



ESCUELA SUPERIOR POLITECNICA DEL LITORAL

Instituto de Ciencias Matemáticas

Ingeniería en Estadística Informática

“Desestacionalización de las Series Económicas del Comercio Exterior del
Ecuador con Tramo Seats”

TESIS DE GRADO

Previa a la obtención del Título de:

INGENIERA EN ESTADISTICA INFORMATICA

Presentada por:

Karin Marcela Calderón Orellana

GUAYAQUIL – ECUADOR

AÑO

2004

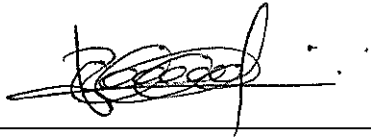
AGRADECIMIENTO

A Dios, cuya gracia me da la vida para alcanzar las metas que me propongo; a mi familia, de quienes he recibido todo el apoyo para culminar mis estudios universitarios, especialmente a mi madre y a mi hermana; a todas aquellas personas que estuvieron a mi lado en tiempos difíciles.

DEDICATORIA

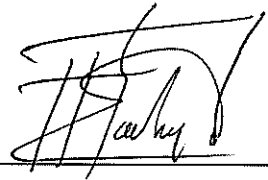
A las personas que
conservan la ternura y que
siempre producen
momentos de alegría,
especialmente a
Fernandito y Ariadna.

TRIBUNAL DE GRADUACION



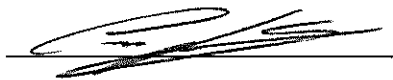
Mat. John Ramírez.

PRESIDENTE DEL TRIBUNAL



M.Sc. Fernando Sandoya S.

DIRECTOR DE TESIS



M.Sc. César Guerrero Loor

VOCAL

DECLARACION EXPRESA

"La responsabilidad del contenido de esta tesis de grado, me corresponde exclusivamente; y el patrimonio intelectual de la misma a la ESCUELA SUPERIOR POLITECNICA DEL LITORAL"

(Reglamento de graduación de la ESPOL)



Karin Marcela Calderón Orellana

RESUMEN

En este trabajo se lleva a cabo la desestacionalización de las Series Económicas del Comercio Exterior del Ecuador utilizando el método de ajuste estacional Tramo – Seats en el módulo automático del software Demetra versión 2.0, por ello se inicia con el análisis de los conceptos básicos de Series de Tiempo y de los modelos existentes para expresar su comportamiento a lo largo del tiempo, también se analizan los componentes de las series de tiempo, puesto que si bien se tienen las observaciones numéricas de las series económicas, dichas series resultan de la agregación de sus componentes: Tendencia – Ciclo, Estacional, Irregular y el Efecto de Calendario.

Como el objetivo principal de este estudio es la desestacionalización de las series económicas en mención, es decir que a las series originales se les ha quitado las componentes: Estacional y Efectos de Calendario (variaciones por días laborables y feriados de fecha móvil), se mencionan algunos métodos de desestacionalización existentes como: los basados en medias

móviles llamados también no paramétricos y que son: X11-ARIMA y X12-ARIMA, los métodos basados en modelos estructurales y los métodos basados en la extracción de la señal entre los que se encuentra el método Tramo – Seats que es el que se aplica para el objetivo expuesto y utilizando como herramienta de software a la versión 2.0 de Demetra bajo el módulo automático cuya ventaja es el análisis masivo de las series de tiempo económicas.

La técnica Tramo – Seats involucra la aplicación de Modelos de Regresión con ruido ARIMA y de Filtros de Kolmogorov; de modo que luego de linealizar las series y corregirlas de valores atípicos y de efectos de calendario se descomponen en sus diferentes componentes estocásticos .

El análisis de desestacionalización también denominado ajuste estacional, es tal que una de sus principales fortalezas es que las inferencias que se realicen a partir de las series desestacionalizadas son más precisas que aquellas que se hacen a partir de las series sin desestacionalizar, de manera que las predicciones a futuro se tornan más confiables.

INDICE GENERAL

	Pág.
RESUMEN.....	I
INDICE GENERAL.....	III
ABREVIATURAS.....	VIII
SIMBOLOGIA.....	IX
INDICE DE GRAFICOS.....	XV
INDICE DE TABLAS.....	XXI
INTRODUCCION.....	1

CAPITULO 1

1. SERIES DE TIEMPO.....	3
1.1. Introducción.....	3
1.2. Métodos de Previsión.....	4
1.3. Serie Temporal.....	4
1.3.1. Información de la Serie Temporal.....	5
1.3.2. Tipos de Series de Tiempo.....	5
1.3.3. Fluctuaciones Aleatorias de una Serie Temporal.....	7
1.4. Procesos Estocásticos.....	8
1.4.1. Proceso Estocástico Perfectamente Caracterizado.....	9
1.4.2. Método de los Momentos para analizar Procesos Estocásticos.....	9
1.5. Procesos Estacionarios.....	11
1.5.1. Proceso Estrictamente Estacionario.....	11
1.5.2. Proceso Estacionario de Primer Orden.....	12

1.5.3. Proceso Estacionario de Segundo Orden.....	12
1.5.4. Otras Propiedades de los Procesos Estacionarios.....	13
1.5.5. Autocorrelaciones de un Proceso Estocástico	
Estacionario.....	14
1.6. Procesos Ergódicos.....	16
1.7. Procesos Lineales.....	16
1.7.1. Proceso Puramente Aleatorio.....	17
1.7.2. Modelos Autorregresivos (AR).....	17
1.7.3. Modelo de Medias Móviles (MA).....	21
1.7.4. Modelos Mixtos	
(Autorregresivos – Medias Móviles): ARIMA.....	23
1.8. Procesos no Estacionarios.....	25
1.8.1. Modelos Integrados (Modelo ARIMA).....	26
1.8.2. Modelo Arima (ARIMA).....	26

CAPITULO 2

2. AJUSTE ESTACIONAL (METODOLOGIA TRAMO SEATS) Y EXTRACCION DE SEÑALES.....	28
2.1. Series Cronológicas.....	28
2.2. Componentes de una Serie de Tiempo o Cronológica.....	29
2.2.1. Tendencia.....	30
2.2.2. Ciclo.....	32

2.2.3. Tendencia – Ciclo.....	34
2.2.4. Estacionalidad.....	35
2.2.4.1. Causantes de Estacionalidad.....	36
2.2.4.2. Causantes de la evolución de la Estacionalidad.....	37
2.2.5. La Componente Irregular.....	38
2.2.5.1. Determinantes de la Irregularidad de las Series.....	40
2.2.6. Efectos de Calendario.....	42
2.2.6.1. Variación por Días Laborables.....	42
2.2.6.2. Tasas Diarias de Actividad.....	42
2.2.6.3. La Componente de Pascua.....	43
2.3. Desestacionalización de las Series.....	43
2.4. Modelos para Descomposición de las Series.....	45
2.4.1. Modelo Aditivo.....	45
2.4.2. Modelo Multiplicativo.....	46
2.5. Métodos para estimar las Componentes de una Serie de Tiempo.....	47
2.5.1. Métodos que se Basan en Medias Móviles.....	47
2.5.2. Métodos que se Basan en la Extracción de la Señal.....	47
2.5.3. Métodos Basados en Modelos Estructurales.....	48

2.6. Tramo – Seats.....	48
2.6.1. Tramo.....	49
2.6.2. Seats.....	49

CAPITULO 3

3. EL METODO TRAMO – SEATS.....	52
3.1. TRAMO: “Time Series Regresión with ARIMA Noise, Missing Observations and Outliers”.....	52
3.2. Seats.....	53
3.3. Estimación de los Componentes de la Serie Temporal.....	55
3.3.1. Proceso de Estimación del Efecto de Calendario.....	56
3.3.2. Estimación de los Componentes Estocásticos.....	58
3.3.3. Características de los Estimadores.....	66
3.4. Estimación Final.....	67

CAPITULO 4

4. APLICACIÓN DEL METODO TRAMO SEATS AL TRATAMIENTO DE LAS SERIES ECONOMICAS DEL COMERCIO EXTERIOR DEL ECUADOR.....	68
--	-----------

CAPITULO 5

5. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES.....	116
5.1. Conclusiones.....	116

5.2. Recomendaciones.....119

ANEXOS
BIBLIOGRAFIA

ABREVIATURAS

AR	Autorregresivo
ARIMA	Autorregresivo Integrado de Medias Móviles
ARMA	Mixto (Autorregresivo – Medias Móviles)
EUROSTATS	Organismo Oficial de Estadísticas Europeo
$\lim_{k \rightarrow \infty}$	Límite cuando k tiende a infinito
MA	Medias Móviles
PIB	Producto Interno Bruto
SEATS	Signal Extraction in ARIMA Time Series: Extracción de la Señal en Series de Tiempo ARIMA
TRAMO	Time Series Regresión with ARIMA Noise, Missing Observations and Outliers: Regresión de Series de Tiempo con Ruido ARIMA, Observaciones Perdidas y Atípicos

SIMBOLOGIA

Y_t	Serie Temporal
D_t	Componente Determinista
N_t	Componente Aleatorio
$Y(t,u)$	Proceso estocástico; con t: tiempo y u: variable aleatoria
$Y(t_0,u)$	Variable aleatoria medida en el instante t_0
$Y(t,u_0)$	Valor del proceso estocástico para cada momento de tiempo
$F(Y(t_i))$	Función de distribución de probabilidad de $Y(t)$
$F(Y(t_i), Y(t_j))$	Distribución de probabilidad conjunta bivalente
(t_1, t_2, \dots, t_n)	Conjunto finito de valores en el tiempo
$F(Y(t_i), Y(t_j), \dots, Y(t_n))$	Función de distribución conjunta para un conjunto finito de variables del proceso
μ_t	Media o momento de primer orden
$E(Y_t)$	Valor esperado de Y_t
$\text{Var}(Y_t)$ ó σ_t^2	Varianza de Y_t
$\gamma_{t,s}$ ó $\text{Cov}(Y_t, Y_s)$	Autocovarianza o Covarianza entre Y_t y Y_s

$\rho_{t,s}$	Coeficiente de autocorrelación
$\forall t$	Para todo valor t
∞	Infinito
γ_k	Autocovarianza de orden k
γ_0	Varianza del proceso
ρ_k	Autocorrelación del proceso
$\hat{\mu}$	Estimador de la media
$\hat{\sigma}_0$	Estimador de la varianza
$\hat{\sigma}_k$	Estimador de la autocovarianza
ε_t	Ruido blanco
AR(p)	Autorregresivo de orden p
$\varphi(L)$	Operador polinomial de retardos en un modelo autorregresivo
δ	Término independiente
L	Operador de retardos
λ_i	Raíces de la ecuación característica
MA(q)	Medias móviles de orden q
$\theta(L)$	Operador polinomial de retardos en un modelo de medias móviles
θ_i	Coeficientes del modelo MA
φ_i	Coeficientes del modelo AR
ARMA(p,q)	Mixtos (Autorregresivos – Medias Móviles) de orden p y q
$\Psi(L)$	Operador de infinitos retardos
W_t	Proceso estacionario

ARIMA(p, d, q)	Proceso integrado Y_t si al tomar diferencias de orden d se obtiene un proceso estacionario W_t de la forma ARMA(p, q)
Δ	Operador de diferencias
T_t	Componente Tendencia
C_t	Componente Ciclo
S_t	Componente Estacional
I_t	Componente Irregular
CAL_t	Componente Efectos de Calendario
w	Frecuencia
T	Período
Pt	Componente Mixta de Tendencia y Ciclo
Z_t^{des} ó Z_t	Serie Desestacionalizada
sp	Parámetro de la parte autorregresiva para el componente estacional
sd	Número de diferencias para volver a la serie estacionaria para la componente estacional
sq	Parámetro de la parte media móvil para el componente estacional
z	Vector de M observaciones
z_{t_M}	M-ésima observación del vector de M observaciones
z_t	Modelo de Regresión
$\beta y'_t$	Parte determinística del modelo de regresión lineal
γ_t	Parte aleatoria (no determinística) del modelo de regresión lineal
a_t	Innovación ruido blanco

σ_a^2	Varianza de la innovación ruido blanco
x_t	Serie original
z_t	Serie diferenciada
B	Operador de retardo
$\delta(B)$	Diferencias tomadas en la serie original buscando estacionariedad
∇	Operador de diferencias
E_t	Pascua móvil
CS_t	Ciclo semanal
$P(\tau)_t$	Proporción que representa la semana de pascua en el mes t
D_t	((Número de lunes, martes, miércoles, jueves y viernes en el mes t)-(número de sábados y domingos en el mes t))*5/2
$\theta_q(B)$	Polinomio de orden q en el operador de desfases B
$\theta_Q(B^S)$	Polinomio de orden Q en B^S
$\varphi_p(B)$	Polinomio de orden p en el operador de desfases B
$\varphi_P(B^S)$	Polinomio de orden P en B^S
$(1-B)^d$	Operador de diferenciación regular controlado por el parámetro entero d
$(1-B^S)^D$	Operador de diferenciación estacional controlado por el parámetro entero D
N_t	Serie corregida de efectos e calendario
$N_{i,t}$	i-ésimo componente estocástico y ortogonal que produce N_t
$\theta_i(B)$	Operador MA para garantizar el carácter estacionario

	de la serie $N_{i,t}$
$\varphi_i(\mathbf{B})$	Operador AR para garantizar el carácter estacionario de la serie $N_{i,t}$
$\Psi_i(\mathbf{B})$	Operador de infinitos retardos para $N_{i,t}$
$a_{i,t}$	Variabes aleatorias independientes con distribución normal con media cero y varianza v_i
$\zeta_{i,t}$	Sucesión de variables independientes idénticamente distribuidas $N(0, \sigma_i^2)$
$\mathbf{N}(\mu, \sigma^2)$	Distribución Normal con media μ y varianza σ^2
$N_{i,t}^s$	i -ésimo componente estacionario y ortogonal que produce N_t si no existe ruido
$\hat{N}_{i,t}$	Estimador del i -ésimo componente estacionario y ortogonal que produce N_t
$V_i(\mathbf{B}, \mathbf{F})$	Filtro de Wiener – Kolmogorov para minimizar el error cuadrático medio entre el estimador y el componente teórico
$\text{MIN } E(N_{i,t} - \hat{N}_{i,t})^2$	Mínimo Error cuadrático medio entre el estimador y el componente teórico
\hat{P}_t	Estimador del componente tendencia – ciclo
\hat{S}_t	Estimador del componente estacional
\hat{I}_t	Estimador del componente irregular
$\mathbf{U}(\mathbf{B})$	Polinomio $1+B+B^2+B^3$.
$\mathbf{U}(\mathbf{F})$	Polinomio $1+F+F^2+F^3$.
V_p	Varianza del componente tendencia - ciclo
V_s	Varianza del componente estacional

V_i

Varianza del componente irregular

INDICE DE GRAFICOS

	Pág.
GRAFICO 4.1 Serie Temporal Original y Tendencia Final de I-x01.....	78
GRAFICO 4.2 Serie Temporal Original y Tendencia Final de I-x04.....	79
GRAFICO 4.3 Serie Temporal Original y Tendencia Final de I-x05.....	79
GRAFICO 4.4 Serie Temporal Original y Tendencia Final de I-x06.....	80
GRAFICO 4.5 Serie Temporal Original y Tendencia Final de I-x09.....	80
GRAFICO 4.6 Serie Temporal Original y Tendencia Final de I-x10.....	81
GRAFICO 4.7 Serie Temporal Original y Tendencia Final de I-x12.....	81
GRAFICO 4.8 Serie Temporal Original y Tendencia Final de ieosk.....	82
GRAFICO 4.9 Serie Temporal Original y Tendencia Final de I-m04.....	82
GRAFICO 4.10 Serie Temporal Original y Tendencia Final de I-m11.....	83
GRAFICO 4.11 Serie Original y Serie Final Ajustada Estacionalmente de I-x01.....	84
GRAFICO 4.12 Serie Original y Serie Final Ajustada Estacionalmente de I-x04.....	84
GRAFICO 4.13 Serie Original y Serie Final Ajustada Estacionalmente de I-x05.....	85
GRAFICO 4.14 Serie Original y Serie Final Ajustada Estacionalmente de I-x06.....	85

GRAFICO 4.15	Serie Original y Serie Final Ajustada Estacionalmente de I-x09.....	86
GRAFICO 4.16	Serie Original y Serie Final Ajustada Estacionalmente de I-x10.....	86
GRAFICO 4.17	Serie Original y Serie Final Ajustada Estacionalmente de I-x12.....	87
GRAFICO 4.18	Serie Original y Serie Final Ajustada Estacionalmente de ieosk.....	87
GRAFICO 4.19	Serie Original y Serie Final Ajustada Estacionalmente de I-m04.....	88
GRAFICO 4.20	Serie Original y Serie Final Ajustada Estacionalmente de I-m11.....	88
GRAFICO 4.21	Serie Original, Tendencia Final y Serie Final Ajustada Estacionalmente de I-x01.....	89
GRAFICO 4.22	Serie Original, Tendencia Final y Serie Final Ajustada Estacionalmente de I-x04.....	90
GRAFICO 4.23	Serie Original y Serie Final Ajustada Estacionalmente de I-x05.....	90
GRAFICO 4.24	Serie Original y Serie Final Ajustada Estacionalmente de I-x06.....	91

GRAFICO 4.25	Serie Original y Serie Final Ajustada Estacionalmente de I-x09.....	91
GRAFICO 4.26	Serie Original y Serie Final Ajustada Estacionalmente de I-x10.....	92
GRAFICO 4.27	Serie Original y Serie Final Ajustada Estacionalmente de I-x12.....	92
GRAFICO 4.28	Serie Original y Serie Final Ajustada Estacionalmente de ieosk.....	93
GRAFICO 4.29	Serie Original y Serie Final Ajustada Estacionalmente de I-m04.....	93
GRAFICO 4.30	Serie Original y Serie Final Ajustada Estacionalmente de I-m11.....	94
GRAFICO 4.31	Componente Estacional Final de I-x01.....	94
GRAFICO 4.32	Componente Estacional Final de I-x04.....	95
GRAFICO 4.33	Componente Estacional Final de I-x05.....	95
GRAFICO 4.34	Componente Estacional Final de I-x06.....	96
GRAFICO 4.35	Componente Estacional Final de I-x09.....	96
GRAFICO 4.36	Componente Estacional Final de I-x10.....	97
GRAFICO 4.37	Componente Estacional Final de I-x12.....	97
GRAFICO 4.38	Componente Estacional Final de ieosk.....	98

GRAFICO 4.39	Componente Estacional Final de I-m04.....	98
GRAFICO 4.40	Componente Estacional Final de I-m11.....	99
GRAFICO 4.41	Componente Estacional Final por Trimestre de I-x01.....	99
GRAFICO 4.42	Componente Estacional Final por Trimestre de I-x04.....	100
GRAFICO 4.43	Componente Estacional Final por Trimestre de I-x05.....	100
GRAFICO 4.44	Componente Estacional Final por Trimestre de I-x06.....	101
GRAFICO 4.45	Componente Estacional Final por Trimestre de I-x09.....	101
GRAFICO 4.46	Componente Estacional Final por Trimestre de I-x10.....	102
GRAFICO 4.47	Componente Estacional Final por Trimestre de I-x12.....	102
GRAFICO 4.48	Componente Estacional Final por Trimestre de leosk.....	103
GRAFICO 4.49	Componente Estacional Final por Trimestre de I-m04.....	103

GRAFICO 4.50	Componente Estacional Final por Trimestre de I-m11.....	104
GRAFICO 4.51	Residuos de I-x01.....	104
GRAFICO 4.52	Residuos de I-x04.....	105
GRAFICO 4.53	Residuos de I-x05.....	105
GRAFICO 4.54	Residuos de I-x06.....	106
GRAFICO 4.55	Residuos de I-x09.....	106
GRAFICO 4.56	Residuos de I-x10.....	107
GRAFICO 4.57	Residuos de I-x12.....	107
GRAFICO 4.58	Residuos de ieosk.....	108
GRAFICO 4.59	Residuos de I-m04.....	108
GRAFICO 4.60	Residuos de I-m11.....	109
GRAFICO 4.61	Atípicos por Trimestre de I-x01.....	109
GRAFICO 4.62	Atípicos por Trimestre de I-x04.....	110
GRAFICO 4.63	Atípicos por Trimestre de I-x05.....	110
GRAFICO 4.64	Atípicos por Trimestre de I-x06.....	111
GRAFICO 4.65	Atípicos por Trimestre de I-x09.....	111
GRAFICO 4.66	Atípicos por Trimestre de I-x10.....	112
GRAFICO 4.67	Atípicos por Trimestre de I-x12.....	112
GRAFICO 4.68	Atípicos por Trimestre de ieosk.....	113

GRAFICO 4.69	Atípicos por Trimestre de I-m04.....	113
GRAFICO 4.70	Atípicos por Trimestre de I-m11.....	114
GRAFICO 4.71	Calendario para selección de fechas específicas de feriados y días laborables utilizable en Demetra.....	115

INDICE DE TABLAS

	Pág.
TABLA 1 Tabla de Resultados obtenidos por Demetra con el Método de Desestacionalización Tramo Seats.....	69
TABLA 2 Tabla de Resultados del Análisis.....	71
TABLA 3 Información del Modelo para la Serie de Tiempo I-m10.....	75
TABLA 4 Información de diagnóstico para la Serie de Tiempo I-m10.....	76
TABLA 5 Información del Modelo para la Serie de Tiempo I-x01.....	76
TABLA 6 Información de diagnóstico para la Serie de Tiempo I-x01.....	77

INTRODUCCION

En los Análisis de Series Temporales, es importante conocer la procedencia de la información que componen a las mismas, de manera que las inferencias y predicciones hechas a partir de dicha información sean lo más confiables posible.

En este trabajo se considera de manera específica como objetivo a la Desestacionalización de las Series Económicas del Comercio Exterior del Ecuador, utilizando las series con observaciones trimestrales tomadas desde Enero de 1990 hasta Octubre del 2002.

