



**UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA
DE MÉXICO**

FACULTAD DE ECONOMÍA

**EL USO DE LA METODOLOGÍA ARIMA Y DE
SUAVIZAMIENTO EXPONENCIAL PARA LA
ELABORACIÓN DE PRONÓSTICOS DE 4 ÍNDICES
BURSÁTILES**

T E S I S

QUE PARA OBTENER EL TÍTULO DE:

LICENCIADO EN ECONOMÍA

P R E S E N T A:

EFREN ABRAHAM ALVAREZ PUTTZIS



**DIRECTOR DE TESIS:
MTRO. JOSE ALBERTO REYES DE LA ROSA**

2014

CIUDAD UNIVERSITARIA, D.F.



Universidad Nacional
Autónoma de México

Dirección General de Bibliotecas de la UNAM

Biblioteca Central



UNAM – Dirección General de Bibliotecas
Tesis Digitales
Restricciones de uso

DERECHOS RESERVADOS ©
PROHIBIDA SU REPRODUCCIÓN TOTAL O PARCIAL

Todo el material contenido en esta tesis esta protegido por la Ley Federal del Derecho de Autor (LFDA) de los Estados Unidos Mexicanos (México).

El uso de imágenes, fragmentos de videos, y demás material que sea objeto de protección de los derechos de autor, será exclusivamente para fines educativos e informativos y deberá citar la fuente donde la obtuvo mencionando el autor o autores. Cualquier uso distinto como el lucro, reproducción, edición o modificación, será perseguido y sancionado por el respectivo titular de los Derechos de Autor.

ÍNDICE

Introducción.....	1
Elaboración de modelos ARIMA.....	3
1 Del modelo clásico a las series de tiempo	3
2 Estacionariedad e integración	6
3 La SAC y la SPAC en los modelos ARIMA.....	9
3.1 Función de autocorrelación muestral.....	9
3.2 Función de autocorrelación parcial muestral	10
4 Estimación de los modelos ARIMA.....	13
4.1 Modelos de medias móviles MA.....	13
4.2 Modelos autorregresivos AR.....	14
4.3 Modelos de medias móviles-autorregresivos	16
4.4 Modelos integrados de medias móviles-autorregresivos	16
5 Inversibilidad y estacionariedad	18
5.1 Inversibilidad.....	18
5.2 Estacionariedad	19
6 Pronósticos de las series estacionarias	20

7 Modelos de suavizamiento exponenciales	21
7.1 Suavizamiento exponencial simple	21
7.2 Suavizamiento exponencial aditivo	22
7.3 Suavizamiento exponencial multiplicativo	23
8 Elaboración de los modelos de series de tiempo.....	25
8.1 Modelos para el IPC.....	25
8.1.1 Suavizamiento exponencial simple.....	25
8.1.2 Suavizamiento exponencial aditivo	26
8.1.3 Suavizamiento exponencial multiplicativo	27
8.1.4 Modelo ARIMA	29
8.2 Modelos para el S&P500	37
8.2.1 Suavizamiento exponencial simple.....	37
8.2.2 Suavizamiento exponencial aditivo	38
8.2.3 Suavizamiento exponencial multiplicativo	39
8.2.4 Modelo ARIMA	41
8.3 Modelos para el NIKKEI	49
8.3.1 Suavizamiento exponencial simple.....	49
8.3.2 Suavizamiento exponencial aditivo	50
8.3.3 Suavizamiento exponencial multiplicativo	51
8.3.4 Modelo ARIMA	52
8.4 Modelos para el BOVESPA	60
8.4.1 Suavizamiento exponencial simple.....	60
8.4.2 Suavizamiento exponencial aditivo	61
8.4.3 Suavizamiento exponencial multiplicativo	62

8.4.4 Modelo ARIMA	63
Conclusiones	72
Bibliografía	74
Anexo estadístico.....	76

Introducción

El presente trabajo aborda como metodología a los modelos econométricos de series de tiempo para elaborar pronósticos de 4 índices bursátiles: IPC, S&P500, NIKKEI Y BOVESPA, que corresponden a los países de México, Estados Unidos de América, Japón y Brasil.

Se eligieron estos índices pues representan, en teoría, al comportamiento general de las acciones de las empresas de los países de los cuales forman parte.

Se usa a la metodología ARIMA desarrollada por Box y Jenkins y a los modelos de suavizamiento exponencial simple, aditivo y multiplicativo.

De acuerdo al procedimiento matemático deductivo (SUPPES 2011), el antecedente o tesis, es:

P: La metodología ARIMA permite hacer pronósticos más precisos que la metodología de suavizamiento exponencial

Entonces el consecuente o tesis será:

Q: La metodología ARIMA tiene un error cuadrático medio en sus modelos

De manera que el corazón de este trabajo será mostrar que $P \rightarrow Q$:

Si la metodología ARIMA permite hacer pronósticos más precisos que la de suavizamiento exponencial, entonces aquella tiene un error cuadrático medio en sus modelos.

Por lo tanto ese será el objetivo general; encontrar qué modelos se ajustan mejor a los índices bursátiles que he mencionado.

Como objetivos particulares se tendrán:

1. Explicar y establecer el contexto de la metodología de series de tiempo y de dónde se obtiene el análisis de la metodología Box-Jenkins
2. Definir a la estacionariedad como base de las series de tiempo y al proceso de integración como un método para llegar a ella.
3. Comprender a la función de autocorrelación y de autocorrelación parcial como materia prima de la metodología ARIMA.
4. Definir a la función de autocorrelación y la razón por la que de ella se derivan los componentes de medias móviles MA

5. Definir a la función de autocorrelación parcial y la razón por la que de ella se derivan los componentes autorregresivos AR
6. Establecer la estimación de los parámetros de los modelos AR, MA, ARMA y ARIMA
7. Ubicar las condiciones de invertibilidad y de estacionariedad como prerequisite para elaborar modelos MA y AR respectivamente
8. El uso del error cuadrático medio para la determinación de los pronósticos

El trabajo consta de 3 partes principalmente:

La primera aborda el marco teórico a usarse, de los procesos ARIMA y de suavizamiento. La segunda parte está compuesta de la investigación *per se*, en donde se aplican las técnicas antes descritas para encontrar qué modelo describe mejor el comportamiento de los índices. Por último, las conclusiones.

Respecto a los capítulos, en el primero se introduce un breve resumen del modelo econométrico clásico y como de éste se desprenden por naturaleza de las mismas series, los modelos de series de tiempo.

En el capítulo 2, hablamos de la estacionariedad como pilar de la metodología Box-Jenkins y como es posible transformar una serie no estacionaria en estacionaria.

En el tercero, se analizan a las funciones de autocorrelación y de autocorrelación parcial que es la materia prima con la que se trabaja para la estimación de los modelos ARMA, y como de éstas se desprende la identificación de los modelos.

La estimación de los modelos AR, MA, ARMA y ARIMA se trata en el capítulo cuatro, con sus correspondientes bases matemáticas que dan detalle de cómo se conforman los modelos

Debido a que para elaborar estos modelos es necesario que se cumplan con las condiciones de estacionariedad e inversibilidad, se estudian en el capítulo 5, y las consecuencias que tienen en el modelo cuando éstas no se cumplen.

Por último, respecto de la metodología ARMA, en el capítulo 6 se toca el punto de la elaboración de pronósticos como consecuencia de los mínimos errores.

Los modelos de suavizamiento exponencial: simple, aditivo y multiplicativo de Holt, se revisan en el séptimo capítulo que también es el último teórico, como una manera alternativa de crear modelos para pronosticar.

El capítulo octavo contiene a los modelos encontrados que describen el comportamiento de los índices, se elaboran 4 modelos para cada índice, de suavizamiento exponencial simple, aditivo, multiplicativo y ARMA.

Las conclusiones junto con el anexo estadístico y la bibliografía se dejan para el final.

Elaboración de modelos ARIMA

1 Del modelo clásico de regresión lineal a los modelos de series de tiempo

La ciencia económica es explicada por modelos de comportamiento, así como otras ciencias como la biología o la física; en realidad, se entiende que un modelo es un marco teórico que pretende explicar un fenómeno y dentro del cual se realizan supuestos con el fin de hacer simple una explicación compleja para posteriormente acercar lo más posible a la realidad nuestro modelo.

Un modelo econométrico, además de ser lo anterior, se basa en ecuaciones lineales (por lo general) de manera que se tengan una o más variables dependientes y una o varias variables independientes.

De hecho, cualquier modelo lineal no es otra cosa más que la ecuación de una recta del tipo $y = mx + b$, donde y , el valor que toma el par ordenado en el eje de las ordenadas (eje Y), que como vemos depende del valor que tome el par ordenado en el eje de las abscisas (eje X) m veces, que es la pendiente y que puede ser positiva o negativa; el valor de b , es el valor que tomará y cuando $x = 0$.

Bajo la misma lógica, el modelo econométrico clásico se representa mediante la ecuación(GUJARATI 2010):

$$y = bX + e$$

En donde e es un término de error, es decir, es una variable aleatoria estocástica, y representa a todos los factores que alteran a y pero que no son considerados por el modelo de forma implícita.

El modelo econométrico clásico, usa la técnica de Mínimos Cuadrados Ordinarios para la estimación de sus parámetros, que dice que(CHIPMAN 2011):

Si X es una matriz $n \times K$ con n observaciones de una sola variable dependiente, una estimación de mínimos cuadrados del coeficiente b del vector $k \times 1$ en la relación $y = Xb + e$, se define como aquel que minimiza a la suma de cuadrados de los residuos:

$$e'e = (y - Xb)'(y - Xb)$$

Así pues, del modelo de regresión clásico con más de una variable (múltiple) definido (MAKRIDAKIS 1998) por:

$$Y = b_0 + b_1X_1 + \dots + b_kX_k + e$$

Donde Y es la variable dependiente, X_k las variables independientes, b_k los coeficientes de la regresión lineal y e el término de error.

Supongamos que las variables X sean: $X_1 = Y_{t-1}$, $X_2 = Y_{t-2}$, ..., $X_k = Y_{t-k}$, entonces la ecuación anterior se transforma en:

$$Y_t = \alpha + b_1 Y_{t-1} + \dots + b_k Y_{t-k} + e_t$$

Esta nueva ecuación también es de regresión, de hecho, se le denomina autoregresiva (AR), pero las variables del lado derecho son valores previos de la variable dependiente Y_t , a diferencia de la anterior en el que las X_k son variables dependientes.

De manera parecida, la ecuación de Y_t puede ser expresada como:

$$Y_t = a + b_1 e_{t-1} + \dots + b_k e_{t-k} + e_t$$

Aquí, la relación de dependencia se determina entre los términos de error sucesivos, dicha ecuación es llamada de medias móviles (MA)

Podemos generalizar a cualquier serie de tiempo y_t como la suma de 2 elementos: lo que puede y lo que no puede ser pronosticado usando la información en $t-1$, denotado por ω_{t-1} . (FRANSES 2000) Esto implica que:

$$y_t = E[y_t/\omega_{t-1}] + v_t$$

Donde $E[./.]$ es la esperanza condicional, es decir, que y_t depende de sus estimaciones anteriores, y v_t es la parte impredecible que satisface por construcción las propiedades de ruido blanco.

Una serie de tiempo es generada por una transformación lineal de choques aleatorios, en cuyo caso, la teoría preferida es usar procedimientos donde el tiempo predomine en la serie, como los modelos ARMA (ROTHMAN 1999) que son modelos de medias móviles y autoregresivos .

Existen buenas razones por las que estos modelos son considerados como la clase dominante en el análisis de las series de tiempo (CLEMENTS 1998), en primer lugar, el teorema de descomposición de Wold dice que cualquier serie estacionaria puede ser considerada como la suma de 2 partes, una auto determinista (que es pronosticable a la perfección) y otra de medias móviles con orden infinito (GRANGER 1977). En segundo lugar, cualquier modelo de medias móviles (MA) infinito puede ser aproximado con bastante precisión a un modelo ARMA, cuyo componente AR será de grado p , y el MA de grado q con un orden bajo

2 Estacionariedad e integración de una serie de tiempo

Dentro del esquema de la elaboración de modelos de series de tiempo, se tienen las aportaciones de Box y Jenkins que crearon una metodología para modelar cuyo supuesto base es que la serie que se utiliza es estacionaria, es decir que se mantiene constante a través del tiempo. Este supuesto es fuerte dado que la metodología de Box-Jenkins se utilizará si y sólo si la serie es estacionaria.

Para poder proseguir es necesario proporcionar una definición de una serie estacionaria. Primero habrá que distinguir 2 tipos de estacionariedad: estricta y débil (CHATFIELD 1990); decimos que una serie es estrictamente estacionaria si la distribución conjunta de $X(t_1), \dots, X(t_n)$ es la misma que la distribución conjunta de $X(t_1 + k), \dots, X(t_n + k)$ para todas las t_1, \dots, t_n

Es decir, que la distribución de sus valores y sus propiedades (momentos) permanecen iguales cuando avanzamos en el tiempo, esto implica que la probabilidad de que y caiga dentro de un intervalo particular es la misma ahora que en cualquier otro momento del pasado o futuro (BROOKS 2002).

Es decir que su media y varianza serán constantes:

$$\mu(t) = \mu$$

$$\sigma^2(t) = \sigma^2$$

Por otra parte, una serie será estacionaria de segundo orden o débilmente estacionaria cuando su media, varianza y autocovarianzas son constantes; además las autocovarianzas y las autocorrelaciones dependen sólo del rezago k . Como estas condiciones se aplican únicamente a los momentos de primer y segundo orden, a la estacionariedad débil también se le llama estacionariedad de segundo orden (MILLS 2008).

De manera intuitiva, si observamos una gráfica de una serie con respecto de t , y apreciamos que sus valores fluctúan alrededor de la media podríamos tener suficientes razones para pensar que nuestra serie es estacionaria.

Existen varias formas en el que una serie puede ser no estacionaria, las más importantes son en donde la media o la varianza no son constantes. Si la media no es constante, denominamos a esta situación como una tendencia en la media (GRANGER 1977). Además, si la varianza no es constante, tendremos una tendencia en la varianza.

La tendencia en la varianza puede ser removida aplicando logaritmos a la serie para volverla estacionaria; pero para volver a una serie con tendencia en la media estacionaria debemos aplicar el proceso de diferencias.

Para obtener las primeras diferencias de una serie y_t , compuesta por y_1, y_2, \dots, y_n valores, obtenemos a Z_t que es la serie en primeras diferencias restando al valor t con su valor anterior y_{t-1} :(BOWERMAN 2007)

$$Z_t = y_t - y_{t-1} \quad \forall t \in N$$

Cuando una serie necesita ser diferenciada d veces para volverse estacionaria, se dice que es integrada de orden d [$I(d)$](FRANSES 2000). Otra definición más formal para aplicar diferencias es:

Denotando al operador diferenciador como Δ donde $\Delta = 1 - L$ y L es un operador de rezago; así para una serie de tiempo y_t , tenemos que $\Delta y_t = y_t - y_{t-1}$, el proceso y_t se dice que es $I(d)$

O $y_t \sim I(d)$ si $\Delta^d y_t$ es estacionario mientras que $\Delta^{d-1} y_t$ es no estacionario. Un proceso y_t que es estacionario se denota como $I(0)$ (LUTKEPOHL 2004)

Este método se aplica hasta que obtenemos que la serie se vuelva estacionaria.

Si bien, la terminología ARMA ya se usaba en el modelo clásico, esta se aplicaba al análisis de los residuos para detectar la correlación entre las variables y con X_k (LUDLOW 1999). Recordemos que: estimaciones insesgadas de los coeficientes b_k , subestimación de las varianzas muestrales y por lo tanto pronósticos ineficientes (varianzas grandes) son consecuencias de aplicar el método de mínimos cuadrados ordinarios a una serie que esta autocorrelacionada(JOHNSTON 1997).

Lo interesante de este caso es que el supuesto de residuos no correlacionados es violado con bastante frecuencia en la práctica; cuando las series de datos observados se toman en intervalos de tiempo específicos, es lógico que la misma inercia del sistema subyacente de las series sea frecuentemente dependiente serialmente(PEÑA 2001). Sin embargo, es crucial tomar en cuenta a esta correlación para la elaboración de modelos de series de tiempo, ya que estos pueden ser vistos como una simple extensión del análisis de regresión lineal en donde las observaciones previas de la variable dependiente se incluyen como variables explicativas en un modelo de regresión lineal simple(MADSEN 2008) como vimos ya anteriormente.

Si retomamos a la definición de correlación entre las variables como

$$\rho_{xy} = \text{Cov}(x, y) / \sqrt{\text{Var}(x)\text{Var}(y)}$$

Podemos aplicar el mismo concepto a x_t con x_{t-k} para obtener a la función de autocorrelación (MONTENEGRO 2011)

$$r(k) = R(k) / R(0) \quad \text{para } |k| = 0, 1, 2, \dots, n$$

Debido al supuesto de estacionariedad, en vez de tener $\sqrt{\text{Var}(x_t)\text{Var}(x_{t-k})}$ tenemos a $\sqrt{\text{Var}(x_t)\text{Var}(x_t)} = \text{Var}(x_t) = R(0)$.

Por lo tanto, el máximo será:

$$r(0) = R(0) / R(0) = 1$$

Además, existe simetría alrededor de k , de modo que tenemos:

$$R(k) = R(-k)$$

$$r(k) = r(-k)$$

3 La SAC y la SPAC en los modelos ARIMA

La manera en que se determina un modelo de Box-Jenkins es observando el comportamiento de 2 funciones: la función de autocorrelación muestral (SAC) y la función de autocorrelación parcial muestral (SPAC)

3.1 Función de autocorrelación muestral (SAC)

Considerando la serie que trabajamos denotada por z_t , la autocorrelación muestral en el desfase k denotada por r_k es (BOWERMAN 2007):

$$r_k = \frac{\sum_{t=b}^{n-k} (z_t - \bar{z})(z_{t+k} - \bar{z})}{\sum_{t=b}^n (z_t - \bar{z})^2}$$

Donde

$$\bar{z} = \frac{\sum_{t=b}^n z_t}{(n - b + 1)}$$

Entonces, el valor de r_k ilustra la relación lineal que existe entre las observaciones de la serie Z_t que se encuentran separadas por un desfase de k unidades de tiempo. Los valores van de -1 a 1 . Si el valor de r_k se acerca a 1 , significará que las observaciones separadas por un desfase de k unidades de tiempo tienen una fuerte tendencia a moverse juntas en forma lineal con pendiente positiva. Un valor cercano a -1 significará lo mismo pero con una pendiente negativa.

Para obtener el error estándar s_{rk} y su estadística t_{rk} usamos las siguientes fórmulas:

$$s_{rk} = \begin{cases} \frac{1}{(n - b + 1)^{1/2}} & \text{si } k = 1 \\ \frac{(1 + 2 \sum_{j=1}^{k-1} r_j^2)^{1/2}}{(n - b + 1)^{1/2}} \end{cases}$$

Y la estadística t_{rk} es:

$$t_{rk} = \frac{r_k}{s_{rk}}$$

Para fines prácticos, la SAC o función de autocorrelación muestral, es una gráfica donde se muestran las autocorrelaciones en los k desfases. $|t_{rk}|$ se compara con el valor de 2 . Si el valor de t_{rk} es mayor a 2 entonces se presenta autocorrelación en los rezagos en los que esto ocurra. A la apreciación gráfica de este comportamiento se le llama correlograma

Si observamos el comportamiento de la SAC entonces tenemos un marco de referencia para poder aplicar la metodología Box-Jenkins. Tenemos 2 comportamientos: cortarse y extinguirse.

La SAC se corta si existe una espiga en el desfase k donde $|t_{rk}| > 2$ y posteriormente ya no hay desfases mayores a k en la SAC

La SAC se extingue si esta no se corta sino que disminuye de manera permanente, y puede hacerlo: en forma exponencial, en forma de seno amortiguada y en forma en que domina una de las 2 anteriores.

Podemos usar a una serie z_b, z_{b+1}, \dots, z_n para ver si dicha serie es estacionaria si observamos que (BOWERMAN 2007):

- a) Si la SAC de los valores z_b, z_{b+1}, \dots, z_n de la serie temporal se corta con rapidez, podemos considerar a los valores de nuestra serie como estacionarios
- b) Por el contrario, si los valores se cortan con lentitud extrema, éstos serán no estacionarios

En caso en el que los valores de nuestra serie resultaran no estacionarios, podemos aplicar la transformación de primeras diferencias a la serie para aplicar posteriormente el mismo criterio, que, en caso de determinar de nuevo que la serie es no estacionaria podemos aplicar otra transformación (segundas diferencias).

3.2 Función de autocorrelación parcial muestral (SPAC)

La función de autocorrelación parcial mide la correlación entre una observación hace k períodos y la observación actual (BROOKS 2002) después de haberse controlado para observaciones en los rezagos intermedios (los rezagos $< k$), es decir, la correlación entre y_t y y_{t-k} después de remover los efectos de $y_{t-k+1}, y_{t-k+2}, \dots, y_{t-1}$.

Por ejemplo, la función de autocorrelación parcial en $k=3$ mediría la correlación entre y_t y y_{t-3} después de haber controlado los efectos para y_{t-1} y y_{t-2} .

Podemos definir a la función de autocorrelación parcial de la muestra en el desfase k como:

$$r_{kk} = \begin{cases} r_1 & \text{si } k=1 \\ \frac{r_{k-\sum_{j=1}^{k-1} r_{k-1,j}} r_{k-j}}{1-\sum_{j=1}^{k-1} r_{k-1,j} r_j} & \text{si } k=2,3,\dots \end{cases}$$

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

Por otra parte, el error estándar de r_{kk} es:

$$s_{rkk} = \frac{1}{(n - b + 1)^{1/2}}$$

Y el estadístico

$$t_{rkk} = \frac{r_{kk}}{s_{rkk}}$$

La función de autocorrelación parcial de la muestra (SPAC) es una gráfica de las autocorrelaciones parciales de la muestra en los desfases $k= 1,2,\dots, n$

Observamos entonces a la función de autocorrelación muestral de las observaciones de la serie temporal que están separadas por un desfase de k unidades de tiempo sin los efectos de las observaciones que intervienen, siendo este último concepto lo que la diferencia con la SAC.

Para proceder a modelar con la metodología Box-Jenkins es necesario analizar también a la SPAC, esta puede cortarse o truncarse de manera análoga a la SAC. Existe una espiga en los desfases k si el valor absoluto de t_{rkk} es mayor a 2, es decir

$$\left| t_{rkk} = \frac{r_{kk}}{s_{rkk}} \right| > 2$$

La SPAC se corta después del desfase k si no hay espigas en desfases mayores a k , por otra parte, la SPAC se extingue si esta función no se trunca sino que decrece de forma permanente. Puede extinguirse en forma exponencial amortiguada, en forma de seno amortiguada o en alguna combinación de ambos.

4 Estimación de modelos

4.1 Modelos de medias móviles (MA)

El modelo de medias móviles MA es descrito completamente por una suma ponderada de las perturbaciones aleatorias actuales y rezagadas (PINDYCK 2001)

Matemáticamente, se le denomina modelo de medias o promedios móviles de orden q a:

$$z_t = \delta + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_q a_{t-q} = \theta(B) a_t$$

Donde $\theta(B)$ es el polinomio de media móvil tal que (CARIDAD Y OCERIN 1998) :

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

Que debe de cumplir con la condición de invertibilidad, es decir, los ceros de $\theta(B)$ deben ser

$$|b_j| > 1 \quad j = 1, 2, \dots, q$$

Siendo a_t un ruido blanco.

Este, como todos los modelos Box-Jenkins usa al choque aleatorio a_t , y además a los otros choques aleatorios, de ahí su denominación de “promedios móviles”. Los parámetros $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$ son desconocidos, relacionan a z_t con $a_{t-1}, a_{t-2}, \dots, a_{t-q}$ y deben ser elegidos de manera aleatoria de una distribución normal con media cero y varianza constante para cada periodo t .

La TAC se corta si tiene autocorrelaciones no cero en los desfases 1, 2, ..., q y cero en todos los demás desfases después de q . Se expresa como:

$$p_k \neq 0 \text{ para } k = 1, 2, \dots, q$$

$$p_k = 0 \text{ para } k > q$$

La TPAC se extingue, si los valores $\rho_{11}, \rho_{22}, \dots$ disminuyen en forma permanente.

