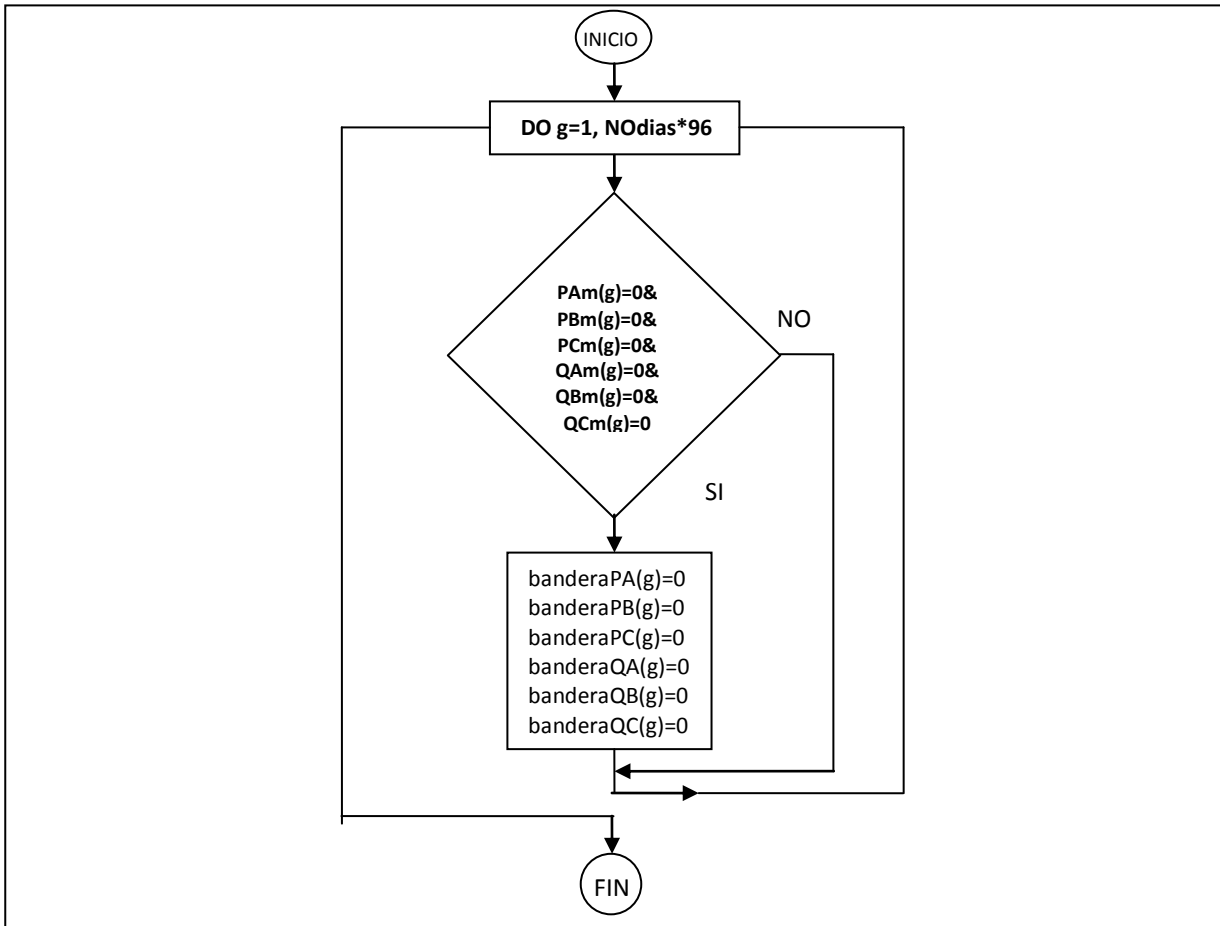


Figura B.3. Diagrama de flujo de la rutina *PREFILTRO*.

Subrutina *PREFILTRO*. Detecta la aparición de valor cero en las seis series de tiempo a la misma hora y las marca como datos erróneos.

SUBROUTINE PREFILTRO

USE mData01

IMPLICIT NONE

INTEGER :: g, k

!*****
! >>>> COMIENZA LA RUTINA <<<<
!*****

WRITE (6,10)

10 **FORMAT** (2/, ' >> COMIENZA LA RUTINA PARA COMPLETAR EL PRE-FILTRO')

!*****
>>> SI IDENTIFICA UN VALOR 0 EN LAS SEIS MEDICIONES, MARCA 0 EN LA BANDERA <<<<
!*****

k=0

DO g = 1, m

IF (XtM(g).EQ.0 .AND. PBm(g).EQ.0 .AND. PCm(g).EQ.0 .AND. QAm(g).EQ.0 .AND. QBm(g).EQ.0 .AND. Qcm(g).EQ.0) **THEN**

banderaPA(g)=0
banderaPA2(g)=0
banderaPB(g)=0
banderaPB2(g)=0
banderaPC(g)=0
banderaPC2(g)=0
banderaQA(g)=0
banderaQA2(g)=0
banderaQB(g)=0
banderaQB2(g)=0
banderaQC(g)=0
banderaQC2(g)=0

k=k+1

END IF

END DO

!*****
>>> ESCRITURA DE LOS DATOS <<<<
!*****

WRITE (8,28) k

28 **FORMAT** (2/, 'EL NUMERO DE VALORES IDENTIFICADOS COMO ERRORES EN LA ETAPA DE PRE-FILTRO ES:', I5,2/)

WRITE (6,20)

20 **FORMAT** (' >> TERMINA LA RUTINA PARA COMPLETAR EL PRE-FILTRO')

PAUSE 'ENTER PARA CONTINUAR'

END SUBROUTINE PREFILTRO

Subrutina CONVLOG.

Se aplica un logaritmo natural a todas las mediciones con el objetivo de estabilizar la variación y formar una serie cuya variación sea aproximadamente constante [Makridakis et al., 1998], además es útil porque su interpretación es más fácil, debido a que los cambios en un valor logarítmico son relativos (por ciento) a cambios en la escala original [Makridakis et al., 1998].

Para evitar errores de indeterminación con esta transformación, debidos a valores negativos de las mediciones, se altera el nivel de la serie, es decir se encuentra el valor mínimo de cada serie para adicionarlo a todas sus mediciones y así *obligarla* a ser positivas. Posteriormente se restarán estos valores mínimos para regresar las series a su nivel original. En la figura B.4 se describe el diagrama de flujo del procedimiento llevado a cabo en esta subrutina, y enseguida se presenta su código.

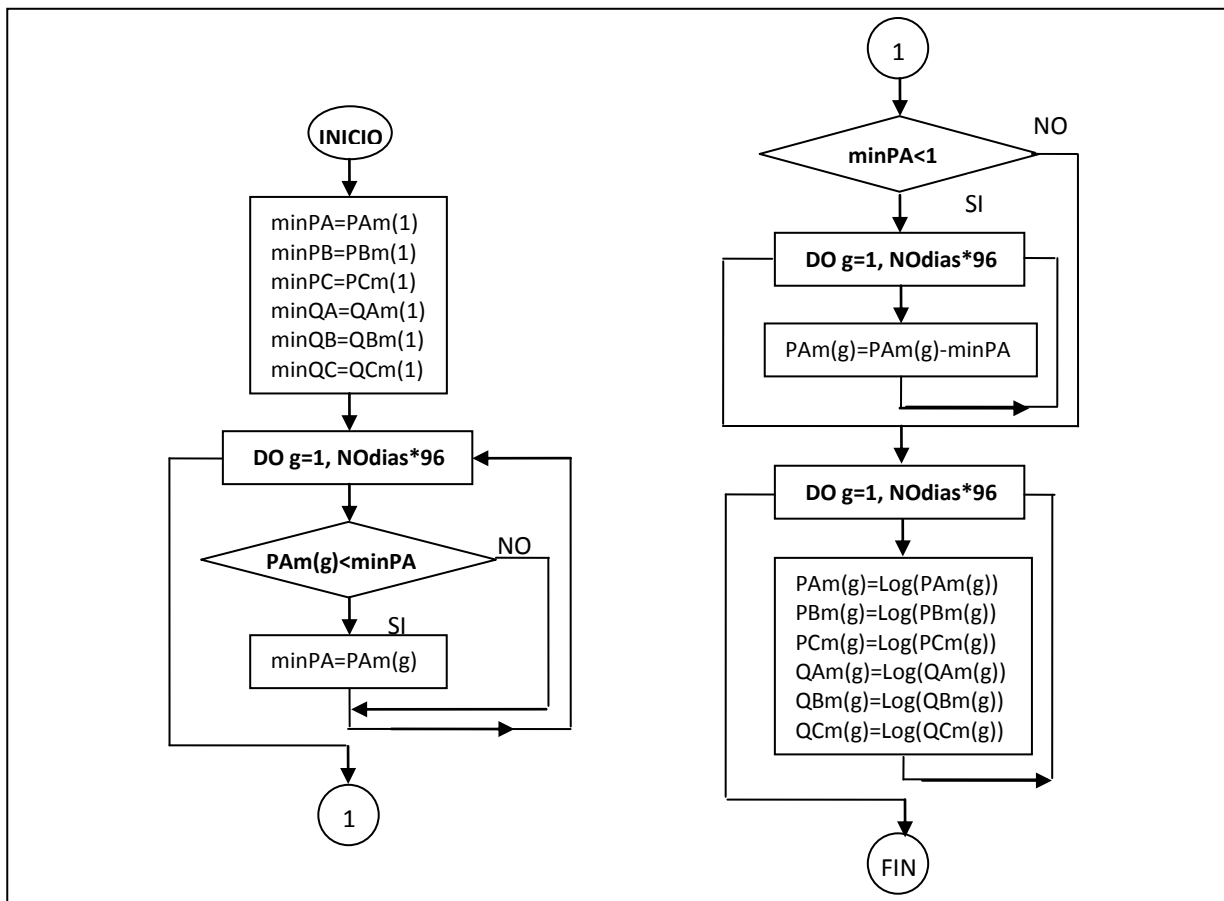


Figura B.4. Diagrama de flujo de la rutina CONVLOG.

Subrutina CONVLOG. Aplica un logaritmo a todos los valores.

SUBROUTINE CONVLOG

USE mData01

IMPLICIT NONE

INTEGER :: g, k

ALLOCATE (XtLog(i), XtConv(i))

!*****
! >>>> LECTURA DE DATOS <<<<
!*****

WRITE(6,10)

10 **FORMAT**(2/, ' >> COMIENZA LA Rutina DE CONVERSION DE DATOS A BASE LOGARITMICA')

!*****
>>> CONVERSION DE LA SERIE DE TIEMPO A BASE LOGARITMICA <<<
!*****
!*** IDENTIFICA EL MINIMO (PARA EVITAR QUE HAYAN NUMEROS NEGATIVOS EN EL CAMBIO A BASE LOGARITMICA)

minPA=XtM(1)

minPB=PBm(1)

minPC=PCm(1)

minQA=QAm(1)

minQB=QBm(1)

minQC=Qcm(1)

DO g = 1, m

IF(XtM(g).LT.minPA) **THEN**

minPA=XtM(g)

END IF

IF(PBm(g).LT.minPB) **THEN**

minPB=PBm(g)

END IF

IF(PCm(g).LT.minPC) **THEN**

minPC=PCm(g)

END IF

IF(QAm(g).LT.minQA) **THEN**

minQA=QAm(g)

END IF

IF(QBm(g).LT.minQB) **THEN**

minQB=QBm(g)

END IF

IF(Qcm(g).LT.minQC) **THEN**

minQC=Qcm(g)

END IF

END DO

!***REVISAS SI ALGUN MINIMO ES MENOR A CERO

IF(minPA.LT.0) **THEN**

DO g=1, m

XtM(g)=XtM(g)-minPA+1

END DO

END IF

IF(minPB.LT.0) **THEN**

DO g=1, m

PBm(g)=PBm(g)-minPB+1

END DO

END IF

IF(minPC.LT.0) **THEN**

DO g=1, m

PCm(g)=PCm(g)-minPC+1

END DO

END IF

IF(minQA.LT.0) **THEN**

DO g=1, m

QAm(g)=QAm(g)-minQA+1

END DO

END IF

IF(minQB.LT.0) **THEN**

DO g=1, m

QBm(g)=QBm(g)-minQB+1

END DO

END IF

IF(minQC.LT.0) **THEN**

DO g=1, m

Qcm(g)=Qcm(g)-minQC+1

END DO

END IF

DO g = 1, m

XtM(g)=Log(XtM(g))

PBm(g)=Log(PBm(g))

PCm(g)=Log(PCm(g))

QAm(g)=Log(QAm(g))

QBm(g)=Log(QBm(g))

Qcm(g)=Log(Qcm(g))

END DO

PRINT *, '>> TERMINA CON EXITO LA CONVERSION A BASE LOGARITMICA'

PAUSE 'ENTER PARA CONTINUAR'

END SUBROUTINE CONVLOG

Subrutina IDENTIFICA.

Esta rutina se encarga de reconocer los valores que no corresponden a la hora en la que se encuentran empleando una especie de desviación estándar móvil, es decir se realiza el cálculo de la desviación estándar en cada uno de los datos de la serie de tiempo, involucrando para tal efecto los 7 valores anteriores y posteriores del dato bajo análisis correspondientes a la misma hora y al mismo día de la semana.

Obteniendo el valor de la desviación estándar, se procederá a revisar si el dato bajo análisis está dentro del intervalo de confianza establecido (± 2 desviaciones estándar). Cada vez que sea identificado un dato como equivocado se la asignará un valor de 0 en el lugar correspondiente en el vector Bandera (.). El diagrama de flujo de esta rutina se presenta en la figura B.5 y enseguida se muestra su código.

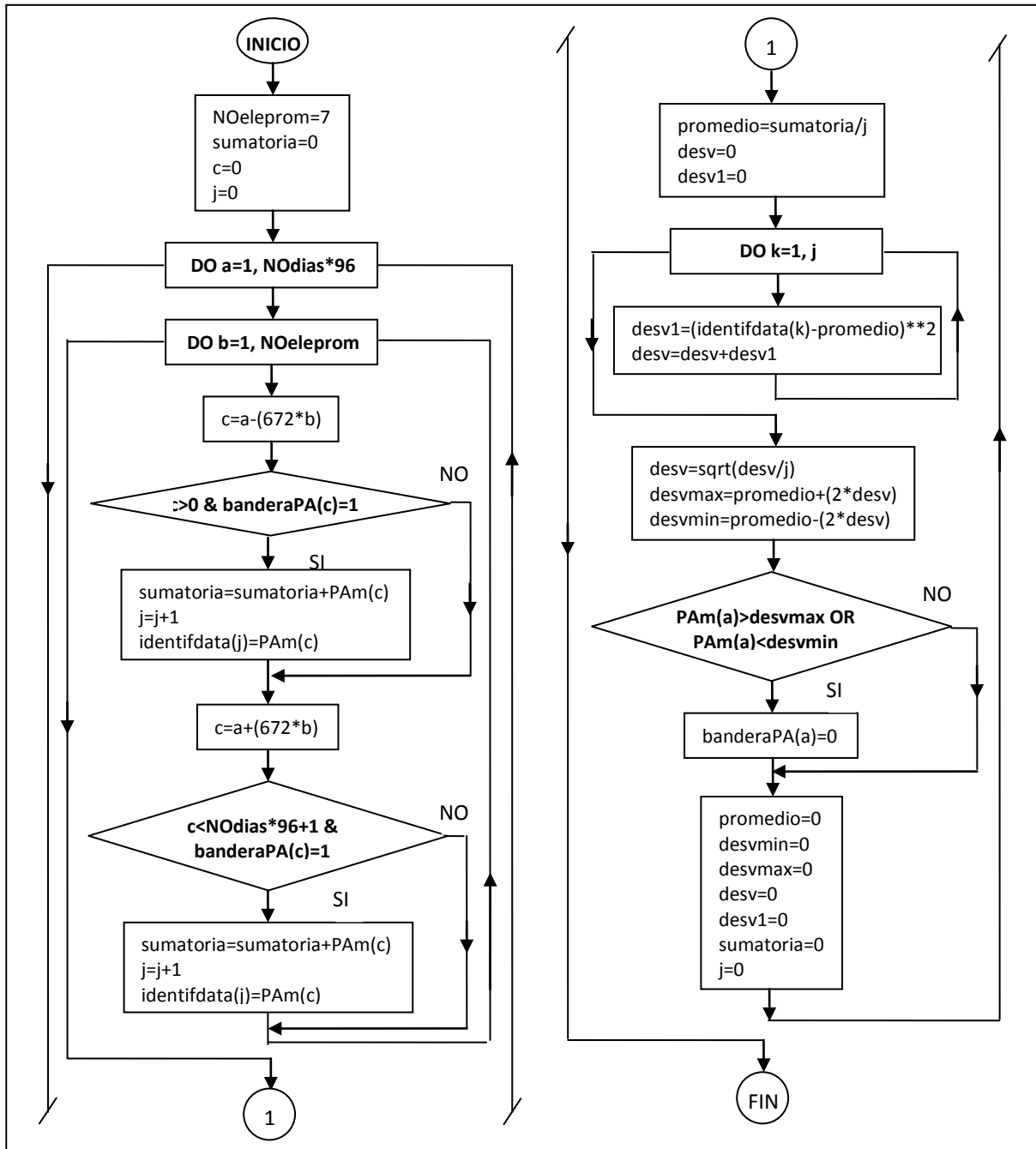


Figura B.5. Diagrama de flujo de la rutina IDENTIFICA.