Cada una de las series puede expresar su comportamiento a lo largo del tiempo a través de un modelo, de modo que sea factible también realizar predicciones a futuro; de ahí que para análisis posteriores a partir de los datos de la serie es necesario eliminar de ellos aquellas fluctuaciones que llevan a pronósticos no acertados.

Tales fluctuaciones resultan por la influencia de factores externos que no pueden ser controlados de modo que al predecir mediante modelos que involucren estas fluctuaciones, los análisis resultantes obviamente no serán de gran ayuda para el investigador o en todo caso este se verá limitado.

Los componentes de una serie temporal a saber son: Tendencia, Ciclo, Estacionalidad, Irregularidad y Efectos de Calendario; en efecto para el análisis de desestacionalización a la serie original se le quita la componente Estacional y los Efectos de Calendario que están dados por los días que se consideren laborables y los feriados de fecha móvil, la técnica de desestacionalización a utilizar es Tramo - Seats.

Todos los detalles referentes a las Series Temporales, componentes, modelos matemáticos y análisis de desestacionalización, y de manera específica el método de desestacionalización Tramo – Seats se presentan en el desarrollo de los capítulos que componen este trabajo.

CAPITULO 1

1. SERIES DE TIEMPO

1.1. Introducción

En el desarrollo de este trabajo se tiene como objetivo principal la desestacionalización de las Series Económicas del Comercio Exterior del Ecuador, por ello es que se ha trabajado con grupos de series de datos que representan las Cuentas Nacionales expresadas mediante Indices de Comercio Exterior durante un período de tiempo específico.

Ecuador es un país que anualmente tiene relaciones de comercio con muchos países, por ello cuenta con una institución encargada de archivar y analizar toda la información respectiva a dichas actividades comerciales, tanto de importación como de exportación, esta entidad es el Banco Central del Ecuador, entidad de la cual se obtuvo la información relativa a las Series Económicas del Comercio Exterior del Ecuador.

El análisis tanto de las Series de las Cuentas Nacionales, como las del Comercio Exterior, permiten conocer el estado de la economía y hacer previsiones con el fin de que se tomen decisiones de tipo micro y macroeconómico, que es lo que se denomina Análisis de Coyuntura Económica.

1.2. Métodos de Previsión

Existen dos métodos específicos de previsión: El Método Cualitativo y El Método Cuantitativo, en este último se parte del supuesto de que se tiene registrada información sobre el pasado acerca del fenómeno que se desea estudiar, dicha información se encuentra en forma de Series Temporales.

1.3. Serie Temporal

Una Serie Temporal consiste en un conjunto de observaciones acerca de una variable observada a intervalos regulares de tiempo.

1.3.1. Información de la Serie Temporal

Al momento de conocer una serie temporal es importante analizar el tipo de información de la misma y la cantidad de información (datos u observaciones) que componen la serie temporal; de manera que se puede hablar de Información Cualitativa e Información Cuantitativa; esta última representada por observaciones de carácter numérico y es el tipo de información que compone a las Series de Tiempo Económicas como las que utilizamos para realizar el respectivo análisis de desestacionalización.

Es necesario que una serie de tiempo posea una mínima cantidad de observaciones que permitan a dicha serie ser representada por un modelo que exprese su comportamiento a lo largo del tiempo de modo tal que sea factible realizar predicciones a futuro.

1.3.2. Tipos de Series de Tiempo

Existen Series de Tiempo Deterministas y Series de Tiempo Estocásticas; las Series de Tiempo Deterministas son aquellas

Series Temporales donde la variable observada tiene un esquema o patrón de comportamiento fijo y predecible, en tanto que las Series de Tiempo Estocásticas son aquellas Series Temporales donde la variable observada no sigue ningún patrón de comportamiento fijo.

En general, las Series Económicas contienen componentes deterministas y componentes aleatorios.

Considerando a D_t como el componente determinista y a N_t al componente aleatorio, la serie temporal Y_t puede en general expresarse así:

$$Y_t = D_t + N_t \quad (\text{Relación en forma aditiva})$$

También pueden encontrarse casos en los cuales esta relación es más bien de tipo multiplicativo, es decir:

$$Y_t = D_t * N_t$$

1.3.3. Fluctuaciones Aleatorias de una Serie Temporal

El comportamiento fluctuante de tipo no determinístico es aquel que no puede calcularse en términos de los valores pasados.

Estas fluctuaciones reflejan la influencia de una gran cantidad de variables externas no controladas que influyen en el comportamiento del “modelo general” que describe el proceso o fenómeno estudiado, lo que significa que en función o dependencia de variables externas es que existen más fluctuaciones de carácter aleatorio.

En la práctica existen diversas formas de reducir o cuasieliminar las fluctuaciones de carácter aleatorio en una serie observada mediante el empleo de técnicas de suavización, de manera que al así hacerlo sea factible realizar pronósticos más acertados sin la degeneración producida por los agentes aleatorios.

1.4. Procesos Estocásticos

Un Proceso Estocástico es una familia de variables aleatorias que corresponden a momentos sucesivos en el tiempo y se expresa como: $Y(t, u)$, con t : el tiempo y u : la variable aleatoria.

Al fijar el instante $t=t_0$, $Y(t_0, u)$ es una variable aleatoria medida en dicho instante.

Al fijar la variable aleatoria $u=u_0$ entonces el proceso tomaría un solo valor $Y(t, u_0)$ para cada momento de tiempo, por ello Y sería una función del tiempo que tendrá su función de probabilidad.

- Para $t=t_i$, la distribución de probabilidad será $F[y(t_i)]$.
- Para $t=t_i$ y $t=t_j$ la distribución de probabilidad conjunta sería $F[Y(t_i), Y(t_j)]$ que sería una función de distribución bivalente.
- Para un conjunto finito de valores en el tiempo (t_1, t_2, \dots, t_n) la función de distribución conjunta sería $F[Y(t_1), Y(t_2), \dots, Y(t_n)]$.

1.4.1. Proceso Estocástico Perfectamente Caracterizado

Se dice que “un proceso estocástico está perfectamente caracterizado cuando se pueden determinar las funciones de distribución conjunta para cada conjunto finito de variables del proceso”. Esto es: $F[Y(t_i), Y(t_j), \dots, Y(t_n)]$.

El método que utiliza a las funciones de distribución conjunta para analizar un proceso estocástico resulta bastante difícil de establecer, por tal razón es que se opta por el método de los momentos para dicho fin.

1.4.2. Método de los Momentos para Analizar Procesos Estocásticos

Para la determinación de las características del proceso se utiliza el método de los momentos.

Sea Y_t un proceso estocástico, la media o momento de primer orden es: $\mu_t = E(Y_t)$; (El subíndice t indica que la media o momento de primer orden es diferente para cada período de tiempo).

Considerando como momentos de segundo orden con respecto a su media a la varianza, es decir: $\sigma_t^2 = Var(Y_t)$, las covarianzas entre variables referidas a distintos momentos de tiempo o autocovarianzas son designadas por $\gamma_{t,s} = Cov(Y_t, Y_s) = E(Y_t - \mu_t)(Y_s - \mu_s)$; donde Y_t y Y_s es la misma variable aleatoria medida en distintos instantes de tiempo; cuando $s=t$ se tiene la varianza: $\gamma_{t,t} = Var(Y_t) = E(Y_t - \mu_t)^2$; además conviene recordar los coeficientes de autocorrelación:

$$\rho_{t,s} = \frac{Cov(Y_t, Y_s)}{\sqrt{Var(Y_t)Var(Y_s)}}.$$

Dentro de una serie temporal, para cada período de tiempo se dispone de solo una observación, por ello se puede decir de esta serie de tiempo que es una muestra de tamaño uno tomada en períodos sucesivos de tiempo en un proceso estocástico, de manera que a una serie temporal se la considera como una realización de un proceso estocástico.

En una serie de tiempo, la observación para un período de tiempo determinado no es independiente de las observaciones en períodos anteriores, lo que difiere del muestreo aleatorio simple

donde cada extracción es independiente de las demás extracciones de la muestra.

A fin de que sea factible realizar inferencias sobre un proceso estocástico partiendo de una sola realización el proceso estocástico debe ser estacionario y ergódico.

1.5. Procesos Estacionarios

1.5.1. Proceso Estrictamente Estacionario

Si $F(Y_{t_1}, Y_{t_2}, \dots, Y_{t_k})$ es la función de distribución conjunta, y si todos los elementos de dicha distribución se desplazan m períodos, entonces la nueva función de distribución conjunta es: $F(Y_{t_1+m}, Y_{t_2+m}, \dots, Y_{t_k+m})$; de ahí que para que el proceso sea estrictamente estacionario deberá cumplirse que: $F(Y_{t_1}, Y_{t_2}, \dots, Y_{t_k}) = F(Y_{t_1+m}, Y_{t_2+m}, \dots, Y_{t_k+m})$; por ello un proceso estocástico es estrictamente estacionario si al efectuar un mismo desplazamiento en el tiempo de todas las variables de cualquier distribución conjunta finita, aquella distribución conjunta continúa siendo la misma.

Trabajar con funciones de distribución conjuntas resulta generalmente muy difícil, por lo que pese a producirse limitaciones se acude al análisis bajo la utilización de los momentos para el estudio de la estacionariedad.

1.5.2. Proceso Estacionario de Primer Orden

Un proceso es estacionario de primer orden o en media si: $E(Y_t) = \mu$,

$\forall t$.

Aquello indica que en un proceso estacionario de primer orden o en media, la esperanza matemática permanece constante a lo largo del tiempo.

1.5.3. Proceso Estacionario de Segundo Orden

Un proceso estocástico es estacionario de segundo orden o en sentido amplio si se cumple lo siguiente:

1.- $Var(Y_t) = E(Y_t - \mu)^2 = \sigma^2 < \infty, \forall t$; lo que nos indica que la varianza de Y_t además de ser constante a lo largo del tiempo es finita, y:

2.- $Cov(Y_{t+k}, Y_t) = E[(Y_{t+k} - \mu)(Y_t - \mu)] = \gamma_k, \forall t$; que es la autocovarianza de orden k , e indica que la autocovarianza entre dos períodos distintos de tiempo solo depende de k y no de t puesto que su dependencia es exclusiva de el lapso de tiempo transcurrido entre esos dos períodos.

1.5.4. Otras Propiedades de los Procesos Estacionarios

1.- $\gamma_0 = Cov(Y_t, Y_t) = Var(Y_t) = \sigma^2$ indica que la varianza del proceso es simplemente la autocovarianza de orden cero.

2.- Un proceso estacionario de segundo orden es también de primer orden dado que la media μ no es afectada por el tiempo.

3.- Si un proceso únicamente cumple la primera propiedad de procesos estacionarios de segundo orden entonces diremos que se trata de un proceso estacionario en varianza.

4.- Si un proceso estocástico es estacionario de segundo orden y normal entonces dicho proceso es estacionario en sentido estricto.

5.- Decir que un proceso es estacionario significa que es de segundo orden.

1.5.5. Autocorrelaciones de un Proceso Estocástico Estacionario

Las autocorrelaciones en un proceso estacionario se definen como:

$$\rho_k = \frac{\gamma_k}{\gamma_0}, \quad k \geq 0,$$

También: $\gamma_k = \gamma_{-k}$, por lo que resulta que $\rho_k = \rho_{-k}$, puesto que:

$$\gamma_k = \text{Cov}(Y_{t+k}, Y_t).$$

Considerando que $\text{Cov}(x,y) = \text{Cov}(y,x)$

$$\gamma_k = \text{Cov}(Y_t, Y_{t+k})$$

Y como la autocovarianza depende únicamente del lapso de tiempo k transcurrido entre los dos períodos, se tiene que:

$$\gamma_{-k} = \text{Cov}(Y_{t-k}, Y_t).$$

A partir de una sola realización del proceso pueden estimarse los parámetros: μ , $\gamma_0 = \sigma^2$, γ_1 , γ_2 , ... cuando el proceso estocástico es estacionario.

Teniendo una muestra Y_1, Y_2, \dots, Y_T se pueden utilizar los siguientes estimadores:

$$\hat{\mu} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T Y_t$$

$$\hat{\gamma}_0 = \sigma^2 = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (Y_t - \hat{\mu})^2$$

$$\hat{\gamma}_k = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^{T-k} (Y_{t+k} - \hat{\mu})(Y_t - \hat{\mu})$$

1.6. Procesos Ergódicos

Cuando un proceso estocástico es ergódico entonces se cumple que:

$\lim_{k \rightarrow \infty} \rho_k = 0$, es decir que si dos observaciones se encuentran muy

alejadas entonces no existe correlación, y que representa una condición necesaria aunque no suficiente de ergodicidad.

De hecho que si son normales entonces son independientes.

Por lo demás se supondrá siempre que el proceso es ergódico.

1.7. Procesos Lineales

Los procesos lineales son procesos estocásticos que son estacionarios y ergódicos y están expresados por combinaciones lineales de variables aleatorias.

Entre los procesos lineales existentes se mencionan:

1. Proceso Puramente Aleatorio (llamado también Ruido Blanco).
2. Procesos Autorregresivos (AR).

3. Procesos de Medias Móviles (MA).
4. Combinación entre Procesos AR y MA.

1.7.1. Proceso Puramente Aleatorio

Denominado también Ruido Blanco, es el proceso lineal más simple entre los existentes y está representado por: $Y_t = \varepsilon_t$.

Donde:

$$\begin{aligned}\mu_\varepsilon = E[\varepsilon_t] &= 0, & \forall t \\ \text{Var}(\varepsilon_t) &= \sigma^2 < \infty, & \forall t \\ \text{Cov}(\varepsilon_{t_1}, \varepsilon_{t_2}) &= 0, & \forall t_1 \neq t_2\end{aligned}$$

1.7.2. Modelos Autorregresivos (AR)

Se define un modelo autorregresivo de orden p , lo que es igual decir un modelo $\text{AR}(p)$ como:

$$Y_t = \varphi_1 Y_{t-1} + \varphi_2 Y_{t-2} + \dots + \varphi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t$$

Donde $\varphi_1 Y_{t-1} + \varphi_2 Y_{t-2} + \dots + \varphi_p Y_{t-p}$ se denominan retardos y ε_t representa el ruido blanco.

Al utilizar el operador polinomial de retardos: $\varphi(L) = 1 - \varphi_1 L - \varphi_2 L^2 - \dots - \varphi_p L^p$, el modelo autorregresivo puede expresarse como: $\varphi(L)Y_t = \varepsilon_t$.

Para que el proceso sea estacionario se requiere que las raíces de la ecuación polinomial $\varphi(L) = 1 - \varphi_1 L - \varphi_2 L^2 - \dots - \varphi_p L^p = 0$ estén fuera del círculo unidad.

Incluyendo un término independiente en el modelo se nota que:

$$Y_t = \varphi_1 Y_{t-1} + \varphi_2 Y_{t-2} + \dots + \varphi_p Y_{t-p} + \delta + \varepsilon_t$$

Entonces si se supone estacionariedad, al tomar las esperanzas en la ecuación anterior y con $\mu = E(Y_t) \quad \forall t$ se tiene:

$$\mu = \varphi_1 \mu + \varphi_2 \mu + \dots + \varphi_p \mu + \delta.$$

Por lo que se obtiene $\mu = \frac{\delta}{1 - \varphi_1 - \varphi_2 - \dots - \varphi_p}$.

En lo sucesivo se supondrá que $\delta = 0$.

Al multiplicar por $Y_{t-\tau}$ y tomando esperanzas del modelo AR(p):

$$\gamma_\tau = \varphi_1 \gamma_{\tau-1} + \varphi_2 \gamma_{\tau-2} + \dots + \varphi_p \gamma_{\tau-p} + E[\varepsilon_t Y_{t-\tau}]$$

Para $\tau=0$, se obtiene: $\gamma_0 = \varphi_1 \gamma_1 + \dots + \varphi_p \gamma_p + \sigma_\varepsilon^2$.

Para $\tau > 0$ el resultado obtenido es el siguiente:

$$\gamma_\tau = \varphi_1 \gamma_{\tau-1} + \varphi_2 \gamma_{\tau-2} + \dots + \varphi_p \gamma_{\tau-p} \quad \tau > 0$$

Dividiendo ambos miembros de la ecuación anterior por γ_0 se obtiene la ecuación en diferencias de orden p relativa a las autocorrelaciones: $\rho_\tau = \varphi_1 \rho_{\tau-1} + \varphi_2 \rho_{\tau-2} + \dots + \varphi_p \rho_{\tau-p}$

Si tomamos a $\rho_0, \rho_1, \rho_2, \dots$ y ρ_{p-1} como condiciones iniciales determinadas a partir de los coeficientes $\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_p$, la solución de la ecuación anterior permite calcular los valores de ρ_τ para $\tau \geq p$.

Y viceversa, si se conoce $\rho_0, \rho_1, \rho_2, \dots$ y ρ_{p-1} y utilizando

$\rho_\tau = \varphi_1 \rho_{\tau-1} + \varphi_2 \rho_{\tau-2} \dots + \varphi_p \rho_{\tau-p}$ para $\tau=1, 2, \dots, p$ es posible calcular

$\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_p$:

Para $\tau=1, 2, \dots, p$ se obtiene el sistema de ecuaciones de Yule-

Walker:

$$\rho_1 = \varphi_1 + \varphi_2 \rho_1 + \dots + \varphi_p \rho_{p-1}$$

$$\rho_2 = \varphi_1 \rho_1 + \varphi_2 + \dots + \varphi_p \rho_{p-2}$$

.....

$$\rho_p = \varphi_1 \rho_{p-1} + \varphi_2 \rho_{p-2} + \dots + \varphi_p$$

Resolviendo el sistema anterior en forma matricial se obtiene:

$$\begin{bmatrix} \varphi_1 \\ \varphi_2 \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ \varphi_p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} I & \rho_1 & \dots & \rho_{p-1} \\ \rho_1 & I & \dots & \rho_{p-2} \\ \rho_{p-1} & \rho_{p-2} & \dots & I \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \rho_1 \\ \rho_2 \\ \cdot \\ \cdot \\ \rho_p \end{bmatrix}$$

Para que un modelo $AR(p)$ sea inversible basta que sea estacionario, dado que: $|\lambda_i| < 1, \forall i$; donde λ_i representan las raíces de la ecuación característica.

1.7.3. Modelo de Medias Móviles (MA)

El modelo de medias móviles de orden q , o lo que es igual que el modelo $MA(q)$, se define de la siguiente manera:

$$Y_t = \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q}.$$

Los coeficientes $\theta_1, \dots, \theta_q$ van precedidos por el signo negativo solo por notación.

Con el uso del operador polinomial de retardos,

$$\theta(L) = 1 - \theta_1 L - \theta_2 L^2 - \dots - \theta_q L^q.$$

El modelo de medias móviles puede estar denotado por:

$$Y_t = \theta(L) \varepsilon_t$$

En este último la media es cero, para cualquier valor de θ_i . De ahí que: $E[Y_t] = \theta(L)E(\varepsilon_t) = 0$.

Incluyendo en el modelo MA(q) un término constante:

$$Y_t = \delta + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q}$$

Y tomando luego esperanzas matemáticas en la expresión anterior se obtiene que: $E(Y_t) = \delta$.

En los modelos de medias móviles, la media del proceso coincide con el término independiente, que aparece en el segundo miembro. Se supondrá en lo sucesivo que $\delta = 0$.

Para generalizar las propiedades de un modelo de medias móviles de orden q , si se multiplican ambos miembros de la expresión de modelos MA(q) por $Y_{t-\tau}$ y si se toman esperanzas se obtiene:

$$\gamma_0 = (1 + \theta_1^2 + \dots + \theta_q^2) \sigma_\varepsilon^2$$

$$\gamma_\tau = \begin{cases} (-\theta_\tau + \theta_1 \theta_{\tau+1} + \dots + \theta_{q-\tau} \theta_q) \sigma_\varepsilon^2 & \tau = 1, 2, \dots, q \\ 0 & \tau > q \end{cases}$$

De ahí que existe un corte brusco en q en las autocorrelaciones, dado que luego de tal retardo su valor es 0.

Los coeficientes de autocorrelación para el mismo proceso estarán dados por:

$$\rho_\tau = \begin{cases} \frac{-\theta_\tau + \theta_1\theta_{\tau+1} + \dots + \theta_{q-\tau}\theta_q}{1 + \theta_1^2 + \dots + \theta_q^2} & \tau = 1, 2, \dots, q \\ 0 & \tau > q \end{cases}$$

Para que un modelo $MA(q)$ sea inversible se sugiere que las raíces de $1 - \theta_1L - \theta_2L^2 - \dots - \theta_qL^q = 0$ caigan fuera del círculo unitario.

Además, las ecuaciones de la varianza y autocovarianzas en el modelo $MA(q)$ señalan que éste es siempre estacionario.

1.7.4. Modelos Mixtos (Autorregresivos – Medias Móviles): ARMA.

Los modelos mixtos arma: autorregresivos – medias móviles, también expresados como $ARMA(p,q)$ se definen como:

$$Y_t - \phi_1Y_{t-1} + \phi_2Y_{t-2} + \dots + \phi_pY_{t-p} = \varepsilon_t - \theta_1\varepsilon_{t-1} - \theta_2\varepsilon_{t-2} - \dots - \theta_q\varepsilon_{t-q}$$

O lo que es igual a decir:

$$\varphi(L) Y_t = \theta(L) \varepsilon_t$$

Donde:

$$\varphi(L) = 1 - \varphi_1 L - \varphi_2 L^2 - \dots - \varphi_p L^p$$

$$\theta(L) = 1 - \theta_1 L - \theta_2 L^2 - \dots - \theta_q L^q$$

Para que el proceso sea estacionario, se requiere que las raíces de $\varphi(L) = 0$ estén fuera del círculo unitario.

Cuando el modelo ARMA satisface la propiedad de estacionariedad este puede expresarse como un $MA(\infty)$, logrando esto de la siguiente manera:

Como $\varphi(L) Y_t = \theta(L) \varepsilon_t$, entonces:

$$Y_t = \frac{\theta(L)}{\varphi(L)} \varepsilon_t$$

A $\frac{\theta(L)}{\varphi(L)}$ se denomina $\psi(L)$, por lo que quedaría el modelo $MA(\infty)$:

$$Y_t = \psi(L) \varepsilon_t$$

En el modelo ARMA la media es cero.