Dado que la SAC y la SPAC son las estimaciones de la TAC y la TPAC (por eso se llaman muestrales), se puede concluir que si para los valores de la serie temporal z_b, z_{b+1}, \dots, z_n

- a) La SAC tiene espigas en los desfases 1, 2, ..., q y se extingue después del desfase q , y además
- b) La SPAC se extingue, entonces

El modelo de media móvil de orden q describe los valores de la serie temporal

Además, por construcción se tiene que (BROOKS 2002)

$$E(y_t) = \mu$$

$$var(y_t) = (1 + \theta_1^2 + \theta_2^2 + \dots + \theta_q^2)\sigma^2$$

$$cov = \begin{cases} (\theta_s + \theta_{s+1}\theta_1 + \dots + \theta_q\theta_{q-s})\sigma^2, \forall s = 1, 2, \dots, q \\ 0, \forall s > q \end{cases}$$

Es decir, que un modelo MA es estacionario por naturaleza

En resumen: la función de autocorrelación sirve para la identificación del orden de un modelo MA puro, ya que si hay una clara evidencia de que ésta se corte, entonces puede modelarse con un MA cuyo orden será q , donde $q + i$ se caracteriza por no tener espiga alguna, siendo i , el rezago inmediato a q (FRANSES 2000)

4.2 Modelos autorregresivos AR

El modelo autorregresivo de orden p se expresa matemáticamente como:

$$z_t = \delta + \varphi_1 z_{t-1} + \varphi_2 z_{t-2} + \dots + \varphi_p z_{t-p} + a_t$$

Y también como: (CARIDAD Y OCERIN 1998)

$$\varphi(B)z_t = a_t$$

Siendo el polinomio autorregresivo

$$\varphi(B) = 1 - \varphi_1 B - \dots - \varphi_p B^p$$

Tal que sus raíces cumplen la condición de estacionariedad

$$|b_i| > 1 \quad i = 1 \dots p$$

Siendo a_t un ruido blanco de varianza σ_a^2 . Es decir, que la serie depende de sus últimos valores p y de una componente aleatoria a_t que puede tomarse como una sucesión de choques que se incorporan al sistema e influyen en x_t

Este modelo expresa el valor actual de z_t de la serie temporal en función de los valores anteriores de la serie $z_{t-1}, z_{t-2}, \dots, z_{t-p}$. Los valores de $\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_p$ son parámetros que se desconocen pero relacionan a z_t con $z_{t-1}, z_{t-2}, \dots, z_{t-p}$.

Además es posible demostrar que $\delta = \mu(1 - \varphi_1 - \varphi_2 - \dots - \varphi_p)$

Respecto del comportamiento de las autocorrelaciones tenemos que:

La TAC se extingue

La TPAC tiene autocorrelaciones parciales no cero en los desfases 1,2, ... p y autocorrelaciones parciales cero en todos los desfases después de p (se corta). Matemáticamente:

$$\rho_{kk} \neq 0 \text{ para } k = 1, 2, \dots, p$$

$$\rho_{kk} = 0 \text{ para } k > p$$

De esa manera, como la SAC y la SPAC son estimaciones de la serie temporal tendríamos para éstas que si

- a) la SAC se extingue
- b) la SPAC tiene espigas en los desfases 1,2,...,p y se trunca después del desfase p, entonces

El modelo autorregresivo de orden p describe a los valores de la serie temporal

Dicho de otro modo, los estimadores de φ_p serán significativamente diferentes de cero únicamente para el orden verdadero del modelo AR; por lo tanto, si existen p autocorrelaciones parciales significativas, entonces el orden debe de ser AR(p)(MAKRIDAKIS 1998)

Por otra parte, si la serie es más bien MA, entonces las autocorrelaciones parciales no nos indicarán el orden del proceso MA. Lo que más bien ocurre, es que se introduce una dependencia de un rezago siguiente que hace que se comporten de una manera similar al de las autocorrelaciones para el proceso AR, es decir, las autocorrelaciones parciales van a declinar a cero exponencialmente. Visto de otra manera, las autocorrelaciones parciales nos pueden servir para detectar un proceso de MA si no muestran una caída después del rezago p sino que la función decrece exponencialmente

4.3 Modelos de medias móviles-autorregresivos

Un proceso MA es descrito por(MILLS 2008):

- i) Una función de autocorrelación que es cero para cualquier rezago mayor a q
- ii) Una función de autocorrelación parcial que es infinita en extensión y es una combinación de exponenciales y ondas sinodiales amortiguados

Y ocurre lo inverso para un proceso AR

- i) Una función de autocorrelación que es infinito en extensión y es una combinación de exponenciales y ondas sonoidales amortiguados
- ii) Una función de autocorrelación parcial que es cero para cualquier rezago mayor a p

Sin embargo, si juntamos ambos modelos para obtener uno combinado de medias móviles-autorregresivo de orden (p,q) obtenemos:

$$z_t = \delta + \varphi_1 z_{t-1} + \varphi_2 z_{t-2} + \dots + \varphi_p z_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_q a_{t-q}$$

Debido a que en la práctica es bastante complicado distinguir entre modelos AR o MA puros, se recomienda (FRANSES 2000) comenzar con un modelo ARMA cuyos valores de p y q sean pequeños y se usen medidas de diagnóstico si el modelo llegara a necesitar de alguna corrección; esto es, por ejemplo ir aumentando en $p + 1$ o $q + 1$

Por lo tanto, un proceso ARMA tendrá como características :

- i) Una función de autocorrelación con decaimiento geométrico (exponencial o sinoidal) después del rezago $q - p$
- ii) Una función de autocorrelación parcial con decaimiento geométrico (exponencial o sinoidal) después del rezago $p - q$

4.4 Modelos integrados de medias-móviles autorregresivos

Un modelo ARIMA de orden (p, d, q) implica ser un modelo ARMA dentro del cual, la serie de tiempo ha sido procesada mediante la aplicación de la diferenciación para obtener un grado de integración d que la volvió estacionaria. Es decir, un modelo ARMA (p, q) con su variable diferenciada d veces es equivalente a un modelo ARIMA (p, d, q) en los datos originales(BROOKS 2002)

Así pues tiene la misma estructura

$$z_t = \delta + \varphi_1 z_{t-1} + \varphi_2 z_{t-2} + \dots + \varphi_p z_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_q a_{t-q}$$

Donde $z_t = y_t - y_{t-1}$, para las primeras diferencias, y para evitar el desarrollo matemático de las segundas diferencias, se dejará a la serie z_t que se denote como nuestra serie y_t que ha sido diferenciada d veces con el fin de volverla estacionaria.

Es decir, llegado a este punto, observamos que en realidad, de manera implícita en las ecuaciones anteriores que describen a los procesos AR,MA y ARMA, se les aplicó a priori una diferenciación pues partimos en principio del supuesto que nuestra serie es no estacionaria, lo cual es un supuesto bastante razonable tomando en cuenta como ya se ha mencionado que las series económicas y de los fenómenos naturales en realidad son no estacionarias.

5 Inversibilidad y estacionariedad

Si aplicamos la metodología Box-Jenkins para la elaboración de modelos, entonces 2 condiciones serán necesarias dependiendo de si introducimos un componente de media móvil o autorregresivo: inversibilidad y estacionariedad

5.1 Inversibilidad

Se sabe que un proceso MA de orden q es siempre estacionario (por construcción) y, es invertible si las raíces en $\theta(B^{-1}) = 0$, con respecto de B , se encuentran dentro del círculo unitario(MADSEN 2008).

Una serie de tiempo y_t se dice que es invertible si es posible reconstruir el valor de los choques (e_t) en el tiempo t , dadas sólo la observación actual y las observaciones pasadas: $y_t, y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_{t-n}$. Para saber si un modelo ARMA o MA, cumplen con la condición de ser invertible debemos observar a los parámetros de las medias móviles $\theta_1, \dots, \theta_q$ (FRANSES 2000).

Sea un proceso MA(q),

$$y_t - \delta = (1 + \theta_1 B + \theta_2 B^2 + \dots + \theta_q B^q) e^t$$

Multiplicando por $(1 + \theta_1 B + \theta_2 B^2 + \dots + \theta_q B^q)^{-1}$ a ambos lados de la expresión obtendríamos que si las raíces del polinomio $(1 + \theta_1 B + \theta_2 B^2 + \dots + \theta_q B^q) = 0$ caen fuera del círculo unitario, entonces la primera ecuación puede ser escrita como un proceso AR(∞) si INVERTIMOS al operador B de MA:

$$(1 + \kappa_1 B + \kappa_2 B^2 + \dots + \kappa_q B^q)(y_t - \delta) = e_t$$

Donde

$$(1 + \kappa_1 B + \kappa_2 B^2 + \dots + \kappa_q B^q) = (1 + \theta_1 B + \theta_2 B^2 + \dots + \theta_q B^q)^{-1}$$

Para obtener a las raíces del polinomio tenemos que:

$$(1 + \theta_1 B + \theta_2 B^2 + \dots + \theta_q B^q) = (1 - b_1 B)(1 - b_2 B) \dots (1 - b_q B)$$

Si $|b_i| < 1 \forall i$ entonces las raíces del polinomio anterior están dentro del círculo unitario y entonces $y_t - \delta = (1 + \theta_1 B + \theta_2 B^2 + \dots + \theta_q B^q) e^t$ es invertible (HAMILTON 1994)

Todo el procedimiento anterior puede resumirse simplemente en que si las $b_i \geq 1$ en magnitud, entonces los pesos dados a valores más y más distantes de y_t se

incrementarán en tamaño, esto, además de significar que la serie analizada es explosiva y por lo tanto indeterminable, implica que le estaríamos dando un peso mayor a las observaciones más remotas que a las recientes; lo cual es incompatible con un marco teórico que indique que el valor de una variable en t está explicada en mayor magnitud por la observación inmediatamente anterior (t_{-1}) y así sucesivamente

5.2 Estacionariedad

Del modelo AR(p)

$$z_t = \varphi_1 z_{t-1} + \varphi_2 z_{t-2} + \dots + \varphi_p z_{t-p} + e_t$$

Habíamos obtenido al polinomio

$$1 - \varphi_1 B - \dots - \varphi_p B^p = 0$$

La condición de estacionariedad para un modelo AR(p) implica que todas las raíces del polinomio anterior sean mayores a 1. El polinomio anterior lo podemos escribir también como:

$$(1 - b_1 B)(1 - b_2 B) \dots (1 - b_q B) = 0$$

Que requiere que los $|b_i| < 1$, es decir estén dentro del círculo unitario para y_t generado por un modelo AR(1) para ser estacionario, es equivalente a a condición de que la raíz de $1 - \varphi_1 B = 0$ sea mayor a 1

Por lo tanto, la condición de estacionariedad para modelos AR(p) es análoga a la condición de inversibilidad de los modelos MA(q)

6 Pronósticos de las series estacionarias

Sea z_t una serie de tiempo estacionaria obtenida a partir de una serie original y_t , como $z_t = \Delta^d y_t$, además admite que $z_t = \mathfrak{I}(B)a_t$, donde

$$\mathfrak{I}(B) = \frac{\theta(B)}{\varphi(B)}$$

Lo anterior implica que existe un modelo ARMA equivalente para z_t , que se utilizará para la elaboración de pronósticos de la serie.

Si queremos obtener a partir de t , a z_{t+h} tal que sea un pronóstico cualquiera de z_t , obtenido como combinación lineal de los valores de la serie z_t y a_t , dicho pronóstico se denotará como $\tilde{z}_t(h)$, mientras que al pronóstico óptimo se le denotará como $\hat{z}_t(h)$ (GUERRERO 2003).

El criterio a utilizarse para determinar la optimalidad del pronóstico será el del mínimo error cuadrático medio, dicho de otra manera, $\hat{z}_t(h)$ deberá satisfacer que:

$$E[z_{t+h} - \hat{z}_t(h)]^2 = \min_{\tilde{z}_t} E[z_{t+h} - \tilde{z}_t(h)]^2$$

Y por lo tanto, el paso para obtener a $\hat{z}_t(h)$ se traduce en la correcta especificación de los coeficientes φ_p para un modelo AR(p) y θ_q para un modelo MA(q)

7 Elaboración de modelos de suavizamiento exponencial simple, aditivo y multiplicativo

Si bien los métodos de suavización exponencial se usaban de manera intuitiva, no fue sino hasta finales del siglo XX que se proporcionó un referente estadístico para estos. De esta manera, ahora es posible usarlos como un método para elaborar modelos que nos permitan hacer algún pronóstico a una serie de tiempo.

A continuación analizaremos 3 tipos de suavización que son: exponencial simple, el de Holt-Winters aditivo y el de Holt-Winters multiplicativo

7.1 Suavización exponencial simple

Para poder explicar este tipo de suavización es necesario primero definir lo que es un modelo de tendencia, que no es otra cosa que :

$$y_t = Tend_t + \varepsilon_t$$

Donde

y_t es el valor de nuestra serie en t

$Tend_t$ es el valor de la tendencia en t

ε_t es el término de error en t

Es decir que este modelo será explicado únicamente por el valor que toma la tendencia en el período estudiado más un término de error.

Habiendo definido al modelo de tendencia que se usará, el paso siguiente es obtener una estimación puntual de la tendencia utilizando el método de mínimos cuadrados, es decir, con:

$$Tend_t = b_0 = \sum_{t=1}^n \frac{1}{n} y_t$$

Como puede observarse de la fórmula anterior, no es más que un simple promedio, o media del valor de y_t lo cual significa que le damos un peso igual a todos los valores de nuestra serie. Sin embargo, cuando la tendencia de una serie de tiempo cambia, este esquema resulta evidentemente inapropiado si lo comparamos con otro que en cambio de una mayor ponderación a los valores más recientes de la serie.

Y el esquema al que nos referimos es el método de suavización exponencial simple que es útil para hacer pronósticos de series que no tienen una tendencia y

cuya media cambia lentamente con el tiempo, éste método da mayor peso a las observaciones más recientes, así permite actualizar la estimación del nivel (media) de modo que los cambios que éste reciba puedan ser incorporados en el sistema de pronósticos.

De esta manera, con la siguiente ecuación se obtendrán los pronósticos puntuales que como puede observarse tendrán en su estimación mayor peso los valores más recientes que los pasados.

$$\vartheta_t = \alpha y_t + (1 - \alpha)\vartheta_{t-1}$$

Para proceder, obtenemos primero un valor de ϑ_0 que es el nivel o la media de la serie en el período $t=0$; calculamos a esta de varias formas, una de ellas mediante el promedio de la mitad de los valores observados (BOWERMAN 2007). La variable y_t representa nuestras observaciones de nuestra serie de tiempo y α es un valor constante tal que $0 < \alpha < 1$. Resulta evidente entonces como es que mientras mayor sea el cambio en el nivel del proceso, más influirá en la estimación un valor de la serie recientemente observado.

El valor puntual del pronóstico en el tiempo T será la última estimación de ϑ_t para la media de la serie temporal; por lo mismo, mientras más a futuro pronostiquemos esperaremos una menor exactitud.

Por último respecto a este método de suavización, la fórmula para obtener el error estándar que sirve para elaborar el intervalo de predicción es :

$$s = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^T [y_t - \vartheta_{t-1}]^2}{T - 1}}$$

7.2 Método aditivo de Holt-Winters

Este método es aplicable cuando una serie de tiempo muestra una tendencia lineal con una tasa de crecimiento constante denominado β_1 y un patrón estacional fijo SN_t , no parece reiterativo mencionar que la variación es constante pues implica que el modelo es lineal y puede ser expresado como:

$$y_t = (\beta_0 + \beta_1 t) + SN_t + \varepsilon_t$$

Dicho modelo anterior es óptimo cuando existe una tendencia lineal con un patrón estacional aditivo en el que el nivel, el patrón estacional y la tasa de crecimiento podrían estar cambiando.

El nivel de la serie será denotado por ϑ_t , así que la estimación en el tiempo anterior a t, (t-1) será ϑ_{t-1} y la tasa de crecimiento, siguiendo la misma analogía

será b_{t-1} . Además el factor estacional será denotado por sn_{t-L} , donde “L” será el número de períodos estacionales, es decir, trimestres, meses, cuatrimestres, etc; por lo tanto “t-L” será el valor observado más reciente del factor estacional.

Habiendo establecido las variables anteriores, es ahora posible fijar a la estimación del nivel con la ecuación:

$$\vartheta_t = \alpha(y_t - sn_{t-L}) + (1 - \alpha)(\vartheta_{t-1} + b_{t-1})$$

Siendo α una constante de suavización.

Por otra parte, la estimación de la tasa de crecimiento en T se calcula como:

$$b_t = \gamma(\vartheta_t - \vartheta_{t-1}) + (1 - \gamma)b_{t-1}$$

Donde γ es otra constante de suavización.

Por último, la estimación del factor estacional es :

$$sn_t = \delta(y_t - \vartheta_t) + (1 - \delta)sn_{t-L}$$

Siendo también δ una constante de suavización

Si bien hemos definido a las 3 ecuaciones de suavización del modelo, éstas pueden cambiarse por las formas de corrección del error, que no altera a los parámetros de suavización que minimizan la suma de errores al cuadrado; estas son:

$$\vartheta_t = \vartheta_{t-1} + b_{t-1} + \alpha(y_t - (\vartheta_{t-1} + b_{t-1} + sn_{t-L}))$$

$$b_t = b_{t-1} + \alpha\gamma[y_t - (\vartheta_{t-1} + b_{t-1} + sn_{t-L})]$$

$$sn_t = sn_{t-L} + (1 - \alpha)\delta[y_t - (\vartheta_{t-1} + b_{t-1} + sn_{t-L})]$$

Para concluir esta sección, damos la fórmula del error estándar s que nos sirve para elaborar los intervalos de predicción

$$s = \sqrt{\frac{SSE}{T - 3}}$$

7.3 Método multiplicativo de Holt-winters

Este método difiere del anterior en el sentido en el que como su nombre lo indica, añade las variables las veces que lo hacen las demás, es decir, las multiplica.

Una serie de tiempo puede describirse como el modelo $y_t = (\beta_0 + \beta_1 t) * SN_t * IR_t$ si muestra una tasa de crecimiento y tendencia lineales, y un patrón estacional SN_t con variación creciente, además IR es un componente irregular.

Dicho de otra manera, el método multiplicativo es adecuado cuando una serie de tiempo muestra tendencia lineal y patrón estacional multiplicativo para el cual el nivel, la tasa de crecimiento y el patrón estacional podría estar cambiando

Se denota con ϑ_{T-1} a la estimación del nivel en el período T-1 y con b_{T-1} a la estimación de la tasa de crecimiento también en T-1. Después al partir de un valor nuevo de y_t denotamos con sn_{T-L} a la estimación más nueva del factor estacional para la estación que corresponde al período T, donde L es de nuevo, la cantidad de períodos en que se divide la serie de tiempo.

Así pues, las ecuaciones de suavización son:

$$\vartheta_t = \alpha(y_t/sn_{t-l}) + (1 - \alpha)(\vartheta_{t-1} + b_{t-1})$$

$$b_t = \gamma(\vartheta_t - \vartheta_{t-1}) + (1 - \gamma)b_{t-1}$$

$$sn_t = \delta(y_t/\vartheta_t) + (1 - \delta)sn_{t-l}$$

Donde α, γ, δ son constantes de suavización entre 0 y 1

Además, el error estándar relativo que se usa en vez del error estándar (debido a que este método multiplica) se calcula como:

$$s_r = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^t \left[\frac{y_t - \hat{y}_t(t-1)}{\hat{y}_t(t-1)} \right]^2}{t-3}}$$

Y nos sirve también para establecer los intervalos de predicción

8 Modelos de series de tiempo para los índices IPC, S&P500, NIKKEI, BOVESPA

El presente trabajo pretende mediante una metodología en concreto, elaborar varios pronósticos de los benchmarks de México, Estados Unidos, Japón y Brasil

Las metodologías que se emplearon, son las siguientes: suavizamiento exponencial simple, multiplicativo, aditivo y un modelo ARIMA.

8.1 Modelos para el IPC

Se tomó a la serie del IPC desde enero del 2005 hasta mayo del 2013, de manera mensual y los pronósticos corresponden a la estimación de junio del 2013 a enero del 2014.

8.1.1 Suavizamiento exponencial simple

Con E-views se obtiene el siguiente cuadro, en donde se muestra que la suma de residuos al cuadrado es de aproximadamente 29400000, que es el parámetro que usaremos para comparar los pronósticos.

Date: 05/30/13 Time: 20:31

Sample: 2005M01 2013M05

Included

observations: 101

Method: Single

Exponential

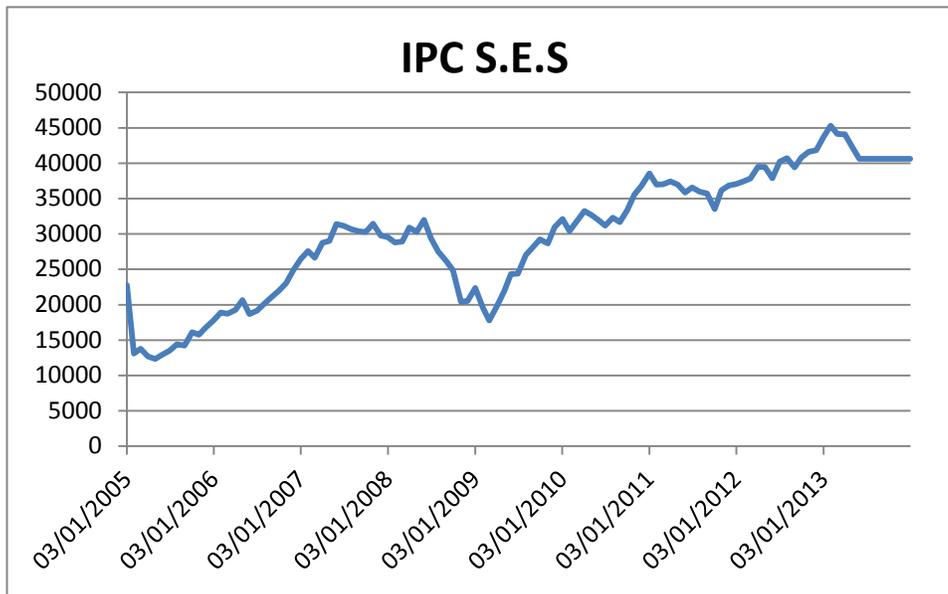
Original Series: IPC

Forecast Series:

IPCSS

Parameters: Alpha	0.999
Sum of Squared Residuals	2.94E+08
Root Mean Squared Error	1705.064
End of Period Levels: Mean	40640.6

A continuación vemos la gráfica de la serie obtenida al pronosticar al IPC con Suavizamiento Exponencial Simple (S.E.S.)



8.1.2 Suavizamiento exponencial aditivo

Aplicando ahora el método aditivo al suavizamiento, obtenemos una suma de residuos al cuadrado de 17300000, que es mucho menor al del método anteriormente usado

Cuadro 1

Date: 05/30/13 Time:

20:31

Sample: 2005M01

2013M05

Included observations: 101

Method: Holt-Winters Additive Seasonal

Original Series: IPC

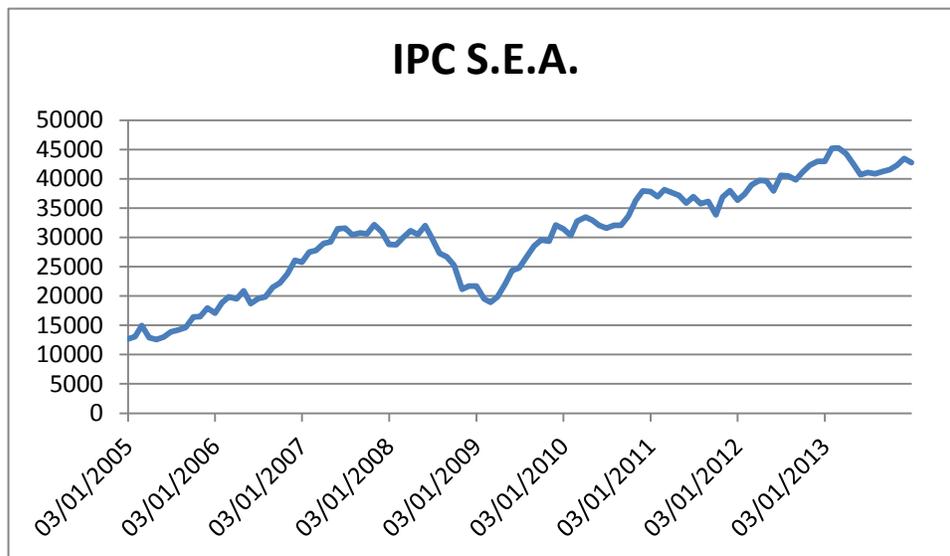
Forecast Series: IPCSA

Parameters:	Alpha	1
	Beta	0
	Gamma	0
	Sum of Squared Residuals	1.73E+08
	Root Mean Squared Error	1309.13

End of Period Levels:	Mean	40429.6
	Trend	304.44
	Seasonals:	
	2012M06	-48.7993
	2012M07	54.176
	2012M08	-480.038
	2012M09	-381.547

2012M10	-361.301
2012M11	63.0645
2012M12	894.56
2013M01	-119.324
2013M02	-479.347
2013M03	364.811
2013M04	284.365
2013M05	209.379

A continuación vemos la gráfica del pronóstico del IPC por el Suavizamiento Exponencial Aditivo (S.E.A.)