Subrutina IDENTIFICA. Encuentra valores considerados como erróneos de acuerdo al concepto de desviación estándar móvil.

```

SUBROUTINE IDENTIFICA

USE mData01

IMPLICIT NONE

INTEGER :: a, b, c, j, k, Noeleprom, x,
contadorJ
REAL :: sumatoria, promedio, desv, desv1,
desvmax, desvmin, identifdata(11)
INTEGER :: identifmarca(11)
!*****
! >>>> COMIENZA LA RUTINA <<<<<
!*****
WRITE(6,10)
10 FORMAT(2/, ' >> COMIENZA LA RUTINA PARA
IDENTIFICAR LOS DATOS ERRONEOS')

!*****!
>>> PROCESO PARA IDENTIFICAR LOS DATOS
ERRONEOS DE PA <<<<
!*****
Noeleprom=7
contadorJ=0
x=0
c=0
sumatoria=0
j=0

DO a=1, m
!***RECORRIDO DE LAS MEDICIONES HACIA ATRAS
DO b=1, Noeleprom
c=a-(672*b)

IF(c.GT.0 .AND. banderaPA(c).EQ.1) THEN
j=j+1
sumatoria=sumatoria+XtM(c)
identifdata(j)=XtM(c)
identifmarca(j)=c
END IF
!RECORRIDO DE LAS MEDICIONES HACIA ADELANTE
c=a+(672*b)

IF((c.LT.m+1) .AND. banderaPA(c).EQ.1) THEN
j=j+1
sumatoria=sumatoria+XtM(c)
identifdata(j)=XtM(c)
identifmarca(j)=c
END IF

END DO
!***CALCULO DE LAS DESVIACIONES ESTANDAR
promedio=sumatoria/j
desv=0
desv1=0

DO k=1, j
desv1=(identifdata(k)-
promedio)*(identifdata(k)-promedio)
desv=desv+desv1
END DO

desv=desv/j !*****calculo de la
desv*****
desv=sqrt(desv)
!*****>>> DESVIACIONES ESTANDAR <<<<<
desvmax=promedio+(2*desv)

```

```

desvmin=promedio-(2*desv)

IF(XtM(a).GT.desvmax .OR.
XtM(a).LT.desvmin) THEN !EL VALOR ESTA FUERA
DE LAS DESVIACIONES ESTANDAR
!*****
!*****BANDERAS*****
!*****
BanderaPA2(a)=0
END IF

promedio=0.0
desvmin=0.0
desvmax=0.0
desv=0.0
desv1=0.0
sumatoria=0
j=0

END DO
!*****!
>>> ESCRITURA DE LOS DATOS <<<<
!*****
j=0
DO k=1, m

IF(banderaPA2(k).EQ.0) THEN
j=j+1
banderaPA(k)=banderaPA2(k)
END IF

END DO

WRITE(8,23) j
23 FORMAT(2/, 'EL NUMERO TOTAL DE VALORES
FUERA DE RANGO HASTA LA ETAPA DE
IDENTIFICACION PARA PA SON:', I5, 2/)

WRITE(6,*) 'TERMINA LA IDENTIFICACION EN
PA'
!*****!
>>> PROCESO PARA IDENTIFICAR LOS DATOS
ERRONEOS DE PB <<<<
!*****
contadorJ=0
x=0
c=0
sumatoria=0
j=0

DO a=1, m
!***RECORRIDO DE LAS MEDICIONES HACIA ATRAS
DO b=1, Noeleprom
c=a-(672*b)

IF(c.GT.0 .AND. banderaPB(c).EQ.1) THEN
j=j+1
sumatoria=sumatoria+PBm(c)
identifdata(j)=PBm(c)
identifmarca(j)=c
END IF
!RECORRIDO DE LAS MEDICIONES HACIA ADELANTE

c=a+(672*b)

IF((c.LT.m+1) .AND. banderaPB(c).EQ.1) THEN
j=j+1
sumatoria=sumatoria+PBm(c)
identifdata(j)=PBm(c)
identifmarca(j)=c
END IF

```

```

END DO
!***CALCULO DE LAS DESVIACIONES ESTANDAR

promedio=sumatoria/j
desv=0
desv1=0

DO k=1, j
desv1=(identifdata(k)-
promedio)*(identifdata(k)-promedio)
desv=desv+desv1
END DO

desv=desv/j      !***calculo de la desv*****
desv=sqrt(desv)

!***>>> DESVIACIONES ESTANDAR <<<<****

desvmax=promedio+(2*desv)
desvmin=promedio-(2*desv)

IF(PBm(a).GT.desvmax .OR.
PBm(a).LT.desvmin)THEN !EL VALOR ESTA FUERA
DE LAS DESVIACIONES ESTANDAR
!*****
!*****BANDERAS*****
!*****
!banderaPB(a)=0
banderaPB2(a)=0
END IF

promedio=0.0
desvmin=0.0
desvmax=0.0
desv=0.0
desv1=0.0
sumatoria=0
j=0
END DO

!*****
! >>> ESCRITURA DE LOS DATOS <<<
!*****
j=0
DO k=1, m

IF(banderaPB2(k).EQ.0)THEN
j=j+1
banderaPB(k)=banderaPB2(k)
END IF
END DO

WRITE(8,24) j
24 FORMAT(2/, 'EL NUMERO TOTAL DE VALORES
FUERA DE RANGO HASTA LA ETAPA DE
IDENTIFICACION PARA PB SON:', I5,2/)

WRITE(6,*) 'TERMINA LA IDENTIFICACION EN
PB'
!*****
>>> PROCESO PARA IDENTIFICAR LOS DATOS
ERRONEOS DE PC <<<
!*****
contadorJ=0
x=0
c=0
sumatoria=0
j=0

DO a=1, m

!*RECORRIDO DE LAS MEDICIONES HACIA ATRAS
DO b=1, Noeleprom
c=a-(672*b)

IF(c.GT.0 .AND. banderaPC(c).EQ.1)THEN
j=j+1
sumatoria=sumatoria+PCm(c)
identifdata(j)=PCm(c)
identifmarca(j)=c
END IF
!RECORRIDO DE LAS MEDICIONES HACIA ADELANTE
c=a+(672*b)

IF((c.LT.m+1) .AND. banderaPC(c).EQ.1)THEN
j=j+1
sumatoria=sumatoria+PCm(c)
identifdata(j)=PCm(c)
identifmarca(j)=c
END IF

END DO
!***CALCULO DE LAS DESVIACIONES ESTANDAR
promedio=sumatoria/j
desv=0
desv1=0

DO k=1, j
desv1=(identifdata(k)-
promedio)*(identifdata(k)-promedio)
desv=desv+desv1
END DO

desv=desv/j      !***calculo de la desv*****
desv=sqrt(desv)
!***>>> DESVIACIONES ESTANDAR <<<<****
desvmax=promedio+(2*desv)
desvmin=promedio-(2*desv)

IF(PCm(a).GT.desvmax .OR.
PCm(a).LT.desvmin)THEN !EL VALOR ESTA FUERA
DE LAS DESVIACIONES ESTANDAR
!*****
!*****BANDERAS*****
!*****
!banderaPC(a)=0
banderaPC2(a)=0
END IF

promedio=0.0
desvmin=0.0
desvmax=0.0
desv=0.0
desv1=0.0
sumatoria=0
j=0
END DO
!*****
>>> ESCRITURA DE LOS DATOS <<<
!*****
j=0
DO k=1, m

IF(banderaPC2(k).EQ.0)THEN
j=j+1
banderaPC(k)=banderaPC2(k)
END IF

END DO
WRITE(8,25) j

```

```

25  FORMAT(2/, 'EL NUMERO TOTAL DE VALORES
FUERA DE RANGO HASTA LA ETAPA DE
IDENTIFICACION PARA PC SON:', I5, 2/)
WRITE(6, *) 'TERMINA LA IDENTIFICACION EN
PC'
!*****!
>>> PROCESO PARA IDENTIFICAR LOS DATOS
ERRONEOS DE QA <<<
!*****!
contadorJ=0
x=0
c=0
sumatoria=0
j=0

DO a=1, m
!*RECORRIDO DE LAS MEDICIONES HACIA ATRAS
DO b=1, Noeleprom
c=a-(672*b)

IF(c.GT.0 .AND. banderaQA(c).EQ.1) THEN
j=j+1
sumatoria=sumatoria+QAm(c)
identifdata(j)=QAm(c)
identifmarca(j)=c
END IF
!RECORRIDO DE LAS MEDICIONES HACIA ADELANTE
c=a+(672*b)

IF((c.LT.m+1) .AND. banderaQA(c).EQ.1) THEN
j=j+1
sumatoria=sumatoria+QAm(c)
identifdata(j)=QAm(c)
identifmarca(j)=c
END IF
END DO
!***CALCULO DE LAS DESVIACIONES ESTANDAR
promedio=sumatoria/j
desv=0
desv1=0

DO k=1, j
desv1=(identifdata(k)-
promedio)*(identifdata(k)-promedio)
desv=desv+desv1
END DO

desv=desv/j      !***calculo de la desv****
desv=sqrt(desv)
!*****>>> DESVIACIONES ESTANDAR <<<<<*****
desvmax=promedio+(2*desv)
desvmin=promedio-(2*desv)

IF(QAm(a).GT.desvmax .OR.
QAm(a).LT.desvmin) THEN !EL VALOR ESTA FUERA
DE LAS DESVIACIONES ESTANDAR
!*****
!*****BANDERAS*****
!*****
!banderaQA(a)=0
banderaQA2(a)=0
END IF
promedio=0.0
desvmin=0.0
desvmax=0.0
desv=0.0
desv1=0.0
sumatoria=0
j=0
END DO

!*****!
>>> ESCRITURA DE LOS DATOS <<<
!*****!
j=0
DO k=1, m

IF(banderaQA2(k).EQ.0) THEN
j=j+1
banderaQA(k)=banderaQA2(k)
END IF

END DO

WRITE(8, 26) j
26  FORMAT(2/, 'EL NUMERO TOTAL DE VALORES
FUERA DE RANGO HASTA LA ETAPA DE
IDENTIFICACION PARA QA SON:', I5, 2/)

WRITE(6, *) 'TERMINA LA IDENTIFICACION EN
QA'
!*****!
>>> PROCESO PARA IDENTIFICAR LOS DATOS
ERRONEOS DE QB <<<
!*****!
contadorJ=0
x=0
c=0
sumatoria=0
j=0

DO a=1, m
!*RECORRIDO DE LAS MEDICIONES HACIA ATRAS
DO b=1, Noeleprom

c=a-(672*b)

IF(c.GT.0 .AND. banderaQB(c).EQ.1) THEN
j=j+1
sumatoria=sumatoria+QBm(c)
identifdata(j)=QBm(c)
identifmarca(j)=c
END IF
!RECORRIDO DE LAS MEDICIONES HACIA ADELANTE
c=a+(672*b)

IF((c.LT.m+1) .AND. banderaQB(c).EQ.1) THEN
j=j+1
sumatoria=sumatoria+QBm(c)
identifdata(j)=QBm(c)
identifmarca(j)=c
END IF

END DO
!***CALCULO DE LAS DESVIACIONES ESTANDAR
promedio=sumatoria/j
desv=0
desv1=0

DO k=1, j
desv1=(identifdata(k)-
promedio)*(identifdata(k)-promedio)
desv=desv+desv1
END DO

desv=desv/j      !*****calculo de la
desv****
desv=sqrt(desv)

!*****>>> DESVIACIONES ESTANDAR <<<<<*****

desvmax=promedio+(2*desv)

```

```

desvmin=promedio-(2*desv)

IF(QBm(a).GT.desvmax .OR.
QBm(a).LT.desvmin)THEN !EL VALOR ESTA FUERA
DE LAS DESVIACIONES ESTANDAR
!*****
!*****BANDERAS*****
!*****
!banderaQB(a)=0
banderaQB2(a)=0

END IF

promedio=0.0
desvmin=0.0
desvmax=0.0
desv=0.0
desv1=0.0
sumatoria=0
j=0

END DO
!*****
>>> ESCRITURA DE LOS DATOS <<<
!*****
j=0
DO k=1, m

IF(banderaQB2(k).EQ.0)THEN
j=j+1
END IF

END DO

WRITE(8,27) j
27 FORMAT(2/, 'EL NUMERO TOTAL DE VALORES
FUERA DE RANGO HASTA LA ETAPA DE
IDENTIFICACION PARA QB SON:',I5,2/)

WRITE(6,*) 'TERMINA LA IDENTIFICACION EN
QB'
!*****
>>> PROCESO PARA IDENTIFICAR LOS DATOS
ERRONEOS DE QC <<<
!*****
contadorJ=0
x=0
c=0
sumatoria=0
j=0

DO a=1, m
!***RECORRIDO DE LAS MEDICIONES HACIA ATRAS
DO b=1, Noeleprom

c=a-(672*b)

IF(c.GT.0 .AND. banderaQC(c).EQ.1)THEN
j=j+1
sumatoria=sumatoria+QCm(c)
identifdata(j)=QCm(c)
identifmarca(j)=c
END IF
! RECORRIDO DE LAS MEDICIONES HACIA
ADELANTE
c=a+(672*b)

IF((c.LT.m+1) .AND. banderaQC(c).EQ.1)THEN
j=j+1
sumatoria=sumatoria+QCm(c)
identifdata(j)=QCm(c)
identifmarca(j)=c
END IF
END DO
!***CALCULO DE LAS DESVIACIONES ESTANDAR
promedio=sumatoria/j
desv=0
desv1=0

DO k=1, j
desv1=(identifdata(k)-
promedio)*(identifdata(k)-promedio)
desv=desv+desv1
END DO

desv=desv/j !****calculo de la
desv*****
desv=sqrt(desv)
!****>>> DESVIACIONES ESTANDAR <<<<<****
desvmax=promedio+(2*desv)
desvmin=promedio-(2*desv)

IF(QCm(a).GT.desvmax .OR.
QCm(a).LT.desvmin)THEN !EL VALOR ESTA FUERA
DE LAS DESVIACIONES ESTANDAR
!*****
!*****BANDERAS*****
!*****
!banderaQC(a)=0
banderaQC2(a)=0
END IF

promedio=0.0
desvmin=0.0
desvmax=0.0
desv=0.0
desv1=0.0
sumatoria=0
j=0
END DO
!*****
>>> ESCRITURA DE LOS DATOS <<<
!*****
j=0
DO k=1, m

IF(banderaQC2(k).EQ.0)THEN
j=j+1
banderaQC(k)=banderaQC2(k)
END IF
END DO

WRITE(8,28) j
28 FORMAT(2/, 'EL NUMERO TOTAL DE VALORES
FUERA DE RANGO HASTA LA ETAPA DE
IDENTIFICACION PARA QC SON:',I5,2/)
WRITE(6,*) 'TERMINA LA IDENTIFICACION EN
QC'
WRITE(6,30)
30 FORMAT(' >> TERMINA LA RUTINA PARA
IDENTIFICAR LOS DATOS ERRONEOS')

PAUSE 'ENTER PARA CONTINUAR'
END SUBROUTINE IDENTIFICA

```

Subrutina PRESUST.

Si los valores identificados como erróneos son *aislados* (entiéndase por aislados que existen solo uno, dos y hasta tres valores erróneos consecutivos entre valores adecuados), se realiza un promedio con los 3 valores anteriores y posteriores considerados como adecuados para sustituirlos y se coloca 1 en la posición que corresponde en el vector Bandera (.); para los valores erróneos consecutivos que se agrupan en una cantidad igual o mayor a 4 se sustituyen por medio de la rutina mostrada en la figura B.6, más adelante se presenta su código.

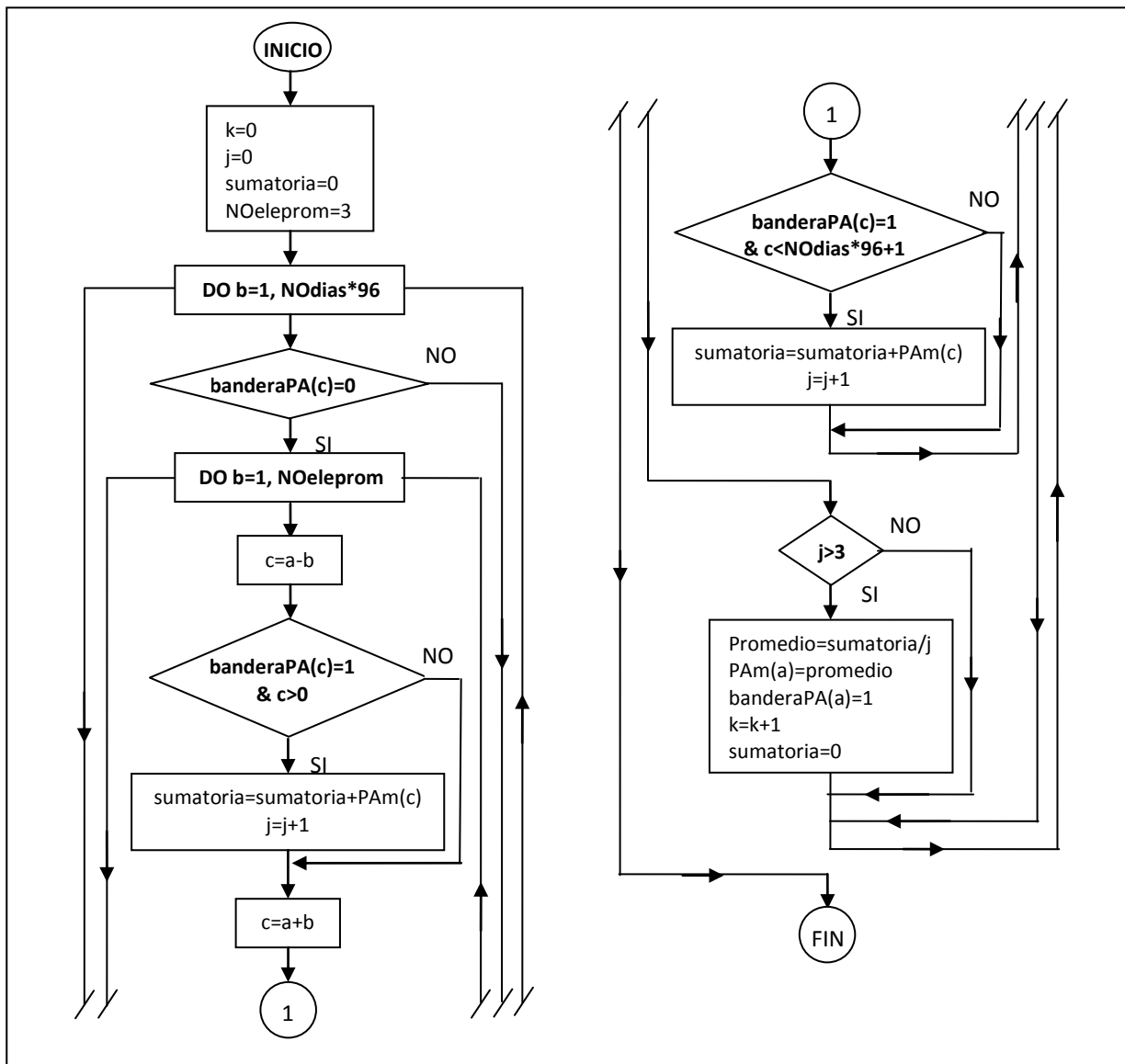


Figura B.6. Diagrama de flujo de la rutina *PRESUST.*

Subrutina PRESUST. Reemplaza valores detectados como erróneos cuando estos no son más de tres consecutivos.

```

SUBROUTINE PRESUST

USE mData01

IMPLICIT NONE

INTEGER :: a, b, c, k, j, idmarca(10)
REAL :: sumatoria, Noeleeprom, promedio,
iddata(10)
!*****
! >>>> COMIENZA LA RUTINA <<<<
!*****
WRITE(6,10)
10 FORMAT(2/, ' >> COMIENZA LA RUTINA DE
PRE-SUSTITUCION DE DATOS ERRONEOS')
!*****
>>> RUTINA PARA LA SUSTITUCION DE VALORES
<<<<
!*****
Noeleeprom=3 !Noeleeprom = numero de
elementos para realizar el promedio para
sustituir valores
!*****
>>> PRE-SUSTITUCION DE VALORES DE PA <<<<
!*****
k=0
j=0
sumatoria=0
DO a=1, m
!*RECORRIDO DE LAS MEDICIONES HACIA ATRAS
IF(banderaPA(a).EQ.0) THEN
DO b=1, Noeleeprom
c=a-b
IF(c.GT.0 .AND. banderaPA(c).EQ.1) THEN
j=j+1
sumatoria=sumatoria+XtM(c)
iddata(j)=XtM(c)
idmarca(j)=c
END IF
! RECORRIDO DE LAS MEDICIONES HACIA
ADELANTE
c=a+b
IF(c.LT.m+1 .AND. banderaPA(c).EQ.1) THEN
j=j+1
sumatoria=sumatoria+XtM(c)
iddata(j)=XtM(c)
idmarca(j)=c
END IF
END DO
IF(j.GT.3) THEN
promedio=sumatoria/j
XtM(a)=promedio
!banderaPA(a)=1
banderaPA2(a)=1
k=k+1
sumatoria=0
j=0
END IF
END IF
END DO
WRITE(8,23) k
23 FORMAT(2/, 'EL NUMERO TOTAL DE VALORES
CALCULADOS EN LA ETAPA DE PRE-SUSTITUCION
PARA PA SON:', I5, 2/)
WRITE(6,*) 'TERMINA LA IDENTIFICACION EN
PA'