Si se utiliza la constante $\delta \neq 0$ se obtiene que la media es:

$$E(Y_t) = \frac{1}{\varphi(L)} \delta, \text{ se supondrá en adelante que } \delta=0.$$

El valor de la varianza se determina por:

$$\gamma_0 = \left(\frac{1 - 2\varphi_1\theta_1 + \theta_1^2}{1 - \varphi_1^2} \right) \sigma_\varepsilon^2$$

Las autocovarianzas son obtenidas a través de:

$$\gamma_\tau = \varphi_1 \gamma_{\tau-1}$$

También las autocorrelaciones se representan por:

$$\rho_\tau = \begin{cases} \frac{(1 - \varphi_1\theta_1)(\varphi_1 - \theta_1)}{1 - 2\theta_1\varphi_1 + \theta_1^2}, & \text{si } \tau = 1 \\ \varphi_1 \rho_{\tau-1}, & \text{si } \tau > 1 \end{cases}$$

donde $\varphi_1 \rho_{\tau-1}$ es un valor cercano a cero

1.8. Procesos no Estacionarios

Considerando que muchas de las series económicas no son estacionarias, se recurre a un proceso de transformación que haga de ellas series estacionarias.

Aquel proceso de transformación se logra mediante la toma de diferencias de un orden específico aplicadas al proceso Y_t para obtener el proceso estacionario W_t .

1.8.1. Modelos Integrados (Modelo ARIMA)

Conocidos también como Modelos no Estacionarios Homogéneos, estos modelos surgen a partir de la adición de un proceso estacionario W_t ; los modelos integrados son aquellos procesos no estacionarios que pueden ser transformados en estacionarios a través de la toma de diferencias de un orden determinado.

1.8.2. Modelo Arima (ARIMA)

Cuyas siglas indican un modelo autorregresivo integrado de medias móviles es uno de los más utilizados en el análisis de series temporales y se define de la siguiente manera:

Un proceso integrado Y_t es llamado proceso ARIMA(p,d,q) si al tomar diferencias de orden “ d ” se obtiene un proceso estacionario “ W_t ” de la forma ARMA(p,q).

Dado Y_t no estacionario como modelo original, tomando diferencias de orden d se obtiene: $W_t = \Delta^d Y_t$, que es un modelo estacionario ARMA(p,q); con los polinomios de retardos se obtiene que:

$$(1 - \phi_1 L - \phi_2 L^2 - \dots - \phi_p L^p) W_t = (1 - \theta_1 L - \theta_2 L^2 - \dots - \theta_q L^q) \varepsilon_t$$

Considerando $\Delta = 1 - L$ y por medio de reemplazo se llega al modelo ARIMA(p,d,q) representado por:

$$\varphi(L)(1 - L)^d Y_t = \theta(L)\varepsilon_t.$$

CAPITULO 2

2. AJUSTE ESTACIONAL (METODOLOGIA TRAMO SEATS) Y EXTRACCION DE SEÑALES.

A continuación se presentan algunas definiciones importantes referentes a la teoría de las series de tiempo:

2.1. Series Cronológicas

Una serie de tiempo o cronológica es la secuencia de medidas de una variable periódicamente a lo largo del tiempo; al decir medidas se refiere por ejemplo a millones de dólares, miles de personas, porcentajes, etc; podrían mencionarse como ejemplos a las medidas de las importaciones desde los Estados Unidos, medidas del PIB, de las ventas de minoristas de un país específico, un indicador del comercio exterior del Ecuador, entre otras; además si aquellas medidas se toman

periódicamente a lo largo del tiempo significa que estas se toman por ejemplo cada mes, cada trimestre, cada año, etc.

2.2. Componentes de una Serie de Tiempo o Cronológica

De acuerdo a la hipótesis de Componentes Subyacentes de una Serie de Tiempo en el dominio del tiempo se dice que la serie observada Y_t es la agregación de cinco componentes ortogonales, los cuales son:

1. Tendencia
2. Ciclo
3. Estacionalidad
4. Irregularidad
5. Efectos de Calendario

Así, la serie observada Y_t como modelo aditivo de estas componentes es: $Y_t = T_t + C_t + S_t + I_t + CAL_t$.

Pero las series de tiempo no solo se pueden expresar en forma aditiva, es así como también se puede obtener su expresión en el esquema de

tipo multiplicativo, de manera que: $Y_t = T_t * C_t * S_t * I_t * CAL_t$, y también pueden construirse modelos híbridos: Aditivo – Multiplicativos.

Frecuencia: En la identificación de los componentes, juega un papel importante la frecuencia, que se define (en radianes) como $w = \frac{2\pi}{T}$; siendo T el período. El período es el intervalo de tiempo que dura un fenómeno, por ejemplo si el período de crecimiento económico es 4 años (16 trimestres), su frecuencia asociada es $\frac{2\pi}{16}$.

A continuación se analizan las componentes de la serie temporal:

2.2.1. Tendencia

Se define como la evolución a largo plazo de la variable considerada sobre varias décadas, representa una variación regular y gradual durante un largo período de años, así a largo plazo la tendencia señala la dirección del movimiento de la serie sobre un período de muchos años, siendo esta dirección creciente o decreciente.

La tendencia está asociada con las bajas frecuencias, es decir movimientos de larga duración cuyo período es superior a los 32 trimestres, que equivalen a 8 años.

La componente tendencia presenta los rasgos fundamentales del crecimiento económico, así es como la tendencia se asocia con: el progreso técnico acumulado; la evolución del stock de capital físico; el nivel, composición y cualificación (capital humano) de la fuerza de trabajo.

Se ha de considerar como tendencia a aquellas oscilaciones cuya frecuencia expresada en radianes (w), se encuentren entre 0 y $2\pi/32$; es decir un período superior a los ocho años.

Es importante mencionar que dentro de esta banda, el límite inferior $w=0$ corresponde a las oscilaciones de período infinito. A dicho elemento ($w=0$) se le llama tendencia pura o absoluta.

Dado que las tendencias, por definición, son fenómenos a largo plazo y generalmente las series existentes en los archivos disponibles son relativamente cortas, con frecuencia no es factible estimar las tendencias, por ello la mayor parte de los

métodos de descomposición de las series cronológicas producen la tendencia-ciclo que combina la tendencia y el ciclo.

2.2.2. Ciclo

Este componente se caracteriza por oscilaciones cuya duración está entre los 2 y 8 años; el componente cíclico es de baja frecuencia al igual que la tendencia, pero está originado por otros factores.

Los movimientos cíclicos pueden ser caracterizados como la respuesta de los agentes económicos a shocks exógenos diversos, tomando como instrumentos a precios o cantidades.

La frecuencia en radianes de las oscilaciones de carácter cíclico está contenida entre $2\pi/32$ y $2\pi/8$ (este período comprende entre dos y ocho años).

Dado que resulta difícil discriminar entre tendencia y ciclo, más cuando se trata de oscilaciones alrededor del período entre cinco y 10 años; estimar individualmente la tendencia o el ciclo resulta

muy complejo si consideramos lo corto de la mayoría de las series macroeconómicas junto con la mayor complejidad del diseño de filtros ideales para estimarlas.

Por otro lado, desde un punto de vista teórico, muchos de los factores que afectan o tienen incidencia sobre la tendencia son causantes también del comportamiento cíclico, así que no es conveniente establecer de forma estricta una distinción entre estas dos componentes.

Finalmente se trabajará con una componente mixta de ciclo y tendencia $P_t = T_t + C_t$, haciendo que Y_t quede así:
 $Y_t = P_t + S_t + I_t + CAL_t$.

Las nociones de tendencia, ciclo o ciclo económico se refieren siempre a la tendencia-ciclo, a menos que se indique algo diferente.

2.2.3. Tendencia-Ciclo

Es la secuencia de fluctuaciones regulares de la serie; se caracteriza por períodos alternados de expansión y contracción que generalmente duran entre tres y seis años, estos períodos se denominan fases; la intensidad y duración de varias fases varía típicamente en cada ocasión y cada fase dura más de un año.

Algunas definiciones adicionales al respecto son las siguientes:

Fase de Expansión: Período de prosperidad o mejoramiento de la situación económica, en el caso de variables como la producción, el empleo (lo opuesto en el caso de variables como el desempleo, las quiebras).

Fase de Recesión: Período de deterioro (crisis) de la situación económica.

Punto de Retorno: Pasaje de un período de mejoramiento a un período de deterioro de las condiciones económicas o viceversa.

Recuperación: Transición de un período de deterioro a uno de mejoramiento.

La componente tendencia-ciclo es interpretada como aquella componente que representa el movimiento fundamental de la serie, así se mencionan por ejemplo: las condiciones económicas dominantes, y no los fenómenos pasajeros como la estacionalidad, los días laborables, los efectos de calendario o los movimientos irregulares.

2.2.4. Estacionalidad

La estacionalidad se caracteriza por tratarse de movimientos de la serie periódicos o cuasiperiódicos cuya duración es menor o igual a un año; por ello se puede decir que son fluctuaciones subanuales (mensuales, trimestrales, semestrales, etc), repitiéndose regularmente año a año, dada su constancia de corto plazo no se considera a la componente estacional como relevante para el análisis de coyuntura.

Los factores que determinan esta componente son: factores institucionales, climáticos y técnicos que evolucionan de forma suave desde una perspectiva a largo plazo; dada esa constancia a corto plazo de los mencionados factores es que no constituye la

componente más relevante para análisis de tipo económico, aunque sobre aspectos estructurales puede ser importante.

Así, algunas características relevantes de esta componente son:

- Se considerará estacionalidad a la oscilación cuya frecuencia en radianes es $w = \pi/2, \pi$.
- La estacionalidad se anula cada año, así las series anuales no pueden contener estacionalidad.
- Las sumas o promedios de 12 meses consecutivos no contienen estacionalidad.

2.2.4.1. Causantes De Estacionalidad

Dependiendo de los factores que producen la estacionalidad en la serie cronológica se puede clasificar a la estacionalidad de la siguiente manera:

Estacionalidad Climática: Cuando existen variaciones climáticas estacionales, produciendo variaciones por ejemplo en los resultados de la agricultura, en el consumo de combustible para calefacción, en la

construcción, en las prendas de vestir, etc.

Estacionalidad Institucional: Atribuible a las reglas sociales y administrativas, por ejemplo el efecto de la Navidad en el comercio minorista, el efecto del fin del año fiscal en algunas variables financieras, el efecto del año escolar en algunos productos, etc.

Estacionalidad Inducida: Se refiere a la estacionalidad en otras áreas o sectores, tales como: en la industria de la elaboración de los alimentos, en la fabricación de juguetes, etc.

2.2.4.2. Causantes de la Evolución de la Estacionalidad

Pueden haber varias causas que producen un cambio en el comportamiento estacional de la serie:

Cambios Tecnológicos: Se cita por ejemplo el desarrollo de materiales y técnicas de construcción adaptadas al invierno; el desarrollo biotecnológico de

cultivos que resisten mejor al clima frío y seco, etc.

Cambios Institucionales: Como por ejemplo la extensión del año académico a los meses de verano en las universidades, la difusión de las vacaciones a lo largo de todo el año en lugar del verano.

Cambio en la Composición de la Serie: Como por ejemplo si la sociedad se torna más industrializada y menos dependiente de las industrias primarias (como la pesca y la agricultura; que se caracterizan por ser más estacionales).

2.2.5. La Componente Irregular

La componente irregular está constituida por las fluctuaciones residuales y erráticas de la serie, que no pueden atribuirse a las otras componentes; de manera que pueden considerarse como factores causantes de la componente irregular por ejemplo a ciertos sucesos inusuales como es el caso de variaciones en el clima de manera exagerada en comparación con lo que ocurre

normalmente, huelgas; también otro factor puede ser errores de medición de la serie como por ejemplo errores de muestreo, de tratamiento de los datos; los errores en la toma de decisiones como por ejemplo lo que ocurre dado el temor producido por rumores dentro del mercado bursátil, etc.

El componente I_t es una clave para la validación del modelo, por lo que juega un papel fundamental en el planteamiento estadístico; así, este término de ajuste no debe contener información puesto que eso invalidaría por completo la interpretación de los otros componentes.

En términos de ingeniería, puede imaginarse que se trata de extraer de la serie original una señal, interpretable y de eliminar el ruido que acompaña la observación. Luego de la descomposición, si permanece parte de la señal en el ruido significa que el modelo elegido no es el adecuado.

Estadísticamente hablando, se considerará que el componente irregular resultante de la aplicación del modelo debe presentar todas las características de ruido blanco. La comprobación de esto es imprescindible para la validación del modelo de

descomposición, es por ello que los programas estadísticos hacen siempre figurar los elementos que permiten comprobar estas hipótesis.

2.2.5.1. Determinantes de la Irregularidad de las Series

Los determinantes de la irregularidad de las series cronológicas son: la naturaleza de la variable, nivel de agregación de la serie, frecuencia de la serie, fiabilidad de la fuente de datos.

Naturaleza de la Variable: Algunas variables son esencialmente volátiles, como las exportaciones; otras en cambio se comportan de manera regular, como la población.

Nivel de Agregación de la Serie: Para una variable dada, las series nacionales tienden a ser menos irregulares que las provinciales.

Frecuencia de la Serie: Las series anuales son

generalmente menos irregulares que las series trimestrales y mensuales.

Fiabilidad de la Fuente de Datos: Las series obtenidas mediante una encuesta poseen más errores que las series que se originan en censos o en fuentes administrativas; las series basadas en modelos son por lo general más regulares, por construcción.

Históricamente, al principio los modelos se descomponían en tres componentes básicas (tendencia, estacionalidad y componente irregular), pero se observó que en el componente irregular seguía existiendo información explotable, que el primer modelo, simple, no explotó; así, fue necesario detallar el contenido de nuestro primer residuo introduciendo nuevas componentes.

Estas nuevas componentes son acontecimientos que marcan la historia de la serie. Numerosos incidentes pueden perturbar la serie cronológica: averías, huelgas, modificación de nomenclatura o método de cálculo, medidas de reactivación, etc. Otros efectos de calendario que no se pueden interpretar como una variación frecuencia de la serie, la fiabilidad de la fuente de

datos. También se puede considerar el efecto de los años bisiestos, cuyas características en el calendario son conocidas y previsibles, sus efectos pueden tener una incidencia sobre el nivel de la serie, la idea es detectarlos y estimarlos.

2.2.6. Efectos de Calendario

2.2.6.1. Variación por Días Laborables

Es el efecto creado por la diferente distribución de los días de la semana que cambia de acuerdo al mes y está presente sobre todo cuando los días de la semana tienen distinta importancia relativa.

2.2.6.2. Tasas Diarias de Actividad

Las tasas diarias de actividad se definen como la proporción de la actividad semanal que ocurre en cada día de la semana.

2.2.6.3. La Componente de Pascua

El efecto de feriados de fecha móvil corresponde a las variaciones debidas a que algunos feriados cambian de fecha de año a año, lo cual desplaza la actividad de un mes a otro; el caso más evidente es la Pascua o la semana santa.

El efecto de la Pascua de Resurrección es el efecto por el desplazo de un volumen de actividad de abril a marzo cuando la Pascua cae en marzo en lugar de abril como es habitual.

2.3. Desestacionalización de las Series

Una serie desestacionalizada es la serie original a la que se le ha quitado la componente estacional, las variaciones por días laborables y los feriados de fecha móvil; también puede verse a la serie desestacionalizada como la combinación de la tendencia-ciclo y de la componente irregular:

Así si $Y_t = P_t + S_t + I_t + CAL_t$ es la serie original, la serie desestacionalizada será: $Z_t = Y_t - S_t - CAL_t$ o $Z_t = P_t + I_t$.

Dado que las componentes no son observables, puesto que solo se tiene la observación de la serie; para obtener la serie desestacionalizada se estiman las componentes de la serie de tiempo y se eliminan la estacionalidad, las variaciones por días laborables, y el efecto de pascua (que constituyen el efecto calendario).

Uno de los propósitos de la desestacionalización es suprimir las fluctuaciones intra-anales sistemáticas para revelar los movimientos subyacentes de la tendencia-ciclo.

Un aspecto importante por el que se necesita tener series desestacionalizadas es para poder realizar comparaciones mes a mes, dado que dichas comparaciones son inválidas en series con estacionalidad o con variaciones de días laborables significativas.

Por otra parte para realizar comparaciones con el mismo mes del año anterior dado que estas no son válidas cuando la estacionalidad evoluciona rápidamente o en presencia de variaciones de días laborables y además no se pueden realizar inferencias de la evolución

de la serie en el último año que por lo general es el período más importante para el análisis.

Las inferencias hechas utilizando series desestacionalizadas en cambio son válidas y se pueden hacer con éstas comparaciones de la serie entre diferentes períodos de tiempo.

2.4. Modelos para Descomposición de las Series

Como se mencionó antes, a fin de descomponer una serie de tiempo existen fundamentalmente dos modelos: aditivo y multiplicativo (que son los más utilizados).

2.4.1. Modelo Aditivo

El Modelo Aditivo asume que cada una de las componentes de la serie es independiente de la otra; así, la amplitud de la estacionalidad es independiente del nivel de la tendencia-ciclo, tampoco un aumento en el nivel del componente tendencia-ciclo ocasionará el aumento en la amplitud estacional.

El modelo aditivo está expresado por: $Y_t = P_t + S_t + CAL_t + I_t$.

Las componentes están expresadas en unidades.

De acuerdo al modelo aditivo, la serie desestacionalizada es obtenida como: $Z_t^{des} = Y_t - S_t - CAL_t = P_t + I_t$

2.4.2. Modelo Multiplicativo

Aquí se asume que las componentes están interrelacionadas; las variaciones estacionales son proporcionales al nivel de la serie, por ello un aumento en el nivel de la tendencia-ciclo ocasiona un aumento en la amplitud estacional.

Las componentes: estacional, irregular, variaciones de días laborables y el efecto de Pascua (efecto calendario) están expresados en porcentaje; el modelo multiplicativo está expresado por: $Y_t = P_t * S_t * CAL_t * I_t$.

De acuerdo al modelo multiplicativo, la serie desestacionalizada es:

$$Z_t^{des} = Y_t / (S_t \times CAL_t) = P_t \times I_t$$

2.5. Métodos para Estimar las Componentes de una Serie de Tiempo

Para la estimación de los componentes de una serie temporal pueden utilizarse diversos métodos, es así como pueden mencionarse:

2.5.1. Métodos que se Basan en Medias Móviles (No Paramétricos).

Entre los que se encuentran:

X11-ARIMA

X12-ARIMA

2.5.2. Métodos que se Basan en la Extracción de la Señal

Los cuales suponen que la señal de la serie sigue un modelo ARIMA (paramétricos); como por ejemplo: el Método TRAMO-SEATS.

2.5.3. Métodos Basados en Modelos Estructurales

Los que asumen un modelo estocástico para cada componente.

Para el desarrollo de esta tesis se utiliza el método TRAMO-SEATS para la desestacionalización de series, y como aplicación se utiliza dicho método para la desestacionalización de las Series Económicas del Comercio Exterior del Ecuador, para ello se utiliza una herramienta de software que aplica TRAMO-SEATS, esta es Demetra, desarrollado por el organismo oficial de estadísticas europeo EUROSTATS y que es de libre distribución.

2.6. Tramo - Seats

El método TRAMO-SEATS es un método muy utilizado para el desarrollo de análisis económicos; de acuerdo a sus siglas TRAMO ("Time Series Regression with ARIMA Noise, Missing Observations and Outliers" significa: Regresión de Series de Tiempo con ruido ARIMA, Observaciones perdidas y atípicos); mientras que SEATS ("Signal

Extraction in ARIMA Time Series" significa: Extracción de la Señal en Series de Tiempo ARIMA.

2.6.1. Tramo

Constituye un programa que estima y pronostica modelos de regresión que posiblemente como es común, tengan errores no estacionarios ARIMA, valores perdidos y atípicos; para lo último este programa interpola estos valores, los identifica y luego corrige algunos tipos de atípicos, y estima algunos efectos especiales como el de días laborables y el efecto de pascua.

2.6.2. Seats

Constituye un programa que estima los componentes no observados en series de tiempo, seguido de la modelización tipo ARIMA.

Los componentes tendencia-ciclo, estacional, irregular y quizás el componente transitorio son estimados y pronosticados con técnicas de extracción de señales aplicadas a modelos ARIMA.

Tanto TRAMO como SEATS son programas que están estructurados para ser utilizados juntos; así, el método SEATS se basa en la modelización de la serie de datos, cosa que no ocurre con otros métodos empíricos. La familia de los modelos utilizables corresponde a la de los modelos SARIMA, para describir la serie en estudio el modelo que se utiliza está especificado por las tripletas (p, d, q) (sp, sd, sq) que son los parámetros de la parte autorregresiva (p), el número de diferenciaciones para volver a la serie estacionaria (d), el parámetro de la parte media móvil (q). La segunda tripleta contiene los mismos parámetros para la componente estacional (sp) , (sd) y (sq) respectivamente.

Los parámetros de la parte autorregresiva (AR) y la parte media móvil (MA) en los modelos utilizados pueden variar de 0 a 3, en cambio $d = 2$. El valor máximo utilizado por el programa SEATS para el parámetro de diferenciación es $d=2$; además, en SEATS los valores para sp , sd y sq solo pueden ser 0 o 1.

Demetra identifica por defecto el mejor modelo que debe ser utilizado para describir la serie, pero deja la posibilidad de intervenir en la elección del modelo.

CAPITULO 3

3. EL METODO TRAMO SEATS

A continuación se presentan las Características más detalladas de las metodologías Tramo y Seats.

3.1. TRAMO : “Time Series Regression with ARIMA Noise, Missing Observations and Outliers “

Este método consiste en lo siguiente:

Consideremos el vector de M observaciones:

$$z = (z_{t_1}, \dots, z_{t_M})$$

Que constituyen las observaciones de la serie considerada en los instantes t_1, t_2, \dots, t_M .