8.1.3 Suavizamiento exponencial multiplicativo

En este otro modelo, se observa que la suma de residuos al cuadrado es de 182000000, que es un valor mayor al del suavizamiento exponencial aditivo, pero aún así menor al del suavizamiento exponencial simple

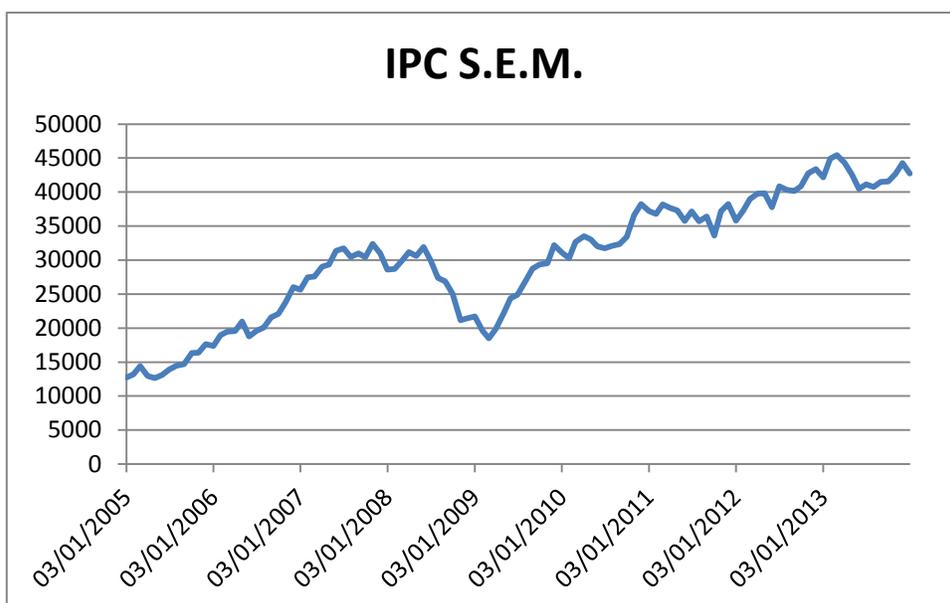
Suavizamiento Multiplicativo
Date: 05/30/13 Time: 20:33
Sample: 2005M01 2013M05
Included observations: 101
Method: Holt-Winters Multiplicative Seasonal
Original Series: IPC
Forecast Series: IPCSM

Parameters: Alpha	1
Beta	0
Gamma	0

Sum of Squared Residuals	1.82E+08
Root Mean Squared Error	1340.798

End of Period Levels: Mean	40483.68
Trend	304.4398
Seasonals: 2012M06	0.99294
2012M07	1.00119
2012M08	0.984996
2012M09	0.995815
2012M10	0.989418
2012M11	1.009321
2012M12	1.039009
2013M01	0.995126
2013M02	0.981338
2013M03	1.004173
2013M04	1.002838
2013M05	1.003836

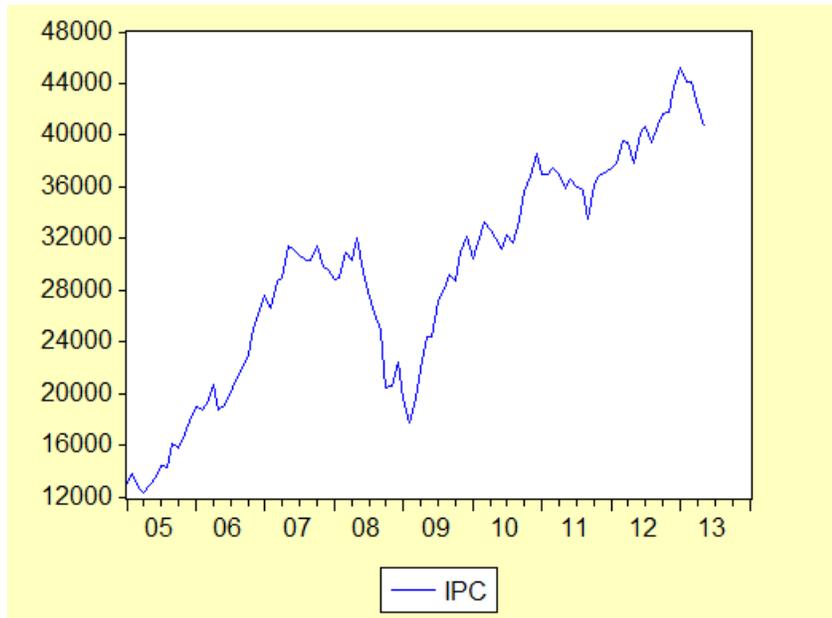
Observamos en la siguiente gráfica la serie del pronóstico del IPC con el método de Suavizamiento Exponencial Multiplicativo



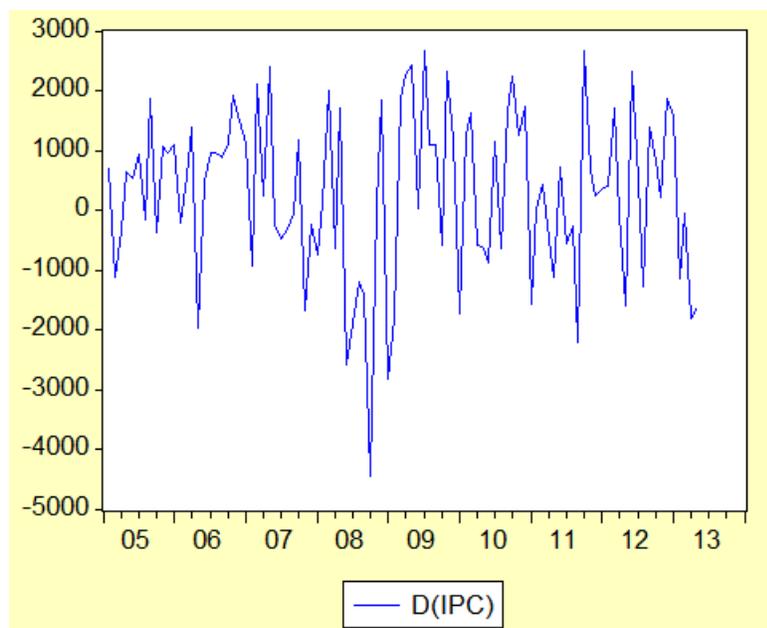
8.1.4 Modelo ARIMA

A continuación utilizamos la metodología de modelos univariados (ARMA) para pronosticar los valores que se esperan en los siguientes 7 meses del IPC.

Primeramente observamos en la siguiente gráfica a la serie y notamos que existe una tendencia y cierta estacionalidad



Posteriormente aplicamos primera diferencia a la serie y modelamos a los componentes estacionales y notamos que sólo el componente de marzo y diciembre son significativos así que eliminamos al resto



Dependent Variable: D(IPC)
 Method: Least Squares
 Date: 06/02/13 Time: 17:07
 Sample (adjusted): 2005M02 2013M05
 Included observations: 100 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
@SEAS(1)	-340.1038	492.3892	-0.690721	0.4916
@SEAS(2)	-177.9700	464.2290	-0.383367	0.7024
@SEAS(3)	1016.098	464.2290	2.188786	0.0313
@SEAS(4)	-2.406667	464.2290	-0.005184	0.9959
@SEAS(5)	23.45778	464.2290	0.050531	0.9598
@SEAS(6)	46.26125	492.3892	0.093953	0.9254
@SEAS(7)	407.4150	492.3892	0.827425	0.4102
@SEAS(8)	-229.7737	492.3892	-0.466651	0.6419
@SEAS(9)	402.9300	492.3892	0.818316	0.4154
@SEAS(10)	324.6862	492.3892	0.659410	0.5114
@SEAS(11)	728.8050	492.3892	1.480140	0.1424
@SEAS(12)	1135.935	492.3892	2.306986	0.0234
R-squared	0.111427	Mean dependent var	275.4185	
Adjusted R-squared	0.000355	S.D. dependent var	1392.934	
S.E. of regression	1392.687	Akaike info criterion	17.42802	
Sum squared resid	1.71E+08	Schwarz criterion	17.74064	
Log likelihood	-859.4012	Durbin-Watson stat	1.770444	

Procedemos entonces a observar el autocorrelograma para observar si se le debe de incluir un componente Autoregresivo o de Medias Móviles

Date: 06/02/13 Time: 17:10
 Sample: 2005M02 2013M05
 Included observations: 100

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.108	0.108	1.2024	0.273
		2	0.076	0.065	1.8040	0.406
		3	0.133	0.120	3.6669	0.300
		4	0.161	0.136	6.4325	0.169
		5	-0.052	-0.098	6.7252	0.242
		6	-0.172	-0.203	9.9217	0.128
		7	0.062	0.071	10.344	0.170
		8	-0.047	-0.038	10.592	0.226
		9	-0.155	-0.099	13.281	0.150
		10	-0.136	-0.080	15.371	0.119
		11	0.041	0.050	15.563	0.158
		12	0.045	0.082	15.793	0.201
		13	-0.147	-0.093	18.314	0.146
		14	0.064	0.065	18.800	0.173
		15	0.044	-0.025	19.036	0.212
		16	0.044	0.028	19.269	0.255
		17	-0.189	-0.176	23.651	0.129
		18	0.063	0.055	24.152	0.150
		19	-0.019	-0.083	24.198	0.189
		20	-0.137	-0.073	26.585	0.147
		21	-0.196	-0.149	31.524	0.065
		22	-0.164	-0.165	35.047	0.038
		23	0.006	0.036	35.052	0.051
		24	-0.192	-0.067	40.001	0.021
		25	-0.080	-0.017	40.881	0.024
		26	-0.107	-0.183	42.462	0.022
		27	-0.049	-0.082	42.795	0.027
		28	0.019	0.056	42.847	0.036
		29	0.043	0.088	43.107	0.045
		30	0.095	-0.062	44.409	0.044
		31	0.049	-0.005	44.771	0.052
		32	0.121	0.025	46.982	0.043
		33	0.024	-0.020	47.066	0.053
		34	-0.014	-0.131	47.098	0.067
		35	-0.043	-0.114	47.385	0.079
		36	-0.029	-0.045	47.524	0.095

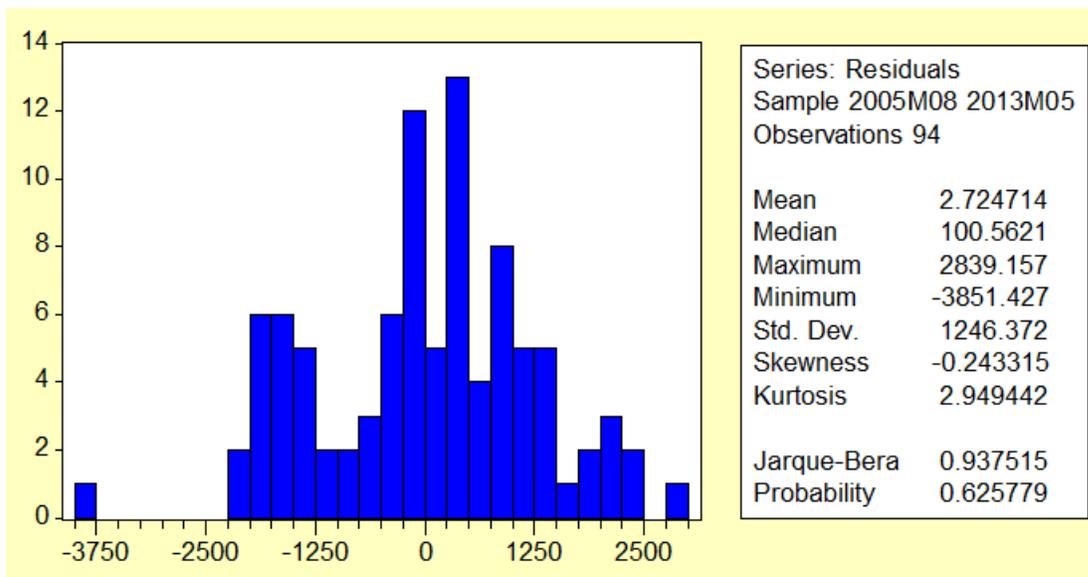
En el sexto rezago notamos que se sale de la banda, por lo tanto aplicamos Autoregresivo de orden 5 y medias móviles de orden 5 y 6 obteniendo el siguiente modelo:

Dependent Variable: D(IPC)
 Method: Least Squares
 Date: 07/24/13 Time: 20:49
 Sample (adjusted): 2005M08 2013M05
 Included observations: 94 after adjustments
 Convergence achieved after 17 iterations
 Backcast: 2005M02 2005M07

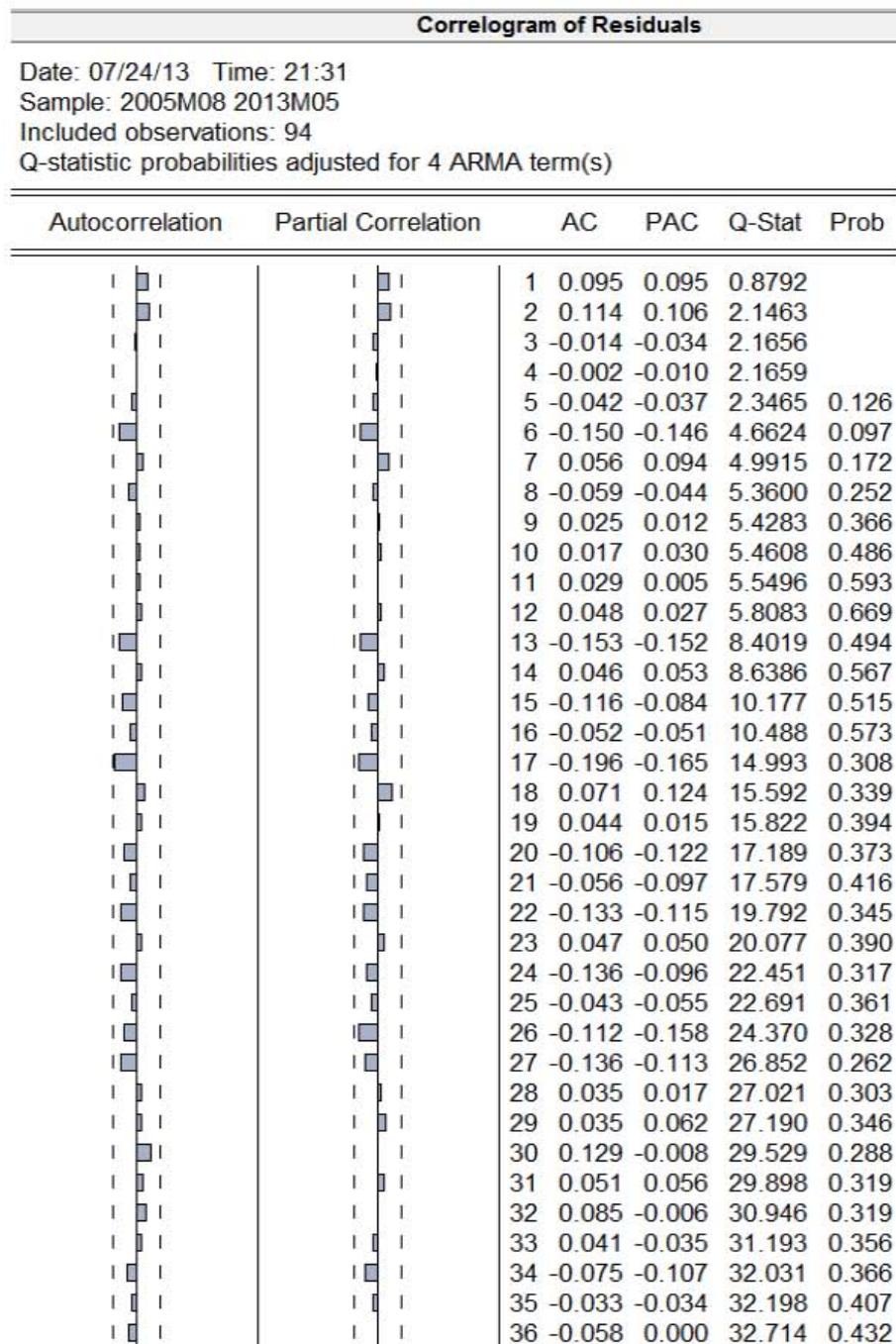
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
@SEAS(3)	1630.158	440.5872	3.699966	0.0004
@SEAS(12)	1323.775	468.0974	2.827990	0.0058
AR(6)	-0.760323	0.085434	-8.899585	0.0000
AR(3)	0.185568	0.072911	2.545116	0.0127
MA(6)	0.827477	0.047573	17.39371	0.0000
MA(4)	0.148586	0.057353	2.590729	0.0112
R-squared	0.235499	Mean dependent var	279.0352	
Adjusted R-squared	0.192061	S.D. dependent var	1425.475	
S.E. of regression	1281.294	Akaike info criterion	17.21083	
Sum squared resid	1.44E+08	Schwarz criterion	17.37317	
Log likelihood	-802.9090	Durbin-Watson stat	1.791520	
Inverted AR Roots	.84-.45i	.84+.45i	-.03+.95i	-.03-.95i
	-.81-.51i	-.81+.51i		
Inverted MA Roots	.84+.51i	.84-.51i	.00-.94i	.00+.94i
	-.84+.51i	-.84-.51i		

Se observa que todas las variables son significativas así que procedemos a comprobar la normalidad, la autocorrelación y la heteroscedasticidad para elaborar así un pronóstico.

Con el histograma, comprobamos que existe un comportamiento que se asemeje a la distribución de probabilidad normal



Ahora para comprobar que no existe autocorrelación: el correlograma de los residuos, en donde nota que ya no se desvía en el rezago 6



Por último para mostrar que tampoco existe heteroscedasticidad, graficamos el correlograma de los residuos al cuadrado y la prueba de White

Correlogram of Residuals Squared

Date: 07/24/13 Time: 21:35

Sample: 2005M08 2013M05

Included observations: 94

Q-statistic probabilities adjusted for 4 ARMA term(s)

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.110	0.110	1.1774	
		2	-0.102	-0.116	2.2035	
		3	0.125	0.154	3.7459	
		4	0.011	-0.039	3.7589	
		5	-0.104	-0.071	4.8533	0.028
		6	0.158	0.170	7.4136	0.025
		7	0.260	0.211	14.450	0.002
		8	-0.065	-0.077	14.895	0.005
		9	0.123	0.171	16.494	0.006
		10	0.087	-0.032	17.306	0.008
		11	-0.019	0.057	17.344	0.015
		12	0.030	0.025	17.446	0.026
		13	-0.023	-0.134	17.504	0.041
		14	-0.164	-0.180	20.556	0.024
		15	-0.155	-0.160	23.304	0.016
		16	0.099	0.029	24.448	0.018
		17	0.146	0.173	26.945	0.013
		18	-0.112	-0.184	28.429	0.012
		19	-0.068	-0.062	28.978	0.016
		20	0.097	0.166	30.124	0.017
		21	-0.154	-0.073	33.052	0.011
		22	-0.107	0.055	34.490	0.011
		23	0.123	0.043	36.411	0.009
		24	0.021	0.004	36.470	0.014
		25	-0.146	0.009	39.266	0.009
		26	-0.015	-0.091	39.294	0.013
		27	-0.011	-0.070	39.311	0.018
		28	-0.103	-0.029	40.763	0.018
		29	0.106	0.022	42.322	0.017
		30	-0.058	-0.098	42.790	0.020
		31	-0.160	-0.061	46.456	0.011
		32	-0.049	-0.088	46.806	0.014
		33	-0.007	-0.020	46.813	0.019
		34	-0.106	-0.040	48.491	0.018
		35	-0.008	0.050	48.502	0.024
		36	0.005	-0.089	48.505	0.031

White Heteroskedasticity Test:

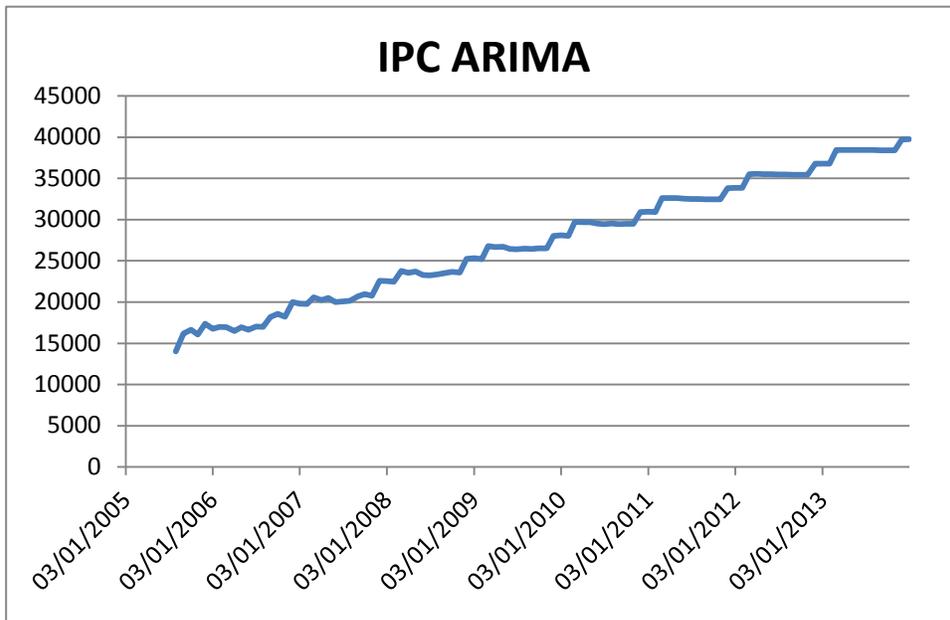
F-statistic	1.163311	Probability	0.317052
Obs*R-squared	2.343409	Probability	0.309838

Test Equation:
 Dependent Variable: RESID^2
 Method: Least Squares
 Date: 07/24/13 Time: 21:38
 Sample: 2005M08 2013M05
 Included observations: 94

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	1689600.	243715.5	6.932675	0.0000
@SEAS(3)	-818926.5	799074.7	-1.024844	0.3082
@SEAS(12)	-975013.3	799074.7	-1.220178	0.2256
R-squared	0.024930	Mean dependent var	1536924.	
Adjusted R-squared	0.003500	S.D. dependent var	2156213.	
S.E. of regression	2152437.	Akaike info criterion	32.03349	
Sum squared resid	4.22E+14	Schwarz criterion	32.11466	
Log likelihood	-1502.574	F-statistic	1.163311	
Durbin-Watson stat	1.805438	Prob(F-statistic)	0.317052	

Habiendo procedido a verificar que el modelo cumple con normalidad, homoscedasticidad y que no presenta autocorrelación, realizamos el pronóstico de la serie, no sin antes mencionar que la suma de residuos al cuadrado en esta ocasión es de 144000000; es decir se tiene el menor error de estimación mediante esta metodología.