```

```

!*****
>>> SUSTITUCION DE VALORES DE PB <<<<
!*****
k=0
j=0
sumatoria=0
DO a=1, m
! RECORRIDO DE LAS MEDICIONES HACIA ATRAS
IF(banderaPB(a).EQ.0) THEN
DO b=1, Noeleeprom
c=a-b
IF(c.GT.0 .AND. banderaPB(c).EQ.1) THEN
j=j+1
sumatoria=sumatoria+PBm(c)
iddata(j)=PBm(c)
idmarca(j)=c
END IF
! RECORRIDO DE LAS MEDICIONES HACIA
ADELANTE
c=a+b
IF(c.LT.m+1 .AND. banderaPB(c).EQ.1) THEN
j=j+1
sumatoria=sumatoria+PBm(c)
iddata(j)=PBm(c)
idmarca(j)=c
END IF
END DO
IF(j.GT.3) THEN
promedio=sumatoria/j
PBm(a)=promedio
!banderaPB(a)=1
banderaPB2(a)=1
k=k+1
sumatoria=0
j=0
END IF
END IF
END DO
WRITE(8,24) k
24 FORMAT(2/, 'EL NUMERO TOTAL DE VALORES
CALCULADOS EN LA ETAPA DE PRE-SUSTITUCION
PARA PB SON:', I5, 2/)
WRITE(6,*) 'TERMINA LA IDENTIFICACION EN
PB'
!*****
>>> SUSTITUCION DE VALORES DE PC <<<<
!*****
k=0
j=0
sumatoria=0
DO a=1, m
! RECORRIDO DE LAS MEDICIONES HACIA ATRAS
IF(banderaPC(a).EQ.0) THEN
DO b=1, Noeleeprom
c=a-b
IF(c.GT.0 .AND. banderaPC(c).EQ.1) THEN
j=j+1
sumatoria=sumatoria+PCm(c)
iddata(j)=PCm(c)
idmarca(j)=c
END IF
! RECORRIDO DE LAS MEDICIONES HACIA
ADELANTE
c=a+b
IF(c.LT.m+1 .AND. banderaPC(c).EQ.1) THEN
j=j+1
sumatoria=sumatoria+PCm(c)
iddata(j)=PCm(c)
idmarca(j)=c
END IF
END DO

```



```

IF(j.GT.3) THEN
promedio=sumatoria/j
PCm(a)=promedio
!banderaPC(a)=1
banderaPC2(a)=1
k=k+1
sumatoria=0
j=0
END IF
END IF
END DO
WRITE(8,25) k
25 FORMAT(2/, 'EL NUMERO TOTAL DE VALORES
CALCULADOS EN LA ETAPA DE PRE-SUSTITUCION
PARA PC SON:', I5,2/)
WRITE(6,*) 'TERMINA LA IDENTIFICACION EN
PC'
!*****!
>>> SUSTITUCION DE VALORES DE QA <<<
!*****!
k=0
j=0
sumatoria=0
DO a=1, m
! RECORRIDO DE LAS MEDICIONES HACIA ATRAS
IF(banderaQA(a).EQ.0) THEN
DO b=1, Noeleprom
c=a-b
IF(c.GT.0 .AND. banderaQA(c).EQ.1) THEN
j=j+1
sumatoria=sumatoria+QAm(c)
iddata(j)=QAm(c)
idmarca(j)=c
END IF
! RECORRIDO DE LAS MEDICIONES HACIA
ADELANTE
c=a+b
IF(c.LT.m+1 .AND. banderaQA(c).EQ.1) THEN
j=j+1
sumatoria=sumatoria+QAm(c)
iddata(j)=QAm(c)
idmarca(j)=c
END IF
END DO
IF(j.GT.3) THEN
promedio=sumatoria/j
QAm(a)=promedio
!banderaQA(a)=1
banderaQA2(a)=1
k=k+1
sumatoria=0
j=0
END IF
END IF
END DO
WRITE(8,26) k
26 FORMAT(2/, 'EL NUMERO TOTAL DE VALORES
CALCULADOS EN LA ETAPA DE PRE-SUSTITUCION
PARA QA SON:', I5,2/)
WRITE(6,*) 'TERMINA LA IDENTIFICACION EN
QA'
!*****!
>>> SUSTITUCION DE VALORES DE QB <<<
!*****!
k=0
j=0
sumatoria=0
DO a=1, m
! RECORRIDO DE LAS MEDICIONES HACIA ATRAS
IF(banderaQB(a).EQ.0) THEN
DO b=1, Noeleprom
c=a-b
IF(c.GT.0 .AND. banderaQB(c).EQ.1) THEN
j=j+1
sumatoria=sumatoria+QBm(c)
iddata(j)=QBm(c)
idmarca(j)=c
END IF
! RECORRIDO DE LAS MEDICIONES HACIA
ADELANTE
c=a+b
IF(c.LT.m+1 .AND. banderaQB(c).EQ.1) THEN
j=j+1
sumatoria=sumatoria+QBm(c)
iddata(j)=QBm(c)
idmarca(j)=c
END IF
END DO
IF(j.GT.3) THEN
promedio=sumatoria/j
QBm(a)=promedio
!banderaQB(a)=1
banderaQB2(a)=1
k=k+1
sumatoria=0
j=0
END IF
END IF
END DO
WRITE(8,27) k
27 FORMAT(2/, 'EL NUMERO TOTAL DE VALORES
CALCULADOS EN LA ETAPA DE PRE-SUSTITUCION
PARA QB SON:', I5,2/)
WRITE(6,*) 'TERMINA LA IDENTIFICACION EN
QB'
!*****!
>>> SUSTITUCION DE VALORES DE QC <<<
!*****!
k=0
j=0
sumatoria=0
DO a=1, m
! RECORRIDO DE LAS MEDICIONES HACIA ATRAS
IF(banderaQC(a).EQ.0) THEN
DO b=1, Noeleprom
c=a-b
IF(c.GT.0 .AND. banderaQC(c).EQ.1) THEN
j=j+1
sumatoria=sumatoria+Qcm(c)
iddata(j)=Qcm(c)
idmarca(j)=c
END IF
! RECORRIDO DE LAS MEDICIONES HACIA
ADELANTE
c=a+b
IF(c.LT.m+1 .AND. banderaQC(c).EQ.1) THEN
j=j+1
sumatoria=sumatoria+Qcm(c)
iddata(j)=Qcm(c)
idmarca(j)=c
END IF
END DO
IF(j.GT.3) THEN
promedio=sumatoria/j
Qcm(a)=promedio
!banderaQC(a)=1
banderaQC2(a)=1
k=k+1
sumatoria=0
j=0
END IF
END IF
END DO

```

```

END DO
WRITE (8,28) k
28  FORMAT (2/, 'EL NUMERO TOTAL DE VALORES
CALCULADOS EN LA ETAPA DE PRE-SUSTITUCION
PARA QC SON:', I5, 2/)
WRITE (6, *) 'TERMINA LA IDENTIFICACION EN
QC'
!*****!
>>>>  IGUALAR LAS BANDERAS  <<<<
!*****!
DO k=1, m

IF (banderaPA2 (k) .EQ.1) THEN
banderaPA (k)=banderaPA2 (k)
END IF
IF (banderaPB2 (k) .EQ.1) THEN
banderaPB (k)=banderaPB2 (k)
END IF
IF (banderaPC2 (k) .EQ.1) THEN
banderaPC (k)=banderaPC2 (k)

END IF
banderaQA (k)=banderaQA2 (k)
END IF
IF (banderaQB2 (k) .EQ.1) THEN
banderaQB (k)=banderaQB2 (k)
END IF
IF (banderaQC2 (k) .EQ.1) THEN
banderaQC (k)=banderaQC2 (k)
END IF

END DO

WRITE (6,20)
20  FORMAT (' >> TERMINA LA RUTINA DE PRE-
SUSTITUCION DE DATOS ERRONEOS')

PAUSE 'ENTER PARA CONTINUAR'

END SUBROUTINE PRESUST

```

Subrutina SUSTITUYE.

En este bloque, se procede a sustituir todos los valores que tienen asignado un valor 0 en el vector Bandera (.), se realiza un promedio utilizando los 5 valores anteriores y posteriores correspondientes a la misma hora y al mismo día de la semana y que tengan valor 1 en el vector Bandera (.). Esta subrutina se realiza de acuerdo al procedimiento señalado en la figura B.7.

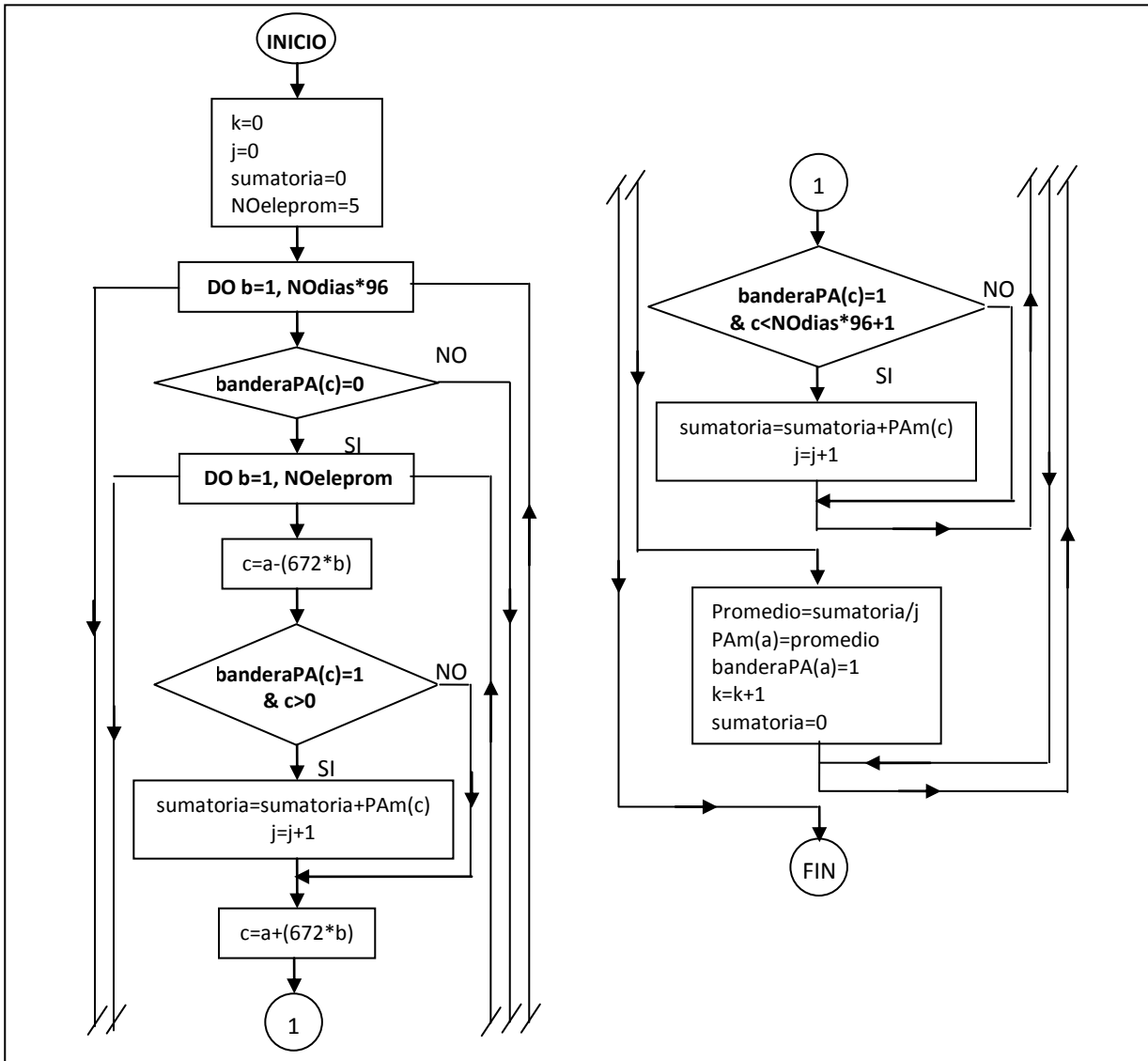


Figura B.7. Diagrama de flujo de la rutina *SUSTITUYE*.

Subrutina *SUSTITUYE*. Reemplaza el resto de valores considerados como erróneos.

SUBROUTINE SUSTITUYE

USE mData01

IMPLICIT NONE

INTEGER :: a, b, c, k, j, idmarca(10)
REAL :: sumatoria, Noeleprom, promedio,
 iddata(10)

!*****
 ! >>>> COMIENZA LA RUTINA <<<<
 !*****

WRITE (6,10)
 10 **FORMAT** (2/, ' >> COMIENZA LA RUTINA PARA
 SUSTITUIR LOS DATOS ERRONEOS')

!*****!

>>> RUTINA PARA LA SUSTITUCION DE VALORES
 <<<<

!*****!
 Noeleprom=6 !Noeleprom = numero de
 elementos para realizar el promedio para
 sustituir valores

!*****!

>>> SUSTITUCION DE VALORES DE PA <<<<

!*****!

k=0
 j=0
 sumatoria=0

DO a=1, m

! RECORRIDO DE LAS MEDICIONES HACIA ATRAS
IF (banderaPA(a).EQ.0) **THEN**

DO b=1, Noeleprom

c=a- (672*b)

```

IF(c.GT.0 .AND. banderaPA(c).EQ.1) THEN
j=j+1
sumatoria=sumatoria+XtM(c)
iddata(j)=XtM(c)
idmarca(j)=c
END IF
! RECORRIDO DE LAS MEDICIONES HACIA
ADELANTE
c=a+(672*b)

IF(c.LT.m+1 .AND. banderaPA(c).EQ.1) THEN
j=j+1
sumatoria=sumatoria+XtM(c)
iddata(j)=XtM(c)
idmarca(j)=c
END IF

END DO

promedio=sumatoria/j
XtM(a)=promedio
!banderaPA(a)=1
banderaPA2(a)=1
k=k+1
sumatoria=0
j=0

END IF
END DO

WRITE(8,23) k
23 FORMAT(2/, 'EL NUMERO TOTAL DE VALORES
CALCULADOS EN LA ETAPA DE SUSTITUCION PARA
PA SON:', I5,2/)

WRITE(6,*) 'TERMINA LA IDENTIFICACION EN
PA'
!*****!
>>> SUSTITUCION DE VALORES DE PB <<<
!*****!
k=0
j=0
sumatoria=0
DO a=1, m
! RECORRIDO DE LAS MEDICIONES HACIA ATRAS
IF(banderaPB(a).EQ.0) THEN

DO b=1, Noeleprom

c=a-(672*b)

IF(c.GT.0 .AND. banderaPB(c).EQ.1) THEN
j=j+1
sumatoria=sumatoria+PBm(c)
iddata(j)=PBm(c)
idmarca(j)=c
END IF
! RECORRIDO DE LAS MEDICIONES HACIA
ADELANTE
c=a+(672*b)

IF(c.LT.m+1 .AND. banderaPB(c).EQ.1) THEN
j=j+1
sumatoria=sumatoria+PBm(c)
iddata(j)=PBm(c)
idmarca(j)=c
END IF

END DO

promedio=sumatoria/j
PBm(a)=promedio
!banderaPB(a)=1
banderaPB2(a)=1
k=k+1
sumatoria=0
j=0

END IF
END DO

WRITE(8,24) k
24 FORMAT(2/, 'EL NUMERO TOTAL DE VALORES
CALCULADOS EN LA ETAPA DE SUSTITUCION PARA
PB SON:', I5,2/)

WRITE(6,*) 'TERMINA LA IDENTIFICACION EN
PB'
!*****!
>>> SUSTITUCION DE VALORES DE PC <<<
!*****!
k=0
j=0
sumatoria=0
DO a=1, m
! RECORRIDO DE LAS MEDICIONES HACIA ATRAS
IF(banderaPC(a).EQ.0) THEN

DO b=1, Noeleprom

c=a-(672*b)

IF(c.GT.0 .AND. banderaPC(c).EQ.1) THEN
j=j+1
sumatoria=sumatoria+PCm(c)
iddata(j)=PCm(c)
idmarca(j)=c
END IF
! RECORRIDO DE LAS MEDICIONES HACIA
ADELANTE
c=a+(672*b)

IF(c.LT.m+1 .AND. banderaPC(c).EQ.1) THEN
j=j+1
sumatoria=sumatoria+PCm(c)
iddata(j)=PCm(c)
idmarca(j)=c
END IF

END DO

promedio=sumatoria/j
PCm(a)=promedio
!banderaPC(a)=1
banderaPC2(a)=1
k=k+1
sumatoria=0
j=0

END IF
END DO

WRITE(8,25) k
25 FORMAT(2/, 'EL NUMERO TOTAL DE VALORES
CALCULADOS EN LA ETAPA DE SUSTITUCION PARA
PC SON:', I5,2/)

WRITE(6,*) 'TERMINA LA IDENTIFICACION EN
PC'
!*****!
>>> SUSTITUCION DE VALORES DE QA <<<