Tramo ajusta el modelo de regresión:

$$z_t = \beta y'_t + \gamma_t$$

Donde γ_t sigue un proceso ARIMA del tipo:

$$\varphi(B)\delta(B)\gamma_t = \theta(B)a_t$$

Aquí a_t se considera como innovación ruido blanco con parámetros:

$$(0, \sigma_a^2).$$

3.2. Seats

Una vez que la serie original ha sido “linealizada” mediante la aplicación de TRAMO, se presenta la metodología de SEATS para corregir las variaciones estacionales de las series de tiempo:

SEATS inicia con el modelo ARIMA identificado, estimado y diagnosticado anteriormente con la parte TRAMO, y descompone la serie corregida en sus componentes subyacentes estocásticos, con los principios de decomposición canónica basada en modelos ARIMA.

Si x_t es la serie original; $z_t = \delta(B)x_t$ es la serie diferenciada, donde B es el operador de retardo y $\delta(B)$ representa las diferencias tomadas en la serie original buscando estacionariedad. En SEATS:

$$\begin{aligned}\delta(B) &= \nabla^d \nabla_S^D ; \\ \nabla &= 1 - B . \\ \nabla_S^D &= (1 - B^s)^D .\end{aligned}$$

Así, el modelo para la serie diferenciada z_t puede expresarse como:

$$\varphi(B)(z_t - \bar{z}) = \theta(B)a_t$$

SEATS descompone (aditivamente o multiplicativamente) una serie que sigue el modelo anterior. Como ejemplo se considerará la descomposición aditiva de la serie original, de la forma:

$$x_t = \sum_i x_{it}$$

SEATS asume componentes ortogonales, y que cada uno será del tipo ARIMA. Luego de identificar los componentes, es necesario que

dichos componentes no contengan ruido (excepto el componente irregular-propiedad canónica).

Ello implica que ningún ruido blanco no aditivo puede ser extraído de cualquier componente, sino solo del componente irregular.

En consecuencia la varianza del componente irregular se verá maximizada, mientras que los otros componentes serán tan estables como sea posible.

3.3. Estimación de los Componentes de la Serie Temporal

Como vimos antes, en primer lugar se analizan los efectos de calendario a través de un análisis de regresión con errores ARIMA; luego, se obtienen los estimadores de los otros componentes de la serie mediante filtros aplicados a la serie corregida de los efectos de calendario.

3.3.1. Proceso de Estimación del Efecto de Calendario

El componente Efecto de Calendario está constituido por dos elementos, uno relacionado a la Pascua Móvil (E_t) y otro asociado con el ciclo semanal (CS_t), de ahí que:

$E_t = \gamma P(\tau)_t$; donde $P(\tau)_t$ expresa la proporción que representa la semana de Pascua en el mes t , este efecto ocurre en los τ días anteriores al Domingo de Resurrección. Se asume por defecto que $\tau = 6$.

La siguiente expresión representa el ciclo semanal:

$$CS_t = \beta D_t$$

Donde D_t representa (el número de lunes, martes, miércoles, jueves y viernes en el mes t)-(número de sábados y domingos en el mes t)*(5/2).

La fracción 5/2 es para homogeneizar los dos elementos de la diferencia que produce D_t .

El efecto de calendario total está luego definido por:

$$CAL_t = E_t + CS_t$$

La cuantificación de este efecto se realiza mediante la identificación, estimación y diagnóstico de un modelo de regresión cuya perturbación sigue una representación autorregresiva, integrada y de medias móviles (ARIMA) de tipo multiplicativo (Box y Jenkins).

$$y_t = \gamma P(\tau_t) + \beta D_t + \frac{\theta_q(B)\theta_Q(B^s)}{\varphi_p(B)\varphi_P(B^s)(1-B)^d(1-B^s)^D} a_t$$

Donde $\varphi_p(B)$ y $\theta_q(B)$ son polinomios de orden p y q respectivamente en el operador de desfases B , y $\varphi_P(B^s)$ y $\theta_Q(B^s)$ son polinomios de orden P y Q en B^s , con $s=4$ por considerar series trimestrales.

Las expresiones $(1-B)^d$ y $(1-B^s)^D$ son operadores de diferenciación regular y estacional controlados por los parámetros enteros d y D , respectivamente.

Por último, a_t es un ruido blanco gaussiano con esperanza nula y varianza constante v_a .

El proceso inicial de identificación y estimación es realizado por el programa TRAMO, realizándose la determinación de la presencia del efecto de calendario mediante dos contrastes independientes de significación estadística de las hipótesis nulas $\gamma=0$ (ausencia del efecto Pascua) y $\beta=0$ (ausencia del ciclo semanal).

Una vez estimados los parámetros γ y β y los operadores AR y MA del modelo y_t se obtiene la serie corregida de efectos de calendario:

$$N_t = y_t - \hat{\gamma}P(\tau)_t - \hat{\beta}D_t$$

3.3.2. Estimación de los Componentes Estocásticos

Según lo observado, TRAMO preprocesa los efectos deterministas (ciclo semanal y Pascua móvil); en tanto que SEATS realiza la extracción de señales estocásticas y dado que este método asume que cada componente sigue un modelo ARIMA que refleja las propiedades teóricas de cada componente, aquellos modelos deben ser compatibles con el modelo de la serie agregada N_t .

Suponiendo k componentes estocásticos y ortogonales entre si, que al ser agregados producen la serie N_t , se tiene:

$$N_t = \sum_{i=1}^k N_{i,t}$$

Donde cada componente $N_{i,t}$ evoluciona según un modelo ARIMA:

Por tanto, $N_{i,t} = \frac{\theta_i(B)}{\varphi_i(B)} a_{i,t} = \psi_i(B) a_{i,t} \quad i = 1, \dots, k$ (modelos de los componentes).

Donde: $\varphi_i(B)$ es el operador autorregresivo AR y $\theta_i(B)$ es el operador MA, ambos son polinomios tales que sus raíces están fuera del círculo de radio unitario (para garantizar el carácter estacionario de la serie).

La perturbación $a_{i,t}$ que incide sobre cada componente es un ruido blanco gaussiano con varianza v_i , ello significa que las variables $a_{i,t}$ son variables aleatorias independientes con distribución $N(0, v_i)$.

Como N_t se puede expresar como una suma de las componentes $N_{i,t}$, entonces N_t también sigue un modelo ARIMA y:

$$N_t = \frac{\theta_q(B)\theta_q(B^s)}{\varphi_p(B)\varphi_p(B^s)(1-B)^d(1-B^s)^D} a_t = \frac{\theta(B)}{\varphi(B)} a_t = \psi(B)a_t$$

Y como los modelos de cada componente $N_{i,t}$ deben ser compatibles con el modelo del agregado N_t antes expresado, llegamos a la siguiente condición:

$$\frac{\theta(B)}{\varphi(B)} a_t = \sum_{i=1}^k \frac{\theta_i(B)}{\varphi_i(B)} a_{i,t}$$

Lo cual implica que:

$$\varphi(B) = \prod_{i=1}^k \varphi_i(B) \quad (\text{Ec.1})$$

y

$$\theta(B)a_t = \sum_{i=1}^k \varphi_{(i)}(B)\theta_i(B)a_{i,t} \quad (\text{Ec.2})$$

$$\text{donde } \varphi_{(i)}(B) = \prod_{j=1}^k \varphi_j(B), \quad j \neq i$$

Las dos últimas expresiones son importantes en el desarrollo del procedimiento, dado que relacionan los operadores ARMA de N_t en su forma reducida con los operadores de los componentes $N_{i,t}$ inobservables; los primeros se han estimado y los segundos pueden derivarse a partir de éstos.

Sin embargo, las dos expresiones anteriores están sujetas a un problema de identificación: pues existen infinitas estructuras $\psi_i(B)$ compatibles con el modelo en forma reducida $\psi(B)$ que es característica de N_t , por lo que se requiere información adicional para resolver esta indeterminación.

Para lograr la identificación única del sistema, el procedimiento basado en modelos utiliza el principio de descomposición canónica, el mismo que considera que la descomposición adicional de cada componente en una señal más un ruido blanco es imposible, es decir que el componente carece de información redundante: así que es una señal pura o un ruido blanco, sin mezcla alguna.

De manera formal:

$$N_{i,t} = N_{i,t}^s + \zeta_{i,t}$$

$\zeta_{i,t}$ es una sucesión de variables independientes idénticamente distribuidas $N(0, \sigma_i^2)$; lo cual implica $N_{i,t} = N_{i,t}^s$ "si sólo existe señal" o que $N_{i,t} = \zeta_{i,t}$ "si solo existe ruido".

Desde el punto de vista del dominio de la frecuencia, este principio requiere que cada componente posea por lo menos un valor nulo en su representación espectral (en el caso de señales) o ninguno (en el caso de ruidos).

Una implicación del principio de descomposición canónica es que los operadores MA de los modelos de los componentes no son invertibles, puesto que poseen por lo menos una raíz en el círculo de radio unitario (esto es, la serie no es estacionaria).

Luego de aplicar el principio de descomposición canónica, las ecuaciones 1 y 2 permiten la determinación de los valores $\psi_i(B)$ en función de los valores de $\psi(B)$, lo cual puede obtenerse con la utilización del método de los momentos.

Luego de definir los modelos teóricos para los componentes, es importante estimarlos; lo que implica obtener series temporales para cada $N_{i,t}$ utilizando los datos observados de N_t .

Este proceso se realiza mediante el filtrado de N_t según:

$$\hat{N}_{i,t} = V_i(B,F)N_t$$

Los filtros $V_i(B,F)$ con $F=B-1$ utilizados por el método SEATS pertenecen a la familia de Filtros de Wiener-Kolmogorov, cuyo diseño trata de minimizar el error cuadrático medio entre el estimador y el componente teórico.

De esta forma, estos filtros se obtienen como solución del siguiente programa de optimización restringida:

$$\underset{\hat{N}_{i,t}}{\text{MIN}} E(N_{i,t} - \hat{N}_{i,t})^2 \quad \text{con } N_{i,t} = \psi_i(B)a_{i,t}$$

La solución de este programa lleva a:

$$\hat{N}_{i,t} = \frac{v_i}{v_a} \frac{\psi_i(B)}{\psi(B)} \frac{\psi_i(F)}{\psi(F)} N_t = \kappa_i \pi(B)\pi(F)\psi_i(B)\psi_i(F)N_t$$

Lo cual representa la solución adoptada bajo el enfoque basado en modelos expresados en forma reducida; es decir, usando filtros lineales, simétricos, invariantes en el tiempo, de colas infinitas aunque convergentes y que se determinan combinando la información suministrada por la forma reducida, $\pi(B)$, y la postulada para los componentes, $\psi_i(B)$.

Para $p=P=0$, $d=D=1$ y $q=Q=1$, con series trimestrales (es decir $s=4$) se tiene que:

$$N_t = \frac{(1-\theta_1 B)(1-\theta_4 B^4)}{(1-B)(1-B^4)} a_t, \quad -1 < \theta_1 < 1, \quad 0 < \theta_4 < 1$$

Siendo este último modelo compatible con una descomposición aditiva en la siguiente forma:

$$N_t = P_t + S_t + I_t$$

Y donde los modelos para los componentes canónicos son:

$$P_t = \frac{(1+B)(1-\alpha B)}{(1-B)^2} a_{p,t} \quad ; a_{p,t} \quad \text{v.a.i.i.d. } N(0, v_p)$$

$$S_t = \frac{(1-B)(1-\delta_1 B - \delta_2 B^2)}{(1+B+B^2+B^3)} a_{s,t} \quad ; a_{s,t} \quad \text{v.a.i.i.d. } N(0, v_s)$$

$$I_t = a_{I,t} \quad ; a_{I,t} \quad \text{es v.a.i.i.d. } N(0, v_I)$$

Para estimar los componentes se utiliza la información proporcionada por una muestra, así los filtros de Wiener y Kolmogorov son:

$$\hat{P}_t = \frac{v_p}{v_a} \frac{U(B)(1+B)(1-\alpha B)}{(1-\theta_1 B)(1-\theta_4 B^4)} \frac{U(F)(1+F)(1-\alpha F)}{(1-\theta_1 F)(1-\theta_4 F^4)} N_t$$

$$\hat{S}_t = \frac{v_s}{v_a} \frac{(1-B)^3(1-\delta_1 B - \delta_2 B^2)}{(1-\theta_1 B)(1-\theta_4 B^4)} \frac{(1-B)^3(1-\delta_1 F - \delta_2 F^2)}{(1-\theta_1 F)(1-\theta_4 F^4)} N_t$$

$$\hat{I}_t = \frac{v_I}{v_a} \frac{(1-B)^2 U(B)(1-\alpha B)}{(1-\theta_1 B)(1-\theta_4 B^4)} \frac{(1-F)^2 U(F)}{(1-\theta_1 F)(1-\theta_4 F^4)} N_t$$

Con $U(B)=1+B+B^2+B^3$.

Luego, para los estimadores se tienen los siguientes modelos:

$$\hat{P}_t = \frac{(1+B)(1-\alpha B)}{(1-B)^2} V_p(F) a_{p,t} = \psi_p(B) V_p(F) a_{p,t}$$

$$\hat{S}_t = \frac{(1-B)(1-\delta_1 B - \delta_2 B^2)}{(1+B+B^2+B^3)} V_s(F) a_{s,t} = \psi_s(B) V_s(F) a_{s,t}$$

$$\hat{I}_t = V_I(F) a_{I,t}$$

3.3.3. Características de los Estimadores

Es importante destacar en cada caso lo siguiente:

- La falta de invertibilidad de los operadores MA, ni los definidos sobre B ni sobre F , por lo que las correspondientes expansiones en serie AR serán de tamaño infinito.
- La necesidad de efectuar extrapolaciones de la serie en sus extremos para obtener estimaciones completas de los componentes.
- La diferencia entre el modelo teórico para el componente y el modelo del estimador, debida a la presencia de los filtros en F . En particular, el componente irregular estimado diferirá del teórico de manera sistemática, perdiendo sus características de ruido blanco.
- El diagnóstico de la descomposición se basa, entre otros elementos, en la comparación entre las funciones de autocorrelación de los estimadores teóricos y de los estimadores empíricos.

3.3.4. Estimación Final

Luego de efectuadas las dos fases para la estimación de los componentes, la estimación final se puede realizar rápidamente.

De ahí que la serie corregida de los efectos de calendario y de la estacionalidad \hat{y}^{sac} . se obtiene eliminando de la serie observada los términos de calendario y estacionalidad, es decir:

$$\hat{y}^{sac} = y_t - CAL_t^e - \hat{S}_t.$$

Así, la serie de ciclo-tendencia es el componente estimado de

P_t :

$$\hat{y}_t^{ct} = \hat{P}_t = V_p(B, F)(y_t - CAL_t^e)$$

CAPITULO 4

4. APLICACION DEL METODO TRAMO SEATS AL TRATAMIENTO DE LAS SERIES ECONOMICAS DEL COMERCIO EXTERIOR DEL ECUADOR

A continuación se muestra para cada serie de índices que representan a las Series Económicas del Comercio Exterior del Ecuador, los resultados obtenidos por Demetra en el proceso de desestacionalización, utilizando el método de ajuste estacional Tramo-Seats.

Demetra, versión 2.0, desarrollado por Eurostat (Organismo Oficial de Estadísticas Europeo) principalmente por Jens Dossé y Servais Hoffmann con ayuda de Raoul Depoutot, Pierre Kelsen y Christophe Planas (2002).

Se observa que algunas de dichas series logran ser ajustadas estacionalmente, en tanto que Demetra rechaza el ajuste estacional para otras series de datos, para cada uno de los casos se tiene la información que justifica tal aseveración. A continuación se presentan aquellos resultados en la tabla 1.

TABLA 1

TABLA DE RESULTADOS OBTENIDOS POR DEMETRA CON EL METODO DE DESESTACIONALIZACION TRAMO SEATS

Nº.	Serie	Decisión	Admite Descomposición Estacional	Modelo Arima Usado
1	I-x01	Acepta	Si	(2,1,0) (0,1,1)
2	I-x02	Acepta	Si	(3,1,0) (0,1,1)
3	I-x03	Acepta	No	(0,1,1) (0,0,0)
4	I-x04	Acepta	No	(1,0,0) (0,0,0)
5	I-x05	Acepta	Si	(0,1,0) (0,1,1)
6	I-x06	Acepta	No	(0,1,1) (0,0,0)
7	I-x07	Acepta	Si	(1,0,0) (1,0,0)
8	I-x08	Acepta	No	(0,1,1) (0,0,0)
9	I-x09	Acepta	Si	(1,0,0) (1,0,0)
10	I-x10	Acepta	No	(1,0,2) (0,0,0)
11	I-x11	Acepta	Si	(0,1,1) (0,1,1)
12	I-x12	Acepta	Si	(1,0,0) (0,1,0)
13	I-x13	Acepta	No	(1,0,0) (0,0,0)
14	I-x14	Acepta	No	(1,0,0) (0,0,0)
15	I-x15	Acepta	No	(1,1,0) (0,0,0)
16	I-x16	Acepta	No	(0,1,1) (0,0,0)
17	I-x17	Acepta	Si	(1,0,0) (1,0,0)
18	I-x18	Acepta	No	(1,1,0) (0,0,0)
19	I-x19	Acepta	No	(0,1,0) (0,0,1)
20	I-x20	Acepta	Si	(0,1,0) (1,0,0)
21	I-x21	Acepta	No	(0,1,1) (0,0,0)
22	ii25k	Acepta	Si	(0,1,0) (0,1,1)
23	ii27k	Acepta	Si	(0,1,1) (0,1,1)

24	iiosk	Acepta	Si	(3,1,0) (0,0,1)
25	iicdk	Acepta	Si	(0,1,0) (0,1,1)
26	ie25k	Acepta	No	(0,1,1) (0,0,0)
27	ieosk	Acepta	No	(1,1,0) (0,0,0)
28	iecdk	Acepta	No	(0,1,1) (0,0,0)
29	ip23k	Acepta	Si	(0,1,1) (0,1,1)
30	l-m02	Acepta	Si	(0,1,0) (0,1,1)
31	l-m03	Acepta	Si	(0,1,0) (0,1,1)
32	l-m04	Acepta	Si	(0,1,1) (0,1,1)
33	l-m05	Acepta	No	(1,1,0) (0,0,0)
34	l-m07	Acepta	Si	(0,0,3) (1,0,0)
35	l-m08	Acepta	No	(1,1,0) (0,0,0)
36	l-m09	Acepta	No	(1,0,3) (0,0,0)
37	l-m10	Rechaza	No	(0,1,2) (0,0,0)
38	l-m11	Acepta	Si	(0,1,0) (0,1,1)
39	l-m12	Acepta	Si	(0,1,0) (0,1,1)
40	l-m13	Acepta	Si	(0,1,0) (0,1,1)
41	l-m14	Acepta	No	(1,0,0) (0,0,0)
42	l-m15	Acepta	Si	(0,1,1) (0,1,1)
43	l-m16	Acepta	Si	(3,1,0) (0,1,1)
44	l-m17	Acepta	Si	(0,1,0) (0,0,1)
45	l-m18	Acepta	No	(0,1,1) (0,0,0)
46	l-m19	Acepta	No	(1,1,0) (0,0,0)
47	l-m20	Acepta	No	(1,1,0) (0,0,0)
48	l-m21	Acepta	Si	(1,0,1) (0,1,0)
49	lp23k	Acepta	Si	(0,1,1) (0,1,1)
50	l-pr09	Acepta	Si	(0,1,3) (0,1,1)
51	l-pr10	Acepta	Si	(0,1,1) (0,1,1)
52	l-pr11	Acepta	Si	(0,0,1) (0,1,1)
53	l-pr12	Acepta	No	(1,1,0) (0,0,0)
54	l-pr13	Acepta	Si	(0,1,1) (0,1,1)
55	l-pr14	Acepta	Si	(0,1,0) (1,0,0)
56	l-pr15	Acepta	Si	(0,1,3) (0,1,1)
57	l-pr16	Acepta	Si	(0,1,1) (0,1,1)
58	l-pr17	Acepta	Si	(0,1,0) (1,0,0)
59	l-pr18	Acepta	Si	(0,1,3) (0,1,1)
60	l-pr19	Acepta	Si	(0,1,1) (0,1,1)
61	l-pr20	Acepta	Si	(0,2,1) (0,1,1)
62	l-pr21	Acepta	Si	(2,2,1) (0,1,1)
63	l-i07221	Acepta	Si	(0,1,3) (0,1,1)
64	l-i07222	Acepta	Si	(1,0,0) (0,1,1)
65	l-pr22	Acepta	Si	(0,1,1) (0,1,1)

66	I-pr32	Acepta	Si	(0,1,1) (0,1,1)
67	I-pr27	Acepta	Si	(0,1,1) (0,1,1)
68	I-pr251	Acepta	Si	(1,0,0) (0,1,1)
69	I-pr252	Acepta	Si	(0,1,1) (0,1,1)
70	I-pr07	Acepta	No	(0,1,1) (0,0,0)
71	I-pr06	Acepta	Si	(0,1,2) (0,1,1)
72	I-pp01	Acepta	Si	(0,1,1) (0,1,1)
73	pregadis	Acepta	Si	(0,0,1) (0,1,1)
74	I-pr07-nuevo	Acepta	No	(0,1,1) (0,0,0)

TABLA 2

TABLA DE RESULTADOS DEL ANALISIS

ACEPTADAS		RECHAZADAS
Modelo Estacional Usado	Modelo Estacional no Usado	
48	25	1

En total de las 74 series analizadas, se observa que solo una de ellas ha sido rechazada y 73 han sido aceptadas por Demetra para realizar el respectivo ajuste estacional utilizando el método Tramo – Seats; además de estas series aceptadas se nota que 48 han utilizado el modelo estacional y 25 no utilizaron el modelo estacional, por ello podemos notar en la tabla 1 de resultados que los valores de los parámetros del modelo ARIMA para el componente estacional todos son ceros.

Entre las razones para rechazar el ajuste estacional de una serie de tiempo utilizando el método Tramo – Seats automático se observan las siguientes:

- Si la descomposición del Modelo Arima escogido no fue posible.
- Si al menos uno de los estadísticos seleccionados (Ljung - Box sobre residuos, Box – Pierce sobre residuos, Ljung Box sobre residuos cuadrados, Box – Pierce sobre residuos cuadrados, Normalidad), tiene un nivel de significancia del 0.1%.
- Si al menos tres de los estadísticos seleccionados (Ljung - Box sobre residuos, Box – Pierce sobre residuos, Ljung Box sobre residuos cuadrados, Box – Pierce sobre reiduos cuadrados, Normalidad), tienen un nivel de significancia del 5%.