En la siguiente gráfica observamos la estimación con el modelo ARIMA



Por último, recalcando que el último modelo es el que se toma en cuenta como el mejor pronóstico, se adjunta un cuadro con el valor puntual de cada estimación y la suma de los errores al cuadrado de cada modelo

Periodo pronosticado	Pronóstico S.E.S.	Pronóstico S.E.A.	Pronóstico S.E.A.	Pronóstico ARIMA
01/06/2013	40640.59632	40685.23125	40500.16665	38462.01231
01/07/2013	40640.59632	41092.64625	41141.4647	38452.27115
01/08/2013	40640.59632	40862.8725	40775.87597	38455.15263
01/09/2013	40640.59632	41265.8025	41526.90769	38428.1748
01/10/2013	40640.59632	41590.48875	41561.36563	38420.34289
01/11/2013	40640.59632	42319.29375	42704.67963	38428.10189
01/12/2013	40640.59632	43455.22875	44277.1238	39745.41555
01/01/2014	40640.59632	42745.78452	42710.00696	39751.36862
Suma de residuos al cuadrado	Pronóstico S.E.S. 294000000	Pronóstico S.E.A. 173000000	Pronóstico S.E.A. 182000000	Pronóstico ARIMA 14400000

8.2 Modelos para el S&P500

8.2.1 Modelo de suavizamiento exponencial simple

Con la tabla siguiente se pueden apreciar los valores que tenemos cuando se realiza el pronóstico mediante el suavizamiento exponencial simple

Date: 07/15/13 Time: 19:30

Sample: 2005M01 2013M05

Included observations: 101

Method: Single Exponential

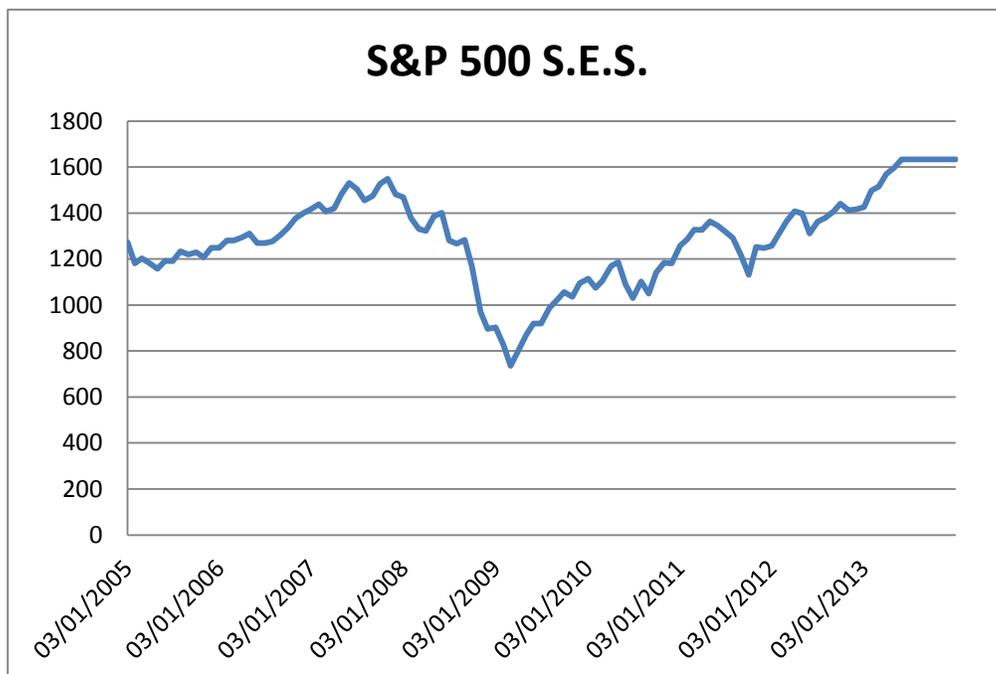
Original Series: SP

Forecast Series: SPSES

Parameters:	Alpha	0.9990
	Sum of Squared Residuals	276940.3
	Root Mean Squared Error	52.36395

End of Period Levels:	Mean	1633.664
-----------------------	------	----------

La gráfica de la serie anterior se presenta como:



Se aprecia por supuesto el cambio tan drástico debido a la crisis subprime del 2008

8.2.2 Suavizamiento exponencial aditivo

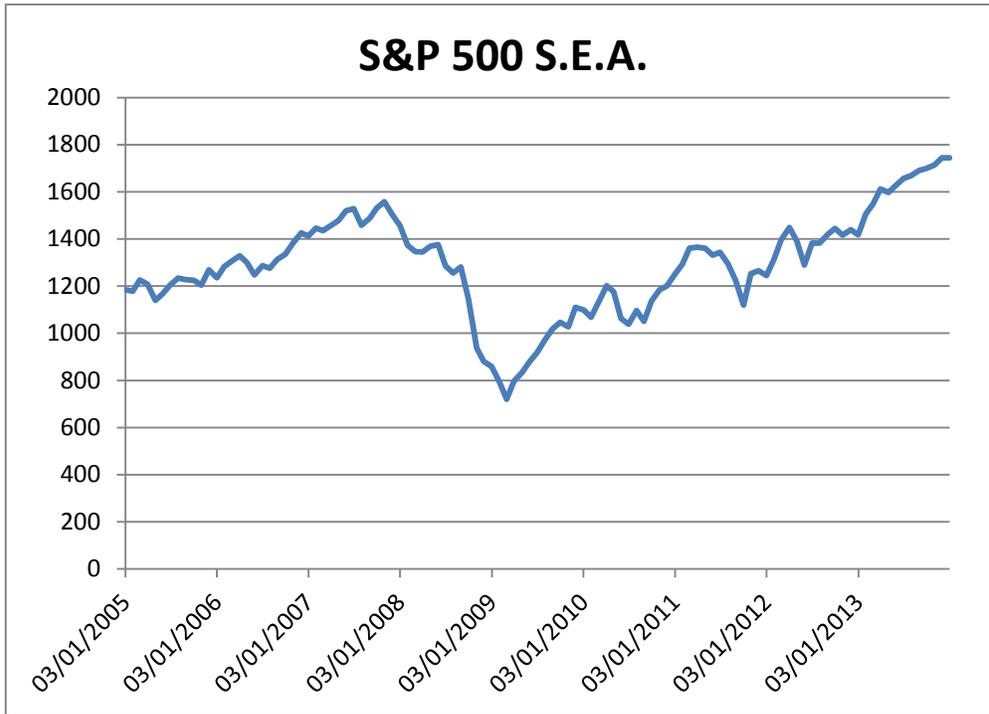
Si pasamos ahora al pronóstico elaborado con suavizamiento exponencial aditivo obtendremos lo siguiente

Date: 07/10/13 Time: 07:21
 Sample: 2005M01 2013M05
 Included observations: 101
 Method: Holt-Winters Additive Seasonal
 Original Series: SP
 Forecast Series: SPADITIVO

Parameters:	Alpha	1.0000
	Beta	0.0700
	Gamma	0.0000
	Sum of Squared Residuals	251013.2
	Root Mean Squared Error	49.85258

End of Period Levels:	Mean	1619.157
	Trend	17.15609
	Seasonals:	
	2012M06	-9.954435
	2012M07	2.475268
	2012M08	-1.875030
	2012M09	2.465923
	2012M10	-4.680625
	2012M11	-9.455923
	2012M12	4.406280
	2013M01	-11.97670
	2013M02	-16.88324
	2013M03	1.792708
	2013M04	29.14241
	2013M05	14.54336

Y su respectiva gráfica



8.2.3 Suavizamiento exponencial multiplicativo

Si cambiamos el proceso a multiplicativo obtenemos

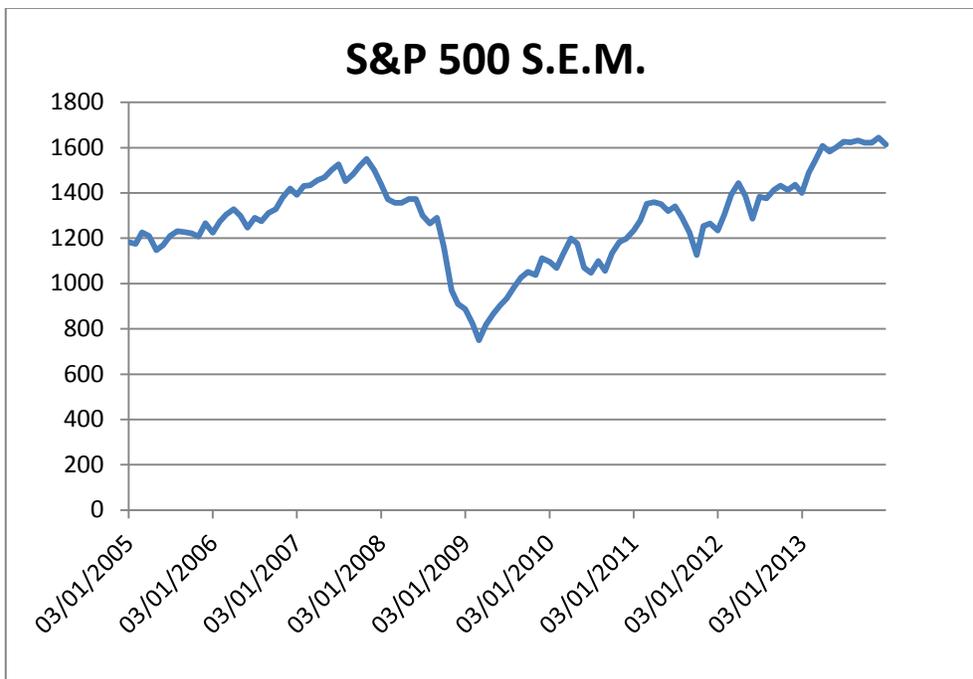
Date: 07/10/13 Time: 07:41
 Sample: 2005M01 2013M05
 Included observations: 101
 Method: Holt-Winters Multiplicative Seasonal
 Original Series: SP
 Forecast Series: SPMULT

Parameters:	Alpha	1.0000
	Beta	0.0000
	Gamma	0.0000
	Sum of Squared Residuals	256246.7
	Root Mean Squared Error	50.36960

End of Period Levels:	Mean	1616.102
	Trend	2.127798
	Seasonals: 2012M06	0.990231

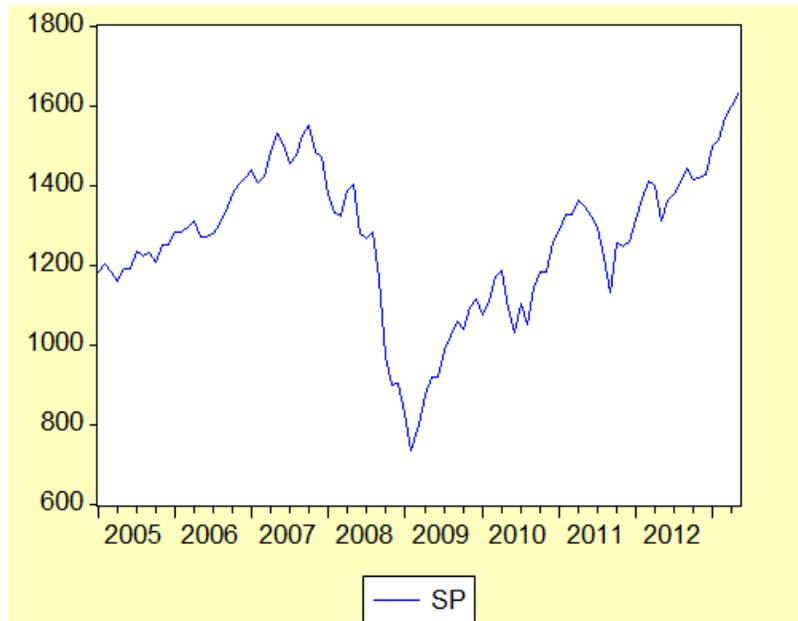
2012M07 1.003783
2012M08 1.000243
2012M09 1.004374
2012M10 0.997221
2012M11 0.996067
2012M12 1.008421
2013M01 0.987902
2013M02 0.981126
2013M03 0.998065
2013M04 1.021678
2013M05 1.010889

Añadiendo la gráfica

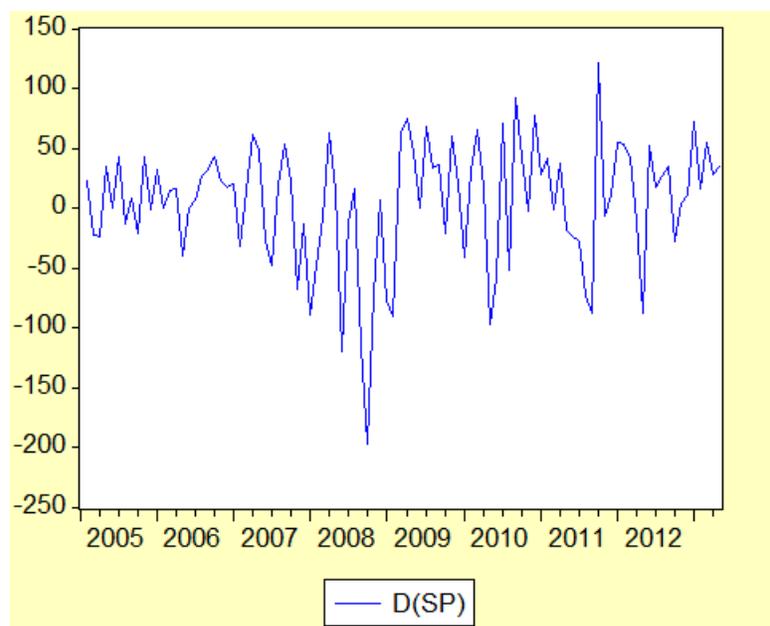


8.2.4 Modelo ARIMA

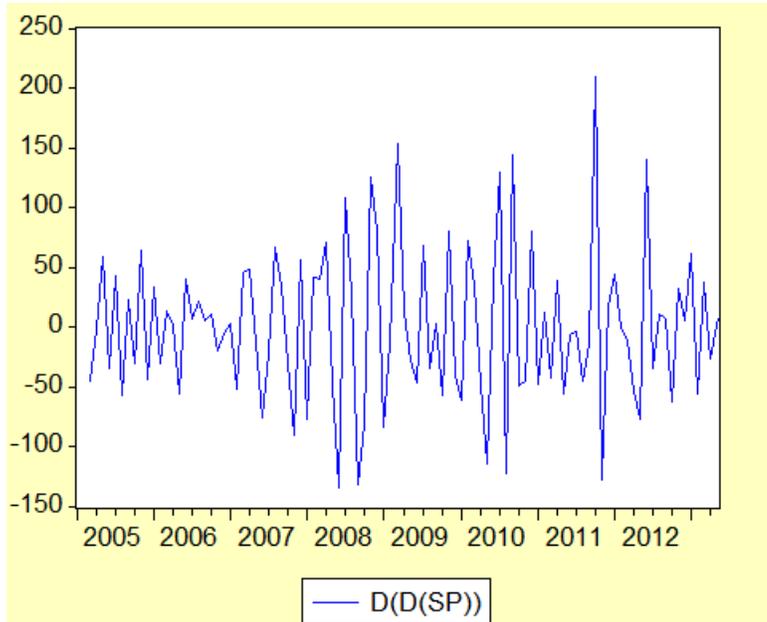
Recordamos que esta metodología exige observar a la serie y determinar si es estacionaria, así que procedemos



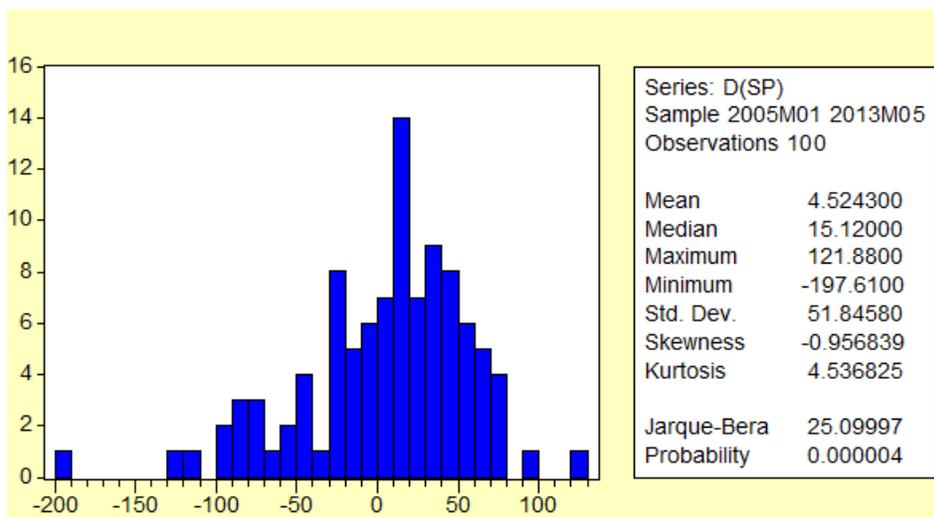
Lo primero que se nota del S&P es que en el 2008 existe una caída abrupta de su valor y por lo tanto no es estacionaria, observamos también que existe tendencia y estacionalidad dentro de la serie a la cual no se le dará prioridad por ser el cambio antes mencionado de mayor relevancia para la serie. De esta manera aplicamos primeras diferencias a la serie obteniendo así el siguiente comportamiento gráfico

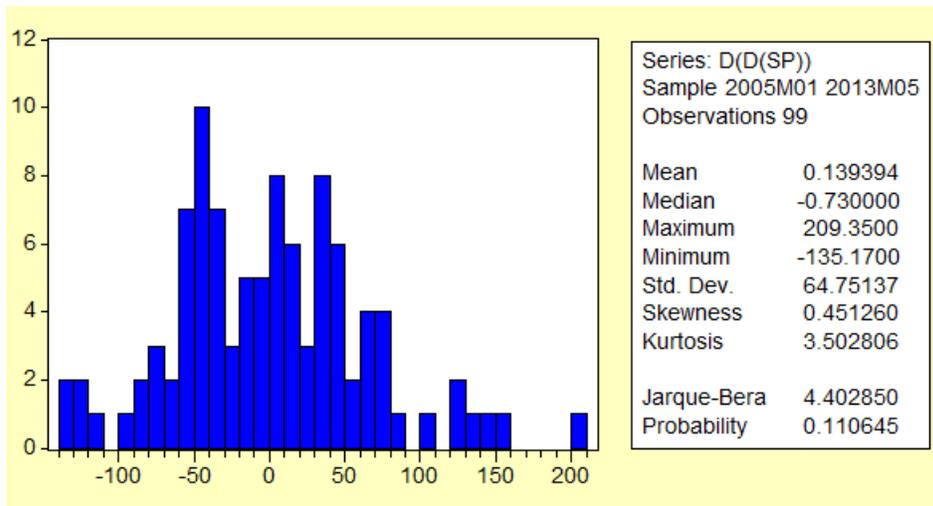


A pesar de que la serie se comporta ya de una manera hasta cierto punto estacionaria, volvemos a aplicar una segunda diferencia a la serie con el objetivo de transformar a la serie de manera que se pueda elaborar un pronóstico más acertado



Mediante un histograma observamos que la serie en segundas diferencias tiene una media cercana a cero, así que se comprueba que esta es una mejor estimación además de que se comporta de manera normal





Incluimos 12 componentes estacionales para descubrir si son significativas o no, nos damos cuenta de que no

Dependent Variable: D(D(SP))

Method: Least Squares

Date: 07/10/13 Time: 09:25

Sample (adjusted): 2005M03 2013M05

Included observations: 99 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
@SEAS(1)	-16.17375	23.13209	-0.699191	0.4863
@SEAS(2)	-3.315000	23.13209	-0.143307	0.8864
@SEAS(3)	25.17778	21.80914	1.154460	0.2515
@SEAS(4)	4.806667	21.80914	0.220397	0.8261
@SEAS(5)	-36.42667	21.80914	-1.670248	0.0985
@SEAS(6)	-9.898750	23.13209	-0.427923	0.6698
@SEAS(7)	36.92750	23.13209	1.596376	0.1140
@SEAS(8)	-16.78000	23.13209	-0.725399	0.4702
@SEAS(9)	8.691250	23.13209	0.375723	0.7080
@SEAS(10)	-11.48750	23.13209	-0.496605	0.6207
@SEAS(11)	2.371250	23.13209	0.102509	0.9186
@SEAS(12)	18.63750	23.13209	0.805699	0.4226
R-squared	0.093610	Mean dependent var	0.139394	

Adjusted R-squared	-0.020991	S.D. dependent var	64.75137
S.E. of regression	65.42743	Akaike info criterion	11.31297
Sum squared resid	372425.1	Schwarz criterion	11.62753
Log likelihood	-547.9921	Durbin-Watson stat	2.667151

Si observamos con atención el correlograma, nos dará pauta para obtener el siguiente modelo que se ajusta a nuestras necesidades en el sentido de que cumple con los requisitos necesarios que debe de tener una serie para la elaboración de pronósticos

Date: 07/10/13 Time: 09:29
Sample: 2005M01 2013M05
Included observations: 99

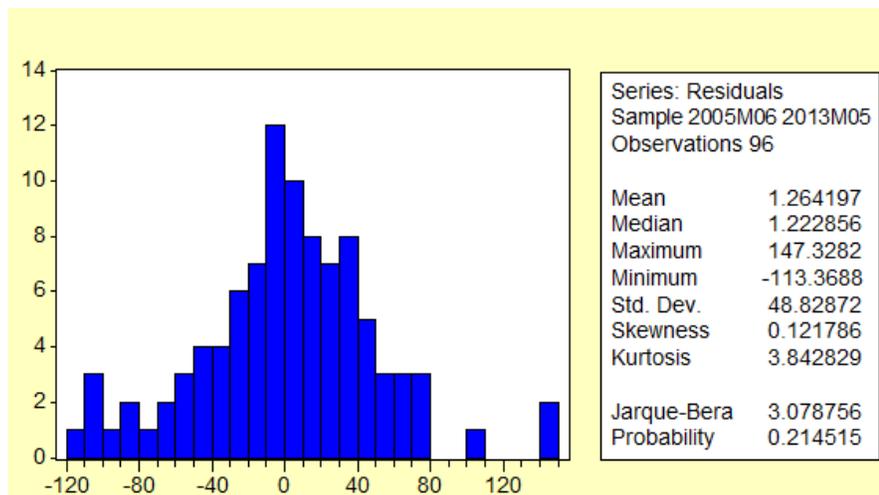
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	-0.334	-0.334	11.386	0.001
		2	-0.265	-0.424	18.634	0.000
		3	0.038	-0.316	18.784	0.000
		4	0.183	-0.078	22.325	0.000
		5	-0.009	0.014	22.333	0.000
		6	-0.232	-0.192	28.108	0.000
		7	0.043	-0.186	28.305	0.000
		8	0.204	-0.013	32.890	0.000
		9	-0.149	-0.157	35.344	0.000
		10	-0.068	-0.136	35.860	0.000
		11	0.052	-0.143	36.163	0.000
		12	0.157	-0.000	38.994	0.000
		13	-0.078	0.005	39.702	0.000
		14	-0.211	-0.193	44.963	0.000
		15	0.248	0.037	52.265	0.000
		16	0.103	0.138	53.535	0.000
		17	-0.256	-0.058	61.529	0.000
		18	-0.063	-0.113	62.026	0.000
		19	0.228	0.058	68.529	0.000
		20	0.008	-0.016	68.538	0.000
		21	-0.082	0.129	69.401	0.000
		22	-0.063	0.150	69.925	0.000
		23	0.135	0.129	72.338	0.000
		24	-0.044	0.035	72.601	0.000
		25	-0.056	0.110	73.023	0.000
		26	0.018	0.143	73.066	0.000
		27	0.001	-0.000	73.066	0.000
		28	0.011	-0.008	73.085	0.000
		29	0.059	0.261	73.582	0.000
		30	-0.008	0.334	73.591	0.000
		31	0.054	0.400	74.017	0.000
		32	-0.074	0.632	74.830	0.000

Dependent Variable: D(D(SP))
 Method: Least Squares
 Date: 06/10/13 Time: 09:47
 Sample (adjusted): 2005M06 2013M05
 Included observations: 96 after adjustments
 Convergence achieved after 21 iterations
 Backcast: OFF (Roots of MA process too large)

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	-1.202999	0.184258	-6.528867	0.0000
AR(3)	-0.903530	0.130214	-6.938816	0.0000
AR(2)	-1.026442	0.130701	-7.853384	0.0000
MA(4)	-0.671937	0.177014	-3.795963	0.0003
MA(1)	0.606742	0.239496	2.533406	0.0130
R-squared	0.440940	Mean dependent var		0.015417
Adjusted R-squared	0.416366	S.D. dependent var		65.32710
S.E. of regression	49.90723	Akaike info criterion		10.70889
Sum squared resid	226656.6	Schwarz criterion		10.84245
Log likelihood	-509.0266	Durbin-Watson stat		1.979464
Inverted AR Roots	-.08-.93i	-.08+.93i	-1.05	
Inverted MA Roots	.78	-.14+.87i	-.14-.87i	-1.10

Al ver que los componentes son estadísticamente significativos procedemos a corroborar los demás supuestos

De acuerdo a la siguiente gráfica, se cumple con el supuesto de normalidad



De acuerdo al siguiente correlograma, ya no se tiene autocorrelación

Date: 07/11/13 Time: 09:34
 Sample: 2005M06 2013M05
 Included observations: 96
 Q-statistic probabilities adjusted for 5 ARMA term(s)