```

```

!*****
k=0
j=0
sumatoria=0
DO a=1, m
!*****RECORRIDO DE LAS MEDICIONES HACIA
ATRAS
IF (banderaQA(a).EQ.0) THEN

DO b=1, Noeleprom

c=a- (672*b)

IF (c.GT.0 .AND. banderaQA(c).EQ.1) THEN
j=j+1
sumatoria=sumatoria+QAm(c)
iddata(j)=QAm(c)
idmarca(j)=c
END IF
! RECORRIDO DE LAS MEDICIONES HACIA
ADELANTE
c=a+ (672*b)

IF (c.LT.m+1 .AND. banderaQA(c).EQ.1) THEN
j=j+1
sumatoria=sumatoria+QAm(c)
iddata(j)=QAm(c)
idmarca(j)=c
END IF

END DO

promedio=sumatoria/j
QAm(a)=promedio
!banderaQA(a)=1
banderaQA2(a)=1
k=k+1
sumatoria=0
j=0

END IF
END DO

WRITE (8,26) k
26 FORMAT (2/, 'EL NUMERO TOTAL DE VALORES
CALCULADOS EN LA ETAPA DE SUSTITUCION PARA
QA SON:', I5, 2/)

WRITE (6, *) 'TERMINA LA IDENTIFICACION EN
QA'
!*****
>>> SUSTITUCION DE VALORES DE QB <<<
!*****
k=0
j=0
sumatoria=0
DO a=1, m
! RECORRIDO DE LAS MEDICIONES HACIA ATRAS
IF (banderaQB(a).EQ.0) THEN

DO b=1, Noeleprom

c=a- (672*b)

IF (c.GT.0 .AND. banderaQB(c).EQ.1) THEN
j=j+1
sumatoria=sumatoria+QBm(c)
iddata(j)=QBm(c)
idmarca(j)=c
END IF

END DO

promedio=sumatoria/j
QBm(a)=promedio
!banderaQB(a)=1
banderaQB2(a)=1
k=k+1
sumatoria=0
j=0

END IF
END DO

WRITE (8,27) k
27 FORMAT (2/, 'EL NUMERO TOTAL DE VALORES
CALCULADOS EN LA ETAPA DE SUSTITUCION PARA
QB SON:', I5, 2/)

WRITE (6, *) 'TERMINA LA IDENTIFICACION EN
QB'
!*****
>>> SUSTITUCION DE VALORES DE QC <<<
!*****
k=0
j=0
sumatoria=0
DO a=1, m
! RECORRIDO DE LAS MEDICIONES HACIA ATRAS
IF (banderaQC(a).EQ.0) THEN

DO b=1, Noeleprom

c=a- (672*b)

IF (c.GT.0 .AND. banderaQC(c).EQ.1) THEN
j=j+1
sumatoria=sumatoria+QCm(c)
iddata(j)=QCm(c)
idmarca(j)=c
END IF

END DO

promedio=sumatoria/j
QCm(a)=promedio
!banderaQC(a)=1
banderaQC2(a)=1
k=k+1
sumatoria=0
j=0

END IF
END DO

```

```

END IF
END DO

WRITE(8,28) k
28  FORMAT(2/, 'EL NUMERO TOTAL DE VALORES
CALCULADOS EN LA ETAPA DE SUSTITUCION PARA
QC SON:', I5, 2/)
WRITE(6,*) 'TERMINA LA IDENTIFICACION EN
QC'
!*****!
>>>>  IGUALAR LAS BANDERAS  <<<<
!*****!
DO k=1, m

IF (banderaPA2(k).EQ.1) THEN
banderaPA(k)=banderaPA2(k)
END IF
IF (banderaPB2(k).EQ.1) THEN
banderaPB(k)=banderaPB2(k)
END IF
IF (banderaPC2(k).EQ.1) THEN

banderaPC(k)=banderaPC2(k)
END IF
IF (banderaQA2(k).EQ.1) THEN
banderaQA(k)=banderaQA2(k)
END IF
IF (banderaQB2(k).EQ.1) THEN
banderaQB(k)=banderaQB2(k)
END IF
IF (banderaQC2(k).EQ.1) THEN
banderaQC(k)=banderaQC2(k)
END IF

END DO

WRITE(6,20)
20  FORMAT(' >> TERMINA LA RUTINA PARA
SUSTITUIR LOS DATOS ERRONEOS')

PAUSE 'ENTER PARA CONTINUAR'

END SUBROUTINE SUSTITUYE

```

Subrutina CONVNORMAL.

Esta rutina se encarga de convertir todos los valores, que actualmente están en base logarítmica, a su base original, aplicando una función exponencial para tal efecto. Posteriormente, las series de tiempo que hayan sido alteradas en la rutina CONVLOG serán regresadas a su nivel original, adicionando el valor mínimo encontrado en dicha rutina a todos los valores de la serie de tiempo afectadas, el procedimiento que se desarrolló en esta rutina se muestra en la figura B.8, más adelante se presenta el código desarrollado.

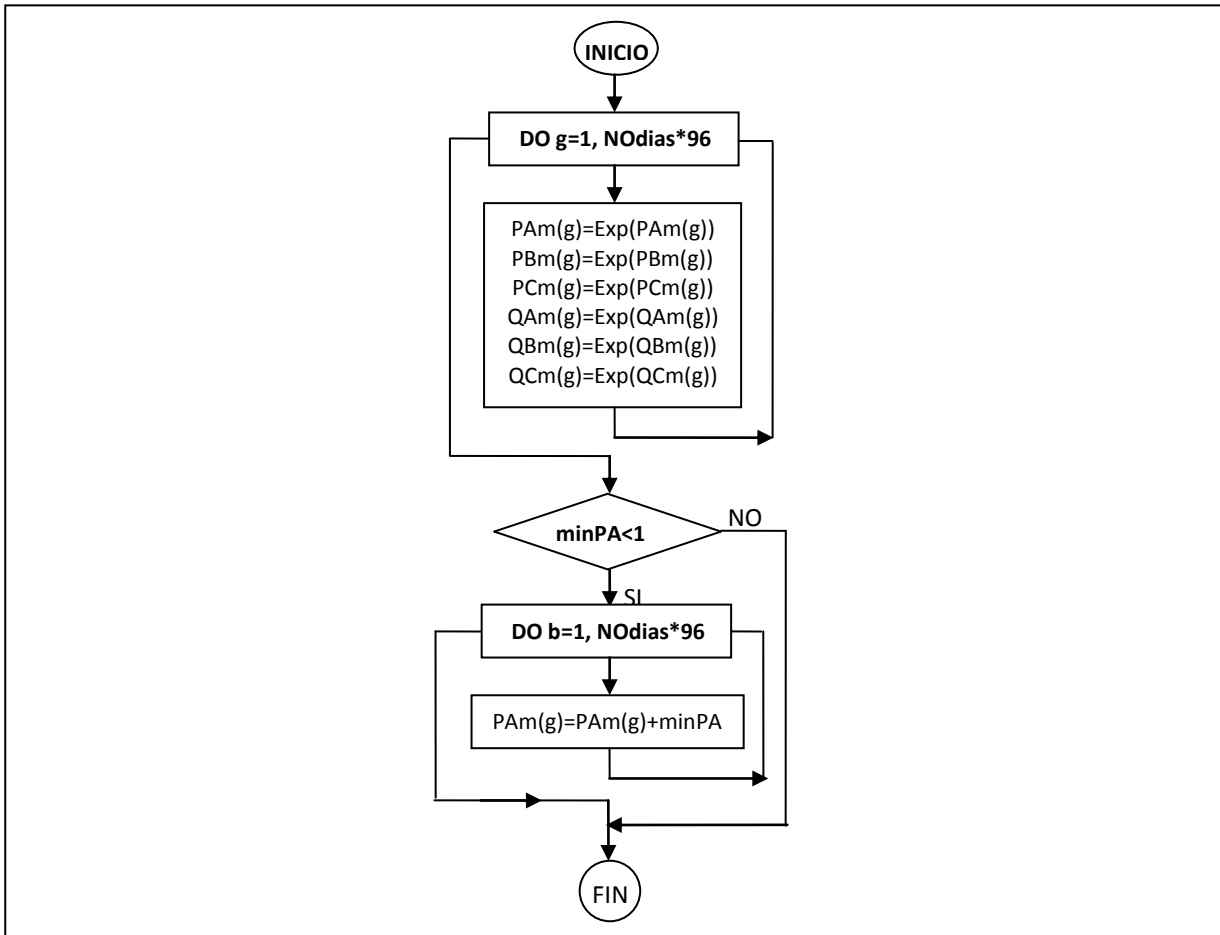


Figura B.8. Diagrama de flujo de la rutina CONVNORMAL.

Subrutina CONVNORMAL. Aplica una exponencial a todos los valores para regresarlos a su base original.

SUBROUTINE CONVNORMAL

USE mData01

IMPLICIT NONE

INTEGER :: g, k

```

!*****
! >>>> LECTURA DE DATOS <<<<
!*****
WRITE (6,10)
10 FORMAT (2/, ' >> COMIENZA LA RUTINA DE
CONVERSION DE DATOS A BASE NORMAL')

```

```

!*****
!>>> CONVERSION DE LA SERIE DE TIEMPO de
BASE LOGARITMICA A LOS DATOS NORMALES <<<
!*****
DO g = 1, m

```

```

XtM(g)=Exp(XtM(g))
PBm(g)=Exp(PBm(g))

```

```

PCm(g)=Exp(PCm(g))
QAm(g)=Exp(QAm(g))
QBm(g)=Exp(QBm(g))
QCm(g)=Exp(QCm(g))

```

END DO

```

!*** REGRESA LOS VALORES A SU NIVEL,
DESPUES DE 'OBLIGARLOS' A SER POSITIVOS
WRITE (6,*)minPA, minPB, minPC, minQA,
minQB, minQC
PAUSE 'ENTER PARA CONTINUAR'

```

```

IF(minPA.LT.0) THEN
WRITE (6,*) 'ENTRO AL MINIMO DE PA'
DO g=1, m
XtM(g)=XtM(g)+minPA
END DO
END IF

```

```

IF(minPB.LT.0) THEN
WRITE (6,*) 'ENTRO AL MINIMO DE PB'
DO g=1, m
PBm(g)=PBm(g)+minPB
END DO
END IF

```

```

IF(minPC.LT.0) THEN
WRITE (6,*) 'ENTRO AL MINIMO DE PC'

```

```
DO g=1, m
PCm(g)=PCm(g)+minPC
END DO
END IF

IF(minQA.LT.0) THEN
WRITE(6,*) 'ENTRO AL MINIMO DE QA'
DO g=1, m
QAm(g)=QAm(g)+minQA+1
END DO
END IF

IF(minQB.LT.0) THEN
WRITE(6,*) 'ENTRO AL MINIMO DE QB'
DO g=1, m
QBm(g)=QBm(g)+minQB+1
END DO
END IF

END DO
END IF

IF(minQC.LT.0) THEN
WRITE(6,*) 'ENTRO AL MINIMO DE QC'
DO g=1, m
QCm(g)=QCm(g)+minQC+1
END DO
END IF

PRINT *, '>> TERMINA CON EXITO LA CONVERSION
A BASE NORMAL'

PAUSE 'ENTER PARA CONTINUAR'

END SUBROUTINE CONVNORMAL
```

Subrutina SUAVIZADO.

Un proceso final que se le aplica a la serie de tiempo es el suavizado, se refiere a un promedio móvil de rango 3, esto con el fin de reducir variaciones importantes en datos consecutivos que no representen el comportamiento normal de la serie de tiempo.

Un promedio móvil de rango 3 se refiere a obtener la media de tres valores en una caminata a lo largo de toda la serie, donde el valor del centro de estos tres es el que será sustituido por dicho promedio. La literatura especializada recomienda un suavizado de orden 3, debido a que no altera la información propia de la serie de tiempo, un suavizado de orden mayor tiende a eliminar o suavizar demasiado el comportamiento real de dicha serie de tiempo.

En la figura B.9 se presenta el diagrama de flujo de esta rutina y más adelante su código.

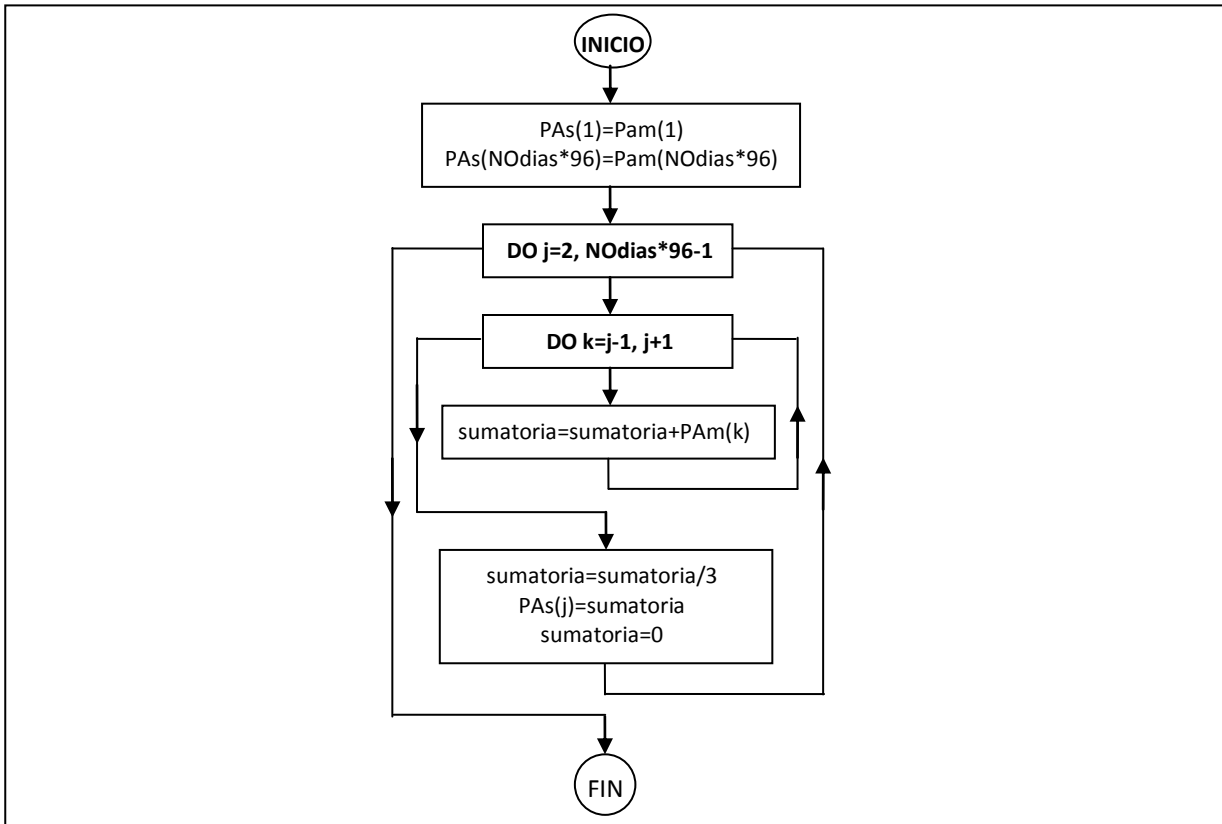


Figura B.9. Diagrama de flujo de la rutina SUAVIZADO.

Subrutina SUAVIZADO. Realiza un suavizado a la serie de tiempo empleando un promedio móvil.