Antes de presentar la última razón para rechazar el ajuste estacional es importante mencionar el significado de los valores denominados outliers, palabra inglesa cuya traducción al español es atípicos, y que son aquellos datos que dentro de un grupo no parecen pertenecer al patrón de variabilidad producida por las otras observaciones; teniendo datos de una característica simple, las observaciones atípicas son o muy grandes

o muy pequeñas en relación a las otras, no todos los atípicos son valores erróneos puesto que pueden justificablemente ser parte del grupo produciendo un mejor entendimiento del fenómeno estudiado.

Existen diferentes tipos de outliers que detecta Demetra, ellos son:

- AO (additive outlier: atípico aditivo), representan un solo salto dado por un punto simple.
- LS (level shift: cambio de nivel), que representa los cambios permanentes en el nivel de la serie.
- TC (transitory/temporary change: cambios transitorios), también conocidos como cambios temporales, está dado por un salto en un punto simple seguido por un retorno suave hacia la trayectoria original, también se lo conoce como RP (ramp effect: efecto de rampa).
- IO (innovational outlier: atípico innovativo), especialmente se encuentran al inicio de la serie, pueden tener efectos muy drásticos sobre el nivel de la serie, estos no deberían ser considerados para el tratamiento de la serie.

Así, también es razón para rechazar el modelo de ajuste estacional el porcentaje de outliers detectado en la serie:

Outliers: Si el porcentaje de Outliers (valores atípicos) es superior al porcentaje de outliers que Tramo – Seats considera para la aceptación del ajuste estacional, es decir si el procedimiento de detección de outliers automático detectó más del 5% del número de observaciones de la serie de tiempo original.

A continuación, a modo de ejemplo, se presentan los resultados obtenidos por Demetra utilizando el método automático de desestacionalización Tramo – Seats para la serie del índice I-m10 que ha sido rechazada y para la serie del índice I-x01 que ha sido aceptada por Demetra bajo el método Tramo- Seats para ser ajustada estacionalmente, el análisis para las otras series estudiadas es similar, así que no se presenta aquí el detalle, pero si se pueden apreciar los resultados generales en las tablas (1 y 2) y en los gráficos (4.1 a 4.70).

Para la serie del índice I-m10, Demetra ha rechazado el ajuste estacional dado que el porcentaje de outliers que detectó con el método Tramo – Seats es mayor al 5% del número de observaciones de la serie de tiempo original, es así que se nota un 7.81% de outliers, obteniendo la siguiente información acerca del modelo para esta serie y de diagnóstico:

TABLA 3

INFORMACION DEL MODELO PARA LA SERIE DE TIEMPO I-m10

Información sobre el Modelo	Modelo 1 Tramo - Seats
Tramo de la Serie (Nº de observaciones)	Q1. 1987 – Q4. 2002 (64)
Tramo del Modelo (Nº de observaciones)	Q1. 1987 – Q4. 2002 (64)
Método	Tramo - Seats
PRE - AJUSTE	
Transformación	Ninguna
Corrección de Media	Si
Valor Medio-t	0.78 (-2.000, 2.000) 5%
Corrección por Efecto de Días Laborables	Ninguna
Corrección por Efectos de Pascua	Ninguna
Corrección por Atípicos	Automático.: AO, LS, TC, 5 atípico(s) fijados
Valor – Crítico t	3.355
TC Q2. 1998 valor-t	10.72 (-3.355, 3.355) val. crít.
AO Q4. 2001 valor-t	10.68 (-3.355, 3.355) val. crít.
AO Q3. 2000 valor-t	11.66 (-3.355, 3.355) val. crít.
AO Q1. 1999 valor-t	-7.18 (-3.355, 3.355) val. crít.
AO Q2. 1997 valor-t	4.68 (-3.355, 3.355) val. crít.
Corrección por Observaciones Perdidas	Ninguna
Corrección por otros efectos de Regresión	Ninguna
Especificaciones del Modelo ARIMA	(0,1,2) (0,0,0) (fijado)
Valor de MA (lag1) No estacional	0.4527
Valor-t de MA (lag1) No estacional	3.91 (-2.000, 2.000) 5%
Valor de MA (lag2) No estacional	0.5278
Valor-t de MA (lag2) No estacional	4.48 (-2.000, 2.000) 5%
Método de Estimación	Máxima Verosimilitud Exacto
DESCOMPOSICIÓN	
Descomposición ARIMA	Aproximada
Estacionalidad	No se impuso el modelo estacional

TABLA 4
INFORMACION DE DIAGNOSTICO PARA LA SERIE DE
TIEMPO I-m10

Información de Diagnóstico	Modelo 1 (Tramo- Seats)
Indice de Calidad de Ajuste Estacional (hasta 10)	2.886 (0, 10) ad-hoc
ESTADISTICOS PARA RESIDUALES	
Ljung-Box para residuales	10.07 (0, 23.70) 5%
Box- Pierce sobre residuales	0.89 (0, 5.99) 5%
Ljung-Box para residuales cuadrados	6.34 (0, 23.70) 5%
Box- Pierce sobre residuales cuadrados	0.26 (0, 5.99) 5%
DESCRIPCION PARA RESIDUALES	
Normalidad	0.35 (0, 5.99) 5%
Sesgo	0.19 (-0.64, 0.64) 5%
Curtosis	2.99 (1.73, 4.27) 5%
ATIPIICOS	
Porcentaje de Atípicos	7.81% (0%, 5%) ad-hoc

Para la serie del índice I-x01, Demetra ha aceptado el ajuste estacional, obteniendo la siguiente información acerca del modelo desestacionalizado para esta serie y de diagnóstico para la aceptación de tal ajuste:

TABLA 5
INFORMACION DEL MODELO PARA LA SERIE DE TIEMPO I-x01

Información sobre el Modelo	Modelo 1 Tramo - Seats
Tramo de la Serie (Nº de observaciones)	Q1. 1990 – Q4. 2002 (52)
Tramo del Modelo (Nº de observaciones)	Q1. 1990 – Q4. 2002 (52)
Método	Tramo - Seats
PRE - AJUSTE	
Transformación	Ninguna
Corrección de Media	Ninguna

Corrección por Efecto de Días Laborables	Ninguna
Corrección por Efectos de Pascua	Ninguna
Corrección por Atípicos	Automático.: AO, LS, TC
Valor – Crítico t	3.005
Corrección por Observaciones Perdidas	Ninguna
Corrección por otros efectos de Regresión	Ninguna
Especificaciones del Modelo ARIMA	(2,1,0) (0,1,1) (fijado)
Valor de AR (lag1) No estacional	0.2816
Valor-t de AR (lag1) No estacional	2.07 (-2.009, 2.009) 5%
Valor de AR (lag2) No estacional	0.3402
Valor-t de AR (lag2) No estacional	2.27 (-2.009, 2.009) 5%
Valor de MA estacional (lag 4)	-0.9998
Valor-t de MA estacional (lag 4)	-383.41 (-2.009, 2.009) 5%
Método de Estimación	Máxima Verosimilitud Exacto
DESCOMPOSICIÓN	
Descomposición ARIMA	Exacta
Estacionalidad	Modelo Estacional usado

TABLA 6

INFORMACION DE DIAGNOSTICO PARA LA SERIE DE TIEMPO I-x01

Información de Diagnóstico	Modelo 1 (Tramo- Seats)
Indice de Calidad de Ajuste Estacional (hasta 10)	1.259 (0, 10) ad-hoc
ESTADISTICOS PARA RESIDUALES	
Ljung-Box para residuales	5.41 (0, 22.40) 5%
Box- Pierce sobre residuales	2.11 (0, 5.99) 5%
Ljung-Box para residuales cuadrados	15.75 (0, 22.40) 5%
Box- Pierce sobre residuales cuadrados	1.21 (0, 5.99) 5%
DESCRIPCION PARA RESIDUALES	
Normalidad	0.20 (0, 5.99) 5%
Sesgo	-0.16 (-0.70, 0.70) 5%
Curtosis	3.01 (1.60, 4.40) 5%
ATIPIICOS	
Porcentaje de Atípicos	0.00% (0%, 5%) ad-hoc

A continuación se presentan los resultados de 10 series seleccionadas de las 74 series procesadas por Demetra con la técnica de ajuste estacional Tramo Seats en el módulo automático.

Se pueden observar los siguientes gráficos correspondientes a las series originales y su tendencia final:

GRAFICO 4.1

SERIE TEMPORAL ORIGINAL Y TENDENCIA FINAL DE I-x01

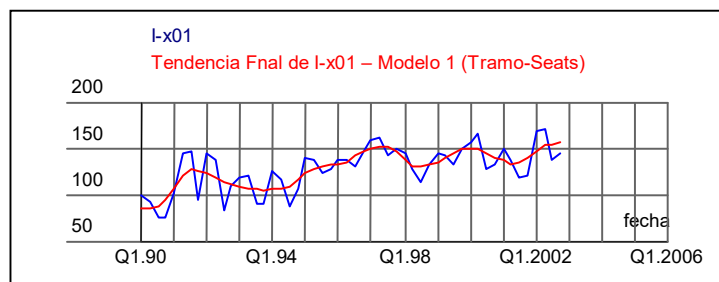


GRAFICO 4.2

SERIE ORIGINAL Y TENDENCIA FINAL DE I-x04

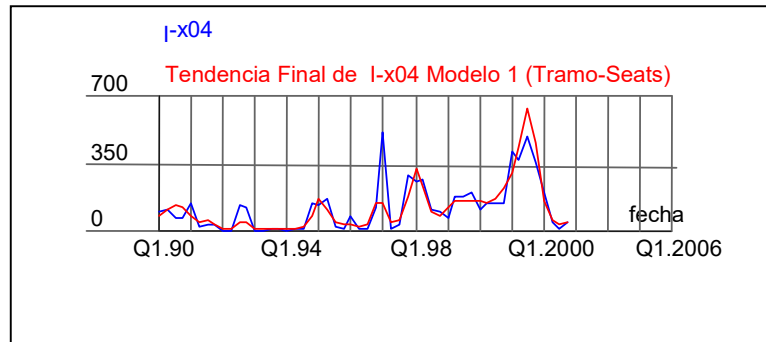


GRAFICO 4.3

SERIE ORIGINAL Y TENDENCIA FINAL DE I-x05

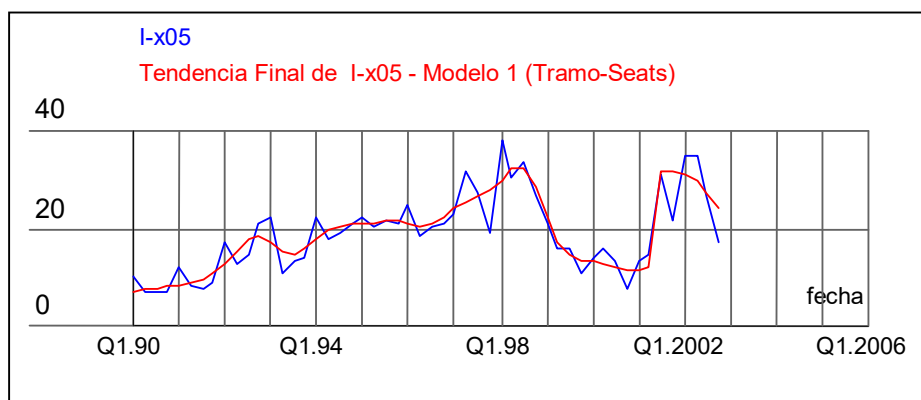


GRAFICO 4.4

SERIE ORIGINAL Y TENDENCIA FINAL DE I-x06

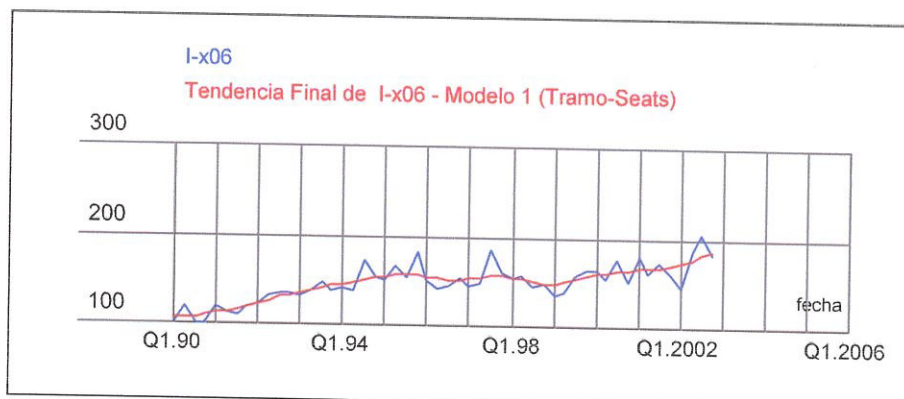


GRAFICO 4.5

SERIE ORIGINAL Y TENDENCIA FINAL DE I-x09

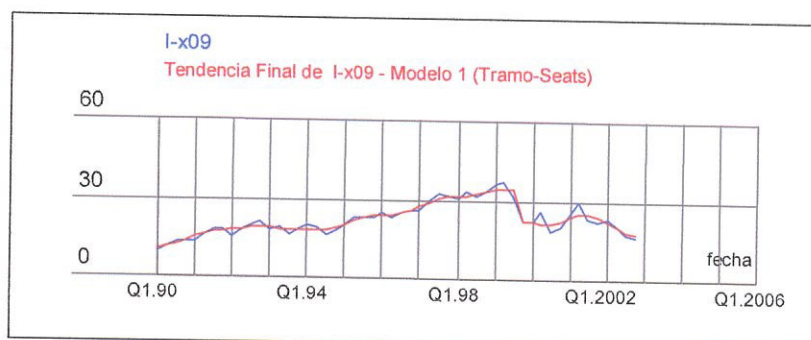


GRAFICO 4.6

SERIE ORIGINAL Y TENDENCIA FINAL DE I-x10

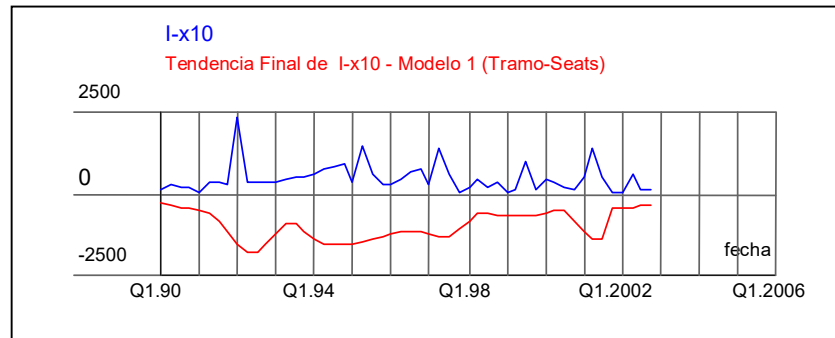


GRAFICO 4.7

SERIE ORIGINAL Y TENDENCIA FINAL DE I-x12

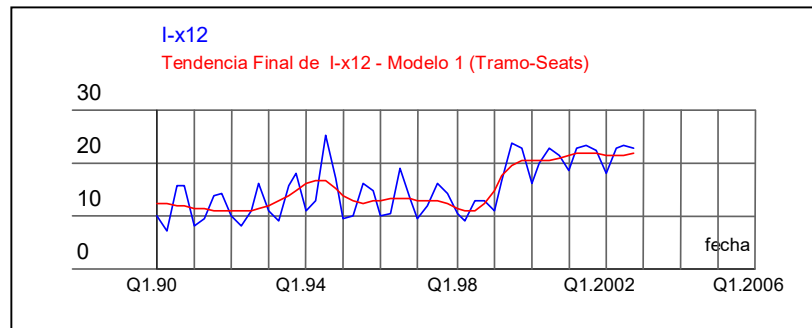


GRAFICO 4.8

SERIE ORIGINAL Y TENDENCIA FINAL DE ieosk

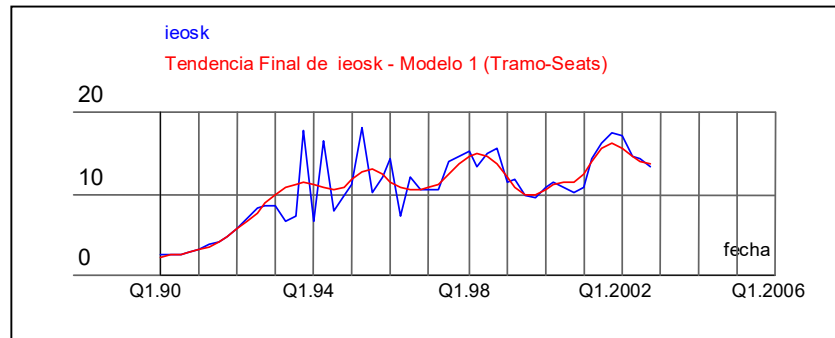


GRAFICO 4.9

SERIE ORIGINAL Y TENDENCIA FINAL DE I-m04

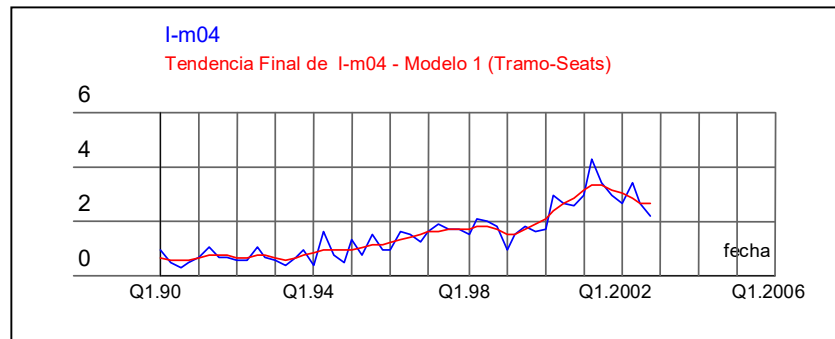
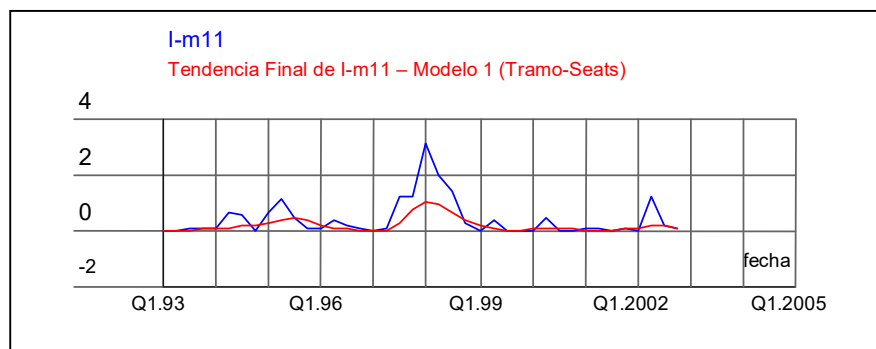


GRAFICO 4.10
SERIE ORIGINAL Y TENDENCIA FINAL DE I-m11



Por otra parte se pueden observar los siguientes gráficos correspondientes a las series originales y la serie ajustada estacionalmente:

GRAFICO 4.11

SERIE ORIGINAL Y SERIE FINAL AJUSTADA ESTACIONALMENTE DE I-x01

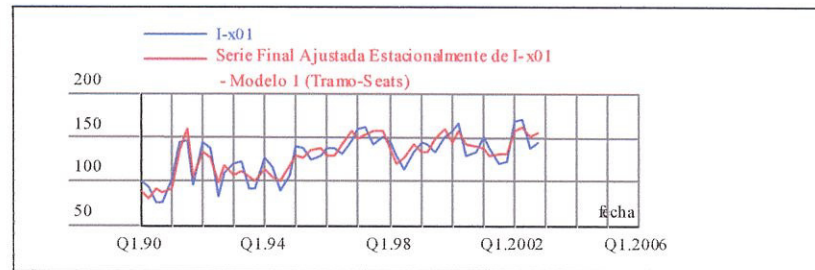


GRAFICO 4.12

SERIE ORIGINAL Y SERIE FINAL AJUSTADA ESTACIONALMENTE DE I-x04

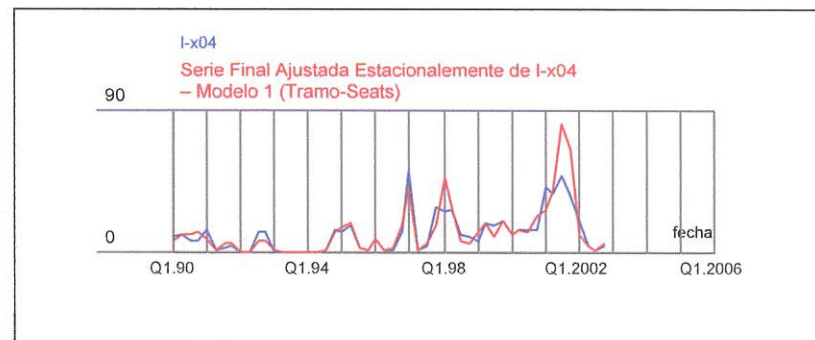


GRAFICO 4.13
SERIE ORIGINAL Y SERIE FINAL AJUSTADA ESTACIONALMENTE
DE I-x05

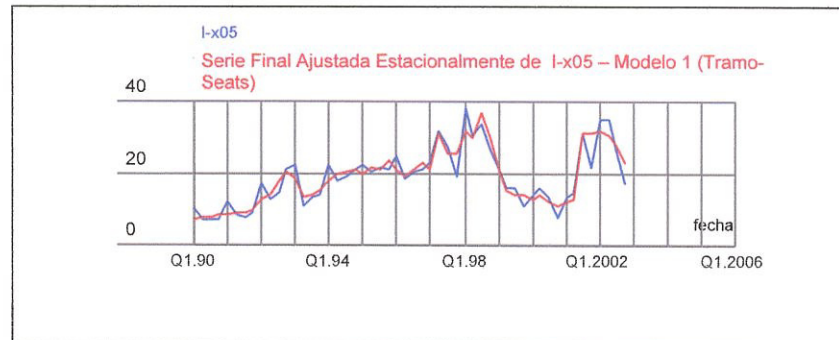


GRAFICO 4.14
SERIE ORIGINAL Y SERIE FINAL AJUSTADA ESTACIONALMENTE
DE I-x06

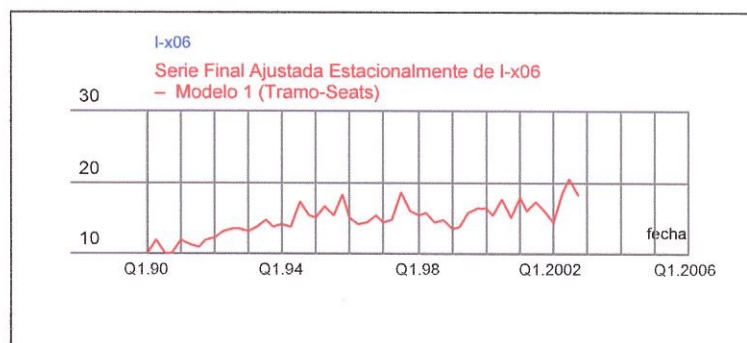


GRAFICO 4.15

SERIE ORIGINAL Y SERIE FINAL AJUSTADA ESTACIONALMENTE
DE I-x09

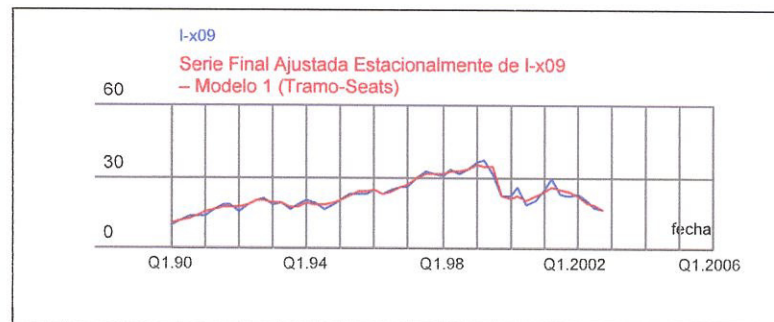


GRAFICO 4.16

SERIE ORIGINAL Y SERIE FINAL AJUSTADA ESTACIONALMENTE
DE I-x10

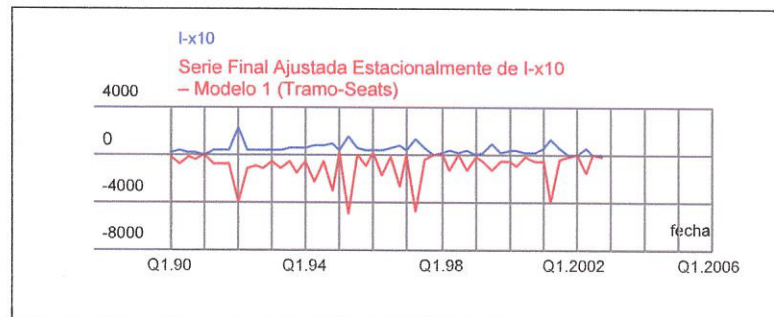


GRAFICO 4.17

SERIE ORIGINAL Y SERIE FINAL AJUSTADA ESTACIONALMENTE DE I-x12

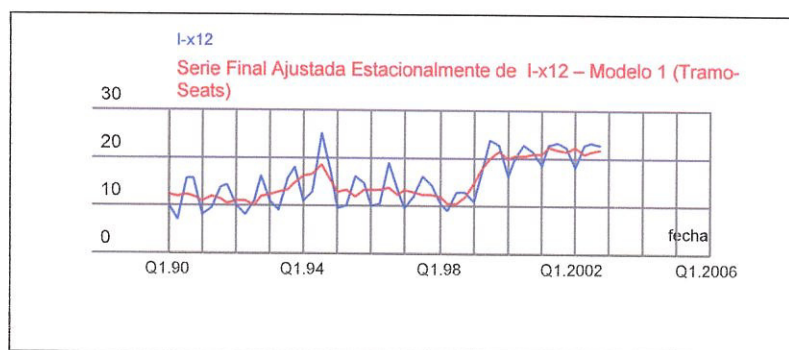


GRAFICO 4.18

SERIE ORIGINAL Y SERIE FINAL AJUSTADA ESTACIONALMENTE DE ieosk

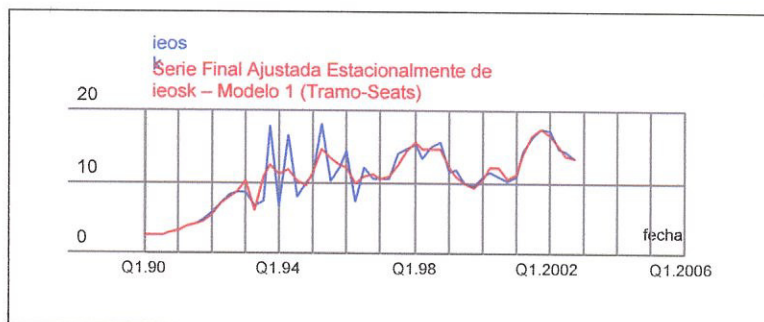


GRAFICO 4.19
SERIE ORIGINAL Y SERIE FINAL AJUSTADA ESTACIONALMENTE
DE I-m04

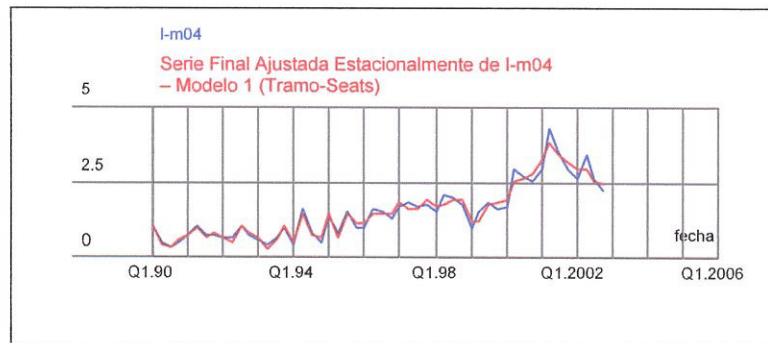


GRAFICO 4.20
SERIE ORIGINAL Y SERIE FINAL AJUSTADA ESTACIONALMENTE
DE I-m11

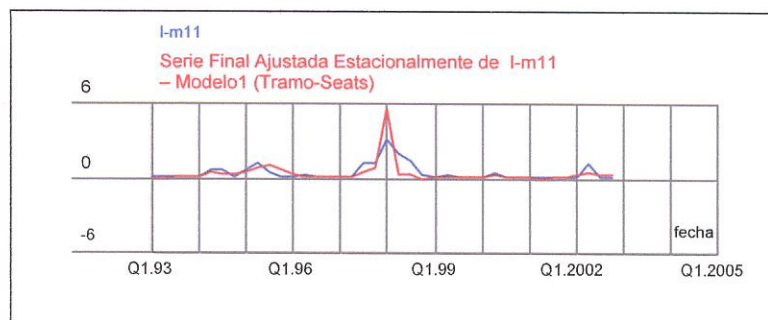


GRAFICO 4.21

SERIE ORIGINAL, TENDENCIA FINAL Y SERIE FINAL AJUSTADA ESTACIONALMENTE DE I-x01

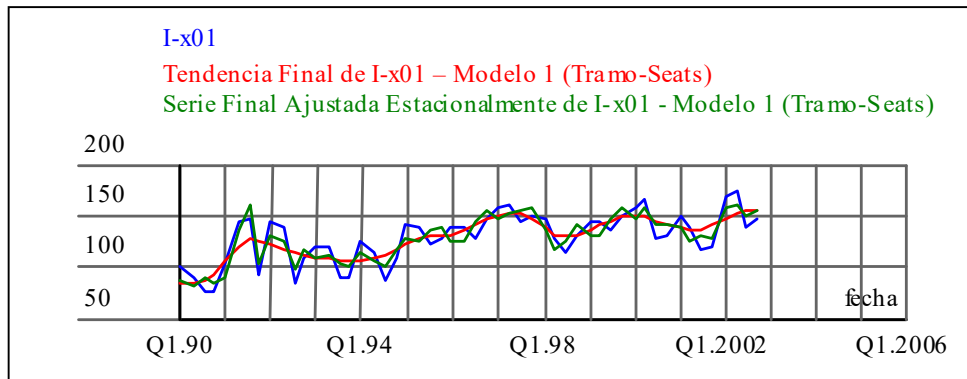


GRAFICO 4.22

SERIE ORIGINAL, TENDENCIA FINAL Y SERIE FINAL AJUSTADA ESTACIONALMENTE DE I-x04

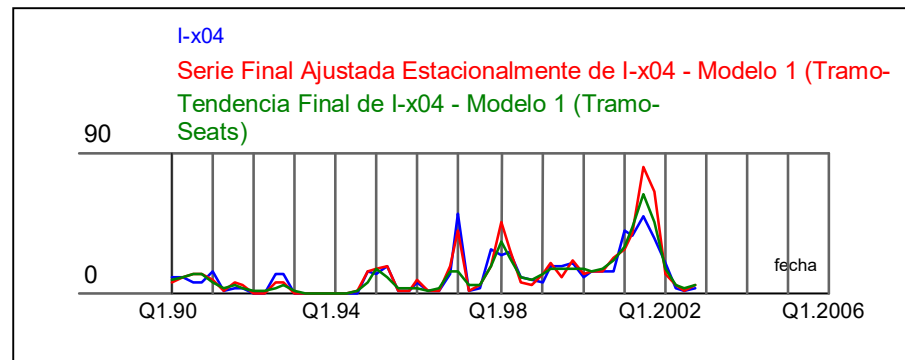


GRAFICO 4.23

SERIE ORIGINAL, TENDENCIA FINAL Y SERIE FINAL AJUSTADA ESTACIONALMENTE DE I-x05

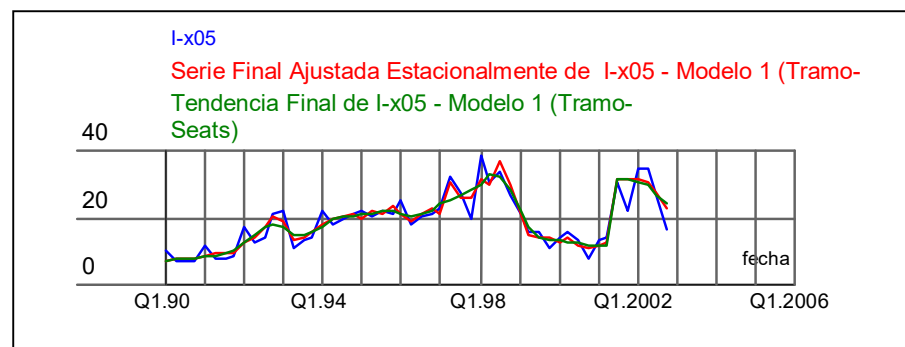


GRAFICO 4.24

SERIE ORIGINAL, TENDENCIA FINAL Y SERIE FINAL AJUSTADA ESTACIONALMENTE DE I-x06

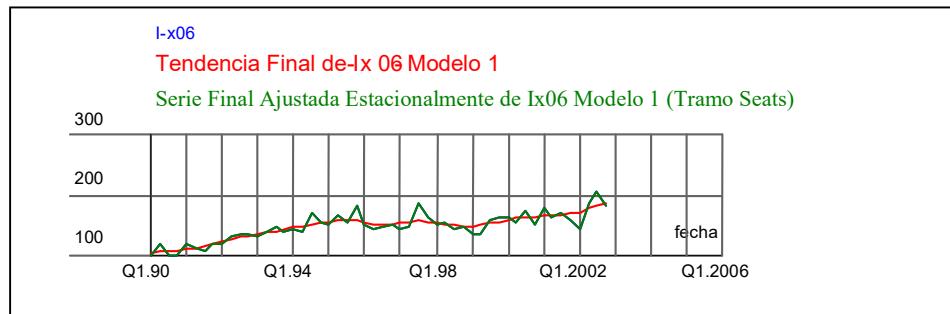


GRAFICO 4.25

SERIE ORIGINAL, TENDENCIA FINAL Y SERIE FINAL AJUSTADA ESTACIONALMENTE DE I-x09

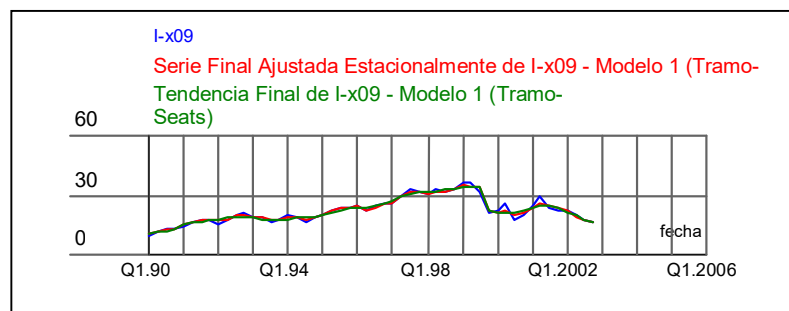


GRAFICO 4.26

SERIE ORIGINAL, TENDENCIA FINAL Y SERIE FINAL AJUSTADA ESTACIONALMENTE DE I-x10

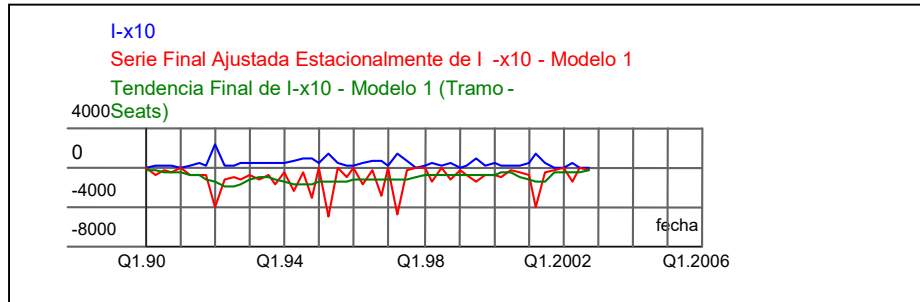


GRAFICO 4.27

SERIE ORIGINAL, TENDENCIA FINAL Y SERIE FINAL AJUSTADA ESTACIONALMENTE DE I-x12

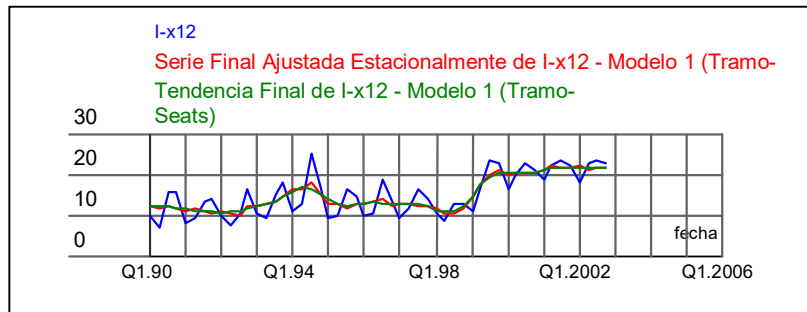


GRAFICO 4.28

SERIE ORIGINAL, TENDENCIA FINAL Y SERIE FINAL AJUSTADA ESTACIONALMENTE DE ieosk

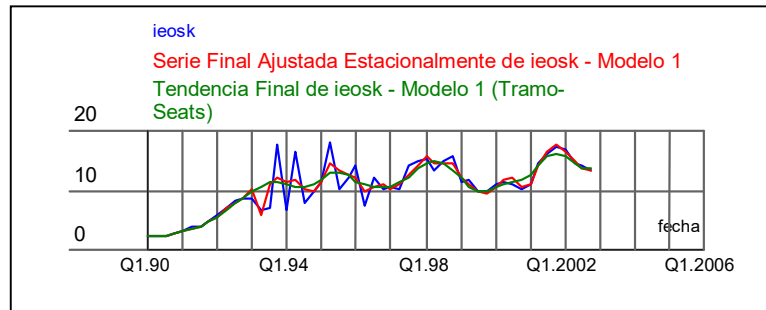


GRAFICO 4.29

SERIE ORIGINAL, TENDENCIA FINAL Y SERIE FINAL AJUSTADA ESTACIONALMENTE DE I-m04

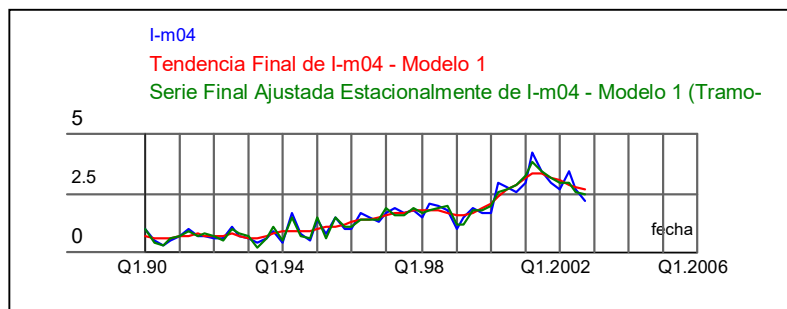


GRAFICO 4.30

SERIE ORIGINAL, TENDENCIA FINAL Y SERIE FINAL AJUSTADA ESTACIONALMENTE DE I-m11

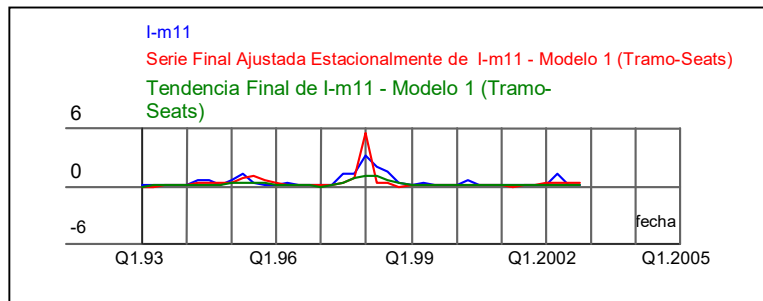


Gráfico de la Componente Estacional de las series:

GRAFICO 4.31

COMPONENTE ESTACIONAL FINAL DE I-x01

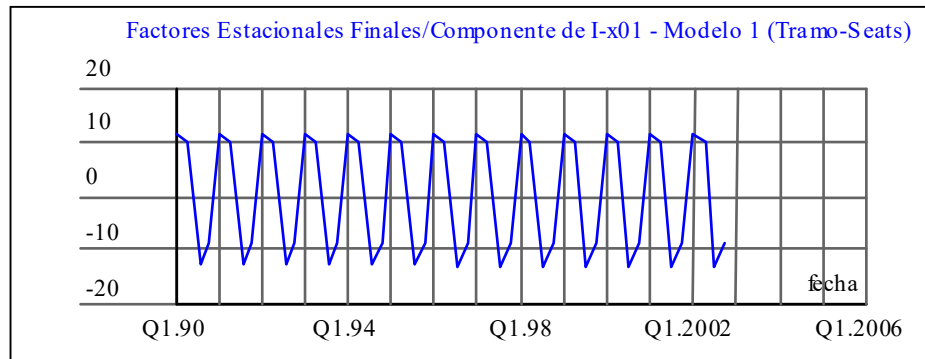


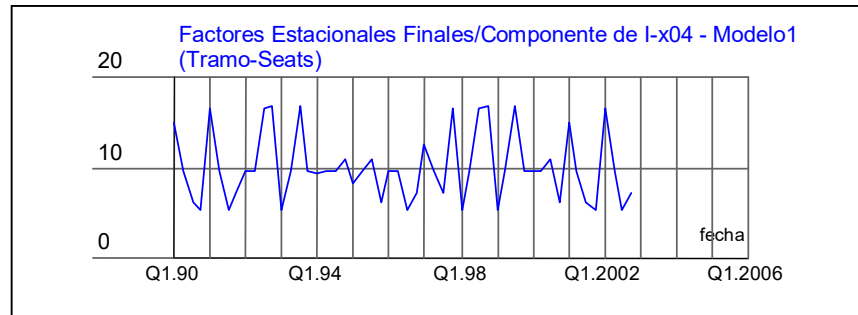
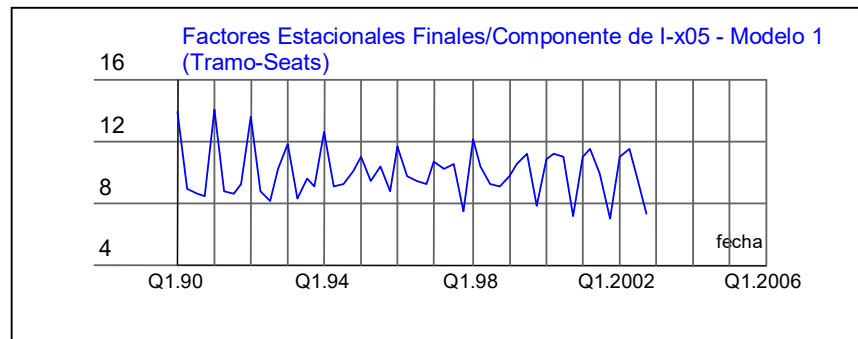
GRAFICO 4.32**COMPONENTE ESTACIONAL FINAL DE I-x04****GRAFICO 4.33****COMPONENTE ESTACIONAL FINAL DE I-x05**