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.009	0.009	0.0089	
		2	-0.039	-0.039	0.1607	
		3	0.089	0.090	0.9559	
		4	-0.057	-0.061	1.2912	
		5	-0.069	-0.061	1.7879	
		6	-0.126	-0.139	3.4593	0.063
		7	-0.082	-0.076	4.1676	0.124
		8	-0.055	-0.060	4.4917	0.213
		9	-0.089	-0.084	5.3459	0.254
		10	0.041	0.029	5.5267	0.355
		11	-0.043	-0.073	5.7350	0.454
		12	0.064	0.050	6.2003	0.517
		13	0.040	-0.013	6.3778	0.605
		14	-0.109	-0.129	7.7511	0.559
		15	0.114	0.076	9.2506	0.508
		16	0.031	0.005	9.3637	0.588
		17	-0.141	-0.130	11.717	0.469
		18	0.024	0.002	11.786	0.545
		19	0.159	0.164	14.878	0.387
		20	0.018	0.022	14.920	0.457
		21	0.003	0.024	14.922	0.530
		22	-0.018	-0.054	14.963	0.598
		23	-0.024	-0.047	15.040	0.659
		24	-0.131	-0.119	17.289	0.570
		25	-0.035	-0.021	17.447	0.624
		26	-0.002	0.024	17.448	0.684
		27	-0.096	-0.065	18.692	0.664
		28	0.014	-0.007	18.719	0.717
		29	0.147	0.160	21.761	0.594
		30	0.042	0.033	22.013	0.635
		31	0.010	-0.090	22.026	0.687
		32	-0.080	-0.127	22.975	0.686
		33	0.047	0.055	23.303	0.718
		34	0.014	-0.025	23.334	0.761
		35	-0.006	0.036	23.340	0.801
		36	-0.011	0.049	23.359	0.836

Y como se nota en el correlograma de los residuos al cuadrado, tampoco existe heteroscedasticidad

Date: 07/11/13 Time: 09:41
 Sample: 2005M06 2013M05
 Included observations: 96
 Q-statistic probabilities adjusted for 5 ARMA term(s)

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.031	0.031	0.0957	
		2	0.016	0.015	0.1214	
		3	0.072	0.071	0.6398	
		4	0.016	0.012	0.6668	
		5	0.013	0.010	0.6848	
		6	-0.053	-0.059	0.9764	0.323
		7	0.043	0.044	1.1692	0.557
		8	0.016	0.014	1.1982	0.753
		9	0.023	0.029	1.2541	0.869
		10	-0.047	-0.055	1.4996	0.913
		11	0.043	0.045	1.7073	0.945
		12	-0.034	-0.045	1.8350	0.968
		13	0.183	0.200	5.6125	0.691
		14	0.070	0.052	6.1795	0.722
		15	-0.006	-0.004	6.1833	0.800
		16	0.073	0.034	6.8032	0.815
		17	0.055	0.053	7.1578	0.847
		18	0.021	0.003	7.2086	0.891
		19	-0.067	-0.052	7.7613	0.901
		20	0.007	-0.014	7.7672	0.933
		21	-0.059	-0.072	8.2097	0.942
		22	-0.089	-0.094	9.2068	0.934
		23	0.111	0.152	10.792	0.903
		24	0.065	0.059	11.343	0.912
		25	-0.061	-0.063	11.841	0.921
		26	-0.027	-0.069	11.941	0.941
		27	0.029	-0.000	12.055	0.956
		28	-0.044	-0.043	12.325	0.965
		29	-0.002	0.012	12.326	0.976
		30	-0.033	-0.056	12.484	0.982
		31	-0.052	-0.093	12.878	0.985
		32	0.071	0.088	13.628	0.985
		33	-0.023	0.019	13.709	0.989
		34	-0.001	0.020	13.709	0.993
		35	0.011	0.055	13.729	0.995
		36	-0.035	-0.080	13.926	0.996

Por lo tanto ahora es posible elaborar un pronóstico, cuya suma de residuos al cuadrado es de 226656.6

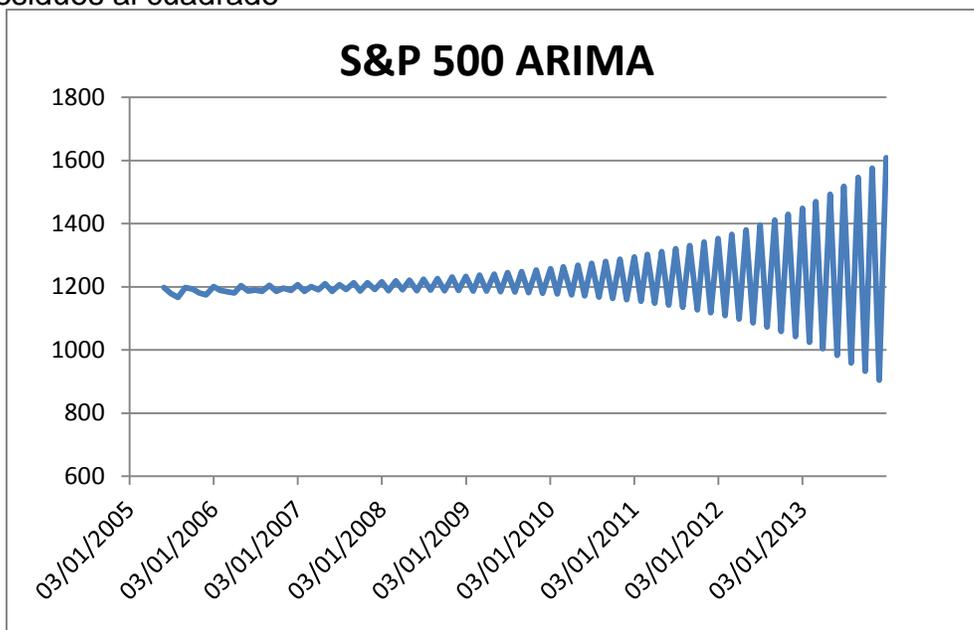
Y de nuevo, el modelo ARIMA tiene la menor cifra para la suma de los residuos al cuadrado

A continuación tenemos los valores estimados para el S&P500 y su suma de errores al cuadrado

Periodo pronosticado	Pronóstico S.E.S.	Pronóstico S.E.A.	Pronóstico S.E.M.	Pronóstico ARIMA
01/06/2013	1633.66384	1626.35829	1602.42178	983.301862
01/07/2013	1633.66384	1655.94408	1626.48752	1518.42439
01/08/2013	1633.66384	1668.74987	1622.88015	959.525599
01/09/2013	1633.66384	1690.24691	1631.7197	1545.97986
01/10/2013	1633.66384	1700.25645	1622.21998	933.30196
01/11/2013	1633.66384	1712.63724	1622.46177	1576.02176
01/12/2013	1633.66384	1743.65554	1644.73055	904.477835
01/01/2014	1633.66384	1744.42865	1613.36678	1608.85114

Suma de residuos al cuadrado	Pronóstico S.E.S.	Pronóstico S.E.A.	Pronóstico S.E.M.	Pronóstico ARIMA
	276940.3	251013.2	256246.7	226656.6

Por último gráfica del modelo ARIMA que fue el que presentó una menor suma de los residuos al cuadrado



8.3 Modelos para el NIKKEI

8.3.1 Suavizamiento exponencial simple

Con dicho método obtenemos

Date: 07/27/13 Time: 19:43

Sample: 2005M01 2013M05

Included observations: 101

Method: Single Exponential

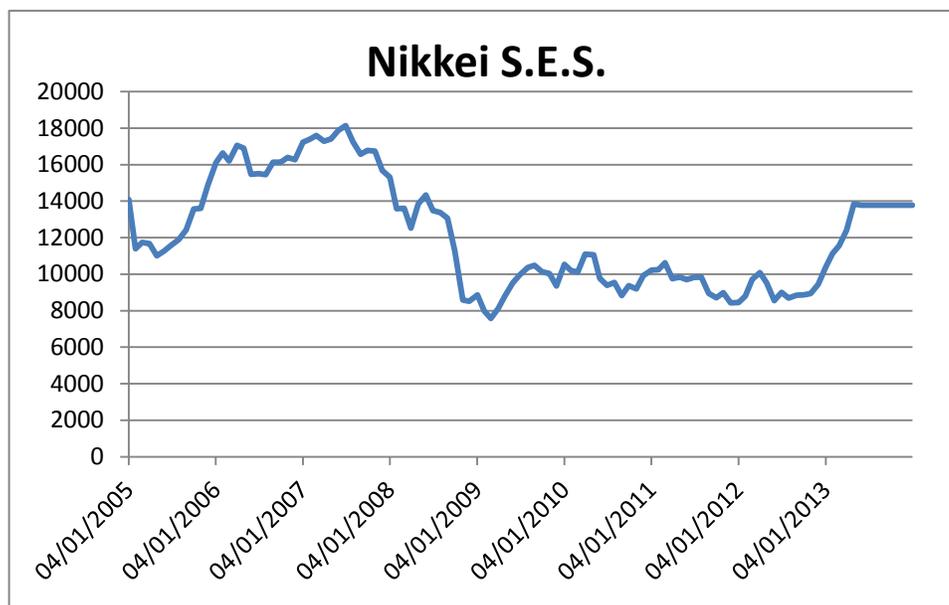
Original Series: NIK

Forecast Series: NIKS

Parameters:	Alpha	0.9990
	Sum of Squared Residuals	56973501
	Root Mean Squared Error	751.0620

End of Period Levels:	Mean	13774.62
-----------------------	------	----------

Y la correspondiente gráfica es



8.3.2 Suavizamiento exponencial aditivo

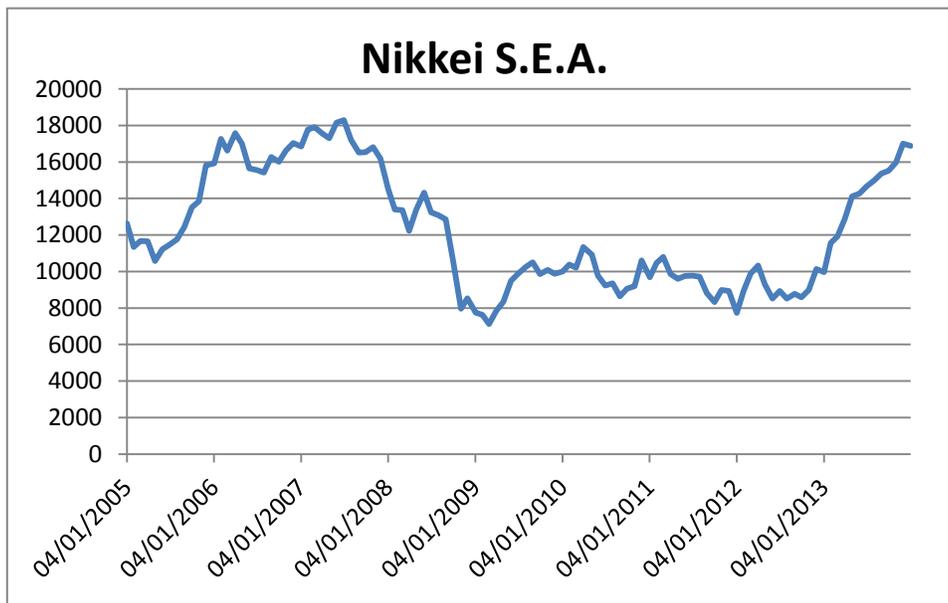
Usando el método descrito obtenemos las siguientes estimaciones

Date: 07/26/13 Time: 17:37
Sample: 2005M01 2013M05
Included observations: 101
Method: Holt-Winters Additive Seasonal
Original Series: NIK
Forecast Series: NIKSEA

Parameters:	Alpha	1.0000
	Beta	0.1300
	Gamma	0.0000
	Sum of Squared Residuals	47621601
	Root Mean Squared Error	686.6593

End of Period Levels:	Mean	13767.94
	Trend	411.4548
	Seasonals:	
	2012M06	94.94191
	2012M07	76.34330
	2012M08	-20.72531
	2012M09	-41.70017
	2012M10	-294.9913
	2012M11	-251.4886
	2012M12	366.9640
	2013M01	-183.2913
	2013M02	-24.67990
	2013M03	63.41274
	2013M04	208.6191
	2013M05	6.595521

Y además incluimos la gráfica



8.3.3 Suavizamiento exponencial multiplicativo

Obtenemos los siguientes estimadores al hacer el multiplicativo

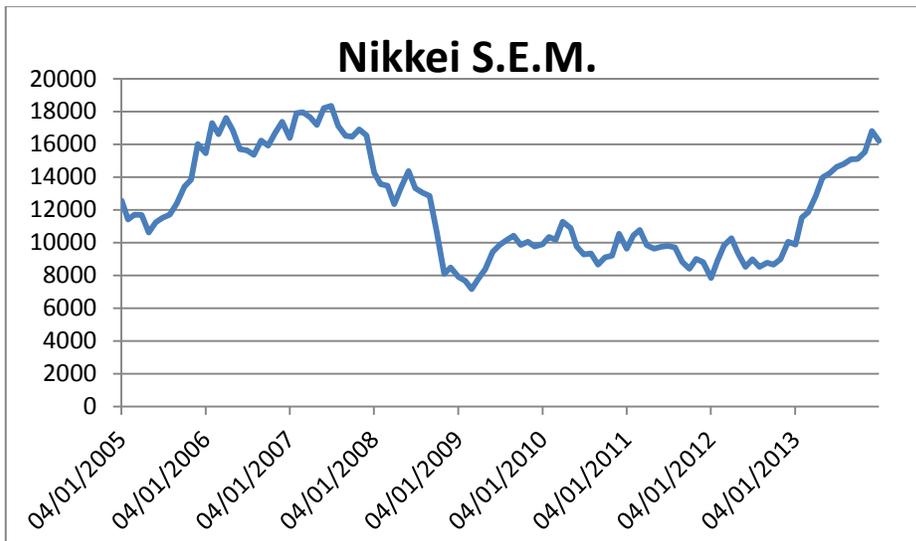
Date: 07/26/13 Time: 17:53
 Sample: 2005M01 2013M05
 Included observations: 101
 Method: Holt-Winters Multiplicative Seasonal
 Original Series: NIK
 Forecast Series: NIKSEM

Parameters:	Alpha	1.0000
	Beta	0.1000
	Gamma	0.0000
	Sum of Squared Residuals	49799812
	Root Mean Squared Error	702.1876

End of Period Levels:	Mean	13790.17
	Trend	343.7304
	Seasonals:	
	2012M06	1.007575
	2012M07	1.009519
	2012M08	0.998349
	2012M09	0.995236
	2012M10	0.973982

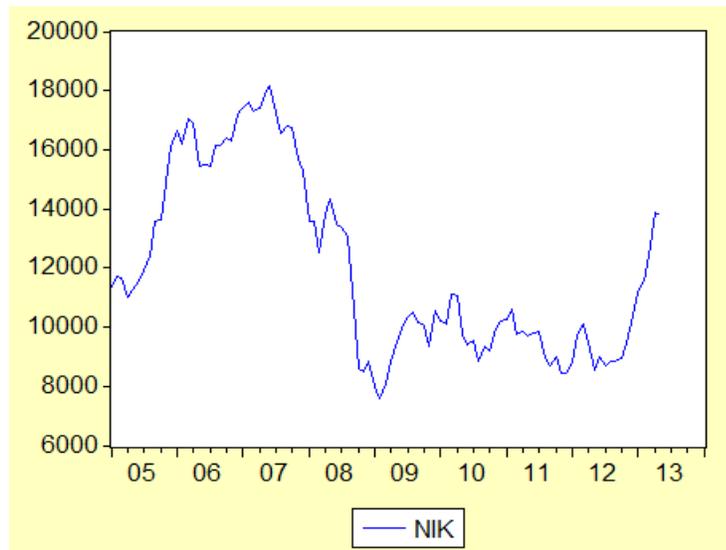
2012M11	0.980495
2012M12	1.038367
2013M01	0.979942
2013M02	0.995901
2013M03	1.004390
2013M04	1.017377
2013M05	0.998867

Y su respectiva gráfica

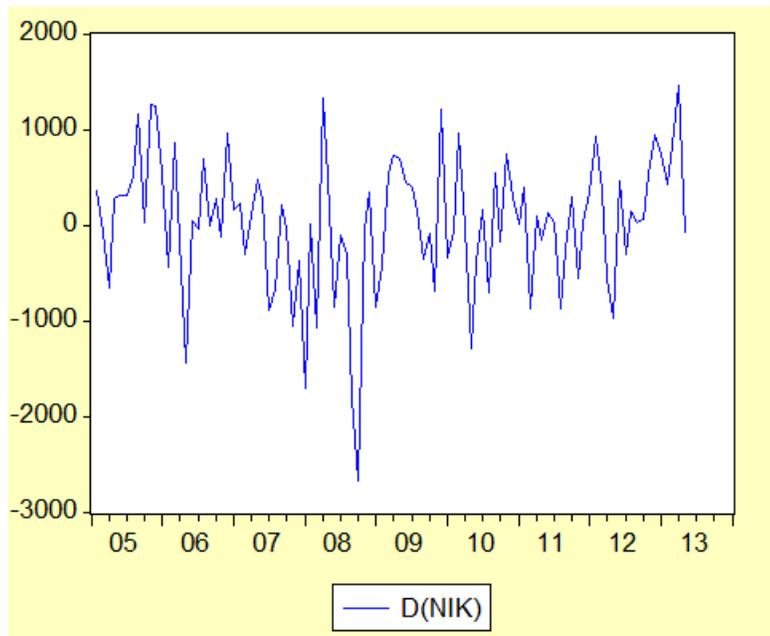


8.3.4 Metodología ARIMA

Primero observamos a la serie original para determinar su comportamiento



Vamos a diferenciar la serie para ver su comportamiento

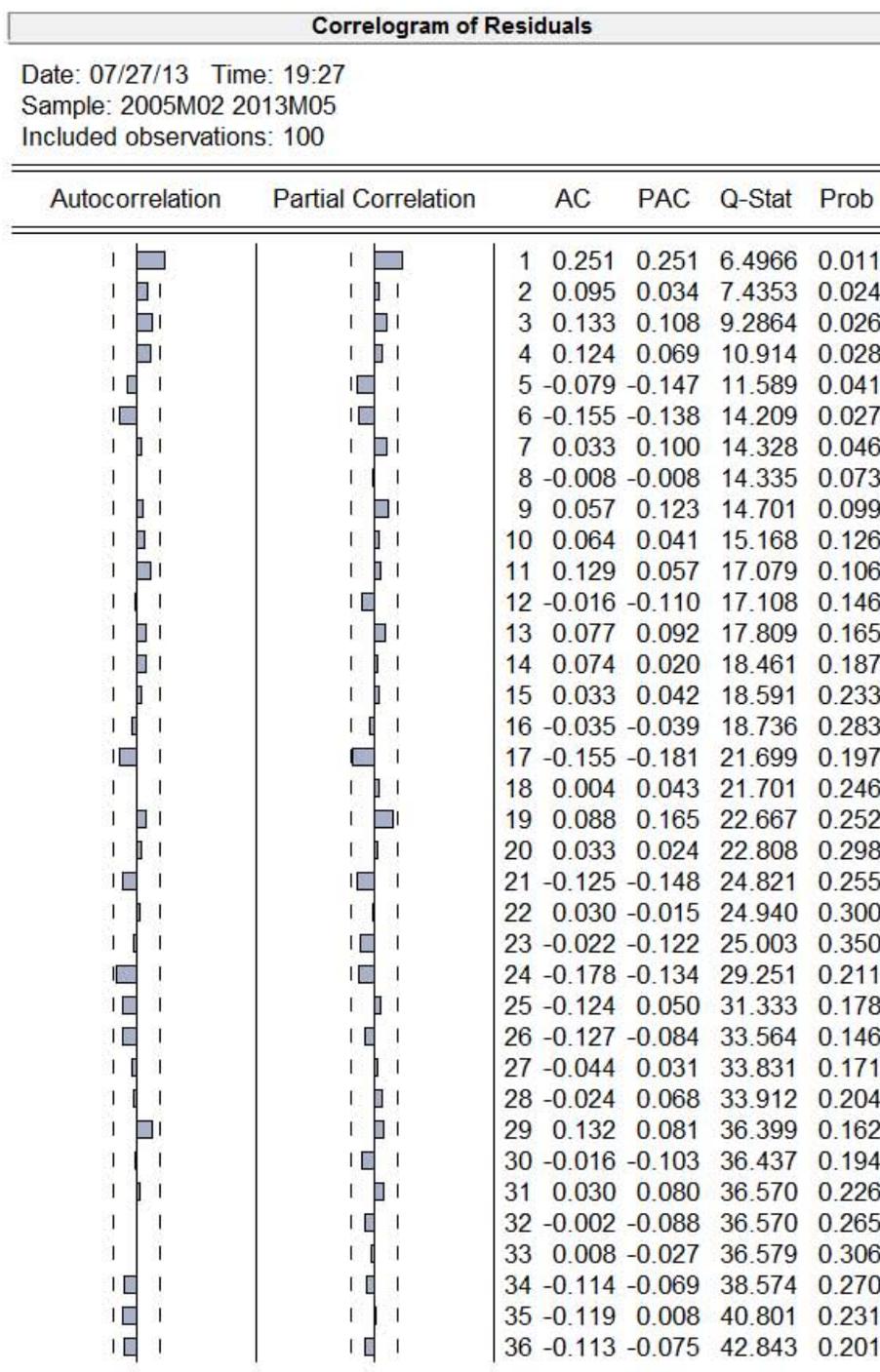


Y ahora a ver si tiene algún componente estacional

Dependent Variable: D(NIK)
 Method: Least Squares
 Date: 07/27/13 Time: 19:23
 Sample (adjusted): 2005M02 2013M05
 Included observations: 100 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
@SEAS(1)	-141.7000	251.1414	-0.564224	0.5740
@SEAS(2)	152.2033	236.7784	0.642809	0.5220
@SEAS(3)	135.9478	236.7784	0.574156	0.5673
@SEAS(4)	256.0933	236.7784	1.081574	0.2824
@SEAS(5)	-224.6967	236.7784	-0.948974	0.3452
@SEAS(6)	48.37625	251.1414	0.192626	0.8477
@SEAS(7)	-58.56875	251.1414	-0.233210	0.8161
@SEAS(8)	-137.0387	251.1414	-0.545664	0.5867
@SEAS(9)	-60.94500	251.1414	-0.242672	0.8088
@SEAS(10)	-293.2612	251.1414	-1.167714	0.2461
@SEAS(11)	3.532500	251.1414	0.014066	0.9888
@SEAS(12)	578.4825	251.1414	2.303413	0.0236
R-squared	0.103287	Mean dependent var		23.86950
Adjusted R-squared	-0.008802	S.D. dependent var		707.2297
S.E. of regression	710.3352	Akaike info criterion		16.08152
Sum squared resid	44402701	Schwarz criterion		16.39414
Log likelihood	-792.0759	Durbin-Watson stat		1.465662

Observamos que sólo el doceavo componente es estadísticamente significativo, así que observamos el correlograma para determinar que AR o Ma introduciremos



Notamos que tanto el correlograma de autocorrelación como el de autocorrelación parcial se salen de la primera banda, así que mediante distintas estimaciones obtenemos el siguiente modelo

Dependent Variable: D(NIK)
 Method: Least Squares
 Date: 07/19/13 Time: 17:48
 Sample (adjusted): 2005M03 2013M05
 Included observations: 99 after adjustments
 Convergence achieved after 10 iterations
 Backcast: 2004M09 2005M02

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
@SEAS(12)	663.9654	208.2172	3.188811	0.0019
AR(1)	0.276817	0.097948	2.826167	0.0057
MA(6)	-0.248544	0.101800	-2.441492	0.0165
R-squared	0.149453	Mean dependent var		20.54485
Adjusted R-squared	0.131733	S.D. dependent var		710.0430
S.E. of regression	661.6240	Akaike info criterion		15.85711
Sum squared resid	42023643	Schwarz criterion		15.93575
Log likelihood	-781.9268	Durbin-Watson stat		2.040109
Inverted AR Roots	.28			
Inverted MA Roots	.79	.40+.69i	.40-.69i	-.40+.69i
	-.40-.69i	-.79		

Notamos que tanto el componente autoregresivo de orden 1, como el de medias móviles de orden 6 y el componente estacional del mes 12 son estadísticamente significativos; así que observamos a la autocorrelación