SUBROUTINE SUAVIZADO

USE mData01

IMPLICIT NONE

```

INTEGER :: j, k, sumatoria, XtEntero(m),
PBentero(m), PCentero(m), QAentero(m),
QBentero(m), QCentero(m)
ALLOCATE (XtS(f), PBs(f), PCs(f), QAs(f),
QBs(f), QCs(f))
!*****
! >>>> LECTURA DE DATOS <<<<
!*****
WRITE (6,10)
10 FORMAT (2/, ' >> COMIENZA LA RUTINA DE
SUAVIZADO DE LA SERIE DE TIEMPO')
!*****
!>>> SUAVIZADO DE LA SERIE DE TIEMPO <<<<
!*****
!> SUAVIZADO DE LA SERIE DE TIEMPO DE PA <
!*****
XtS(1)=XtM(1) !anclar los valores de XtS(1)
y Xt(f) que se pierden con el suavizado
XtS(m)=XtM(m)
  
```

```

XtEntero(1)=XtM(1) !anclar los valores de
XtS(1) y Xt(f) que se pierden con el
suavizado
XtEntero(m)=XtM(m)
  
```

```

DO j=2, m-1 !f=serie completa en
reconstrucción
  
```

```

DO k=j-1, j+1
sumatoria=sumatoria+XtM(k)
END DO
  
```

```

sumatoria=sumatoria/3
XtS(j)=sumatoria
XtEntero(j)=XtS(j)
sumatoria=0
END DO
  
```

```

WRITE (6,*) 'TERMINA EL SUAVIZADO DE PA'
!*****
!>SUAVIZADO DE LA SERIE DE TIEMPO DE PB <
!*****
PBs(1)=PBm(1) !anclar los valores de XtS(1)
y Xt(f) que se pierden con el suavizado
PBs(m)=PBm(m)
PBentero(1)=PBm(1) !anclar los valores de
XtS(1) y Xt(f) que se pierden con el
suavizado
PBentero(m)=PBm(m)
  
```

```

DO j=2, m-1 !f=serie completa en
reconstrucción
  
```

```

DO k=j-1, j+1
sumatoria=sumatoria+PBm(k)
END DO

sumatoria=sumatoria/3
PBs(j)=sumatoria
PBentero(j)=PBs(j)
sumatoria=0
END DO

WRITE(6,*) 'TERMINA EL SUAVIZADO DE PB'
!*****!
!> SUAVIZADO DE LA SERIE DE TIEMPO DE PC <
!*****!
PCs(1)=PCm(1) !anclar los valores de XtS(1)
y Xt(f) que se pierden con el suavizado
PCs(m)=PCm(m)
PCentero(1)=PCm(1) !anclar los valores de
XtS(1) y Xt(f) que se pierden con el
suavizado
PCentero(m)=PCm(m)

DO j=2, m-1 !f=serie completa en
reconstrucción

DO k=j-1, j+1
sumatoria=sumatoria+PCm(k)
END DO

sumatoria=sumatoria/3
PCs(j)=sumatoria
PCentero(j)=PCs(j)
sumatoria=0
END DO

WRITE(6,*) 'TERMINA EL SUAVIZADO DE PC'
!*****!
!> SUAVIZADO DE LA SERIE DE TIEMPO DE QA <
!*****!
QAs(1)=QAm(1) !anclar los valores de XtS(1)
y Xt(f) que se pierden con el suavizado
QAs(m)=QAm(m)
QAentero(1)=QAm(1) !anclar los valores de
XtS(1) y Xt(f) que se pierden con el
suavizado
QAentero(m)=QAm(m)

DO j=2, m-1 !f=serie completa en
reconstrucción

DO k=j-1, j+1
sumatoria=sumatoria+QAm(k)
END DO

sumatoria=sumatoria/3
QAs(j)=sumatoria
QAentero(j)=QAs(j)
sumatoria=0
END DO

WRITE(6,*) 'TERMINA EL SUAVIZADO DE QA'
!*****!
!> SUAVIZADO DE LA SERIE DE TIEMPO DE QB <
!*****!
QBs(1)=QBm(1) !anclar los valores de XtS(1)
y Xt(f) que se pierden con el suavizado
QBs(m)=QBm(m)
QBentero(1)=QBm(1) !anclar los valores de
XtS(1) y Xt(f) que se pierden con el
suavizado

QBentero(m)=QBm(m)

DO j=2, m-1 !f=serie completa en
reconstrucción

DO k=j-1, j+1
sumatoria=sumatoria+QBm(k)
END DO

sumatoria=sumatoria/3
QBs(j)=sumatoria
QBentero(j)=QBs(j)
sumatoria=0
END DO

WRITE(6,*) 'TERMINA EL SUAVIZADO DE QB'
!*****!
!> SUAVIZADO DE LA SERIE DE TIEMPO DE QC <
!*****!
QCs(1)=Qcm(1) !anclar los valores de XtS(1)
y Xt(f) que se pierden con el suavizado
QCs(m)=Qcm(m)
QCentero(1)=Qcm(1) !anclar los valores de
XtS(1) y Xt(f) que se pierden con el
suavizado
QCentero(m)=Qcm(m)

DO j=2, m-1 !f=serie completa en
reconstrucción

DO k=j-1, j+1
sumatoria=sumatoria+Qcm(k)
END DO

sumatoria=sumatoria/3
QCs(j)=sumatoria
QCentero(j)=QCs(j)
sumatoria=0
END DO

WRITE(6,*) 'TERMINA EL SUAVIZADO DE QC'
!*****!
!>>> ESCRITURA DE LOS RESULTADOS <<<
!*****!
WRITE(9,18)
18
FORMAT(6X,'MARCA',3X,'MEDICION',4X,'FECHA',
5X,'HORA',2X,'WEEKDAY',3X,'PA',8X,'PB',8X,'
PC',8X,'QA',8X,'QB',8X,'QC')

DO k=1, m

WRITE(9,19) k, MARCAM(k), DIAM(k), MESM(k),
ANOM(k), HORAM(k), MINUTOM(k), WEEKDAY(k),
XtS(k), PBs(k), PCs(k), QAs(k), QBs(k),
QCs(k)
19 FORMAT('MARCA(',I5,') =',I5,4X,I2,'-
',I2,'-
',I4,2X,I2,':',I2,4X,I2,4X,F6.1,4X,F6.1,4X,
F6.1,4X,F6.1,4X,F6.1,4X,F6.1)

END DO

WRITE(6,20)
20 FORMAT(' >> TERMINA LA RUTINA DE
SUAVIZADO DE LA SERIE DE TIEMPO')

PAUSE 'ENTER PARA CONTINUAR'

END SUBROUTINE SUAVIZADO

```

B.2. Archivo de entrada.

El archivo de entrada contiene al inicio el número total de días contenidos en la serie y el número total de datos, recordar que el número total de datos no necesariamente es el resultado de multiplicar el número total de días por 96 debido para una serie quinceminutal, y posteriormente la serie de tiempo donde la primera columna es la fecha, la segunda corresponde a la hora en que fue tomada la medición y enseguida la lectura de las potencias activas y reactivas de las tres fases. En la figura B.10 se muestra un segmento del archivo de entrada al programa *Reconstruir*.

987	95257						
2008-01-01	00:00:00	0	0	0	0	0	0
2008-01-01	00:15:00	0	0	0	0	0	0
2008-01-01	00:30:00	0	0	0	0	0	0
2008-01-01	00:45:00	0	0	0	0	0	0
2008-01-01	01:00:00	0	0	0	0	0	0
2008-01-01	01:15:00	0	0	0	0	0	0
2008-01-01	01:30:00	0	0	0	0	0	0
2008-01-01	01:45:00	0	0	0	0	0	0
2008-01-01	02:00:00	0	0	0	0	0	0
2008-01-01	02:15:00	0	0	0	0	0	0
2008-01-01	02:30:00	0	0	0	0	0	0
2008-01-01	02:45:00	0	0	0	0	0	0
2008-01-01	03:00:00	0	0	0	0	0	0
2008-01-01	03:15:00	0	0	0	0	0	0
2008-01-01	03:30:00	0	0	0	0	0	0
2008-01-01	03:45:00	0	0	0	0	0	0
2008-01-01	04:00:00	0	0	0	0	0	0
2008-01-01	04:15:00	0	0	0	0	0	0
2008-01-01	04:30:00	0	0	0	0	0	0
2008-01-01	04:45:00	0	0	0	0	0	0
2008-01-01	05:00:00	0	0	0	0	0	0
2008-01-01	05:15:00	0	0	0	0	0	0
2008-01-01	05:30:00	0	0	0	0	0	0
2008-01-01	05:45:00	0	0	0	0	0	0
2008-01-01	06:00:00	0	0	0	0	0	0
2008-01-01	06:15:00	0	0	0	0	0	0
2008-01-01	06:30:00	0	0	0	0	0	0
2008-01-01	06:45:00	0	0	0	0	0	0
2008-01-01	07:00:00	0	0	0	0	0	0
2008-01-01	07:15:00	0	0	0	0	0	0

Figura B.10. Ejemplo del archivo de entrada al programa Reconstruir.

B.3. Archivo de salida.

La información de salida del programa *Reconstruir* se presenta en dos archivos, en el primero se presenta la cantidad de datos identificados como erróneos y que fueron sustituidos en cada una de las rutinas dedicadas a este fin, en la figura B.11 se muestra este archivo, donde se aprecia que los datos detectados en la etapa de pre-filtro es 10544, enseguida las cantidades de datos que han sido detectados como erróneos hasta la rutina de identificación en cada serie de tiempo, y posteriormente los datos que fueron sustituidos en cada rutina de sustitución.

```
NUMERO DE DÍAS DE LA BASE DE DATOS= 987
i= 95257

EL NUMERO DE VALORES IDENTIFICADOS COMO ERRONEOS EN LA ETAPA DE PRE-FILTRO ES:10544

EL NUMERO TOTAL DE VALORES FUERA DE RANGO HASTA LA ETAPA DE IDENTIFICACION PARA PA SON:20472
EL NUMERO TOTAL DE VALORES FUERA DE RANGO HASTA LA ETAPA DE IDENTIFICACION PARA PB SON:19971
EL NUMERO TOTAL DE VALORES FUERA DE RANGO HASTA LA ETAPA DE IDENTIFICACION PARA PC SON:20176
EL NUMERO TOTAL DE VALORES FUERA DE RANGO HASTA LA ETAPA DE IDENTIFICACION PARA QA SON:19142
EL NUMERO TOTAL DE VALORES FUERA DE RANGO HASTA LA ETAPA DE IDENTIFICACION PARA QB SON:19636
EL NUMERO TOTAL DE VALORES FUERA DE RANGO HASTA LA ETAPA DE IDENTIFICACION PARA QC SON:19718

EL NUMERO TOTAL DE VALORES CALCULADOS EN LA ETAPA DE PRE-SUSTITUCION PARA PA SON: 5202
EL NUMERO TOTAL DE VALORES CALCULADOS EN LA ETAPA DE PRE-SUSTITUCION PARA PB SON: 5147
EL NUMERO TOTAL DE VALORES CALCULADOS EN LA ETAPA DE PRE-SUSTITUCION PARA PC SON: 5391
EL NUMERO TOTAL DE VALORES CALCULADOS EN LA ETAPA DE PRE-SUSTITUCION PARA QA SON: 5460
EL NUMERO TOTAL DE VALORES CALCULADOS EN LA ETAPA DE PRE-SUSTITUCION PARA QB SON: 5083
EL NUMERO TOTAL DE VALORES CALCULADOS EN LA ETAPA DE PRE-SUSTITUCION PARA QC SON: 5753

EL NUMERO TOTAL DE VALORES CALCULADOS EN LA ETAPA DE SUSTITUCION PARA PA SON:15270
EL NUMERO TOTAL DE VALORES CALCULADOS EN LA ETAPA DE SUSTITUCION PARA PB SON:14824
EL NUMERO TOTAL DE VALORES CALCULADOS EN LA ETAPA DE SUSTITUCION PARA PC SON:14785
EL NUMERO TOTAL DE VALORES CALCULADOS EN LA ETAPA DE SUSTITUCION PARA QA SON:13682
EL NUMERO TOTAL DE VALORES CALCULADOS EN LA ETAPA DE SUSTITUCION PARA QB SON:14553
EL NUMERO TOTAL DE VALORES CALCULADOS EN LA ETAPA DE SUSTITUCION PARA QC SON:13965
```

Figura B.11. Ejemplo del primer archivo de salida del programa Reconstruir.

En la figura B.12 se presenta el segundo archivo de salida del programa Reconstruir, son columnas con la información de las series de tiempo, un número consecutivo, un número de medición que va de 1 a 96, la fecha y la hora en que fue tomada la medición, el día de la semana y las mediciones de las potencias activas y reactivas de las tres fases.

MARCA	MEDICION	FECHA	HORA	WEEKDAY	PA	PB	PC	QA	QB	QC
MARCA(1) =	1	1- 1-2008	0: 0	3	563.6	438.6	376.5	-22.7	55.8	-65.2
MARCA(2) =	2	1- 1-2008	0:15	3	544.0	426.0	372.0	-18.0	52.0	-60.0
MARCA(3) =	3	1- 1-2008	0:30	3	526.0	413.0	365.0	-17.0	49.0	-58.0
MARCA(4) =	4	1- 1-2008	0:45	3	512.0	401.0	353.0	-16.0	48.0	-58.0
MARCA(5) =	5	1- 1-2008	1: 0	3	497.0	389.0	349.0	-15.0	46.0	-57.0
MARCA(6) =	6	1- 1-2008	1:15	3	491.0	385.0	347.0	-13.0	46.0	-55.0
MARCA(7) =	7	1- 1-2008	1:30	3	485.0	380.0	351.0	-14.0	45.0	-54.0
MARCA(8) =	8	1- 1-2008	1:45	3	480.0	375.0	343.0	-14.0	41.0	-55.0
MARCA(9) =	9	1- 1-2008	2: 0	3	471.0	367.0	335.0	-15.0	39.0	-56.0
MARCA(10) =	10	1- 1-2008	2:15	3	465.0	362.0	326.0	-15.0	38.0	-57.0
MARCA(11) =	11	1- 1-2008	2:30	3	461.0	358.0	322.0	-17.0	37.0	-60.0
MARCA(12) =	12	1- 1-2008	2:45	3	457.0	354.0	319.0	-19.0	34.0	-62.0
MARCA(13) =	13	1- 1-2008	3: 0	3	454.0	352.0	315.0	-21.0	31.0	-64.0
MARCA(14) =	14	1- 1-2008	3:15	3	450.0	351.0	314.0	-22.0	30.0	-64.0
MARCA(15) =	15	1- 1-2008	3:30	3	448.0	349.0	313.0	-22.0	30.0	-64.0
MARCA(16) =	16	1- 1-2008	3:45	3	448.0	349.0	313.0	-21.0	30.0	-64.0
MARCA(17) =	17	1- 1-2008	4: 0	3	449.0	348.0	312.0	-21.0	29.0	-64.0
MARCA(18) =	18	1- 1-2008	4:15	3	446.0	348.0	311.0	-22.0	27.0	-64.0
MARCA(19) =	19	1- 1-2008	4:30	3	445.0	349.0	313.0	-21.0	25.0	-63.0
MARCA(20) =	20	1- 1-2008	4:45	3	447.0	353.0	315.0	-22.0	26.0	-63.0
MARCA(21) =	21	1- 1-2008	5: 0	3	454.0	358.0	318.0	-20.0	28.0	-62.0
MARCA(22) =	22	1- 1-2008	5:15	3	462.0	364.0	322.0	-21.0	30.0	-61.0
MARCA(23) =	23	1- 1-2008	5:30	3	469.0	373.0	327.0	-20.0	32.0	-61.0
MARCA(24) =	24	1- 1-2008	5:45	3	481.0	385.0	337.0	-21.0	34.0	-59.0
MARCA(25) =	25	1- 1-2008	6: 0	3	499.0	401.0	348.0	-19.0	39.0	-59.0
MARCA(26) =	26	1- 1-2008	6:15	3	524.0	419.0	363.0	-18.0	44.0	-58.0
MARCA(27) =	27	1- 1-2008	6:30	3	548.0	437.0	381.0	-13.0	50.0	-53.0
MARCA(28) =	28	1- 1-2008	6:45	3	563.0	456.0	402.0	-7.0	55.0	-44.0
MARCA(29) =	29	1- 1-2008	7: 0	3	575.0	475.0	424.0	7.0	60.0	-33.0
MARCA(30) =	30	1- 1-2008	7:15	3	591.0	496.0	448.0	7.0	67.0	-24.0
MARCA(31) =	31	1- 1-2008	7:30	3	603.0	512.0	463.0	16.0	76.0	-16.0
MARCA(32) =	32	1- 1-2008	7:45	3	606.0	513.0	469.0	23.0	80.0	-12.0
MARCA(33) =	33	1- 1-2008	8: 0	3	607.0	514.0	473.0	29.0	84.0	-7.0
MARCA(34) =	34	1- 1-2008	8:15	3	622.0	524.0	488.0	37.0	92.0	-3.0
MARCA(35) =	35	1- 1-2008	8:30	3	640.0	543.0	506.0	47.0	102.0	4.0
MARCA(36) =	36	1- 1-2008	8:45	3	648.0	547.0	511.0	53.0	108.0	7.0
MARCA(37) =	37	1- 1-2008	9: 0	3	644.0	543.0	508.0	54.0	108.0	9.0
MARCA(38) =	38	1- 1-2008	9:15	3	648.0	545.0	508.0	54.0	112.0	10.0
MARCA(39) =	39	1- 1-2008	9:30	3	659.0	553.0	524.0	60.0	119.0	13.0
MARCA(40) =	40	1- 1-2008	9:45	3	668.0	558.0	529.0	63.0	125.0	13.0
MARCA(41) =	41	1- 1-2008	10: 0	3	671.0	558.0	536.0	69.0	131.0	16.0
MARCA(42) =	42	1- 1-2008	10:15	3	681.0	563.0	533.0	70.0	135.0	16.0
MARCA(43) =	43	1- 1-2008	10:30	3	682.0	564.0	532.0	74.0	140.0	19.0
MARCA(44) =	44	1- 1-2008	10:45	3	687.0	566.0	525.0	74.0	141.0	17.0
MARCA(45) =	45	1- 1-2008	11: 0	3	678.0	569.0	520.0	75.0	141.0	18.0
MARCA(46) =	46	1- 1-2008	11:15	3	680.0	576.0	523.0	73.0	142.0	19.0
MARCA(47) =	47	1- 1-2008	11:30	3	686.0	580.0	530.0	75.0	141.0	19.0
MARCA(48) =	48	1- 1-2008	11:45	3	688.0	582.0	536.0	72.0	138.0	15.0
MARCA(49) =	49	1- 1-2008	12: 0	3	703.0	596.0	551.0	76.0	141.0	18.0

Figura B.12. Ejemplo del segundo archivo de salida del programa Reconstruir.

Apéndice C. Código del programa HW1a

C.1 Código.

El código completo del programa HW1a realiza el pronóstico de carga empleando el modelo HW con una estacionalidad de tipo aditiva, consta de 33 subrutinas, muchas de ellas son muy similares, con la diferencia de que se utilizan para la potencia activa y reactiva de las tres fases, así que sólo se muestran 11 subrutinas, las que se refieren a la potencia activa de la fase a y las que realizan cálculos para las seis series. Hay otros programas que corresponden a los otros modelos de pronóstico, sólo se incluyó un modelo a manera de ilustración.