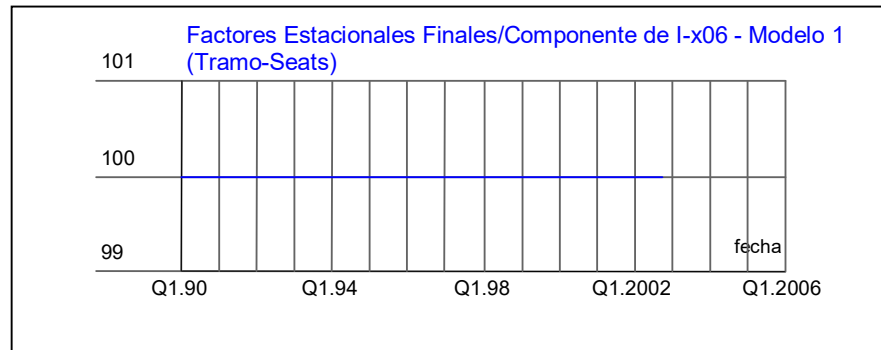
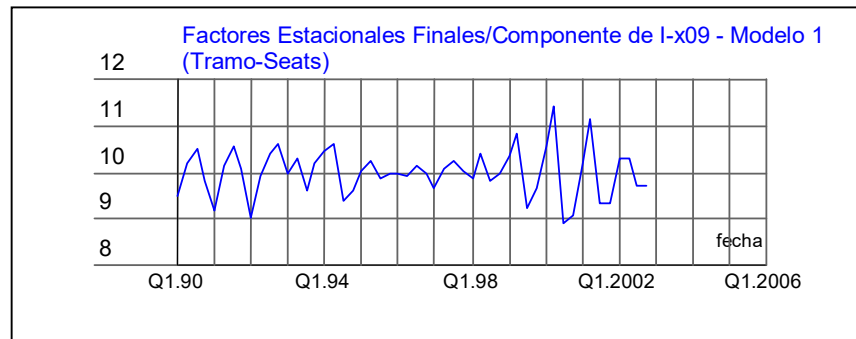
GRAFICO 4.34**COMPONENTE ESTACIONAL FINAL DE I-x06****GRAFICO 4.35****COMPONENTE ESTACIONAL FINAL DE I-x09**

GRAFICO 4.36

COMPONENTE ESTACIONAL FINAL DE I-x10

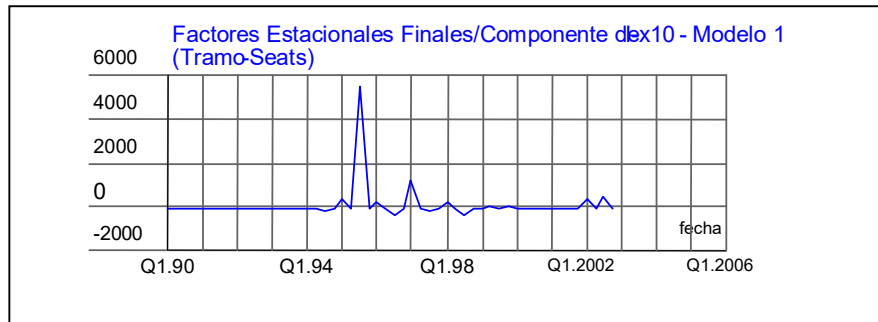


GRAFICO 4.37

COMPONENTE ESTACIONAL FINAL DE I-x12

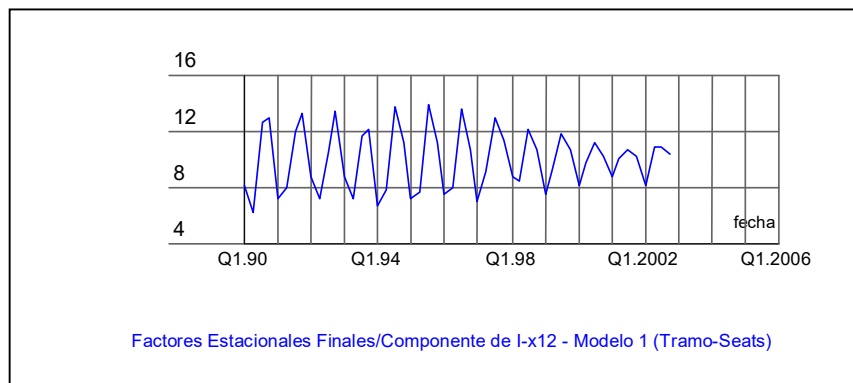


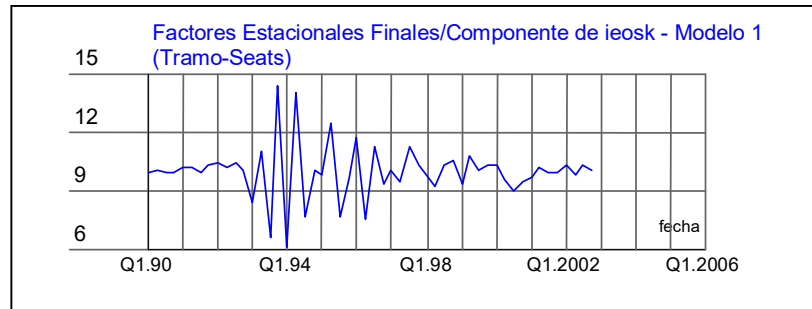
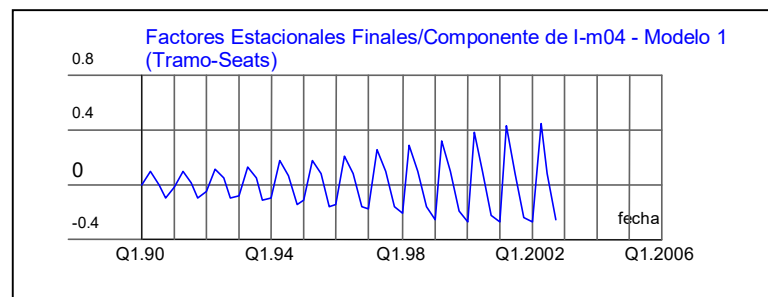
GRAFICO 4.38**COMPONENTE ESTACIONAL FINAL DE ieosk****GRAFICO 4.39****COMPONENTE ESTACIONAL FINAL DE I-m04**

GRAFICO 4.40
COMPONENTE ESTACIONAL FINAL DE I-m11

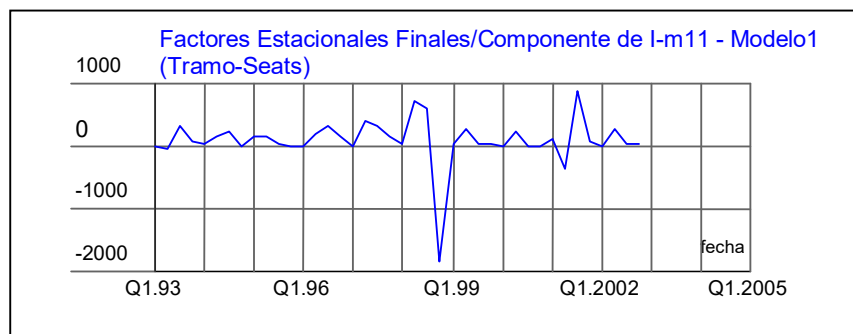


Gráfico de los factores estacionales finales por trimestre, es decir la componente estacional por trimestre de la serie obtenido por Demetra, a través del método Tramo-Seats:

GRAFICO 4.41
COMPONENTE ESTACIONAL FINAL POR TRIMESTRE DE I-x01

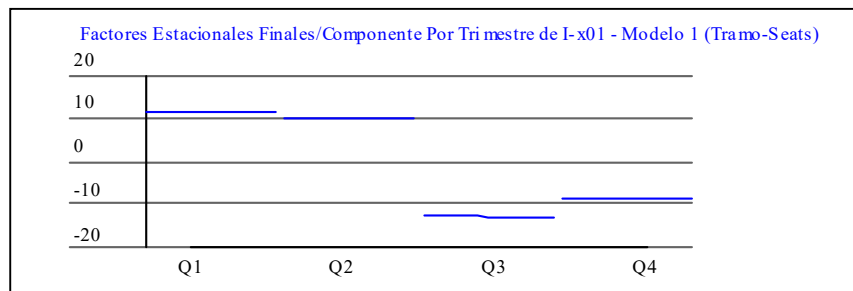


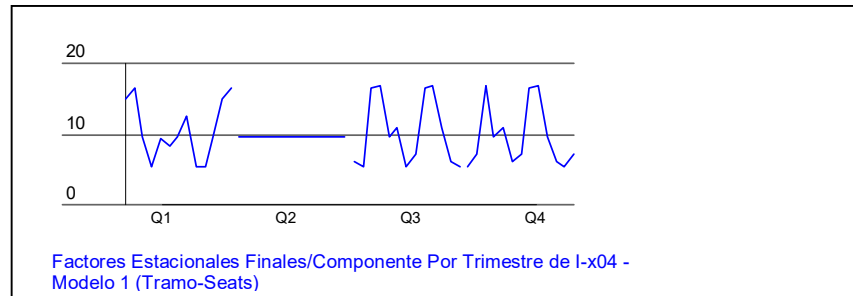
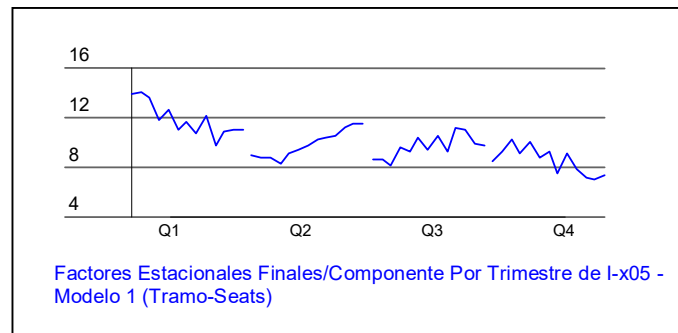
GRAFICO 4.42**COMPONENTE ESTACIONAL FINAL POR TRIMESTRE DE I-x04****GRAFICO 4.43****COMPONENTE ESTACIONAL FINAL POR TRIMESTRE DE I-x05**

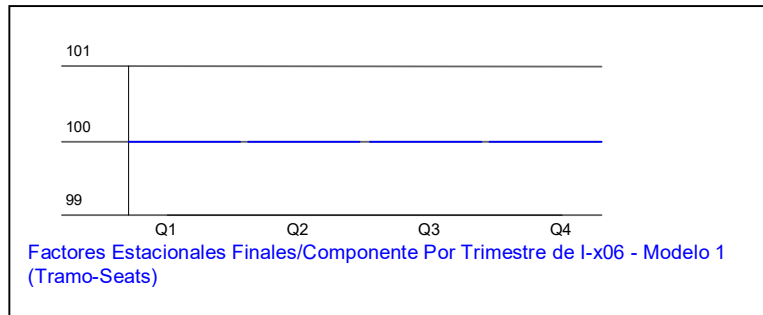
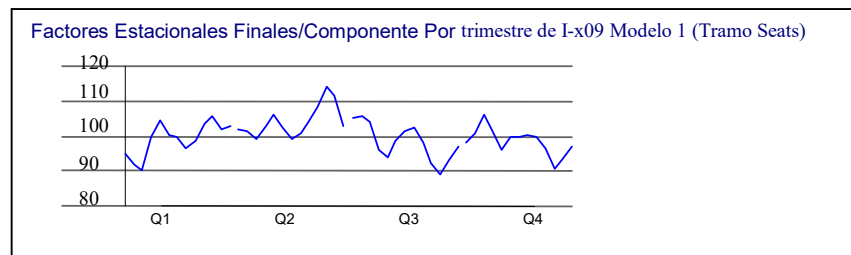
GRAFICO 4.44**COMPONENTE ESTACIONAL FINAL POR TRIMESTRE DE I-x06****GRAFICO 4.45****COMPONENTE ESTACIONAL FINAL POR TRIMESTRE DE I-x09**

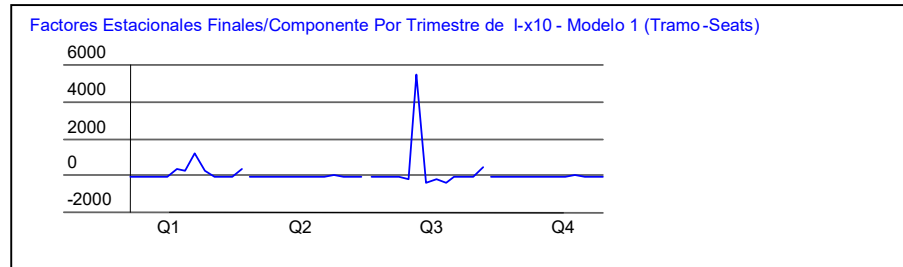
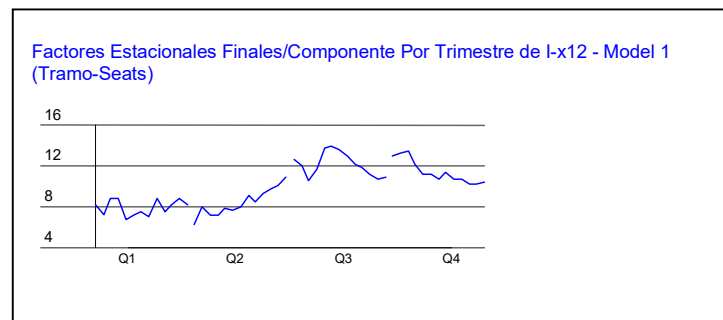
GRAFICO 4.46**COMPONENTE ESTACIONAL FINAL POR TRIMESTRE DE I-x10****GRAFICO 4.47****COMPONENTE ESTACIONAL FINAL POR TRIMESTRE DE I-x12**

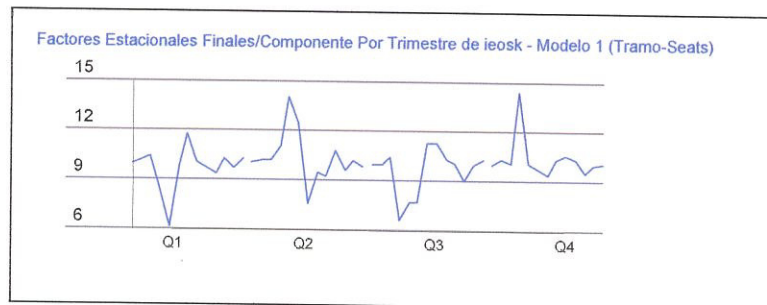
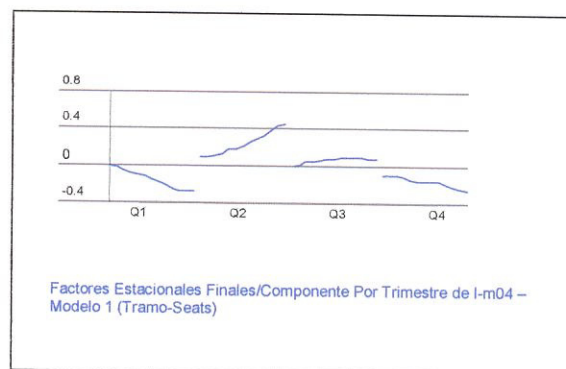
GRAFICO 4.48**COMPONENTE ESTACIONAL FINAL POR TRIMESTRE DE ieosk****GRAFICO 4.49****COMPONENTE ESTACIONAL FINAL POR TRIMESTRE DE I-m04**

GRAFICO 4.50
COMPONENTE ESTACIONAL FINAL POR TRIMESTRE DE I-m11

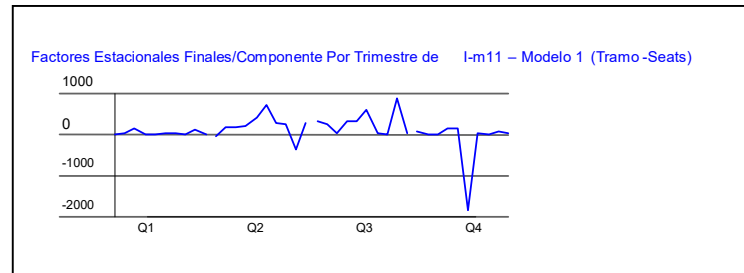


Gráfico de los residuos para diagnóstico del ajuste para las series obtenido por Demetra, a través del método Tramo-Seats:

GRAFICO 4.51
RESIDUOS DE I-x01

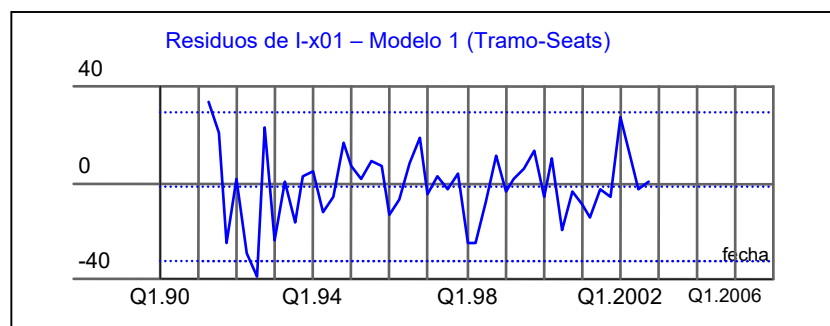


GRAFICO 4.52
RESIDUOS DE I-x04

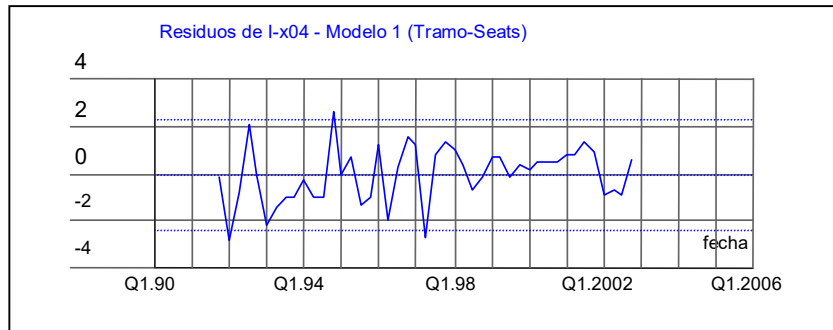


GRAFICO 4.53
RESIDUOS DE I-x05

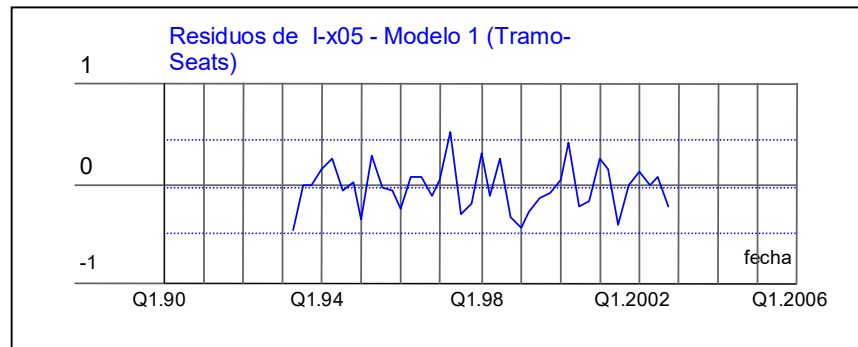


GRAFICO 4.54
RESIDUOS DE I-x06

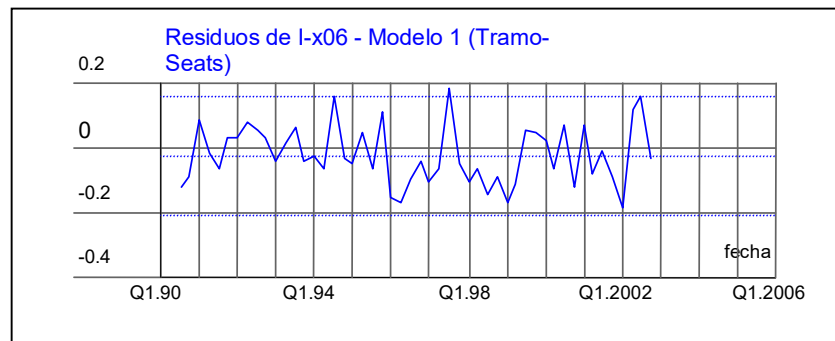


GRAFICO 4.55
RESIDUOS DE I-x09

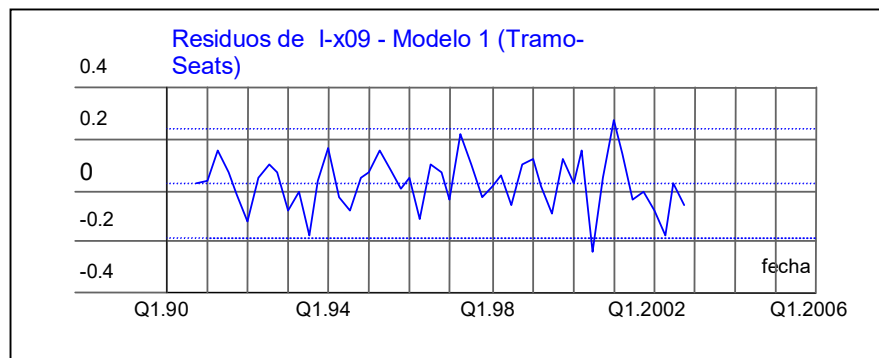


GRAFICO 4.56
RESIDUOS DE I-x10

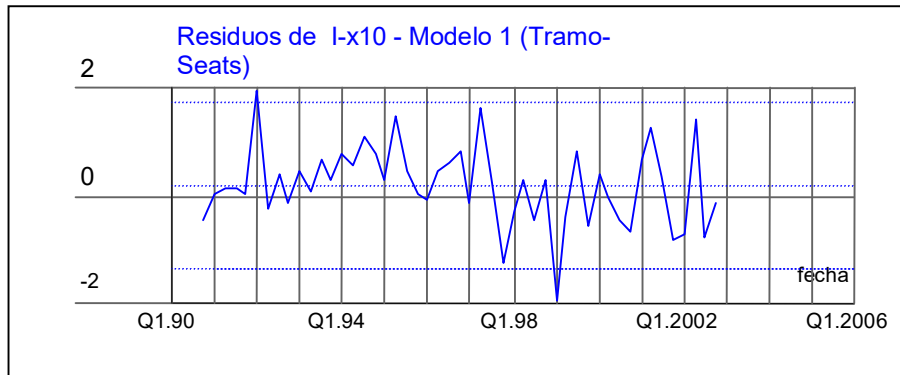


GRAFICO 4.57
RESIDUOS DE I-x12

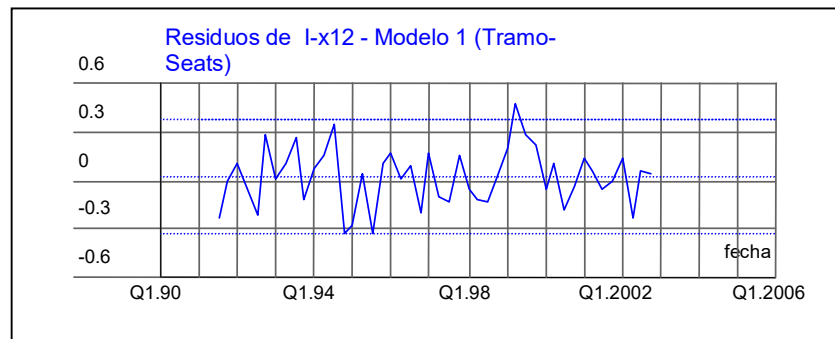


GRAFICO 4.58
RESIDUOS DE ieosk

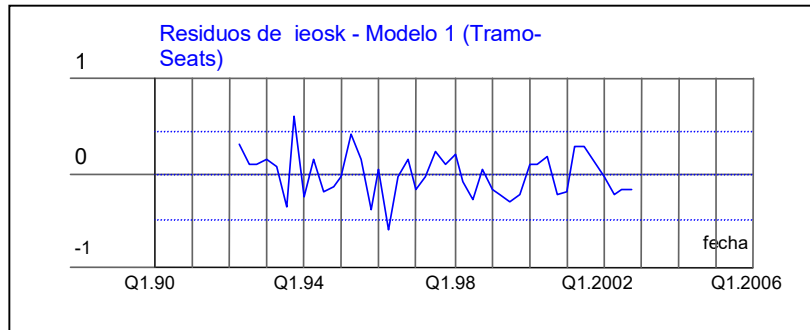


GRAFICO 4.59
RESIDUOS DE I-m04

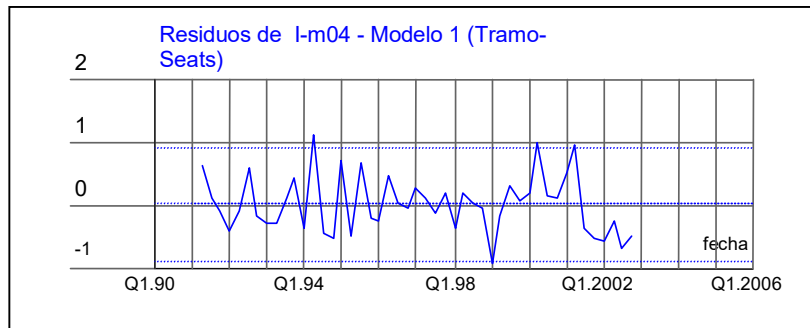


GRAFICO 4.60

RESIDUOS DE I-m11

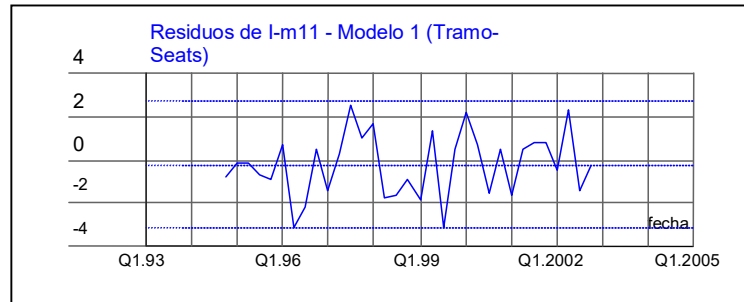


Gráfico de atípicos por trimestre de las series obtenidos por demetra, a través del método Tramo-Seats:

GRAFICO 4.61

ATIPIICOS POR TRIMESTRE DE I-x01

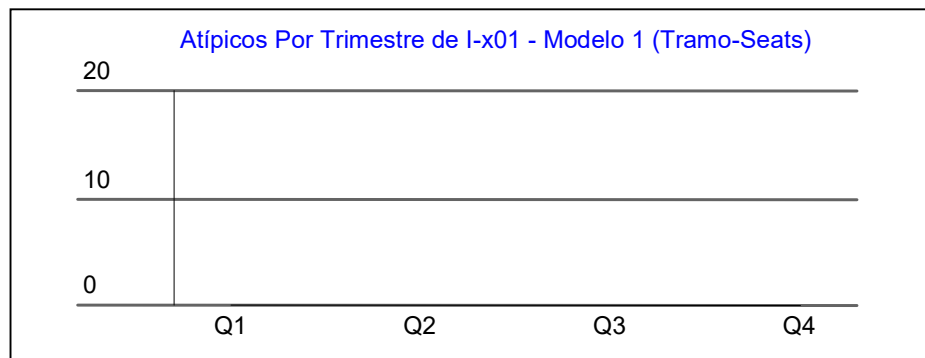


GRAFICO 4.62
ATIPIICOS POR TRIMESTRE DE I-x04

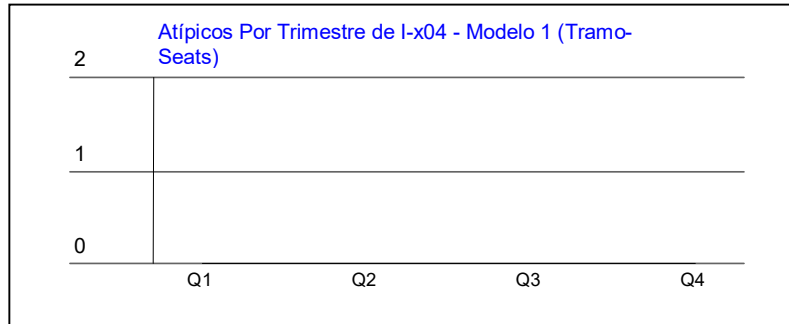


GRAFICO 4.63
ATIPIICOS POR TRIMESTRE DE I-x05

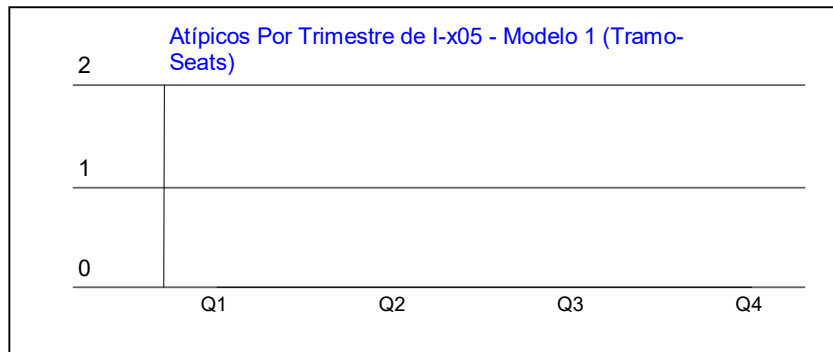


GRAFICO 4.64
ATIPIICOS POR TRIMESTRE DE I-x06

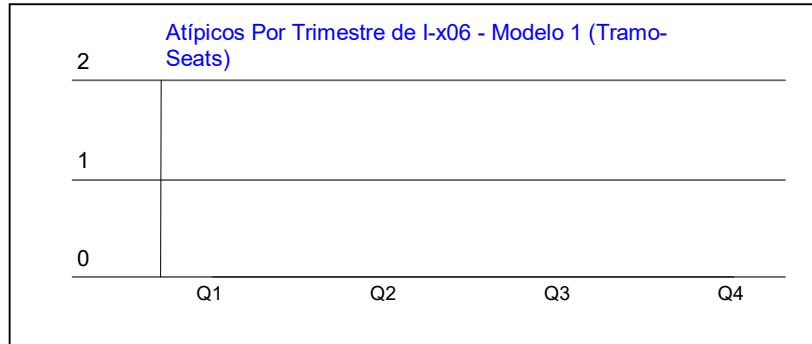


GRAFICO 4.65
ATIPIICOS POR TRIMESTRE DE I-x09

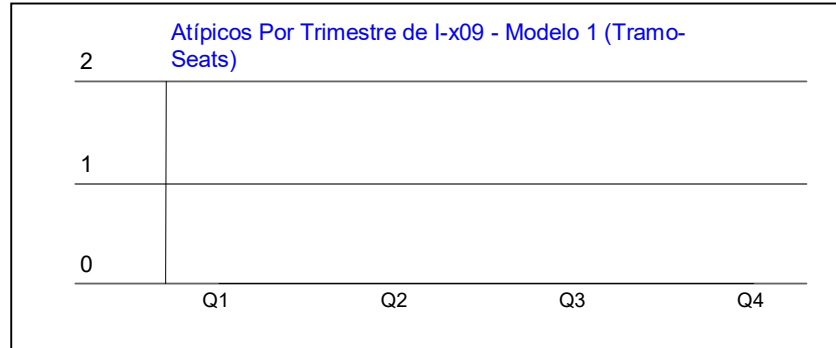


GRAFICO 4.66
ATÍPICOS POR TRIMESTRE DE I-x10

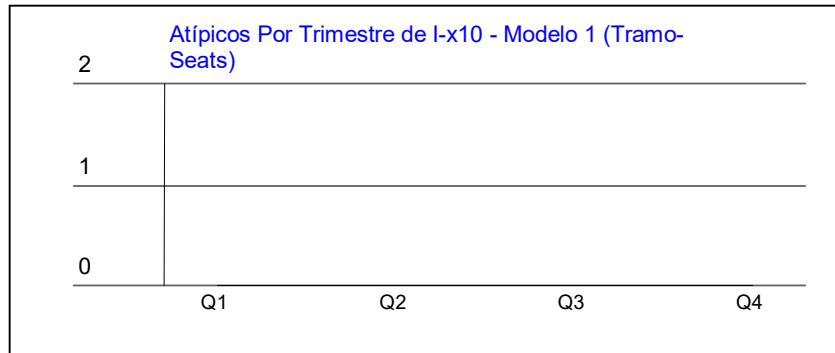


GRAFICO 4.67
ATÍPICOS POR TRIMESTRE DE I-x12

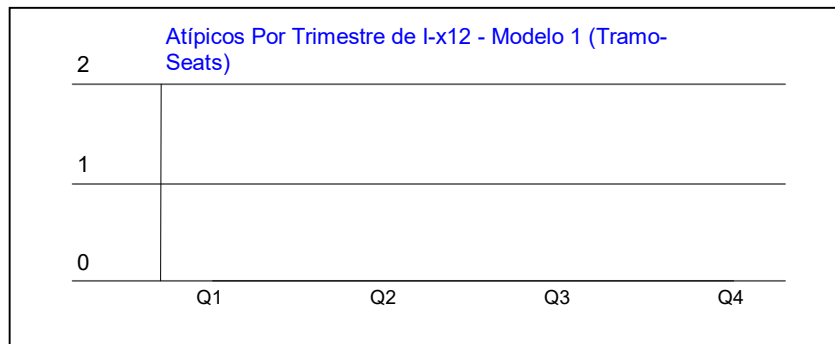


GRAFICO 4.68

ATIPIICOS POR TRIMESTRE DE ieosk

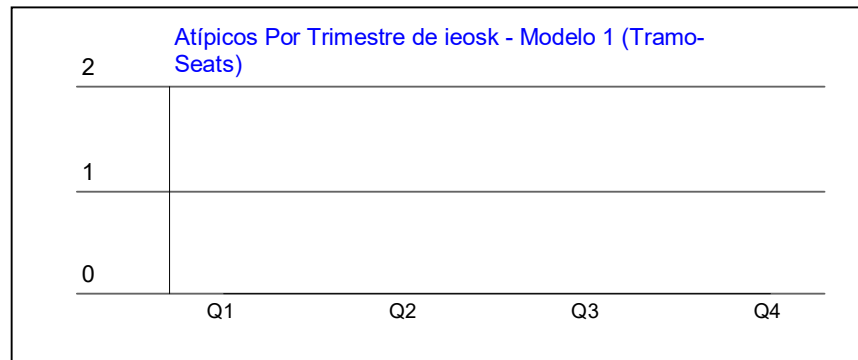


GRAFICO 4.69

ATIPIICOS POR TRIMESTRE DE I-m04

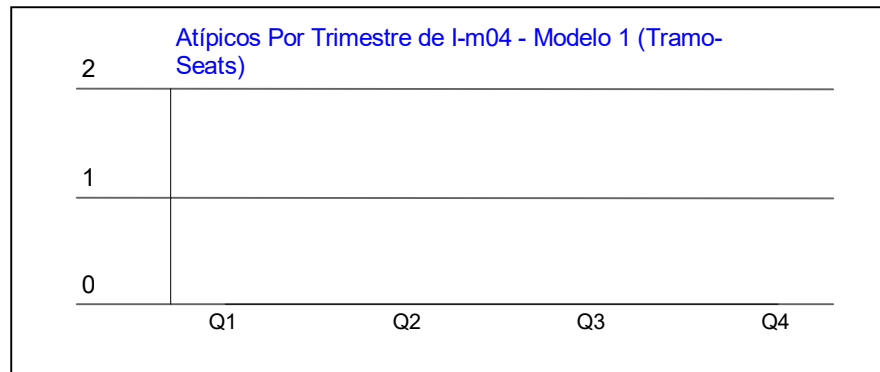
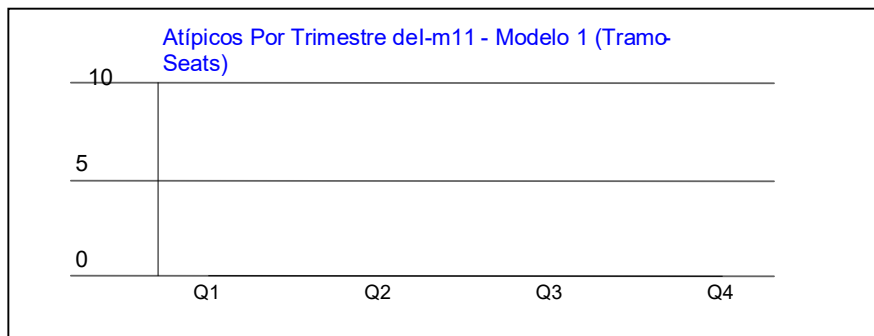


GRAFICO 4.70

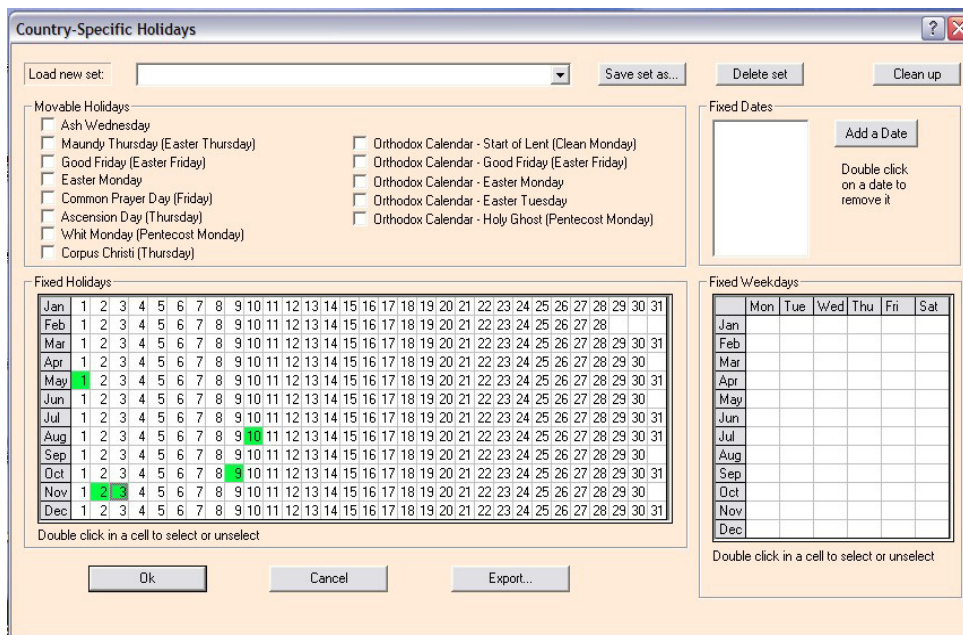
ATIPIICOS POR TRIMESTRE DE I-m11



Demetra es un programa bastante flexible para adaptar el análisis a la situación de cada país, ya que para determinar la componente de efecto de ciclo semanal y de feriado móvil, esto es la componente de efecto del calendario, existe la posibilidad de particularizar estas condiciones para cada realidad, al seleccionar de un calendario las fechas que en dicho país se consideren como días festivos (es decir se pueden especificar los días feriados) y además pueden también ser seleccionados los días de la semana que se consideren como laborables, y las tasas diarias de actividad, lo cual le permite luego a Tramo identificar y corregir las variaciones por días laborables respectivamente para dicho lugar. Dicho calendario se presenta a continuación:

GRAFICO 4.71

CALENDARIO PARA SELECCION DE FECHAS ESPECIFICAS DE FERIADOS Y DIAS LABORABLES UTILIZABLE EN DEMETRA



De esta manera, podemos observar que el software utilizado en este trabajo para el tratamiento de series de tipo económico tiene muchas de las características consideradas importantes para que los resultados que se obtengan sean de buena calidad. Este programa es flexible, permitiendo calibrar muchos parámetros y se adapta así bien a cada situación.

CAPITULO 5

5. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

5.1. Conclusiones

1. Para las Series analizadas con el método Tramo Seats para su ajuste estacional, se puede observar en los gráficos obtenidos que existe una diferencia entre la serie original y la serie desestacionalizada, podemos hacer énfasis en algunas de ellas donde la diferencia es mucho más notoria.
2. Nótese que para la serie de I-x06, se observa mediante el gráfico obtenido por Demetra bajo el método Tramo Seats que tanto la serie original como la serie ajustada estacionalmente coinciden, aquello nos hace notar que no ha existido la influencia del componente estacional ni del efecto de calendario en el período durante el cual ha sido observada la serie económica, para casos

como este Tramo Seats despeja nuestras dudas respecto a la incidencia de estos componentes sobre la serie temporal. Por otra parte si se observa el gráfico del componente estacional de esta serie se nota que es de carácter plano. Finalmente en el gráfico de los atípicos encontrados se observa que corresponden al 0%.

3. En el caso de la serie de I-x10, se nota al desestacionalizar la misma un gran cambio debido a la incidencia del componente estacional y efectos de calendario sobre la serie en forma muy marcada.
4. Para la serie de I-m11 se observa también un cambio bastante considerable en la serie al ser desestacionalizada, pues el componente estacional como puede observarse en el gráfico correspondiente ha sido muy influyente sobre la serie original.
5. Las técnicas analizadas en esta tesis, al incluir el análisis automático permiten realizar análisis masivos de series de datos económicas, estas técnicas únicamente interactúan con archivos (en este caso se trabajó con archivos de grupos de series de datos de Excel) y procesan las series automáticamente utilizando los parámetros por defecto para el ajuste estacional bajo el método

Tramo – Seats. En todo caso, si el investigador quiere hacer un análisis más fino puede ir al módulo de análisis detallado para calibrar los parámetros.

6. La técnica Tramo Seats es una técnica muy buena porque de todas las series tratadas, que representan todas las series relacionadas al comercio exterior del Ecuador, aproximadamente alrededor del 98% resultaron aceptadas, es por ello que puede decirse que es una herramienta muy eficaz. Para el resto de series puede ser necesario entrar en el análisis detallado.
7. Con el método de ajuste estacional Tramo – Seats y el análisis automático se logra simplicidad en los análisis pero es importante notar que se tienen dificultades en algunas series, asociadas con su estructura estocástica.
8. Dado que las comparaciones intra – anuales (por ejemplo mes a mes) son inválidas en series con estacionalidad o con variaciones de días laborables significativas, las series temporales que fueron aceptadas por Demetra con el método Tramo Seats para el ajuste estacional van a permitir al analista económico realizar comparaciones más precisas que con las series originales.

9. Con las series desestacionalizadas se pueden realizar comparaciones de la serie entre distintos períodos de tiempo, y las inferencias que se realicen son válidas para los análisis económicos de coyuntura.

5.2. Recomendaciones

1. Se recomienda hacer el tratamiento de estas series con otros métodos disponibles en la literatura, como por ejemplo X11-ARIMA, X12-ARIMA o los métodos basados en modelos estructurales para comparar la efectividad, precisión y flexibilidad de las estimaciones entre uno y otro método.
2. Las series rechazadas pueden de alguna manera ser tratadas a través del módulo de análisis detallado, así, si calibramos adecuadamente sus parámetros algunas de ellas podrían permitir todavía su desestacionalización.
3. Ya que este tipo de técnicas no han sido revisadas en el Pensum de Ingeniería en Estadística Informática por ser de desarrollo reciente, se incentiva a los estudiantes y profesionales de esta

carrera, ya que cuentan con los conocimientos apropiados, a la investigación de nuevas herramientas que pueden ser de gran ayuda en su desempeño profesional y en la sociedad que se encuentren.

4. Se espera que con la nueva ley de transparencia, la información indispensable para la realización de análisis de este tipo se encuentre disponible, así por ejemplo si series económicas como las utilizadas para el desarrollo de esta tesis son accesibles al investigador, aquello será una ventaja para el éxito de las investigaciones.
5. Se recomienda a las Instituciones del Sector Económico la utilización de este tipo de métodos para el tratamiento de series de datos y además se sugiere su análisis por parte de un especialista, de modo tal que sus proyecciones resulten más precisas logrando con ello la toma de decisiones que presenten grandes ventajas.

BIBLIOGRAFIA

1. Banco Central del Ecuador, Series de Indices del Comercio Exterior del Ecuador, Enero 1990 a Octubre 2002.
2. Gómez V., Maravall A., Programs Tramo and Seats, Documento de Trabajo, Banco Nacional de España.
3. Martens, M., et al; A Comparison of Seasonal Adjustment Methods. Vol. 25, Journal of Financial Research, 2002
4. Página Web de Interest Group for Seasonal Adjustment Methods, <http://forum.europa.eu.int/Public/irc/dsis/eurosam/library>
5. Pédagogique Manuel, Demetra, Eurostat, 2002
6. *Uriel Ezequiel Jiménez, Paraninfo S.A., Valencia, España, 1985*