Correlogram of Residuals

Date: 07/27/13 Time: 19:32

Sample: 2005M03 2013M05

Included observations: 99

Q-statistic probabilities adjusted for 2 ARMA term(s)

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 -0.027	-0.027	0.0721	
		2 0.031	0.030	0.1710	
		3 0.117	0.119	1.5958	0.207
		4 0.136	0.144	3.5373	0.171
		5 -0.084	-0.084	4.2885	0.232
		6 0.028	-0.002	4.3714	0.358
		7 0.096	0.073	5.3812	0.371
		8 -0.016	-0.011	5.4105	0.492
		9 0.061	0.077	5.8246	0.560
		10 0.044	0.020	6.0412	0.643
		11 0.064	0.046	6.5042	0.689
		12 -0.072	-0.072	7.0937	0.717
		13 0.104	0.070	8.3603	0.681
		14 0.054	0.053	8.7090	0.728
		15 0.017	0.023	8.7426	0.792
		16 0.008	0.003	8.7511	0.847
		17 -0.146	-0.212	11.339	0.728
		18 -0.041	-0.073	11.547	0.775
		19 0.098	0.132	12.749	0.753
		20 0.027	0.072	12.840	0.801
		21 -0.167	-0.133	16.429	0.628
		22 0.053	-0.031	16.791	0.666
		23 0.022	-0.014	16.858	0.720
		24 -0.197	-0.168	22.057	0.457
		25 -0.038	0.006	22.257	0.505
		26 -0.083	-0.103	23.203	0.508
		27 -0.041	-0.004	23.437	0.552
		28 -0.072	0.007	24.161	0.567
		29 0.163	0.142	27.945	0.414
		30 -0.118	-0.066	29.959	0.365
		31 -0.011	0.046	29.977	0.415
		32 -0.040	-0.048	30.212	0.455
		33 0.033	-0.018	30.378	0.498
		34 -0.088	-0.039	31.577	0.488
		35 -0.028	0.002	31.695	0.532
		36 -0.066	-0.064	32.377	0.547

Probamos así que el modelo no presenta autocorrelación. Pasamos entonces a probar la heteroscedasticidad con el correlograma de los residuos al cuadrado y la prueba de White, de antemano adelanto, que tampoco presenta este problema

Correlogram of Residuals Squared

Date: 07/27/13 Time: 19:34

Sample: 2005M03 2013M05

Included observations: 99

Q-statistic probabilities adjusted for 2 ARMA term(s)

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 0.161	0.161	2.6376	
		2 0.079	0.055	3.2877	
		3 0.166	0.149	6.1549	0.013
		4 0.043	-0.008	6.3488	0.042
		5 0.141	0.125	8.4584	0.037
		6 0.152	0.094	10.927	0.027
		7 -0.061	-0.117	11.325	0.045
		8 0.078	0.061	11.996	0.062
		9 0.078	0.031	12.667	0.081
		10 -0.083	-0.104	13.436	0.098
		11 -0.093	-0.129	14.427	0.108
		12 -0.153	-0.138	17.118	0.072
		13 -0.162	-0.098	20.176	0.043
		14 -0.050	-0.022	20.466	0.059
		15 -0.066	0.006	20.991	0.073
		16 -0.116	-0.020	22.606	0.067
		17 -0.117	-0.057	24.280	0.060
		18 -0.089	0.003	25.253	0.065
		19 -0.048	0.033	25.543	0.083
		20 0.123	0.203	27.461	0.071
		21 -0.137	-0.138	29.875	0.053
		22 -0.008	0.052	29.883	0.072
		23 0.086	0.046	30.864	0.076
		24 -0.038	-0.073	31.053	0.095
		25 0.048	-0.008	31.363	0.114
		26 0.050	-0.002	31.709	0.134
		27 -0.092	-0.089	32.881	0.134
		28 0.108	0.014	34.522	0.122
		29 0.077	0.007	35.364	0.130
		30 0.031	0.071	35.503	0.156
		31 0.020	-0.056	35.562	0.187
		32 -0.069	-0.063	36.271	0.199
		33 -0.077	-0.055	37.174	0.206
		34 0.051	0.028	37.578	0.229
		35 0.019	0.049	37.634	0.265
		36 -0.008	0.027	37.646	0.306

White Heteroskedasticity Test:

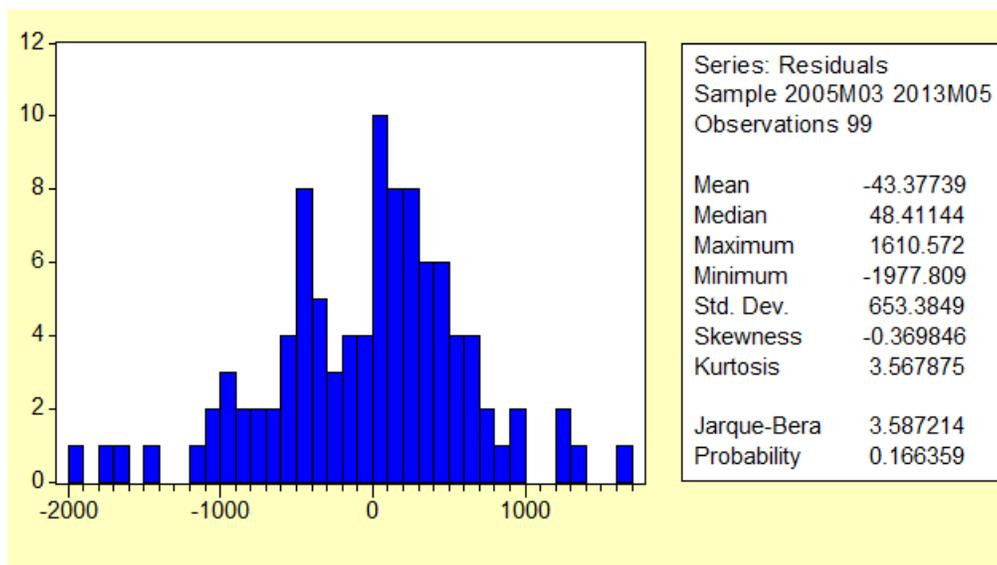
F-statistic	0.357850	Probability	0.551097
Obs*R-squared	0.363886	Probability	0.546356

Test Equation:

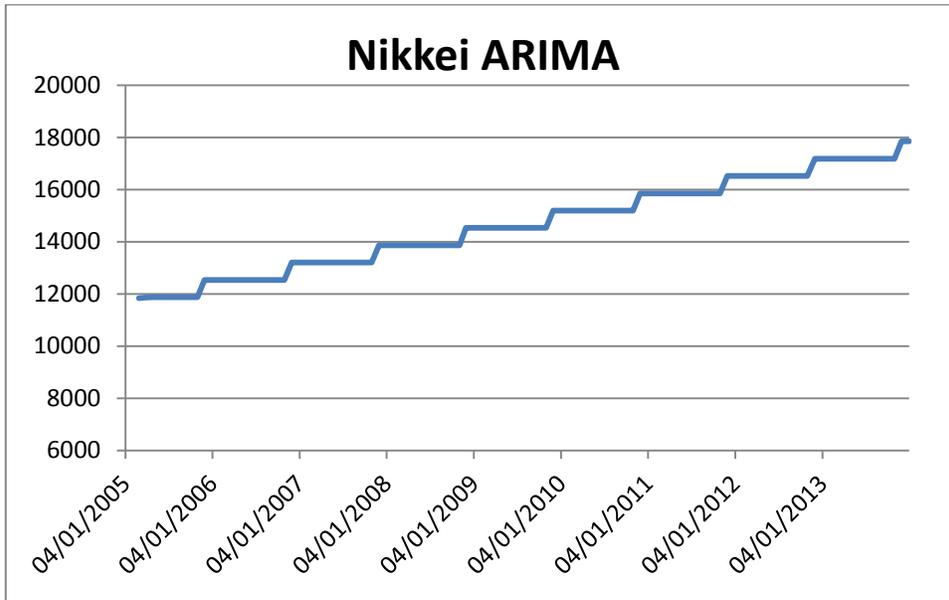
Dependent Variable: RESID^2
 Method: Least Squares
 Date: 07/27/13 Time: 19:35
 Sample: 2005M03 2013M05
 Included observations: 99

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	436927.6	73192.08	5.969602	0.0000
@SEAS(12)	-154023.6	257476.0	-0.598206	0.5511
R-squared	0.003676	Mean dependent var	424481.2	
Adjusted R-squared	-0.006596	S.D. dependent var	695916.7	
S.E. of regression	698208.0	Akaike info criterion	29.77042	
Sum squared resid	4.73E+13	Schwarz criterion	29.82284	
Log likelihood	-1471.636	F-statistic	0.357850	
Durbin-Watson stat	1.659755	Prob(F-statistic)	0.551097	

Por último observamos que el modelo cumple con el supuesto de normalidad, al ser la probabilidad mayor a 0.05 y el estimador Jarque-Bera menor a 5.99



Obtenemos entonces que el modelo con la menor cantidad de suma de residuos al cuadrado es el del ARIMA el cual graficamos a continuación



Además integramos los valores de los pronósticos y una tabla con la suma de los residuos al cuadrado

Periodo pronosticado	Pronóstico S.E.S.	Pronóstico S.E.A.	Pronóstico S.E.M.	Pronóstico ARIMA
01/06/2013	13774.62486	14274.34123	14240.95849	17187.44704
01/07/2013	13774.62486	14667.19746	14615.44657	17187.44704
01/08/2013	13774.62486	14981.58369	14796.88677	17187.44704
01/09/2013	13774.62486	15372.06367	15092.84471	17187.44704
01/10/2013	13774.62486	15530.2274	15105.30564	17187.44704
01/11/2013	13774.62486	15985.18488	15543.34663	17187.44704
01/12/2013	13774.62486	17015.09236	16817.68696	17851.41245
01/01/2014	13774.62486	16876.29192	16208.25825	17851.41245
Suma de residuos al cuadrado	Pronóstico S.E.S. 56973501	Pronóstico S.E.A. 47621601	Pronóstico S.E.A. 49799812	Pronóstico ARIMA 42023643

8.4 Modelos para el BOVESPA

8.4.1 Suavizamiento exponencial simple

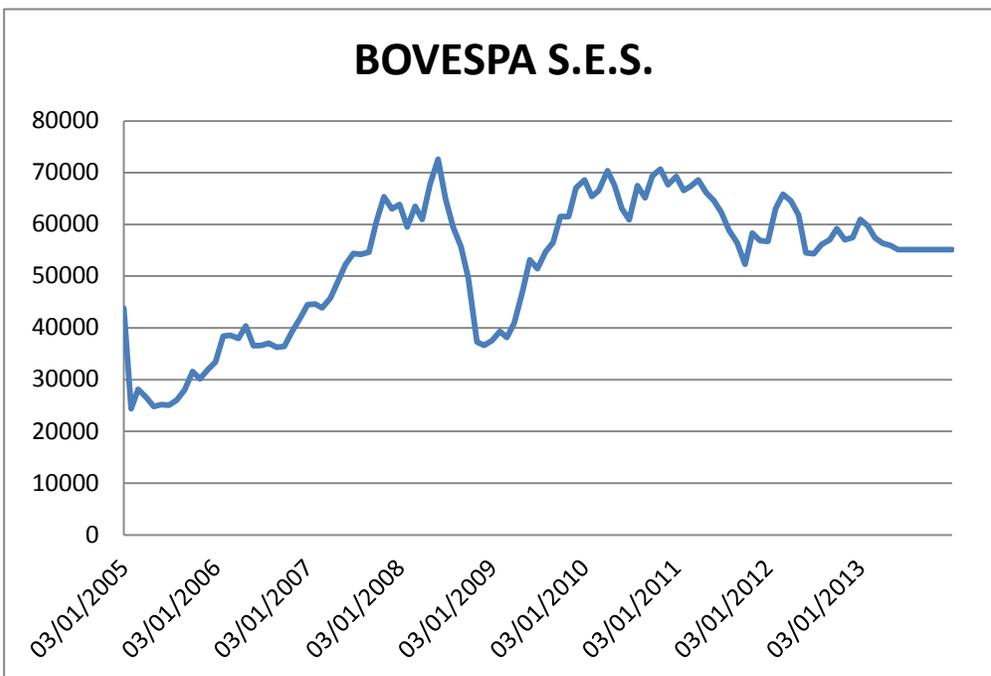
Con el proceso anterior obtenemos el siguiente resultado de la estimación

Date: 07/28/13 Time: 12:52
Sample: 2005M01 2013M05
Included observations: 101
Method: Single Exponential
Original Series: BOVESPA
Forecast Series: BOVESES

Parameters: Alpha	0.9990
Sum of Squared Residuals	1.53E+09
Root Mean Squared Error	3893.727

End of Period Levels: Mean	55108.80
----------------------------	----------

Y su respectiva gráfica



8.4.2 Suavizamiento exponencial aditivo

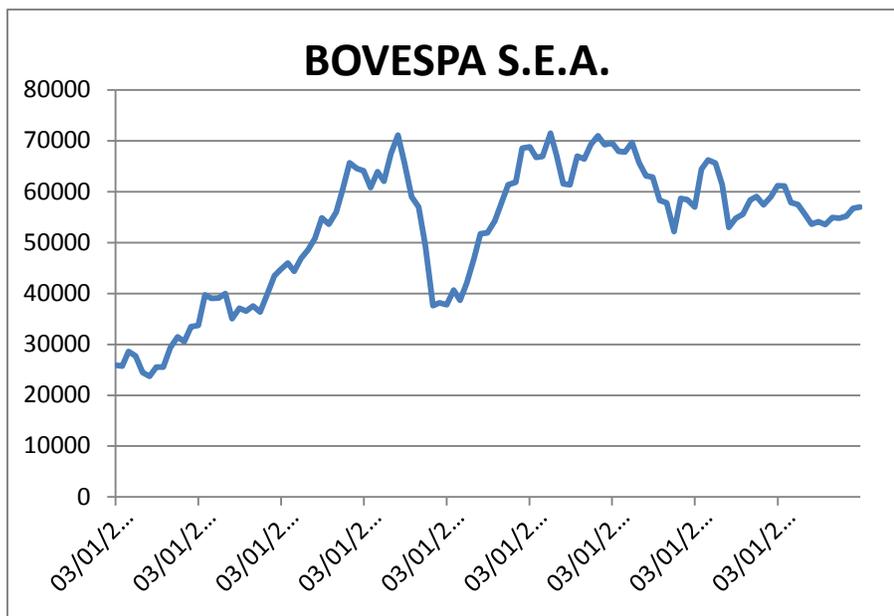
Realizamos dicho procedimiento y obtenemos los siguientes datos de estimación

Date: 07/28/13 Time: 12:55
Sample: 2005M01 2013M05
Included observations: 101
Method: Holt-Winters Additive Seasonal
Original Series: BOVESPA
Forecast Series: BOVESEA

Parameters:	Alpha	1.0000
	Beta	0.0000
	Gamma	0.0000
Sum of Squared Residuals		1.08E+09
Root Mean Squared Error		3272.995

End of Period Levels:	Mean	53964.30
	Trend	373.4603
	Seasonals:	2012M06 -692.3844
		2012M07 -596.3447
		2012M08 -1497.805
		2012M09 -533.3904
		2012M10 -1010.601
		2012M11 -1022.436
		2012M12 155.9787
		2013M01 45.41716
		2013M02 1021.332
		2013M03 1112.997
		2013M04 1873.536
		2013M05 1143.701

Con su respectiva gráfica



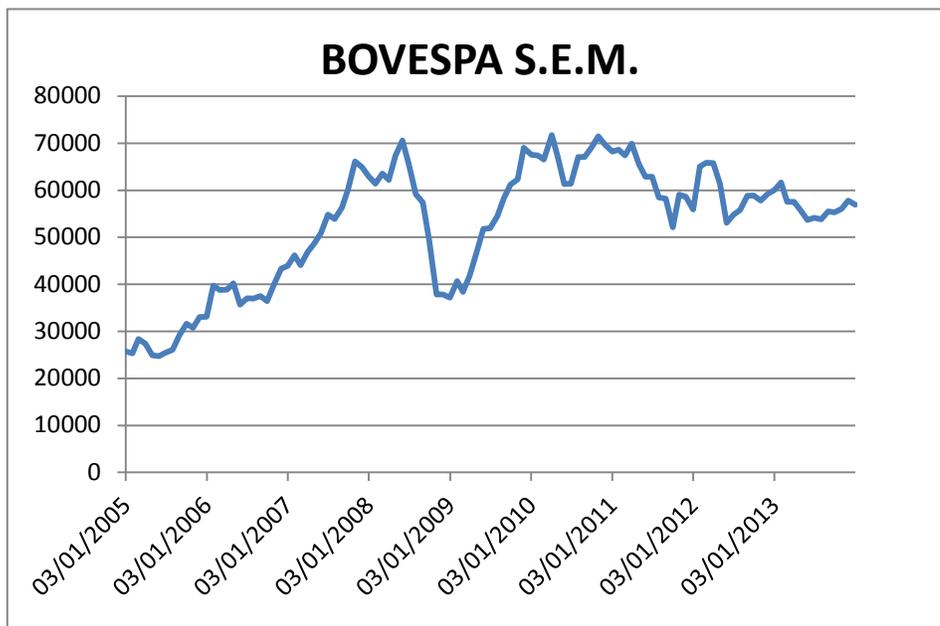
8.4.3 Suavizamiento exponencial multiplicativo

Date: 07/28/13 Time: 12:59
 Sample: 2005M01 2013M05
 Included observations: 101
 Method: Holt-Winters Multiplicative Seasonal
 Original Series: BOVESPA
 Forecast Series: BOVESEM

Parameters:	Alpha	1.0000
	Beta	0.0000
	Gamma	0.0000
	Sum of Squared Residuals	1.08E+09
	Root Mean Squared Error	3272.238

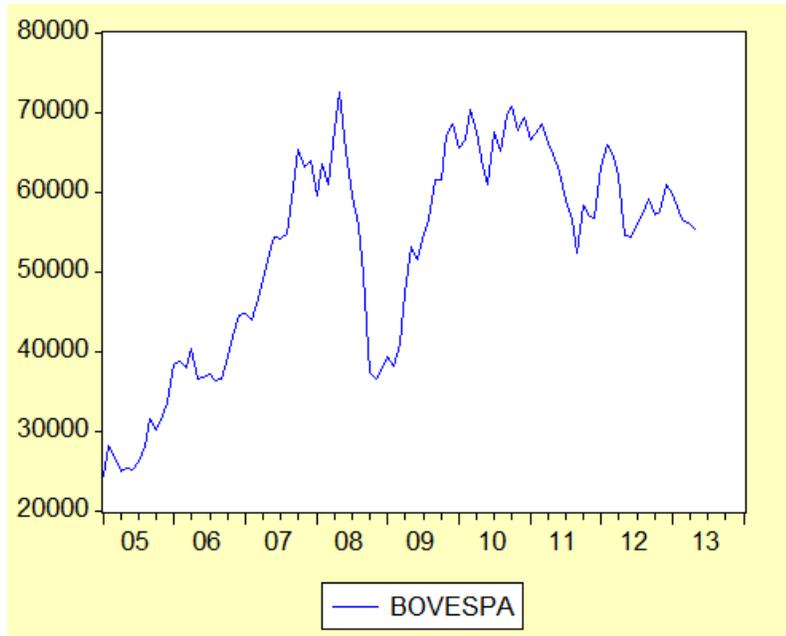
End of Period Levels:	Mean	54274.67
	Trend	373.4603
	Seasonals:	
	2012M06	0.982151
	2012M07	0.983990
	2012M08	0.972064
	2012M09	0.995791
	2012M10	0.985013
	2012M11	0.991604
	2012M12	1.015673
	2013M01	0.994572
	2013M02	1.020010
	2013M03	1.014875
	2013M04	1.028903
	2013M05	1.015354

Y la respectiva gráfica es:

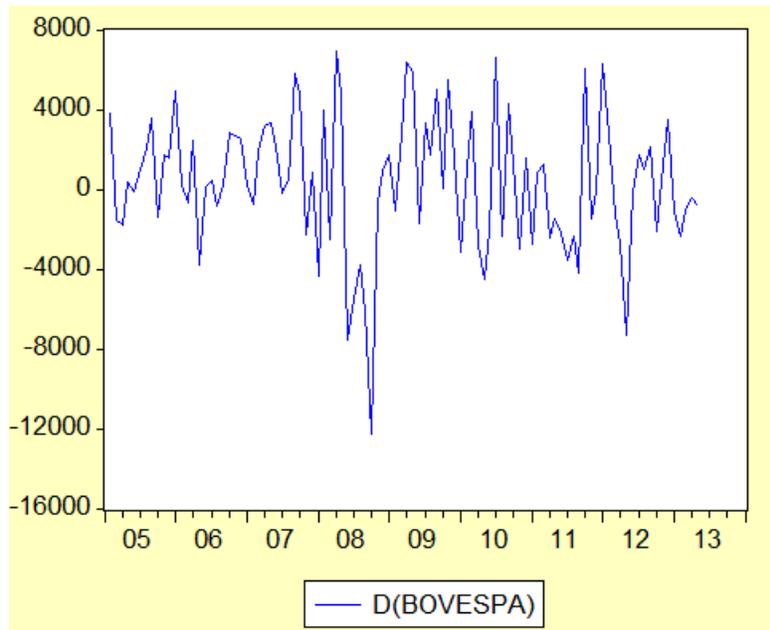


8.4.4 Metodología ARIMA

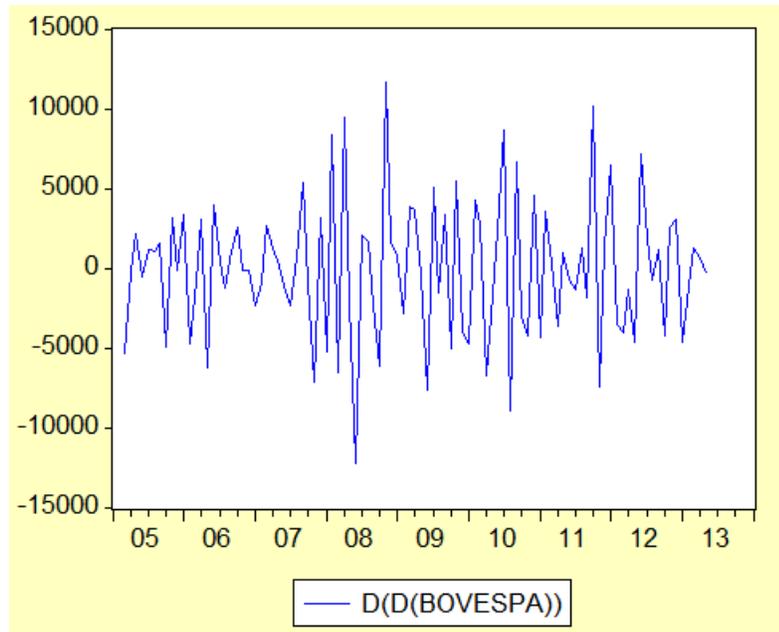
Primeramente, mostramos a la serie original para observar si es estacionaria



Observamos que en efecto no es estacionaria, así que procedemos a hacer la primera diferencia de la serie



Podemos observar que aunque ya se asemeja a una serie estacionaria, en el año 2008 y en el 2012 presenta una diferencia importante, así que procedemos a elaborar una segunda diferencia



Observamos que tiene un comportamiento más estacionario ya que aunque continua presentando picos negativos importantes, también os tiene positivos, así que usaremos a esta serie para elaborar el modelo.