Programa *HW1a*. Programa principal.

```
PROGRAM HW1a

USE msimslms
USE msimslc

IMPLICIT NONE

CALL PRESENTA
CALL LEEDATOS
CALL MINIMOS

CALL INICIALIZA

CALL OPTGROSS
CALL OPTIMIZA
CALL HW1ADITIVO
CALL OPTGROSSqa
CALL OPTIMIZAqa
CALL HW1ADITIVOqa
CALL OPTGROSSpb
CALL OPTIMIZApb
CALL HW1ADITIVOpb
CALL OPTGROSSqb
CALL OPTIMIZAqb
CALL HW1ADITIVOqb
CALL OPTGROSSpc
CALL OPTIMIZAPc
CALL HW1ADITIVOpc
CALL OPTGROSSqc
CALL OPTIMIZAqc
CALL HW1ADITIVOqc

CALL REGMIN
CALL LEECALIBRA
CALL CALIBRA

END PROGRAM HW1a
```

Subrutina *PRESENTA*. Realiza la presentación del programa e ingresa los nombres de los archivos de entrada y salida.

```
SUBROUTINE PRESENTA

IMPLICIT NONE

CHARACTER (len=25) :: archdat, archres

WRITE(6,11)
11 FORMAT(1/,15X,'INSTITUTO POLITECNICO
NACIONAL'&
2/,5X,'ESCUELA SUPERIOR DE INGENIERIA
MECANICA Y ELECTRICA'&
2/,23X,'UNIDAD ZACATENCO'&
2/,13X,'SECCION DE ESTUDIOS DE POSGRADO E
INVESTIGACION'&
2/,5X,'ALUMNO: MENDOZA DE LUCIO ERICK
ISRAEL'&
4/,'>>>PROGRAMA DE PRONOSTICO DE CARGA A
CORTO PLAZO EN UNA RED DE DISTRIBUCION
ELECTRICA<<<'&
4/,' >>> MEDIANTE EL METODO DE HOLT-
WINTERS CON ESTACIONALIDAD SENCILLA <<<')

PRINT *, 'ESCRIBE EL NOMBRE DEL ARCHIVO PARA
OBTENER LOS DATOS: '
READ(5,15) archdat
15 FORMAT(A25)
OPEN(UNIT=7, FILE=archdat)

PRINT *, 'ESCRIBE EL NOMBRE DEL ARCHIVO
DONDE ESCRIBIR LOS RESULTADOS: '
READ(5,15) archres
OPEN(UNIT=8, FILE=archres)

PAUSE 'ENTER PARA CONTINUAR'
END SUBROUTINE PRESENTA
```

Subrutina LEEDATOS. Realiza la lectura de los datos del archivo de entrada.

```

SUBROUTINE LEEDATOS

USE mData01

IMPLICIT NONE

INTEGER :: g
INTEGER, ALLOCATABLE :: ANOA(:), MESA(:),
DIAA(:), HORAA(:), ANOB(:), MESB(:),
DIAB(:), HORAB(:), MINA(:), MINB(:)
!*****
! >>>> LECTURA DE DATOS <<<<
!*****

WRITE(6,10)
10 FORMAT(2/, ' >> COMIENZA LA RUTINA DE
LECTURA DE DATOS')

!*****
! >>>> LECTURA DE NODias, NODiasF - Número de
días de la base de datos y Número de días a
pronosticar - <<<<
!*****
READ(7,*) NODias, NODiasF

WRITE(8,13) NODias, NODiasF
13 FORMAT(3/, 5X, 'NUMERO DE DÍAS DE LA BASE
DE DATOS= ', I3, 1/, 5X, &
'NUMERO DE DÍAS A PRONOSTICAR= ', I3)

!*****
! >>>> CALCULO DE i, j y t <<<<
!*****

i= NODias*24*4
j= NODiasF*24*4
t=i+j

ALLOCATE (ANOA(i), MESA(i), DIAA(i),
HORAA(i), ANOB(j), MESB(j), DIAB(j),
HORAB(j), MINA(i), MINB(j))

ALLOCATE (Xt(t), Yt(j), PB(t), PC(t),
QA(t), QB(t), QC(t), PBy(j), PCy(j),
QAY(j), QBy(j), QCy(j))

ALLOCATE (SAm(t), fpSAm(t), SBm(t),
fpSBm(t), SCm(t), fpSCm(t))

WRITE(8,14) i, j, t
14 FORMAT(1/, 5X, 'i= ', I5, 1/, 5X, &
'j= ', I5, 1/, 5X, &
't= ' I5)

!*****
! >>>> LECTURA DE Xt(t) - datos reales de la
serie de tiempo - <<<<
!*****
DO g = 1, i
READ(7,11) DIAA(g), MESA(g), ANOA(g),
HORAA(g), MINA(g), Xt(g), PB(g), PC(g),
QA(g), QB(g), QC(g) !TESIS ITM
11 FORMAT(23X, I2, 1X, I2, 1X, I4, 2X, I2, 1X, I2, 8X,
F8.1, 2X, F8.1, 2X, F8.1, 2X, F8.1, 2X, F8.1, 2X, F8.
1)
END DO

```

```

!*****!
>>> LECTURA DE Yt(t) - datos reales para
comparar el pronóstico - <<<<
!*****!
DO g = 1, j

READ(7,12) DIAB(g), MESB(g), ANOB(g),
HORAB(g), MINB(g), Yt(g), PBy(g), PCy(g),
QAY(g), QBy(g), QCy(g) !TESIS ITM
12 FORMAT(23X, I2, 1X, I2, 1X, I4, 2X, I2, 1X, I2, 8X,
F8.1, 2X, F8.1, 2X, F8.1, 2X, F8.1, 2X, F8.1, 2X, F8.
1)

END DO

PRINT *, '>> TERMINA CON EXITO LA LECTURA DE
DATOS'

END SUBROUTINE LEEDATOS

```

Subrutina MINIMOS. Encuentra el valor mínimo de cada serie, si son negativos los obliga a ser positivos.

```

SUBROUTINE MINIMOS

USE mData01

IMPLICIT NONE

!DECLARACION DE VARIABLES

INTEGER :: g

WRITE(6,30)
30 FORMAT(2/, ' >> COMIENZA LA RUTINA DE
IDENTIFICACION DE MINIMOS MENORES A CERO')

!***IDENTIFICA EL MINIMO (PARA EVITAR QUE
HAYAN NUMEROS NEGATIVOS EN EL CAMBIO A BASE
LOGARITMICA)

minPA=Xt(1)
minPB=PB(1)
minPC=PC(1)
minQA=QA(1)
minQB=QB(1)
minQC=QC(1)

DO g = 1, i

IF(Xt(g).LT.minPA) THEN
minPA=Xt(g)
END IF
IF(PB(g).LT.minPB) THEN
minPB=PB(g)
END IF
IF(PC(g).LT.minPC) THEN
minPC=PC(g)
END IF
IF(QA(g).LT.minQA) THEN
minQA=QA(g)
END IF
IF(QB(g).LT.minQB) THEN
minQB=QB(g)
END IF
IF(QC(g).LT.minQC) THEN
minQC=QC(g)
END IF
END DO

```

```

DO g = 1, j

IF (Yt (g) .LT. minPA) THEN
minPA=Yt (g)
END IF
IF (PBy (g) .LT. minPB) THEN
minPB=PBy (g)
END IF
IF (PCy (g) .LT. minPC) THEN
minPC=PCy (g)
END IF
IF (QAy (g) .LT. minQA) THEN
minQA=QAy (g)
END IF
IF (QBy (g) .LT. minQB) THEN
minQB=QBy (g)
END IF
IF (QCy (g) .LT. minQC) THEN
minQC=QCy (g)
END IF
END DO
!***REVISAS SI ALGUN MINIMO ES MENOR A CERO
WRITE (6,*)minPA, minPB, minPC, minQA,
minQB, minQC

IF (minPA.LT.1) THEN
DO g=1, i
Xt (g)=Xt (g)-minPA+1
END DO
DO g=1, j
Yt (g)=Yt (g)-minPA+1
END DO
END IF

IF (minPB.LT.1) THEN
DO g=1, i
PB (g)=PB (g)-minPB+1
END DO
DO g=1, j
PBy (g)=PBy (g)-minPB+1
END DO
END IF

IF (minPC.LT.1) THEN
DO g=1, i
PC (g)=PC (g)-minPC+1
END DO
DO g=1, j
PCy (g)=PCy (g)-minPC+1
END DO
END IF

IF (minQA.LT.1) THEN
DO g=1, i
QA (g)=QA (g)-minQA+1
END DO
DO g=1, j
QAy (g)=QAy (g)-minQA+1
END DO
END IF

IF (minQB.LT.1) THEN
DO g=1, i
QB (g)=QB (g)-minQB+1
END DO
DO g=1, j
QBy (g)=QBy (g)-minQB+1
END DO
END IF

IF (minQC.LT.1) THEN

```

```

DO g=1, i
QC (g)=QC (g)-minQC+1
END DO
DO g=1, j
QCy (g)=QCy (g)-minQC+1
END DO
END IF

WRITE (6,*)minPA, minPB, minPC, minQA,
minQB, minQC

PRINT *, '>> TERMINA LA RUTINA PARA
ENCONTRAR LOS MINIMOS MENORES A CERO'

END SUBROUTINE MINIMOS

Subrutina INICIALIZA. Inicializa los términos de
nivel, tendencia y estacionalidad.

SUBROUTINE INICIALIZA

USE mDATA01

IMPLICIT NONE

INTEGER :: m
ALLOCATE (Ftm1PA (t), Ntm1PA (t), Ttm1PA (t),
Em1PA (t), MAPEm1PA (t))
ALLOCATE (Ftm1QA (t), Ntm1QA (t), Ttm1QA (t),
Em1QA (t), MAPEm1QA (t))
ALLOCATE (Ftm1PB (t), Ntm1PB (t), Ttm1PB (t),
Em1PB (t), MAPEm1PB (t))
ALLOCATE (Ftm1QB (t), Ntm1QB (t), Ttm1QB (t),
Em1QB (t), MAPEm1QB (t))
ALLOCATE (Ftm1PC (t), Ntm1PC (t), Ttm1PC (t),
Em1PC (t), MAPEm1PC (t))
ALLOCATE (Ftm1QC (t), Ntm1QC (t), Ttm1QC (t),
Em1QC (t), MAPEm1QC (t))

WRITE (6,30)
30 FORMAT (2/, ' >> COMIENZA LA RUTINA
INICIALIZACION DEL MODELO HW1ADITIVO')

!*****
!>>> MODELO DE HOLT-WINTERS CON
ESTACIONALIDAD sencilla DE TIPO ADITIVO<<<
!*****
!*****
!>>>INICIALIZACION DE VARIABLES PARA PA<<<
!*****
Sml = 96 !1 DIA
Ntm1tPA = 0.0
Ttm1tPA = 0.0
!*****
!>>>INICIALIZACION DEL METODO PARA PA<<<
!*****
DO m = 1, Sml ! Sml=96
Ntm1tPA = Ntm1tPA + Xt (m)
Ttm1tPA = Ttm1tPA + (Xt (m+Sml)-Xt (m))
END DO

Ntm1PA (Sml) = Ntm1tPA / Sml
Ttm1PA (Sml) = Ttm1tPA / (Sml * Sml)
!*****
!>>>INICIALIZACION DE LOS TERMINOS DE
ESTACIONALIDAD PARA PA<<<
!*****
DO m = 1, Sml ! Sml=96
Em1PA (m) = Xt (m) / Ntm1PA (Sml)
END DO

```



```

PRINT *, '>> TERMINA LA RUTINA DE
INICIALIZACION DEL MODELO HWIADITIVO PARA
PA'
!*****!
>>>INICIALIZACION DE VARIABLES PARA QA<<<
!*****!
Sm1 = 96          !1 DIA
NtmtQA = 0.0
TtmtQA = 0.0
!*****!
!>>> INICIALIZACION DEL METODO PARA QA <<<
!*****!
DO m = 1, Sm1    ! Sm1=96
NtmtQA = NtmtQA + QA(m)
TtmtQA = TtmtQA + (QA(m+Sm1)-QA(m))
END DO

NtmtQA(Sm1) = NtmtQA / Sm1
TtmtQA(Sm1) = TtmtQA / (Sm1 * Sm1)
!*****!
!>>> INICIALIZACION DE LOS TERMINOS DE
ESTACIONALIDAD PARA QA <<<
!*****!
DO m = 1, Sm1    ! Sm1=96
Em1QA(m) = QA(m) / NtmtQA(Sm1)
END DO

PRINT *, '>> TERMINA LA RUTINA DE
INICIALIZACION DEL MODELO HWIADITIVO PARA
QA'
!*****!
>>>INICIALIZACION DE VARIABLES PARA PB<<<
!*****!
NtmtPB = 0.0
TtmtPB = 0.0
!*****!
!>>>INICIALIZACION DEL METODO PARA PB<<<
!*****!
DO m = 1, Sm1    ! Sm1=96
NtmtPB = NtmtPB + PB(m)
TtmtPB = TtmtPB + (PB(m+Sm1)-PB(m))
END DO

NtmtPB(Sm1) = NtmtPB / Sm1
TtmtPB(Sm1) = TtmtPB / (Sm1 * Sm1)
!*****!
>>>INICIALIZACION DE LOS TERMINOS DE
ESTACIONALIDAD PARA PB<<<
!*****!
DO m = 1, Sm1    ! Sm1=96
Em1PB(m) = PB(m) / NtmtPB(Sm1)
END DO

PRINT *, '>> TERMINA LA RUTINA DE
INICIALIZACION DEL MODELO HWIADITIVO PARA
PB'
!*****!
>>>INICIALIZACION DE VARIABLES PARA QB<<<
!*****!
NtmtQB = 0.0
TtmtQB = 0.0
!*****!
!>>> INICIALIZACION DEL METODO PARA QB <<<
!*****!
DO m = 1, Sm1    ! Sm1=96
NtmtQB = NtmtQB + QB(m)
TtmtQB = TtmtQB + (QB(m+Sm1)-QB(m))
END DO

NtmtQB(Sm1) = NtmtQB / Sm1
TtmtQB(Sm1) = TtmtQB / (Sm1 * Sm1)
!*****!
!>>>INICIALIZACION DE LOS TERMINOS DE
ESTACIONALIDAD PARA QB<<<
!*****!
DO m = 1, Sm1    ! Sm1=96
Em1QB(m) = QB(m) / NtmtQB(Sm1)
END DO

PRINT *, '>> TERMINA LA RUTINA DE
INICIALIZACION DEL MODELO HWIADITIVO PARA
QB'
!*****!
>>>INICIALIZACION DE VARIABLES PARA PC<<<
!*****!
NtmtPC = 0.0
TtmtPC = 0.0
!*****!
!>>> INICIALIZACION DEL METODO PARA PC <<<
!*****!
DO m = 1, Sm1    ! Sm1=96
NtmtPC = NtmtPC + PC(m)
TtmtPC = TtmtPC + (PC(m+Sm1)-PC(m))
END DO

NtmtPC(Sm1) = NtmtPC / Sm1
TtmtPC(Sm1) = TtmtPC / (Sm1 * Sm1)
!*****!
!>>> INICIALIZACION DE LOS TERMINOS DE
ESTACIONALIDAD PARA PC <<<
!*****!
DO m = 1, Sm1    ! Sm1=96
Em1PC(m) = PC(m) / NtmtPC(Sm1)
END DO

PRINT *, '>> TERMINA LA RUTINA DE
INICIALIZACION DEL MODELO HWIADITIVO PARA
PC'
!*****!
>>> INICIALIZACION DE VARIABLES PARA QC <<<
!*****!
NtmtQC = 0.0
TtmtQC = 0.0
!*****!
!>>> INICIALIZACION DEL METODO PARA QC <<<
!*****!
DO m = 1, Sm1    ! Sm1=96
NtmtQC = NtmtQC + QC(m)
TtmtQC = TtmtQC + (QC(m+Sm1)-QC(m))
END DO

NtmtQC(Sm1) = NtmtQC / Sm1
TtmtQC(Sm1) = TtmtQC / (Sm1 * Sm1)
!*****!
!>>> INICIALIZACION DE LOS TERMINOS DE
ESTACIONALIDAD PARA QC <<<
!*****!
DO m = 1, Sm1    ! Sm1=96
Em1QC(m) = QC(m) / NtmtQC(Sm1)
END DO

PRINT *, '>> TERMINA LA RUTINA DE
INICIALIZACION DEL MODELO HWIADITIVO PARA
QC'

PRINT *, '>> TERMINA LA RUTINA DE
INICIALIZACION DEL MODELO HWIADITIVO'

END SUBROUTINE INICIALIZA

```

Subrutina OPTGROSS. Rutina de optimización de recorrido de valores para encontrar los índices de nivel, tendencia y estacionalidad.

```

SUBROUTINE OPTGROSS

USE mData01

IMPLICIT NONE

INTEGER :: m, n, e, contador
REAL :: indOpt, a, b, c, x, y, z

WRITE (6,30)
30 FORMAT (2/, ' >> COMIENZA LA RUTINA
OPTGROSS')
WRITE (8,31)
31 FORMAT (2/, 6X, ' >>> METODO DE HOLT-
WINTERS DE TIPO ADITIVO CON ESTACIONALIDAD
SENCILLA <<<')
!>>>INICIALIZACION DE VARIABLES
Sm1 = 96 !1 DIA
MAPEm1PA = 0.0
!*****
!>>>MODELO DE HOLT-WINTERS CON
ESTACIONALIDAD sencilla DE TIPO ADITIVO<<<
!*****
e=0
DO a=0, 10
IEm1PA=a/10

DO b=0, 10
INm1PA=b/10

DO c=0, 10
ITm1PA=c/10

e=e+1
!*****
!>>> DESARROLLO DEL MODELO <<<
!*****
DO m = Sm1+ 1 , i ! Sm1=96 j=672
Ntm1PA(m) = (INm1PA) * (Xt(m) -Em1PA(m-
Sm1)) + (1-INm1PA) * (Ntm1PA(m-1) +Ttm1PA(m-1))
Ttm1PA(m) = (ITm1PA) * (Ntm1PA(m) - Ntm1PA(m-
1)) + (1-ITm1PA) * Ttm1PA(m-1)
Em1PA(m) = (IEm1PA) * (Xt(m) - Ntm1PA(m)) + (1-
IEm1PA) * Em1PA(m-Sm1)
END DO
!*****
!>>> MODELO DE PREDICCIÓN <<<
!*****
n=1
DO m = i+1, t ! Sm1=96 j=672
Ftm1PA(m) = (Ntm1PA(m-1) +Ttm1PA(m-
1)) + (Em1PA(m-Sm1))
Ntm1PA(m) = (INm1PA) * (Ftm1PA(m) -Em1PA(m-
Sm1)) + (1-INm1PA) * (Ntm1PA(m-1) +Ttm1PA(m-1))
Ttm1PA(m) = (ITm1PA) * (Ntm1PA(m) -Ntm1PA(m-
1)) + (1-ITm1PA) * Ttm1PA(m-1)
Em1PA(m) = (IEm1PA) * (Ftm1PA(m) -
Ntm1PA(m)) + (1-IEm1PA) * Em1PA(m-Sm1)
!*****
!>>> CALCULO DE LOS ERRORES,
OPTIMIZACIÓN DE LOS COEFICIENTES <<<
!*****
MAPEm1PA(m) = abs((Yt(n) -
Ftm1PA(m))/Yt(n)) *100)
MAPEt1PA = MAPEt1PA + MAPEm1PA(m)
n=n+1

```

```

END DO
MAPEt1PA = MAPEt1PA/j
IF (e.EQ.1) THEN
indOpt=MAPEt1PA
END IF

IF (MAPEt1PA.LT.indOpt) THEN
indOpt=MAPEt1PA
x=IEm1PA
y=INm1PA
z=ITm1PA
contador=e
END IF

MAPEt1PA = 0.0
END DO
END DO
END DO

IEm1PA=x
INm1PA=y
ITm1PA=z

WRITE (8,45) IndOpt, IEm1PA, INm1PA,
ITm1PA, contador, e
45 FORMAT (6X, ' MAPE = ', F10.5, 2X, ' IEm1:
', F6.4, 2X, ' INm1: ', F6.4, 2X, ' ITm1:
', F6.4, 2X, I5, 2X, I5)

PRINT *, '>> TERMINA LA RUTINA OPTGROSSpa'

END SUBROUTINE OPTGROSS

```

Subrutina OPTIMIZA. Rutina de optimización IMSL para encontrar los índices de nivel, tendencia y estacionalidad.

```

SUBROUTINE OPTIMIZA

USE mData01

IMPLICIT NONE

INTEGER N
PARAMETER (N=3)
INTEGER IBTYPE, K, MAXFCN
REAL FTOL, FVALUE, X(N), XGUESS(N), XLB(N),
XUB(N)
EXTERNAL BCPOL, FCN

DATA XGUESS/0.0, 0.0, 1.0/, XLB/0.0E0,
0.0E0, 0.0E0/, XUB/1.0E0, 1.0E0, 1.0E0/

FTOL = 1.0E-5
IBTYPE = 0
MAXFCN = 3000

CALL BCPOL (FCN, N, XGUESS, IBTYPE, XLB,
XUB, FTOL, MAXFCN, X, FVALUE)

WRITE (8,99998) (XGUESS(K), K=1, N)
99998 FORMAT (' Los valores iniciales son',
/, ' X inicial = (', 3(2X,F5.3), ')')

WRITE (8,99999) (X(K), K=1, N), FVALUE
99999 FORMAT (' The best estimate for the
minimum value of the', /, ' function is X
= (', 3(2X,F5.3), ')', /, ' with ',
'function value FVALUE = ', E12.6)

INm1PA = X(1)

```

```
ITm1PA = X(2)
IEm1PA = X(3)

WRITE(8,50) INm1PA, ITm1PA, IEm1PA
50 FORMAT(5X,'INm1 = ',F8.6,' ITm1 = ',F8.6,' IEm1 = ',F10.6)
```

PAUSE

END SUBROUTINE OPTIMIZA

Subrutina HW1ADITIVO. Con los valores de los índices encontrados se realiza el pronóstico de carga con esta rutina.

SUBROUTINE HW1ADITIVO

USE mData01

IMPLICIT NONE

INTEGER :: m, n

```
WRITE(6,30)
30 FORMAT(2/, ' >> COMIENZA LA RUTINA DE CALCULO DEL MODELO HW1ADITIVO')
```

```
WRITE(8,31)
31 FORMAT(2/,6X, ' >>> METODO DE HOLT-WINTERS DE TIPO ADITIVO CON ESTACIONALIDAD SENCILLA <<<')
```

```
!>>> INICIALIZACION DE VARIABLES
Sm1 = 96 !1 DIA
MAPEtmlPA = 0.0
!*****
!>>>MODELO DE HOLT-WINTERS CON ESTACIONALIDAD sencilla DE TIPO ADITIVO<<<
!*****
!>>> DESARROLLO DEL MODELO <<<
!*****
DO m = Sm1+1, i ! Sm1=96 j=672
Ntm1PA(m) = (INm1PA) * (Xt(m) - Em1PA(m - Sm1)) + (1 - INm1PA) * (Ntm1PA(m-1) + Ttm1PA(m-1))
Ttm1PA(m) = (ITm1PA) * (Ntm1PA(m) - Ntm1PA(m-1)) + (1 - ITm1PA) * Ttm1PA(m-1)
Em1PA(m) = (IEm1PA) * (Xt(m) - Ntm1PA(m)) + (1 - IEm1PA) * Em1PA(m - Sm1)
END DO
```

```
!*****
!>>> MODELO DE PREDICCIÓN <<<
!*****
n=1
DO m = i+1, t ! Sm1=96 j=672
Ftm1PA(m) = (Ntm1PA(m-1) + Ttm1PA(m-1)) + (Em1PA(m - Sm1))
Ntm1PA(m) = (INm1PA) * (Ftm1PA(m) - Em1PA(m - Sm1)) + (1 - INm1PA) * (Ntm1PA(m-1) + Ttm1PA(m-1))
Ttm1PA(m) = (ITm1PA) * (Ntm1PA(m) - Ntm1PA(m-1)) + (1 - ITm1PA) * Ttm1PA(m-1)
Em1PA(m) = (IEm1PA) * (Ftm1PA(m) - Ntm1PA(m)) + (1 - IEm1PA) * Em1PA(m - Sm1)
!*****
>>> CALCULO DE LOS ERRORES, OPTIMIZACIÓN DE LOS COEFICIENTES <<<
!*****
MAPEm1PA(m) = abs((Yt(n) - Ftm1PA(m)) / Yt(n)) * 100
MAPEtm1PA = MAPEtm1PA + MAPEm1PA(m)
n=n+1
```

END DO

```
MAPEtm1PA = MAPEtm1PA/j
WRITE(8,45) MAPEtm1PA
45 FORMAT(6X, ' MAPE-PA = ',F10.6,2/)
```

PRINT *, '>> TERMINA LA RUTINA DE CALCULO DEL MODELO HW1MULT'

END SUBROUTINE HW1ADITIVO

Subrutina REGMIN. Regresa a su escala original los valores que fueron modificados de acuerdo al valor mínimo de cada serie.

SUBROUTINE REGMIN

USE mData01

IMPLICIT NONE

INTEGER :: g, n, m

```
WRITE(6,30)
30 FORMAT(2/, ' >> COMIENZA LA RUTINA DE REGRESO AL NIVEL NORMAL LAS SERIES DE TIEMPO')
```

!***REVISA SI ALGUN MINIMO ES MENOR A CERO

```
WRITE(6,*)minPA, minPB, minPC, minQA, minQB, minQC
```

```
IF(minPA.LT.1) THEN
DO g=1, i
Xt(g)=Xt(g)+minPA-1
END DO
DO g=1, j
Yt(g)=Yt(g)+minPA-1
END DO
DO g=i+1, t
Ftm1PA(g)=Ftm1PA(g)+minPA-1
END DO
END IF
```

```
IF(minPB.LT.1) THEN
DO g=1, i
PB(g)=PB(g)+minPB-1
END DO
DO g=1, j
PBy(g)=PBy(g)+minPB-1
END DO
DO g=i+1, t
Ftm1PB(g)=Ftm1PB(g)+minPB-1
END DO
END IF
```

```
IF(minPC.LT.1) THEN
DO g=1, i
PC(g)=PC(g)+minPC-1
END DO
DO g=1, j
PCy(g)=PCy(g)+minPC-1
END DO
DO g=i+1, t
Ftm1PC(g)=Ftm1PC(g)+minPC-1
END DO
END IF
```

```
IF(minQA.LT.1) THEN
DO g=1, i
```

```

QA(g)=QA(g)+minQA-1
END DO
DO g=1, j
QAY(g)=QAY(g)+minQA-1
END DO
DO g=i+1, t
Ftm1QA(g)=Ftm1QA(g)+minQA-1
END DO
END IF

IF(minQB.LT.1) THEN
DO g=1, i
QB(g)=QB(g)+minQB-1
END DO
DO g=1, j
QBy(g)=QBy(g)+minQB-1
END DO
DO g=i+1, t
Ftm1QB(g)=Ftm1QB(g)+minQB-1
END DO
END IF

IF(minQC.LT.1) THEN
DO g=1, i
QC(g)=QC(g)+minQC-1
END DO
DO g=1, j
QCy(g)=QCy(g)+minQC-1
END DO
DO g=i+1, t
Ftm1QC(g)=Ftm1QC(g)+minQC-1
END DO
END IF

!*****
>>> ESCRITURA DE LOS RESULTADOS <<<
!*****
!*****FASE A
WRITE (8,40) MAPEm1PA
40 FORMAT(6X,' MAPE-PA = ',F10.6,1/)

n=1
DO m = i+1, t
WRITE(8,41) n, Yt(n), m, Ftm1PA(m), m,
MAPEm1PA(m)
41 FORMAT(5X,'Valor Real(',I4,'): ',F8.2,'
Predicción(',I5,')',F10.3,' MAPE-PA(',I5,')',F10.3)
n=n+1
END DO

WRITE (8,42) MAPEm1QA
42 FORMAT(2/,6X,' MAPE-QA = ',F10.6,1/)

n=1
DO m = i+1, t
WRITE(8,43) n, QAY(n), m, Ftm1QA(m), m,
MAPEm1QA(m)
43 FORMAT(5X,'Valor Real(',I4,'): ',F8.2,'
Predicción(',I5,')',F10.3,' MAPE-QA(',I5,')',F10.3)
n=n+1
END DO
!*****FASE B
WRITE (8,44) MAPEm1PB
44 FORMAT(2/,6X,' MAPE-PB = ',F10.6,1/)

n=1
DO m = i+1, t
WRITE(8,45) n, PBy(n), m, Ftm1PB(m), m,
MAPEm1PB(m)
45 FORMAT(5X,'Valor Real(',I4,'): ',F8.2,'
Predicción(',I5,')',F10.3,' MAPE-PB(',I5,')',F10.3)
n=n+1
END DO

WRITE (8,46) MAPEm1QB
46 FORMAT(2/,6X,' MAPE-QB = ',F10.6,1/)

n=1
DO m = i+1, t
WRITE(8,47) n, QBy(n), m, Ftm1QB(m), m,
MAPEm1QB(m)
47 FORMAT(5X,'Valor Real(',I4,'): ',F8.2,'
Predicción(',I5,')',F10.3,' MAPE-QB(',I5,')',F10.3)
n=n+1
END DO
!*****FASE C
WRITE (8,48) MAPEm1PC
48 FORMAT(2/,6X,' MAPE-PC = ',F10.6,1/)

n=1
DO m = i+1, t
WRITE(8,49) n, PCy(n), m, Ftm1PC(m), m,
MAPEm1PC(m)
49 FORMAT(5X,'Valor Real(',I4,'): ',F8.2,'
Predicción(',I5,')',F10.3,' MAPE-PC(',I5,')',F10.3)
n=n+1
END DO

WRITE (8,50) MAPEm1QC
50 FORMAT(2/,6X,' MAPE-QC = ',F10.6,1/)

n=1
DO m = i+1, t
WRITE(8,51) n, QCy(n), m, Ftm1QC(m), m,
MAPEm1QC(m)
51 FORMAT(5X,'Valor Real(',I4,'): ',F8.2,'
Predicción(',I5,')',F10.3,' MAPE-QC(',I5,')',F10.3)
n=n+1
END DO

PRINT *, '>>> TERMINA LA RUTINA DE REGRESO AL
NIVEL NORMAL LAS SERIES DE TIEMPO'

PAUSE 'ENTER PARA CONTINUAR'

END SUBROUTINE REGMIN

Subrutina LEECALIBRA. Lee la información de
la red donde se va a realizar la calibración de
carga.

SUBROUTINE LEECALIBRA

USE mDATA01
USE mDATA02

IMPLICIT NONE

INTEGER :: a
!*****
! >>>> LECTURA DE DATOS <<<<
!*****
WRITE(6,10)
10 FORMAT(2/,' >> COMIENZA LA RUTINA DE
LECTURA DE DATOS')

```

```

!*****!
>>>          LECTURA DE DATOS          <<<
!*****!
!***ALIMENTADOR
READ (9,11) nameHeader !nombre del
alimentador
11  FORMAT(2/,A15,1/)

!***NODOS
READ (9,12) Nodos !numero de nodos
12  FORMAT(13X,I4,1/)
ALLOCATE (NumNodo(Nodos))

DO a=1, Nodos
READ (9,13) nameNodo(a) !nombre de cada uno
de los nodos
13  FORMAT(A30)
NumNodo(a)=a !numero de cada uno de los
nodos
END DO
!***DESCONECTADORES
READ (9,14) Nododesconnect !numero de los
desconectores
14  FORMAT(1/,21X,I2,1/)
ALLOCATE (estadoDesc(Nododesconnect),
NumDesconnect(Nododesconnect))

DO a=1, Nododesconnect
READ (9,15) nameDesconnect(a), nodoAdesc(a),
nodoBdesc(a), estadoDesc(a) !nombre de cada
uno de los desconectores
15  FORMAT(A23,18X,A30,11X,A30,15X,I4)
!nodo A y B entre los que se conecta y su
estado
NumDesconnect(a)=a !numero de cada uno de
los desconectores
END DO
!***FUSIBLES
READ (9,16) NOfus !numero de los
desconectores
16  FORMAT(1/,13X,I3,1/)
ALLOCATE (estadoFus(NOfus), NumFus(NOfus))

DO a=1, NOfus
READ (9,17) nameFus(a), nodoAfus(a),
nodoBfus(a), estadoFus(a) !nombre de cada
uno de los desconectores
17  FORMAT(A23,18X,A30,11X,A30,15X,I4)
!nodo A y B entre los que se conecta y su
estado
NumFus(a)=a !numero de cada uno de los
desconectores
END DO
!***LINEAS
READ (9,18) Nolineas !numero de lineas
18  FORMAT(7/,13X,I4,1/)
ALLOCATE (longLinea(Nolineas),
NumLinea(Nolineas))

DO a=1, Nolineas
READ (9,19) nameLinea(a), nodoAlinea(a),
nodoBlinea(a), longLinea(a),
blocknameLinea(a) !nombre de cada uno de
los desconectores
19FORMAT(A36,5X,A30,11X,A30,12X,F10.5,1X,A1
8) !nodo A y B entre los que se conecta y
su estado
NumLinea(a)=a !numero de cada uno de los
desconectores
END DO

!***PARAMETROS DE LINEA
READ (9,20) NoparamL !numero de los
parametros de lineas
20  FORMAT(1/,19X,I3,2/)
ALLOCATE (ZAparamL(NoparamL),
ZABparamL(NoparamL), ZACparamL(NoparamL),
ZBBparamL(NoparamL), ZBCparamL(NoparamL),
ZCCparamL(NoparamL), NumParamL(NoparamL))
ALLOCATE (YAparamL(NoparamL),
YABparamL(NoparamL), YACparamL(NoparamL),
YBBparamL(NoparamL), YBCparamL(NoparamL),
YCCparamL(NoparamL))

DO a=1, NoparamL
READ (9,21) nameParamL(a), ZAparamL(a),
ZABparamL(a), ZACparamL(a), ZBBparamL(a),
ZBCparamL(a), ZCCparamL(a) !nombre de cada
uno de los desconectores
21FORMAT(A18,24X,F8.5,2X,F8.5,2X,F8.5,2X,F8.5,
.5,2X,F8.5,2X,F8.5,2X,F8.5,2X,F8.5,2X,F8.5,
2X,F8.5,2X,F8.5,2X,F8.5) !nodo A y B entre
los que se conecta y su estado
READ (9,*) YAparamL(a), YABparamL(a),
YACparamL(a), YBBparamL(a), YBCparamL(a),
YCCparamL(a)
22FORMAT(33X,F8.5,2X,F8.5,2X,F8.5,2X,F8.5,2
X,F8.5,2X,F8.5)
NumParamL(a)=a !numero de cada uno de los
desconectores
END DO
!***CARGAS
READ (9,23) NOcargas !numero de las cargas
23  FORMAT(1/,20X,I4,1/)
ALLOCATE (cargaA(NOcargas),
cargaB(NOcargas), cargaC(NOcargas),
NumCarga(NOcargas))

DO a=1, NOcargas
READ (9,24) nameCarga(a), nodoCarga(a),
conexCarga(a), tipoCarga(a), cargaA(a),
cargaB(a), cargaC(a) !nombre de cada uno de
los desconectores
24FORMAT(A25,16X,A23,18X,A1,10X,A2,9X,F9.5,
1X,F9.5,1X,F9.5,1X) !nodo A y B entre los
que se conecta y su estado
NumCarga(a)=a !numero de cada uno de los
desconectores
END DO
!***CAPACITORES
READ (9,25) NOcapacit !numero de los
capacitores
25  FORMAT(1/,18X,I2,1/)
ALLOCATE (conCapacit(NOcapacit),
caCapacit(NOcapacit), cbCapacit(NOcapacit),
ccCapacit(NOcapacit),
NumCapacit(NOcapacit))

DO a=1, NOcapacit
READ (9,26) nameCapacit(a), nodoCapacit(a),
conCapacit(a), caCapacit(a), cbCapacit(a),
ccCapacit(a) !nombre de cada uno de los
capacitores
26FORMAT(A22,19X,A23,20X,I2,1X,F5.1,2X,F5.1
,2X,F5.1) !nodo A y B entre los que se
conecta y su estado
NumCapacit(a)=a !numero de cada uno de los
desconectores
END DO
!***FUENTE
READ (9,27) NOsource !numero de los
desconectores

```

```

27 FORMAT(4/,15X,I2,1/)
ALLOCATE (vaSource(NOsource),
aaSource(NOsource), vbSource(NOsource),
abSource(NOsource), vcSource(NOsource),
acSource(NOsource), NumSource(NOsource))

DO a=1, NOsource
READ (9,28) nameSource(a), vaSource(a),
aaSource(a), vbSource(a), abSource(a),
vcSource(a), acSource(a) !nombre de cada
uno de las fuentes
28FORMAT(A23,23X,F5.1,4X,F6.1,4X,F5.1,4X,F6
.1,4X,F5.1,4X,F6.1) !nodo A y B entre los
que se conecta y su estado
NumSource(a)=a !numero de cada uno de los
desconectores
END DO
!*****
! >>> ESCRITURA DE DATOS <<<
!*****
WRITE(8,30) nameHeader, Nonodos
30 FORMAT('El nombre del alimentador es:',
A25,2/,5X,'LISTADO DE NODOS, EL NUMERO DE
NODOS ES: ',I3,2/)

WRITE(8,32) Nododesconnect
32 FORMAT(2/,5X,'LISTADO DE LOS
DESCONECTADORES, EL NUMERO DE LOS
DESCONECTADORES ES: ',I3,2/)

WRITE(8,34) Nofus
34 FORMAT(2/,5X,'LISTADO DE LOS FUSIBLES,
EL NUMERO DE FUSIBLES ES: ',I3,2/)

WRITE(8,36) Nolineas
36 FORMAT(2/,5X,'LISTADO DE LAS LINEAS, EL
NUMERO DE LINEAS ES: ',I3,2/)

WRITE(8,38) NoparamL
38 FORMAT(2/,5X,'LISTADO DE LOS PARAMETROS
DE LAS LINEAS, EL NUMERO DE PARAMETROS DE
LINEAS ES: ',I3,2/)

PRINT *, '>>> TERMINA CON EXITO LA LECTURA DE
DATOS'

END SUBROUTINE LEECALIBRA