Lo que prosigue es observar el posible comportamiento estacional, así que corremos un modelo con 12 componentes para observarlo

Dependent Variable: D(D(BOVESPA))
 Method: Least Squares
 Date: 07/28/13 Time: 16:32
 Sample (adjusted): 2005M03 2013M05
 Included observations: 99 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
@SEAS(1)	-1344.250	1563.174	-0.859949	0.3922
@SEAS(2)	376.1250	1563.174	0.240616	0.8104
@SEAS(3)	-645.4444	1473.774	-0.437953	0.6625
@SEAS(4)	664.5556	1473.774	0.450921	0.6532
@SEAS(5)	-1364.778	1473.774	-0.926043	0.3570
@SEAS(6)	-1106.250	1563.174	-0.707695	0.4810
@SEAS(7)	1932.125	1563.174	1.236027	0.2198
@SEAS(8)	-997.5000	1563.174	-0.638125	0.5251
@SEAS(9)	1865.875	1563.174	1.193645	0.2359
@SEAS(10)	-1441.625	1563.174	-0.922242	0.3590
@SEAS(11)	465.3750	1563.174	0.297712	0.7666
@SEAS(12)	1190.250	1563.174	0.761432	0.4485
R-squared	0.078573	Mean dependent var	-46.36364	
Adjusted R-squared	-0.037930	S.D. dependent var	4339.786	
S.E. of regression	4421.323	Akaike info criterion	19.73948	
Sum squared resid	1.70E+09	Schwarz criterion	20.05404	
Log likelihood	-965.1042	Durbin-Watson stat	2.779278	

Dado que ningún componente es estadísticamente significativo, tomamos el correlograma de la serie en segundas diferencias sin el componente estacional y lo observamos para determinar si usaremos alguna media móvil o autoregresivo para el modelo

Correlogram of D(BOVESPA,2)

Date: 07/28/13 Time: 16:35

Sample: 2005M01 2014M01

Included observations: 99

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	-0.412	-0.412	17.288	0.000
		2	-0.093	-0.316	18.177	0.000
		3	0.030	-0.201	18.270	0.000
		4	0.035	-0.097	18.397	0.001
		5	-0.004	-0.046	18.399	0.002
		6	-0.133	-0.200	20.307	0.002
		7	0.071	-0.141	20.861	0.004
		8	0.108	0.023	22.141	0.005
		9	-0.204	-0.196	26.755	0.002
		10	0.075	-0.131	27.395	0.002
		11	0.112	0.022	28.830	0.002
		12	-0.024	0.038	28.896	0.004
		13	-0.088	-0.039	29.795	0.005
		14	-0.102	-0.219	31.026	0.005
		15	0.182	-0.091	34.955	0.002
		16	-0.024	-0.036	35.023	0.004
		17	-0.106	-0.093	36.400	0.004
		18	0.016	-0.185	36.431	0.006
		19	0.173	0.032	40.164	0.003
		20	-0.056	0.074	40.564	0.004
		21	-0.203	-0.204	45.860	0.001
		22	0.165	-0.111	49.391	0.001
		23	0.036	-0.082	49.565	0.001
		24	-0.198	-0.280	54.813	0.000
		25	0.146	-0.075	57.683	0.000
		26	-0.070	-0.285	58.351	0.000
		27	0.083	-0.360	59.314	0.000
		28	-0.095	-0.483	60.578	0.000
		29	0.203	-0.275	66.443	0.000
		30	-0.179	-1.116	71.071	0.000

Observamos que en el diagrama de autocorrelación se sale la banda en el primer rezago, y en la correlación parcial en los primeros 3 rezagos y en el 30. Usamos esta guía para determinar el modelo y obtenemos el siguiente

Dependent Variable: D(D(BOVESPA))
 Method: Least Squares
 Date: 07/28/13 Time: 16:40
 Sample (adjusted): 2005M06 2013M05
 Included observations: 96 after adjustments
 Convergence achieved after 12 iterations
 Backcast: 2005M02 2005M05

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	-0.983210	0.052225	-18.82627	0.0000
AR(2)	-0.977571	0.050528	-19.34717	0.0000
AR(3)	-0.849410	0.052064	-16.31466	0.0000
MA(4)	-0.958955	0.017969	-53.36855	0.0000
R-squared	0.431742	Mean dependent var	-12.13542	
Adjusted R-squared	0.413212	S.D. dependent var	4368.610	
S.E. of regression	3346.446	Akaike info criterion	19.10996	
Sum squared resid	1.03E+09	Schwarz criterion	19.21681	
Log likelihood	-913.2780	Durbin-Watson stat	1.563340	
Inverted AR Roots	-.03+.96i	-.03-.96i	-.92	
Inverted MA Roots	.99	.00+.99i	-.00-.99i	-.99

Observamos que las 4 variables son estadísticamente significativas así que procedemos a verificar si existe autocorrelación y heteroscedasticidad

Date: 07/28/13 Time: 16:41
 Sample: 2005M06 2013M05
 Included observations: 96
 Q-statistic probabilities adjusted for 4 ARMA term(s)

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 0.214	0.214	4.5263	
		2 0.137	0.096	6.4179	
		3 0.002	-0.047	6.4185	
		4 0.040	0.038	6.5853	
		5 -0.033	-0.045	6.7005	0.010
		6 -0.077	-0.075	7.3198	0.026
		7 -0.097	-0.060	8.3056	0.040
		8 -0.009	0.038	8.3135	0.081
		9 -0.124	-0.121	9.9850	0.076
		10 0.057	0.110	10.344	0.111
		11 -0.039	-0.046	10.516	0.161
		12 -0.109	-0.142	11.850	0.158
		13 -0.172	-0.120	15.196	0.086
		14 -0.128	-0.069	17.069	0.073
		15 0.021	0.084	17.118	0.104
		16 -0.034	-0.044	17.255	0.140
		17 -0.048	-0.035	17.529	0.176
		18 0.065	0.059	18.046	0.205
		19 0.119	0.090	19.786	0.180
		20 -0.062	-0.185	20.257	0.209
		21 -0.142	-0.167	22.769	0.157
		22 0.027	0.129	22.861	0.196
		23 -0.024	-0.046	22.935	0.240
		24 -0.135	-0.157	25.315	0.190
		25 0.074	0.154	26.037	0.205
		26 0.004	-0.060	26.039	0.250
		27 0.081	0.007	26.942	0.258
		28 -0.019	-0.023	26.993	0.305
		29 0.195	0.183	32.319	0.149
		30 -0.015	-0.173	32.353	0.182
		31 0.040	0.113	32.581	0.211
		32 -0.134	-0.141	35.210	0.164
		33 -0.018	-0.092	35.261	0.196
		34 0.018	0.114	35.308	0.232
		35 -0.029	-0.101	35.437	0.267
		36 -0.053	0.005	35.883	0.291

Correlogram of Residuals Squared

Date: 07/28/13 Time: 16:51

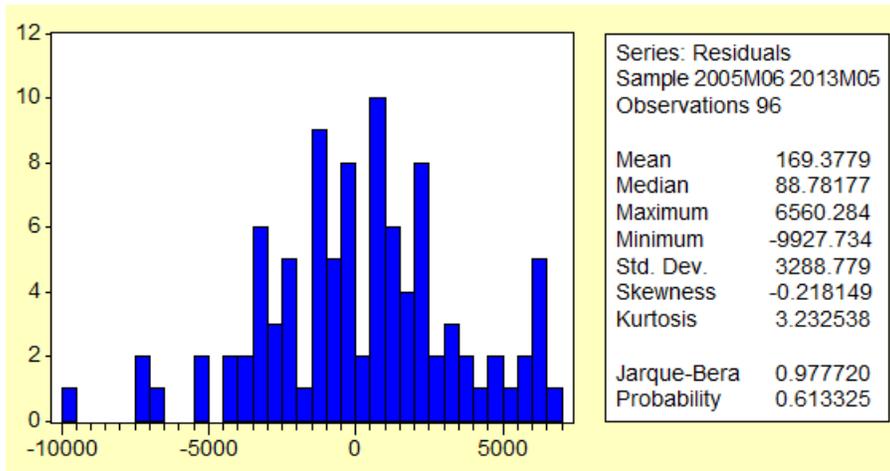
Sample: 2005M06 2013M05

Included observations: 96

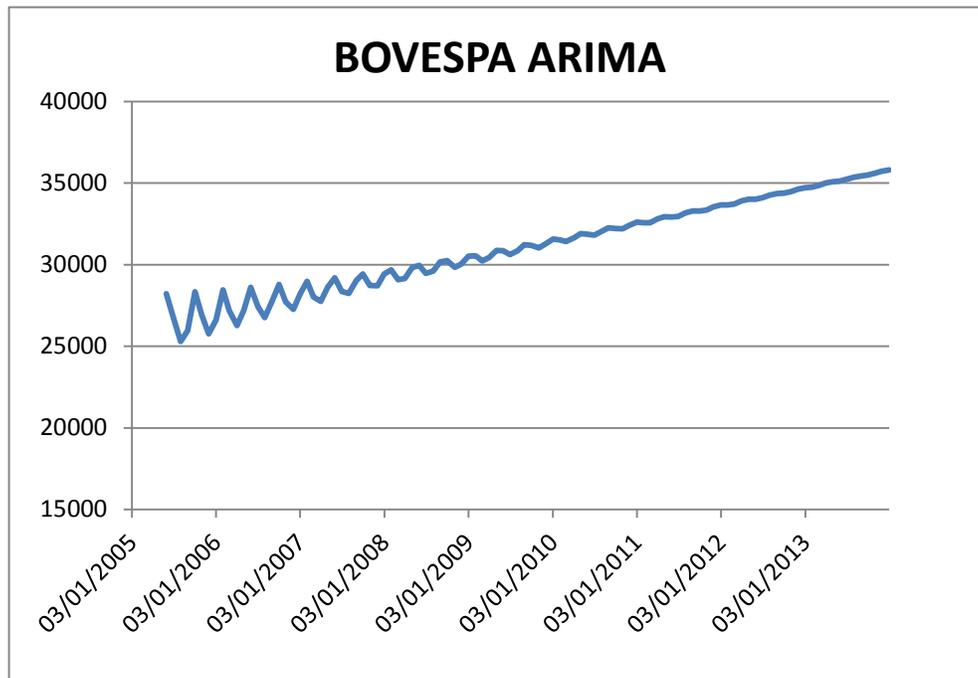
Q-statistic probabilities adjusted for 4 ARMA term(s)

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 0.196	0.196	3.8044	
		2 0.048	0.010	4.0335	
		3 0.181	0.177	7.3654	
		4 0.141	0.078	9.3950	
		5 -0.013	-0.061	9.4116	0.002
		6 0.183	0.179	12.896	0.002
		7 0.167	0.074	15.860	0.001
		8 0.054	0.013	16.169	0.003
		9 0.053	0.002	16.469	0.006
		10 -0.014	-0.108	16.490	0.011
		11 0.097	0.119	17.529	0.014
		12 0.099	0.041	18.626	0.017
		13 0.009	-0.048	18.634	0.028
		14 -0.039	-0.070	18.805	0.043
		15 -0.031	-0.088	18.919	0.063
		16 -0.060	-0.020	19.346	0.081
		17 -0.115	-0.098	20.919	0.075
		18 -0.097	-0.100	22.049	0.078
		19 -0.055	-0.023	22.417	0.097
		20 -0.056	-0.011	22.802	0.119
		21 0.008	0.116	22.810	0.156
		22 -0.103	-0.094	24.164	0.150
		23 0.063	0.154	24.679	0.171
		24 -0.012	-0.011	24.698	0.213
		25 -0.083	-0.027	25.611	0.222
		26 -0.106	-0.046	27.122	0.207
		27 -0.121	-0.175	29.125	0.176
		28 -0.174	-0.076	33.289	0.098
		29 -0.022	0.068	33.359	0.122
		30 -0.090	-0.110	34.526	0.122
		31 -0.144	-0.046	37.525	0.086
		32 -0.110	-0.132	39.289	0.076
		33 -0.053	0.059	39.701	0.089
		34 -0.089	0.008	40.907	0.088
		35 -0.020	0.004	40.966	0.109
		36 -0.061	-0.053	41.541	0.120

Por último observamos el histograma para ver si el modelo cumple con el supuesto de normalidad, y vemos que si ya que el estadístico Jarque Bera es menor a 5.99



A continuación observamos que el modelo ARIMA tiene el menor valor de suma de los residuos al cuadrado, por lo tanto será el que tomemos en cuenta, y graficaremos.



Periodo pronosticado	Pronóstico S.E.S.	Pronóstico S.E.A.	Pronóstico S.E.M.	Pronóstico ARIMA
01/06/2013	55108.80244	53645.375	53672.72811	35127.47951
01/07/2013	55108.80244	54114.875	54140.70595	35234.81942
01/08/2013	55108.80244	53586.875	53847.54998	35368.59797
01/09/2013	55108.80244	54924.75	55533.8101	35442.97486
01/10/2013	55108.80244	54821	55300.5549	35497.39659
01/11/2013	55108.80244	55182.625	56040.90512	35607.05054
01/12/2013	55108.80244	56734.5	57780.49122	35732.36356
01/01/2014	55108.80244	56997.39881	56951.53823	35805.23711
Suma de residuos al cuadrado	Pronóstico S.E.S.	Pronóstico S.E.A.	Pronóstico S.E.A.	Pronóstico ARIMA
	1530000000	1080000000	1080000000	1030000000

Conclusiones

Al principio de este trabajo, no se tenía claro cómo ni porqué los modelos ARIMA podrían describir de una mejor manera al comportamiento de las acciones que los de suavizamiento exponencial. De hecho, fue la intuición la que me llevó a querer probar la tesis de que la metodología ARIMA se ajusta más que los otros mencionados.

También detallé que los economistas usamos modelos para poder explicar los fenómenos, pues partiendo de eso, lo primero que debo subrayar para hacer las conclusiones pertinentes es que más allá de los supuestos teóricos y matemáticos del suavizamiento exponencial y los modelos de medias móviles y autorregresivos; es que tomé únicamente 4 índices bursátiles que son nada en comparación con el universo de todas las empresas que cotizan en bolsa a nivel mundial.

Desde un punto de vista social, se eligieron 2 países desarrollados que son Japón y los Estados Unidos y a 2 países que en las últimas décadas han experimentado cierto auge económico que son Brasil y México. No se tomaron en cuenta países europeos y de Asia únicamente uno.

Cada país tiene sus propias reglas para poder cotizar en bolsa; basta recordar que mientras unos países se adecuan al sistema de análisis financiero USGAAP (United States Generally Accepted Accounting Principles), otros lo hacen al IFRS (International Financial Reporting Standards).

Lo que quiero dar a entender con lo anterior es que el mundo de las finanzas bursátiles (que es de dónde se desprenden en primer lugar las series que se usaron para la elaboración de los modelos en este trabajo) es inmenso; de hecho en parte por esto es que se deciden utilizar benchmarks que son un marco de referencia en cuanto al rendimiento que ofrecen en teoría las empresas que cotizan en bolsa de ese país. No me canso de decir que esto es absurdo en cuanto a que se quiera afirmar que lo que le ocurren a los índices le ocurren a las empresas del país del índice, es un simple parámetro para comparar rendimiento y de lo que un inversionista tendría que estar ganando por lo menos.

Ahora bien, esta acotación a 4 países y 4 índices fue sólo para simplificar el trabajo y observar (que es el objetivo de la ciencia) el comportamiento que estos tienen utilizando 4 herramientas diferentes que son los modelos usados.

Teniendo ya entonces dentro del laboratorio lo que se va a analizar (índices bursátiles) y a los instrumentos de medición (metodología ARIMA y de suavizamiento), es posible comenzar la investigación

A lo largo de ésta, se vio como es que los modelos de series de tiempo, en específico los ARIMA responden de manera adecuada para describir cómo es que una sola variable, en este caso 4 índices bursátiles puede ser pronosticada a partir de sus datos anteriores.

Cabe destacar, que en efecto, los modelos ARIMA mostraron tener un error cuadrático menor a los de suavizamiento exponencial; no siempre lo más complejo es lo mejor; de hecho, el término de parsimonia nos dice precisamente que mientras más sencilla pueda ser la explicación de un fenómeno, será mejor.

Sin embargo, como economista, no se debe de olvidar que toda esta metodología econométrica es una herramienta que sirve a la ciencia económica, es decir, al menos en mi caso, no me atrevería a afirmar que estos modelos sean los mejores para explicar el comportamiento de los índices bursátiles que son caracterizados por una alta volatilidad.

A lo más, se puede afirmar que para esta investigación resultó más plausible la aplicación de modelos ARIMA, que los de suavizamiento exponencial.

El sustento de lo anterior radica en que los modelos ARIMA por tener un componente autorregresivo y otro de medias móviles que se relaciona con las perturbaciones pasadas es más adecuado (aunque más complicado de elaborar por contar con un marco teórico profundo subyacente) que los modelos de suavizamiento.

Una decisión económica jamás debe ser tomada únicamente con fundamentos matemáticos pues la economía es movida por decisiones de muchos individuos cuyas motivaciones pueden ser o no desconocidas; pueden ser o no racionales; pero lo que sí se puede afirmar es que son en muchos casos impredecibles.

Hay otros métodos que se basan también en la aplicación de Box-Jenkins como los modelos VAR, o los ARCH. Los primeros, implican a varias series; es decir pasaríamos del uso de modelos univariados al estudio de modelos multivariados para el cual el procedimiento usado va más allá de estos modelos y de esta investigación.

El mismo caso se tiene con los modelos de heteroscedasticidad condicional autorregresivos que si bien por la característica de las series bursátiles podría ser un buen método para modelarlas no fueron tomados en cuenta.

Sin embargo, así como lo primero que se estudia en econometría es el modelo clásico de regresión lineal, que, aunque obsoleto, sigue siendo la base sobre la cual se van construyendo modelos más realistas y con mejores pronósticos

gracias al avance de la ciencia y la tecnología, los modelo ARIMA anteceden a los modelos GARCH y VAR.

Lo anterior no significa que exista transitividad alguna en cuanto a cuáles son mejores que otras, de hecho, suena un poco aventurado decir que el precio de la acción de una empresa, o su conjunto, se expliquen por otras variables del tipo macroeconómicas; lo que se tiene en el streaming es que en efecto se explican con modelos que incluyen choques aleatorios y varianza cambiante, que de hecho es como regularmente se comportan estas series, a menos claro de que exista algún evento como el de la crisis subprime del 2008.

Por tanto, los modelos anteriormente usados para modelar a los benchmarks son válidos, siempre que se tome en cuenta que no son las únicas herramientas ni las mejores para explicar a estas variables.

De este trabajo, la conclusión más implícita y corroborable con el error cuadrático de los modelos mencionados es que los ARIMA son más óptimos para establecer pronósticos de los índices que los modelos de suavizamiento exponencial.

Es dentro de este contexto que aunque no puedo concluir que se debe de usar la metodología ARIMA para pronosticar series bursátiles con fines de inversión u otros si me parece más que relevante el hecho de que en 4 países distintos con características únicas , los modelos Box-Jenkins hayan sido en todos los casos mejor ajustados que los de suavizamiento exponencial.

Así pues, queda sustentada la tesis de este trabajo

Bibliografía

- ANDERSON O.D. "Time series: proceedings of the international conference held at Nottingham University" 1980, North-Holland Holanda 446 pp.
- BOWERMAN Bruce, et. Al. "Pronósticos, series de tiempo y regresión, un enfoque aplicado" 2007, Cengage learning México, 695 pp.
- BROOKS Chris "Introductory Econometrics for finance" 2002, Cambridge University Press UK 701 pp.
- CARIDAD Y OCERIN Jose Maria "Modelos econométricos multiecuacionales, predicción económica y series temporales" 1998, Ed. Reverté México, 281 pp.
- CHATFIELD Christopher "The analysis of time series: An introduction" 1990, Chapman & Hall USA 241 pp.
- CHIPMAN John "Advanced economic theory" 2011, Routledge USA 393 pp.
- CLEMENTS Michael "Forecasting economic time series" 1998, Cambridge University Press UK 368 pp.
- FABRIS Julio "Econometría financiera: modelos y pronósticos utilizando QMS Eviews" 2009, Omicron Editorial Argentina 253 pp.
- FRANSES Philip, et al. "Nonlinear time series models in empirical finance" 2000, Cambridge University Press UK 280 pp.
- FULLER Wayne "Introduction to statistical time series" 1996, J. Wiley Series USA 698 pp.
- GRANGER C.W. "Forecasting economic time series" 1977, New York Academic USA 333 pp.
- GUERRERO Víctor "Análisis estadístico de series de tiempo económicas" 2003, International Thomson México, 395 pp.
- GUJARATI Damodar et. Al. "Econometría" 2009, Mc-Graw Hill, México, 919 pp.
- HAMILTON James D. "Time series analysis" 1994, Princeton University Press USA 799 pp.
- JOHNSTON Jack "Econometric Methods" 1997, Mc-Graw Hill, USA 531 pp.
- LUDLOW Jorge "Econometría, modelos y pronósticos" 1999, Ed. UAM México, 588 pp.
- LUTKEPOHL Helmut "Applied time series econometrics" 2004, Cambridge University Press UK 323 pp.
- MADSEN Henrik "Time series analysis" 2008, Chapman & Hall USA 380 pp.
- MAKRIDAKIS Spyro "Forecasting: methods and applications" 1998, J. Wiley Series USA 642 pp.
- MILLS Terence "The econometric modelling of financial time series" 2008, Cambridge University Press UK 456 pp.
- MONTENEGRO Alvaro "Análisis de series de tiempo" 2011, Pontificia Universidad Javeriana Colombia 396 pp.
- PATTERSON Kerry "An introduction to applied econometrics: a time series approach" 2000, Ed. Palgrave USA 795 pp.
- PEÑA Daniel et. Al. "A course in time series analysis" 2001, J. Wiley Series USA 460 pp.
- PINDYCK Robert. "Econometría: modelos y pronósticos" 2001, Mc-Graw Hill, México, 661 pp.
- ROTHMAN Philip "Nonlinear time series analysis of economic and financial data" 1999, Kluwer Academic Press USA 373 pp.
- SUPPES Patrick et. Al. "Introducción a la lógica matemática" 2011, Ed. Reverté México, 278 pp.