```

Subrutina CALIBRA. Realiza los cálculos necesarios para efectuar la calibración de carga.

```

SUBROUTINE CALIBRA

USE mData01
USE mData02

IMPLICIT NONE

!ZONA DE DECLARACION DE VARIABLES

INTEGER :: a, b
REAL :: factorPA(NOcargas),
calibraPA(NOcargas), TR(NOcargas), sumaPA,
TotalPA, nuevoTR, trafo
INTEGER :: noTR(NOcargas), NOtransf
REAL :: factorPB(NOcargas),
calibraPB(NOcargas), TRB(NOcargas), sumaPB,
TotalPB, nuevoTRB, trafoB
INTEGER :: noTRB(NOcargas), NOtransfB

```

```

REAL :: factorPC(NOcargas),
calibraPC(NOcargas), TRC(NOcargas), sumaPC,
TotalPC, nuevoTRC, trafoC
INTEGER :: noTRC(NOcargas), NOtransfC
!*****
! >>>> COMIENZA LA RUTINA <<<<
!*****
WRITE(6,10)
10 FORMAT(2/,' >> COMIENZA LA RUTINA DE
CALIBRACION DE CARGA')
!*****A
GRUPACION DE LOS VALORES DE LOS
TRANSFORMADORES DE LA FASE A
!*****
nuevoTR=1
NOtransf=0

DO a=1, NOcargas
trafo=cargaA(a)

IF(a.EQ.1) THEN
NOtransf=1
TR(1)=cargaA(a)
END IF

DO b=1, NOtransf

IF(trafo.EQ.TR(b)) THEN
noTR(b)=noTR(b)+1
nuevoTR=0
END IF

END DO

IF(nuevoTR.EQ.1) THEN
TR(NOtransf+1)= trafo
noTR(NOtransf+1)=1
NOtransf=NOtransf+1
END IF

nuevoTR=1
END DO
!*****
>>>CALCULO DE LOS FACTORES DE PARTICIPACIÓN
DE LA FASE A<<<
!*****
sumaPA=0

DO a=1, NOtransf
sumaPA = sumaPA+TR(a)*noTR(a)
END DO

TotalPA = sumaPA

DO a=1, NOtransf
factorPA(a) = TR(a) / TotalPA
END DO
!*****
ESCRITURA DE LOS VALORES AGRUPADOS DE LOS
TRANSFORMADORES DE LA FASE A
!*****
DO a=1, NOtransf
WRITE(8,49) TR(a), noTR(a), TotalPA,
factorPA(a)
49 FORMAT(5X,'Valor del TR:',F9.5,' Número
de TR en este grupo: ',I5,' TotalPA:
',F10.3,' factorPA: 'F10.5)
END DO
!*****
AGREGAR LOS VALORES DE PREDICCIÓN DE LA
FASE A

```

```

!*****
DO b=1, NOtransf
write (8,50) b
50 format('Medicion:
',I5,2/,2X,'Carga',3X,'Valor pronosticado
PA',3X,'Valor pronosticado QA',3X,'Valor
SA',3X,' FP ',3X,'Factor de
participacion',3X,'Valor de la
calibracion',3X,'Valor nominal del TR')

DO a=1, j
SAm(b)=sqrt(((FtmlPA(i+a)**2)+((FtmlQA(i+a)
)**2))
fpSAm(b)=cos(atan(FtmlQA(i+a)/FtmlPA(i+a)))
CalibraPA(b) = factorPA(b)*SAm(b)

write (8,51) a, FtmlPA(i+a), FtmlQA(i+a),
SAm(b), fpSAm(b), factorPA(b),
CalibraPA(b), TR(b)
51
format(2X,I5,7X,F8.1,16X,F8.1,10X,F8.1,2X,F
8.5,10X,F8.5,17X,F10.3,16X,F8.3)
end do
end do

PRINT *, '>> TERMINA CON EXITO LA RUTINA DE
CALIBRACION DE CARGA DE LA FASE A'

!*****
! AGRUPACION DE LOS VALORES DE LOS
TRANSFORMADORES DE LA FASE B
!*****
nuevoTRB=1
NOtransfB=0

DO a=1, NOcargas
trafoB=cargaB(a)

IF(a.EQ.1) THEN
NOtransfB=1
TRB(1)=cargaB(a)
END IF

DO b=1, NOtransfB

IF(trafoB.EQ.TRB(b)) THEN
noTRB(b)=noTRB(b)+1
nuevoTRB=0
END IF

END DO

IF(nuevoTRB.EQ.1) THEN
TRB(NOtransfB+1)= trafoB
noTRB(NOtransfB+1)=1
NOtransfB=NOtransfB+1
END IF

nuevoTRB=1
END DO
!*****!
CALCULO DE LOS FACTORES DE PARTICIPACIÓN DE
LA FASE B
!*****!
sumaPB=0

DO a=1, NOtransfB
sumaPB = sumaPB+TRB(a)*noTRB(a)
END DO

TotalPB = sumaPB

DO a=1, NOtransfB
factorPB(a) = TRB(a) / TotalPB
END DO
!*****!
ESCRITURA DE LOS VALORES AGRUPADOS DE LOS
TRANSFORMADORES DE LA FASE B
!*****!
DO a=1, NOtransfB
WRITE(8,59) TRB(a), noTRB(a), TotalPB,
factorPB(a)
59 FORMAT(5X,'Valor del TR:',F9.5,' Número
de TR en este grupo: ',I5,' TotalPB:
',F10.3,' factorPB: 'F10.5)
END DO
!*****!
AGREGAR LOS VALORES DE PREDICCIÓN DE LA
FASE B
!*****!
DO b=1, NOtransfB
write (8,60) b
60 format('Medicion:
',I5,2/,2X,'Carga',3X,'Valor pronosticado
PB',3X,'Valor pronosticado QB',3X,'Valor
SB',3X,' FP ',3X,'Factor de
participacion',3X,'Valor de la
calibracion',3X,'Valor nominal del TR')

DO a=1, j
SBm(b)=sqrt(((FtmlPB(i+a)**2)+((FtmlQB(i+a)
)**2))
fpSBm(b)=cos(atan(FtmlQB(i+a)/FtmlPB(i+a)))
CalibraPB(b) = factorPB(b)*SBm(b)
write (8,61) a, FtmlPB(i+a), FtmlQB(i+a),
SBm(b), fpSBm(b), factorPB(b),
CalibraPB(b), TRB(b)
61format(2X,I5,7X,F8.1,16X,F8.1,10X,F8.1,2X
,F8.5,10X,F8.5,17X,F10.3,16X,F8.3)

end do
end do

PRINT *, '>> TERMINA CON EXITO LA RUTINA DE
CALIBRACION DE CARGA DE LA FASE B'
!*****!
AGRUPACION DE LOS VALORES DE LOS
TRANSFORMADORES DE LA FASE C
!*****!
nuevoTRC=1
NOtransfC=0

DO a=1, NOcargas
trafoC=cargaC(a)

IF(a.EQ.1) THEN
NOtransfC=1
TRC(1)=cargaC(a)
END IF

DO b=1, NOtransfC

IF(trafoC.EQ.TRC(b)) THEN
noTRC(b)=noTRC(b)+1
nuevoTRC=0
END IF

END DO

IF(nuevoTRC.EQ.1) THEN
TRC(NOtransfC+1)= trafoC
noTRC(NOtransfC+1)=1

```

```

NOtransfC=NOtransfC+1
END IF

nuevoTRC=1
END DO
!*****!
>>>CALCULO DE LOS FACTORES DE PARTICIPACIÓN
DE LA FASE C<<<
!*****!
sumaPC=0

DO a=1, NOtransfC
sumaPC = sumaPC+TRC(a)*noTRC(a)
END DO

TotalPC = sumaPC

DO a=1, NOtransfC
factorPC(a) = TRC(a) / TotalPC
END DO
!*****!
ESCRITURA DE LOS VALORES AGRUPADOS DE LOS
TRANSFORMADORES DE LA FASE C
!*****!
DO a=1, NOtransfC
WRITE(8,69) TRC(a), noTRC(a), TotalPC,
factorPC(a)
69 FORMAT(5X,'Valor del TR:',F9.5,' Número
de TR en este grupo:',I5,' TotalPC:
',F10.3,' factorPC: 'F10.5)
END DO
!*****!
AGREGAR LOS VALORES DE PREDICCIÓN DE LA
FASE C
!*****!
DO b=1, NOtransfC
write (8,70) b
70 format('Medicion:
',I5,2/,2X,'Carga',3X,'Valor pronosticado
PC',3X,'Valor pronosticado QC',3X,'Valor
SC',3X,' FP ',3X,'Factor de
participacion',3X,'Valor de la
calibracion',3X,'Valor nominal del TR')

DO a=1, j
SCm(b)=sqrt(((FtmlPC(i+a))**2)+((FtmlQC(i+a)
)**2))
fpSCm(b)=cos(atan(FtmlQC(i+a)/FtmlPC(i+a)))
CalibraPC(b) = factorPC(b)*SCm(b)
write (8,71) a, FtmlPC(i+a), FtmlQC(i+a),
SCm(b), fpSCm(b), factorPC(b),
CalibraPC(b), TRC(b)
71format(2X,I5,7X,F8.1,16X,F8.1,10X,F8.1,2X
,F8.5,10X,F8.5,17X,F10.3,16X,F8.3)

end do
end do

PRINT *, '>> TERMINA CON EXITO LA RUTINA DE
CALIBRACION DE CARGA DE LA FASE C'

PRINT *, '>> TERMINA CON EXITO LA RUTINA DE
CALIBRACION DE CARGA'

END SUBROUTINE CALIBRA

```


C.2. Archivo de entrada.

El archivo de entrada con la información necesaria a este programa, debe tener el formato que se presenta en la figura C.1, debe indicar el número de días que se utilizarán en el modelo de pronóstico y el número de días a pronosticar, posteriormente toda la información de las potencias medidas en la siguiente forma, primero una marca que es un número que le corresponde de acuerdo a una numeración de la serie completa, enseguida el número consecutivo correspondiente a la base de datos en turno, fecha, hora, día de la semana, los valores de potencia activa de las tres fases y finalmente los valores de la potencia reactiva de las tres fases.

31	7										
MARCA(70177) =	1	1-	1-2010	0: 0	6	644.0	456.0	529.0	44.0	-1.0	-127.0
MARCA(70178) =	2	1-	1-2010	0:15	6	643.0	436.0	520.0	43.0	-2.0	-128.0
MARCA(70179) =	3	1-	1-2010	0:30	6	629.0	437.0	518.0	47.0	6.0	-136.0
MARCA(70180) =	4	1-	1-2010	0:45	6	611.0	424.0	508.0	46.0	3.0	-138.0
MARCA(70181) =	5	1-	1-2010	1: 0	6	535.0	413.0	503.0	46.0	.0	-137.0
MARCA(70182) =	6	1-	1-2010	1:15	6	522.0	355.0	496.0	46.0	1.0	-133.0
MARCA(70183) =	7	1-	1-2010	1:30	6	512.0	397.0	490.0	47.0	1.0	-131.0
MARCA(70184) =	8	1-	1-2010	1:45	6	505.0	392.0	465.0	44.0	-3.0	-136.0
MARCA(70185) =	9	1-	1-2010	2: 0	6	501.0	421.0	485.0	42.0	-9.0	-139.0
MARCA(70186) =	10	1-	1-2010	2:15	6	497.0	393.0	483.0	42.0	-17.0	-143.0
MARCA(70187) =	11	1-	1-2010	2:30	6	494.0	413.0	498.0	46.0	-19.0	-141.0
MARCA(70188) =	12	1-	1-2010	2:45	6	490.0	399.0	489.0	46.0	-19.0	-142.0
MARCA(70189) =	13	1-	1-2010	3: 0	6	488.0	393.0	502.0	46.0	-19.0	-140.0
MARCA(70190) =	14	1-	1-2010	3:15	6	486.0	384.0	497.0	44.0	-23.0	-143.0
MARCA(70191) =	15	1-	1-2010	3:30	6	554.0	377.0	492.0	44.0	-26.0	-143.0
MARCA(70192) =	16	1-	1-2010	3:45	6	551.0	368.0	486.0	43.0	-31.0	-145.0
MARCA(70193) =	17	1-	1-2010	4: 0	6	580.0	366.0	483.0	46.0	-29.0	-141.0
MARCA(70194) =	18	1-	1-2010	4:15	6	529.0	362.0	482.0	48.0	-29.0	-141.0
MARCA(70195) =	19	1-	1-2010	4:30	6	546.0	361.0	479.0	48.0	-26.0	-139.0
MARCA(70196) =	20	1-	1-2010	4:45	6	530.0	356.0	476.0	47.0	-28.0	-141.0
MARCA(70197) =	21	1-	1-2010	5: 0	6	524.0	352.0	473.0	47.0	-30.0	-139.0
MARCA(70198) =	22	1-	1-2010	5:15	6	519.0	348.0	471.0	47.0	-33.0	-140.0
MARCA(70199) =	23	1-	1-2010	5:30	6	519.0	350.0	471.0	49.0	-30.0	-136.0
MARCA(70200) =	24	1-	1-2010	5:45	6	519.0	350.0	471.0	49.0	-31.0	-137.0

Figura C.1. Ejemplo del archivo de entrada al programa de pronóstico.

En la figura C.1 se aprecia que los días que se utilizarán en el modelo de pronóstico en este archivo de entrada son 31, mientras que son siete los que se van a pronosticar; la información de estos siete días están al final del archivo de entrada y no intervienen en el modelo de pronóstico, son empleados hasta la fase de comparación de los resultados de pronóstico.

C.3. Archivo de salida.

El archivo de resultados ofrece un listado de los errores obtenidos en cada una de las potencias, se producen dos archivos de resultados por cada prueba de cada uno de los modelos de pronóstico, uno con valores óptimos de los índices obtenidos con

la rutina del recorrido de valores y el segundo con los obtenidos a partir de la rutina IMSL. Enseguida del listado de los errores se presentan las series de tiempo pronosticadas de las potencias activa y reactiva de las tres fases. En la figura C.2 se presenta el archivo con los valores óptimos de los índices la rutina del recorrido de valores.

```

NUMERO DE DÍAS DE LA BASE DE DATOS= 31
NUMERO DE DÍAS A PRONOSTICAR= 7

i= 2976
j= 672
t= 3648

>>> METODO DE HOLT-WINTERS DE TIPO MULTIPLICATIVO CON ESTACIONALIDAD SENCILLA <<<
MAPE = 14.89225 IEm1: .1000 INm1: .2000 ITm1: .0000 144 1331

>>> METODO DE HOLT-WINTERS DE TIPO MULTIPLICATIVO CON ESTACIONALIDAD SENCILLA <<<
MAPE-PA = 14.892250

>>> METODO DE HOLT-WINTERS DE TIPO MULTIPLICATIVO CON ESTACIONALIDAD SENCILLA <<<
MAPE = 19.61184 IEm1QA: .9000 INm1QA: .1000 ITm1QA: .0000 1101 1331

>>> METODO DE HOLT-WINTERS DE TIPO MULTIPLICATIVO CON ESTACIONALIDAD SENCILLA <<<
MAPE-QA = 19.611840

>>> METODO DE HOLT-WINTERS DE TIPO MULTIPLICATIVO CON ESTACIONALIDAD SENCILLA <<<
MAPE-PB = 18.67965 IEm1B: .1000 INm1B: .2000 ITm1B: .0000 144 1331

>>> METODO DE HOLT-WINTERS DE TIPO MULTIPLICATIVO CON ESTACIONALIDAD SENCILLA <<<
MAPE-PB = 18.679650

>>> METODO DE HOLT-WINTERS DE TIPO MULTIPLICATIVO CON ESTACIONALIDAD SENCILLA <<<
MAPE-QB = 26.30765 IEm1QB: .1000 INm1QB: .0000 ITm1QB: .0000 122 1331

>>> METODO DE HOLT-WINTERS DE TIPO MULTIPLICATIVO CON ESTACIONALIDAD SENCILLA <<<
MAPE-QB = 26.307650

>>> METODO DE HOLT-WINTERS DE TIPO MULTIPLICATIVO CON ESTACIONALIDAD SENCILLA <<<
MAPE-PC = 11.45831 IEm1C: .2000 INm1C: .2000 ITm1C: .0000 265 1331

>>> METODO DE HOLT-WINTERS DE TIPO MULTIPLICATIVO CON ESTACIONALIDAD SENCILLA <<<
MAPE-PC = 11.458310

>>> METODO DE HOLT-WINTERS DE TIPO MULTIPLICATIVO CON ESTACIONALIDAD SENCILLA <<<
MAPE-QC = 15.61831 IEm1QC: .1000 INm1QC: .0000 ITm1QC: .1000 486 1331

>>> METODO DE HOLT-WINTERS DE TIPO MULTIPLICATIVO CON ESTACIONALIDAD SENCILLA <<<
MAPE-QC = 15.618310

MAPE-PA = 14.892250
Valor Real( 1): 517.00 Predicción( 2977 ) 512.465 MAPE-PA( 2977 ) .877
Valor Real( 2): 499.00 Predicción( 2978 ) 501.233 MAPE-PA( 2978 ) .447
Valor Real( 3): 483.00 Predicción( 2979 ) 492.978 MAPE-PA( 2979 ) 2.066
Valor Real( 4): 471.00 Predicción( 2980 ) 489.476 MAPE-PA( 2980 ) 3.923
Valor Real( 5): 459.00 Predicción( 2981 ) 487.912 MAPE-PA( 2981 ) 6.299
Valor Real( 6): 454.00 Predicción( 2982 ) 489.050 MAPE-PA( 2982 ) 7.720
    
```

Figura C.2. Ejemplo del archivo de salida del programa de pronóstico