Anexo estadístico

IPC

		S. simple	S. aditivo	S. multiplicativo	ARIMA
03/01/2005	12917.88	22788.7796	12664.8671	12721.8808	
01/02/2005	13097.19	13106.8117	13041.5375	13214.41363	
01/03/2005	13789.46	13788.7774	14938.0575	14416.03862	
01/04/2005	12676.9	12678.0119	12900.8938	12965.34858	
02/05/2005	12322.99	12323.345	12552.4438	12640.86109	
01/06/2005	12964.39	12963.749	13010.6513	13125.9655	
01/07/2005	13486.13	13485.6076	13893.545	13902.9817	13804.0565
01/08/2005	14409.66	14408.7359	14179.8863	14476.45657	12692.9088
01/09/2005	14256.08	14243.3555	14646.12	14702.79718	12530.3913
03/10/2005	16120.08	16118.2033	16444.7663	16317.7461	12824.9259
01/11/2005	15759.93	15760.0885	16488.535	16384.02561	13064.5119
01/12/2005	16831.84	16829.8891	17966.895	17642.34669	14298.0614
02/01/2006	17802.71	17801.7372	17093.2658	17353.75702	13787.8159
01/02/2006	18907.1	18905.9946	18851.5175	18943.89453	13713.1869
01/03/2006	18706.32	18706.5197	19854.9175	19447.30957	15155.5951
03/04/2006	19284.87	19272.0639	19496.6238	19552.30892	15265.6144
02/05/2006	20667.85	20644.8159	20875.6438	20972.34414	15332.6556
01/06/2006	18703.9	18679.8869	18724.1813	18777.48106	15098.3479
03/07/2006	19147.17	19146.7027	19554.585	19611.0565	15064.0778
01/08/2006	20093.73	20094.9808	19866.1563	20070.7515	15126.1863
01/09/2006	21057.3	21048.3956	21452.28	21583.71335	15176.7078
02/10/2006	21933.93	21936.2213	22261.7963	22097.40872	15207.4935
01/11/2006	23046.95	23045.8393	23775.755	23817.83326	15099.8981
04/12/2006	24962.01	24960.0938	26097.945	26012.56588	16171.7168
02/01/2007	26448.32	26446.8318	25738.8758	25634.21413	16200.2374
01/02/2007	27561.49	27560.3753	27505.9075	27478.37524	16223.4371
01/03/2007	26581.59	26639.8714	27787.5475	27564.52479	17544.7303
02/04/2007	28749.46	28745.5822	28971.6838	29014.77093	17495.3218
02/05/2007	28996.71	28996.4589	29226.1638	29331.17437	17488.0953
01/06/2007	31402.97	31396.5575	31445.2213	31360.44737	17501.1921
02/07/2007	31151.05	31151.2955	31558.465	31714.67083	17511.8456
01/08/2007	30639.01	30660.1516	30429.8863	30463.61382	17518.3374
03/09/2007	30347.86	30348.1723	30750.79	30984.35451	17495.6487
01/10/2007	30298.41	30296.242	30620.8763	30402.79173	17492.3303
01/11/2007	31411.98	31457.5076	32187.475	32398.76103	17498.3444
03/12/2007	29770.52	29772.207	30906.455	30962.51486	18590.7923
02/01/2008	29536.83	29537.0654	28827.3858	28592.27893	18593.7733
01/02/2008	28793.34	28794.3834	28738.0575	28693.45341	18583.3546
03/03/2008	28904.71	28918.3959	30067.1175	29897.13835	19888.9869

01/04/2008	30916.04	30910.9954	31136.9838	31177.19195	19891.7486
02/05/2008	30289.91	30282.0396	30510.8638	30617.15287	19893.9951
02/06/2008	31968.6	31973.7766	32021.7313	31930.69995	19895.3641
01/07/2008	29395.49	29398.0683	29802.905	29944.52475	19890.5797
01/08/2008	27500.27	27502.917	27271.2463	27356.06463	19889.8799
01/09/2008	26320.73	26292.2019	26693.92	26882.92545	19891.1481
01/10/2008	24898.47	24890.3033	25213.5863	25030.23703	19892.1797
03/11/2008	20445.32	20449.765	21174.125	21163.86961	19892.8084
01/12/2008	20514.56	20534.635	21670.655	21455.05022	20978.1671
02/01/2009	22380.32	22378.4743	21670.8758	21738.02872	20977.8457
03/02/2009	19563.97	19567.9533	19509.5575	19592.81718	20978.4281
02/03/2009	17748.18	17753.9958	18900.7775	18470.96758	22286.058
01/04/2009	19626.98	19624.8772	19850.7438	19905.95809	22286.3467
04/05/2009	21976.9	21896.576	22128.3038	22226.25075	22285.3378
01/06/2009	24331.71	24329.2749	24377.9713	24369.90504	22285.1903
01/07/2009	24406.22	24368.3409	24775.795	24875.64696	22285.4577
03/08/2009	27074.06	27040.8248	26813.7263	26905.94499	22285.6752
01/09/2009	28129.95	28128.8609	28532.88	28742.08386	22285.8078
01/10/2009	29232.24	29231.1366	29556.9263	29345.67632	22285.3445
03/11/2009	28646.71	28646.6151	29374.835	29529.54277	22285.2767
01/12/2009	31002.42	30954.7995	32093.045	32184.00758	23372.9553
04/01/2010	32120.74	32119.3043	31411.0258	31066.79724	23373.0552
02/02/2010	30416.64	30393.3377	30336.0275	30269.28303	23373.116
01/03/2010	31637.89	31633.2988	32783.1375	32676.35771	24680.0595
05/04/2010	33267.47	33264.7969	33490.4238	33527.50283	24680.0284
03/05/2010	32692.67	32687.8975	32916.7738	33025.45717	24680.0848
01/06/2010	31988.63	32039.1794	32084.7913	31993.0755	24680.1306
01/07/2010	31153.52	31157.8522	31564.385	31720.64002	24680.1586
02/08/2010	32308.88	32307.5891	32078.9663	32086.02005	24680.0609
01/09/2010	31680.59	31680.4777	32082.78	32330.97456	24680.0466
01/10/2010	33332.21	33328.6901	33655.0263	33417.45098	24680.0725
01/11/2010	35573.72	35565.9805	36297.025	36590.97758	24680.0936
01/12/2010	36817.32	36816.0687	37953.255	38216.59158	25767.6621
03/01/2011	38552.87	38549.0553	37841.3458	37225.52854	25767.6173
01/02/2011	36983.57	36983.8068	36926.6575	36768.59778	25767.6107
01/03/2011	37019.7	37019.6641	38168.2975	38186.82558	27074.7788
01/04/2011	37440.1	37440.0892	37664.5038	37696.03299	27074.7885
02/05/2011	36970.46	36963.0975	37192.0738	37305.01185	27074.7944
01/06/2011	35838.61	35833.9203	35879.0513	35746.15275	27074.7738
01/07/2011	36556.4	36557.3459	36965.485	37166.6151	27074.7708
01/08/2011	35993.62	35999.898	35769.5663	35716.92483	27074.7762
01/09/2011	35727.21	35721.3788	36124.03	36416.61205	27074.7807
03/10/2011	33504.6	33505.4981	33827.9663	33589.28005	27074.7834
01/11/2011	36162.21	36157.3355	36888.795	37194.65145	27074.7739
01/12/2011	36828.95	36828.4782	37965.085	38228.76955	28162.3283

02/01/2012	37077.52	37077.271	36368.0758	35814.48305	28162.3308
01/02/2012	37425.19	37422.3346	37367.0975	37202.93535	28162.3328
01/03/2012	37816.24	37816.2956	38965.2875	39002.36082	29469.4903
02/04/2012	39523.32	39519.5351	39745.2338	39773.99647	29469.4859
02/05/2012	39459.4	39461.0585	39690.4538	39805.87818	29469.4853
01/06/2012	37870.26	37874.5381	37919.2113	37764.16893	29469.4864
02/07/2012	40203.68	40197.225	40606.965	40838.35037	29469.4874
01/08/2012	40698.56	40703.7729	40474.5063	40345.76271	29469.4879
03/09/2012	39409.43	39422.9321	39824.58	40157.80743	29469.4859
01/10/2012	40876.97	40797.8637	41123.9263	40838.37233	29469.4857
01/11/2012	41618.54	41619.1379	42348.765	42764.45266	29469.4862
03/12/2012	41822.54	41833.3056	42969.455	43380.33962	30557.0423
02/01/2013	43703.98	43703.9575	42996.3858	42162.84212	30557.0426
01/02/2013	45278.72	45276.4859	45222.4775	44949.47658	30557.0417
01/03/2013	44100.92	44122.1455	45269.5875	45453.35626	31864.1978
01/04/2013	44052.26	44077.1351	44301.0838	44323.78903	31864.198
02/05/2013	42266.94	42265.2937	42492.9338	42611.14713	31864.1982
01/06/2013		40640.5963	40685.2313	40500.16665	31864.1983
01/07/2013		40640.5963	41092.6463	41141.4647	31864.1979
01/08/2013		40640.5963	40862.8725	40775.87597	31864.1978
01/09/2013		40640.5963	41265.8025	41526.90769	31864.1979
01/10/2013		40640.5963	41590.4888	41561.36563	31864.198
01/11/2013		40640.5963	42319.2938	42704.67963	31864.1981
01/12/2013		40640.5963	43455.2288	44277.1238	32951.7536
01/01/2014		40640.5963	42745.7845	42710.00696	32951.7536

	S&P 500	S. Simple	S. Aditivo	S. Multiplic	ARIMA
03/01/2005	1181.27	1274.3451	1184.09042	1181.59703	
01/02/2005	1203.6	1181.36308	1178.29384	1175.25552	
01/03/2005	1180.59	1203.57776	1225.97758	1226.50321	
01/04/2005	1156.85	1180.61299	1208.46454	1210.69581	
02/05/2005	1191.5	1156.87376	1139.16316	1146.78447	
01/06/2005	1191.33	1191.46537	1167.5776	1169.25829	1197.62222
01/07/2005	1234.18	1191.33014	1205.99759	1209.76976	1178.78899
01/08/2005	1220.33	1234.13715	1234.04015	1231.95608	1166.50214
01/09/2005	1228.81	1220.34381	1227.92179	1227.50702	1197.73101
03/10/2005	1207.01	1228.80153	1224.97646	1222.17993	1192.43903
01/11/2005	1249.48	1207.03179	1204.29019	1207.73238	1180.50041
01/12/2005	1248.29	1249.43755	1268.56064	1267.12276	1174.72646
02/01/2006	1280.08	1248.29115	1235.70667	1224.99273	1201.35648
01/02/2006	1280.66	1280.04821	1282.0789	1273.3878	1188.68231
01/03/2006	1294.87	1280.65939	1306.14208	1304.89361	1184.4603
03/04/2006	1310.61	1294.85579	1328.23687	1327.67959	1181.13586
02/05/2006	1270.09	1310.59425	1300.79437	1298.92075	1203.56849

01/06/2006	1270.2	1270.1305	1248.22655	1246.24227	1186.45732
03/07/2006	1276.66	1270.19993	1286.80202	1289.71913	1189.66819
01/08/2006	1303.82	1276.65354	1275.77216	1274.28627	1185.74878
01/09/2006	1335.85	1303.79283	1313.58655	1311.34184	1205.27671
02/10/2006	1377.94	1335.81794	1335.68732	1328.45755	1185.55475
01/11/2006	1400.63	1377.89788	1383.10594	1378.46453	1195.42547
04/12/2006	1418.3	1400.60727	1425.65999	1420.14745	1188.79858
02/01/2007	1438.24	1418.28231	1412.56967	1391.54348	1207.10658
01/02/2007	1406.82	1438.22004	1445.78283	1430.46301	1185.6139
01/03/2007	1420.86	1406.8514	1435.21822	1433.2317	1201.31328
02/04/2007	1482.37	1420.84599	1456.92701	1456.65042	1190.5943
02/05/2007	1530.62	1482.30848	1478.26908	1468.86694	1209.44221
01/06/2007	1503.35	1530.57169	1520.2845	1501.44825	1186.23395
02/07/2007	1455.27	1503.37722	1528.75671	1526.0599	1207.1403
01/08/2007	1473.99	1455.31811	1458.75319	1452.26642	1191.43046
03/09/2007	1526.75	1473.97133	1487.2309	1482.21463	1212.48779
01/10/2007	1549.38	1526.69722	1531.26944	1517.99791	1187.03977
01/11/2007	1481.14	1549.35732	1557.5383	1549.7061	1212.88211
03/12/2007	1468.36	1481.20822	1502.58849	1501.656	1191.53698
02/01/2008	1378.55	1468.37285	1457.16757	1440.5849	1216.33074
01/02/2008	1330.63	1378.63982	1373.33136	1371.18241	1187.71227
03/03/2008	1322.7	1330.67801	1346.00509	1355.72632	1218.62508
01/04/2008	1385.59	1322.70798	1345.11765	1356.16802	1191.05849
02/05/2008	1400.38	1385.52712	1368.89167	1373.10895	1220.99672
02/06/2008	1280	1400.36515	1375.98686	1373.86975	1187.99411
01/07/2008	1267.38	1280.12037	1285.816	1299.65325	1224.52181
01/08/2008	1282.83	1267.39274	1255.12562	1265.039	1190.05239
01/09/2008	1166.36	1282.81456	1281.20597	1290.26515	1226.49256
01/10/2008	968.75	1166.47645	1145.21011	1160.17471	1187.68025
03/11/2008	896.24	968.947726	937.620478	969.74815	1230.76006
01/12/2008	903.25	896.312708	880.851655	909.501599	1188.49708
02/01/2009	825.88	903.243063	859.184193	886.973358	1232.83678
03/02/2009	735.09	825.957363	790.959578	822.303076	1186.60095
02/03/2009	797.87	735.180867	719.841626	749.904627	1237.54456
01/04/2009	872.81	797.807311	796.756777	818.920935	1186.30379
04/05/2009	919.14	872.734997	835.071182	865.743975	1240.0794
01/06/2009	919.32	919.093595	877.386619	902.464062	1184.60219
01/07/2009	987.48	919.319774	917.429141	934.037174	1245.08946
03/08/2009	1020.62	987.41184	973.712176	986.126045	1183.32778
01/09/2009	1057.08	1020.58679	1018.82662	1026.97223	1248.31389
01/10/2009	1036.19	1057.04351	1046.47657	1051.67304	1181.52657
03/11/2009	1095.63	1036.21085	1027.23784	1037.11009	1253.61893
01/12/2009	1115.1	1095.57058	1110.10228	1111.36459	1179.37648
04/01/2010	1073.87	1115.08047	1099.6769	1094.51278	1257.68401
02/02/2010	1104.49	1073.91121	1068.11704	1068.59216	1177.19627

01/03/2010	1169.43	1104.45942	1124.86537	1125.68213	1263.37331
05/04/2010	1186.69	1169.36503	1201.59831	1199.27177	1174.2134
03/05/2010	1089.41	1186.67268	1175.86609	1176.30936	1268.38826
01/06/2010	1030.71	1089.50726	1062.63607	1069.25453	1171.39811
01/07/2010	1101.6	1030.7688	1038.62898	1046.9516	1274.61901
02/08/2010	1049.33	1101.52917	1097.14648	1099.84361	1167.55749
01/09/2010	1141.2	1049.3822	1050.22093	1055.8008	1280.68386
01/10/2010	1183.26	1141.10818	1136.97129	1135.19391	1163.87038
01/11/2010	1180.55	1183.21785	1184.6424	1184.00987	1287.66075
01/12/2010	1257.64	1180.55267	1200.28346	1197.33784	1159.07843
03/01/2011	1286.12	1257.56291	1251.14281	1234.15248	1294.89192
01/02/2011	1327.22	1286.09144	1293.54738	1279.38637	1154.29058
01/03/2011	1325.83	1327.17887	1360.58671	1352.25744	1302.8554
01/04/2011	1363.61	1325.83135	1365.43775	1359.37208	1148.38779
02/05/2011	1345.2	1363.57222	1361.14107	1351.36106	1311.40477
01/06/2011	1320.64	1345.21837	1331.71657	1319.81738	1142.26294
01/07/2011	1292.28	1320.66458	1343.30879	1340.84943	1320.62728
01/08/2011	1218.89	1292.30838	1294.59716	1289.85119	1135.02686
01/09/2011	1131.42	1218.96342	1224.59948	1226.06108	1330.69629
03/10/2011	1253.3	1131.50754	1119.12011	1125.48357	1127.30484
01/11/2011	1246.96	1253.17821	1252.76295	1253.9688	1341.48503
01/12/2011	1257.6	1246.96622	1264.65428	1264.57151	1118.45095
02/01/2012	1312.41	1257.58937	1244.55536	1234.11329	1353.33572
01/02/2012	1365.68	1312.35518	1315.5911	1305.49605	1108.83104
01/03/2012	1408.47	1365.62668	1395.94945	1391.38144	1366.04058
02/04/2012	1397.91	1408.42716	1448.28954	1443.96728	1098.01034
02/05/2012	1310.33	1397.92052	1392.2546	1385.29885	1380.00536
01/06/2012	1362.16	1310.41759	1289.04175	1285.65996	1086.13473
02/07/2012	1379.32	1362.10826	1382.91698	1382.93765	1395.03091
01/08/2012	1406.58	1379.30279	1383.04521	1376.58425	1072.92743
03/09/2012	1440.67	1406.55272	1420.64372	1414.52623	1411.5228
01/10/2012	1412.16	1440.63588	1444.64791	1432.53099	1058.3646
01/11/2012	1416.18	1412.18848	1416.23525	1412.64493	1429.3435
03/12/2012	1426.19	1416.17601	1438.88888	1435.89031	1042.2697
02/01/2013	1498.11	1426.17999	1417.76488	1399.27294	1448.86809
01/02/2013	1514.68	1498.03807	1506.78486	1489.92237	1024.49697
01/03/2013	1569.19	1514.66336	1547.48996	1542.95384	1470.04644
01/04/2013	1597.57	1569.13547	1612.19255	1608.48979	1004.91746
02/05/2013	1633.7	1597.54157	1597.60033	1582.85041	1493.21683
01/06/2013		1633.66384	1626.35829	1602.42178	983.301862
01/07/2013		1633.66384	1655.94408	1626.48752	1518.42439
01/08/2013		1633.66384	1668.74987	1622.88015	959.525599
01/09/2013		1633.66384	1690.24691	1631.7197	1545.97986
01/10/2013		1633.66384	1700.25645	1622.21998	933.30196
01/11/2013		1633.66384	1712.63724	1622.46177	1576.02176

01/12/2013	1633.66384	1743.65554	1644.73055	904.477835
01/01/2014	1633.66384	1744.42865	1613.36678	1608.85114

Nikkei	Real	S.E.S.	S.E.A.	S.E.M	ARIMA
04/01/2005	11387.59	14103.9867	12631.8961	12558.1445	
01/02/2005	11740.6	11390.3064	11344.5243	11414.2759	
01/03/2005	11668.95	11740.2497	11678.4886	11713.4653	11838.3192
01/04/2005	11008.9	11669.0213	11662.7127	11686.4668	11865.3695
02/05/2005	11276.59	11009.5601	10570.4649	10611.1372	11872.8575
01/06/2005	11584.01	11276.323	11220.2911	11242.8395	11874.9303
01/07/2005	11899.6	11583.7023	11468.0341	11508.2374	11875.5041
01/08/2005	12413.6	11899.2841	11761.2393	11709.5876	11875.663
01/09/2005	13574.3	12413.0857	12436.1122	12386.9184	11875.7069
03/10/2005	13606.5	13573.1388	13512.412	13412.3723	11875.7191
01/11/2005	14872.15	13606.4666	13853.6332	13845.8584	11875.7225
01/12/2005	16111.43	14870.8843	15826.5971	16015.7659	12539.6888
04/01/2006	16649.82	16110.1895	15934.1854	15464.7859	12539.6891
01/02/2006	16205.43	16649.2804	17274.4441	17305.5206	12539.6891
01/03/2006	17059.66	16205.8739	16620.609	16620.4431	12539.6892
03/04/2006	16906.23	17058.8062	17589.0107	17605.1932	12539.6892
01/05/2006	15467.33	16906.3826	16999.6182	16849.0428	12539.6892
01/06/2006	15505.18	15468.7691	15651.9559	15715.3911	12539.6892
03/07/2006	15456.81	15505.1436	15563.7862	15627.4816	12539.6892
01/08/2006	16140.76	15456.8583	15423.0439	15360.253	12539.6892
01/09/2006	16127.58	16140.0761	16276.3602	16242.4857	12539.6892
02/10/2006	16399.39	16127.5925	16011.5289	15920.7141	12539.6892
01/11/2006	16274.33	16399.1182	16630.5381	16695.725	12539.6892
01/12/2006	17225.83	16274.4548	17034.1362	17387.9539	13203.6546
04/01/2007	17383.42	17224.8786	16841.8403	16385.7454	13203.6546
01/02/2007	17604.12	17383.2615	17778.6793	17899.1599	13203.6546
01/03/2007	17287.65	17603.8991	17906.1753	17959.044	13203.6546
02/04/2007	17400.41	17287.9662	17566.437	17650.6916	13203.6546
01/05/2007	17875.75	17400.2976	17310.3906	17196.2176	13203.6546
01/06/2007	18138.36	17875.2745	18149.5733	18213.5118	13203.6546
02/07/2007	17248.89	18138.0969	18303.781	18348.1128	13203.6546
01/08/2007	16569.09	17249.7792	17198.75	17122.1333	13203.6546
03/09/2007	16785.69	16569.7707	16513.2147	16526.2032	13203.6546
01/10/2007	16737.63	16785.4741	16532.9087	16461.1919	13203.6546
01/11/2007	15680.67	16737.6778	16808.2475	16911.5978	13203.6546
03/12/2007	15307.78	15681.727	16179.7003	16541.5375	13867.62
04/01/2008	13592.47	15308.1539	14524.7898	14269.0163	13867.62
01/02/2008	13603.02	13594.1857	13397.1846	13564.7299	13867.62

03/03/2008	12525.54	13603.0112	13363.9657	13471.6077	13867.62
01/04/2008	13849.99	12526.6175	12234.6397	12341.1054	13867.62
01/05/2008	14338.54	13848.6666	13421.7866	13406.0509	13867.62
02/06/2008	13481.38	14338.0501	14319.8456	14363.9833	13867.62
01/07/2008	13376.81	13482.2367	13246.7757	13319.2187	13867.62
01/08/2008	13072.87	13376.9154	13080.6346	13048.3899	13867.62
01/09/2008	11259.86	13073.174	12851.7793	12854.71	13867.62
01/10/2008	8576.98	11261.6733	10599.5712	10689.7012	13867.62
04/11/2008	8512.27	8579.66469	7950.63405	8089.75709	13867.62
01/12/2008	8859.56	8512.33739	8533.86286	8482.71513	14531.5854
05/01/2009	7994.05	8859.21278	7754.77173	7894.58564	14531.5854
02/02/2009	7568.42	7994.91516	7629.2244	7660.26753	14531.5854
02/03/2009	8109.53	7568.8465	7125.17366	7155.7443	14531.5854
01/04/2009	8828.26	8108.98932	7851.3219	7827.64098	14531.5854
01/05/2009	9522.5	8827.54073	8349.78233	8386.16615	14531.5854
01/06/2009	9958.44	9521.80504	9486.79579	9436.21727	14531.5854
01/07/2009	10356.83	9958.00337	9877.08449	9860.35797	14531.5854
03/08/2009	10492.53	10356.4312	10259.351	10175.3234	14531.5854
01/09/2009	10133.23	10492.3939	10501.4481	10424.7395	14531.5854
01/10/2009	10034.74	10133.5892	9861.97917	9853.96716	14531.5854
02/11/2009	9345.55	10034.8388	10082.7345	10056.7687	14531.5854
01/12/2009	10546.44	9346.23929	9872.69183	9774.09877	15195.5508
04/01/2010	10198.04	10545.2398	9992.43254	9909.78815	15195.5508
01/02/2010	10126.03	10198.3872	10379.6194	10349.4663	15195.5508
01/03/2010	11089.94	10126.1024	10204.1348	10175.0295	15195.5508
01/04/2010	11057.4	11088.9762	11340.2756	11288.2124	15195.5508
06/05/2010	9768.7	11057.4316	10923.7438	10887.4347	15195.5508
01/06/2010	9382.64	9769.98873	9775.3072	9772.50324	15195.5508
01/07/2010	9537.3	9383.02735	9231.27215	9280.17139	15195.5508
02/08/2010	8824.06	9537.14573	9347.23277	9337.95309	15195.5508
01/09/2010	9369.35	8824.77309	8642.09629	8651.79613	15195.5508
01/10/2010	9202.45	9368.80542	9049.58212	9097.81889	15195.5508
01/11/2010	9937.04	9202.61636	9199.34219	9202.60853	15195.5508
01/12/2010	10228.92	9936.30558	10604.7516	10536.3316	15859.5162
04/01/2011	10237.92	10228.6274	9679.08151	9636.42219	15859.5162
01/02/2011	10624.09	10237.9107	10469.5734	10448.5471	15859.5162
01/03/2011	9755.1	10623.7038	10805.3053	10776.6234	15859.5162
01/04/2011	9849.74	9755.9686	9856.94697	9840.53768	15859.5162
02/05/2011	9693.73	9849.64623	9603.42037	9631.47609	15859.5162
01/06/2011	9816.09	9693.88592	9749.51678	9745.12418	15859.5162
01/07/2011	9833.03	9815.9678	9773.58347	9808.96745	15859.5162
01/08/2011	8955.2	9833.01294	9719.77899	9700.82578	15859.5162
01/09/2011	8700.29	8955.07781	8818.67997	8829.62169	15859.5162
03/10/2011	8988.39	8700.54579	8316.06805	8406.25623	15859.5162
01/11/2011	8434.61	8988.10216	8988.33508	8998.14933	15859.5162

01/12/2011	8455.35	8435.16349	8937.54436	8819.44833	16523.4816
04/01/2012	8802.51	8455.32981	7726.91167	7838.59639	16523.4816
01/02/2012	9723.24	8802.16282	8922.7204	8900.52459	16523.4816
01/03/2012	10083.56	9722.31892	9876.96518	9843.36688	16523.4816
02/04/2012	9520.89	10083.1988	10321.2475	10276.0004	16523.4816
01/05/2012	8542.73	9521.45231	9307.33502	9334.45474	16523.4816
01/06/2012	9006.78	8543.70872	8520.17886	8524.01831	16523.4816
02/07/2012	8695.06	9006.31693	8940.52133	8979.16695	16523.4816
01/08/2012	8839.91	8695.37126	8518.43179	8526.25262	16523.4816
03/09/2012	8870.16	8839.76546	8781.15404	8771.24757	16523.4816
01/10/2012	8928.29	8870.12961	8590.65478	8650.18401	16523.4816
01/11/2012	9446.01	8928.23184	8989.45676	8985.2464	16523.4816
03/12/2012	10395.18	9445.49222	10141.4593	10049.4292	17187.447
04/01/2013	11138.66	10394.2303	9954.89427	9886.21543	17187.447
01/02/2013	11559.36	11137.9156	11561.0802	11524.5117	17187.447
01/03/2013	12397.91	11558.9386	11911.0379	11867.6003	17187.447
01/04/2013	13860.86	12397.071	12869.9743	12824.3545	17187.447
01/05/2013	13774.54	13859.3962	14114.4673	13971.7294	17187.447
01/06/2013		13774.6249	14274.3412	14240.9585	17187.447
01/07/2013		13774.6249	14667.1975	14615.4466	17187.447
01/08/2013		13774.6249	14981.5837	14796.8868	17187.447
01/09/2013		13774.6249	15372.0637	15092.8447	17187.447
01/10/2013		13774.6249	15530.2274	15105.3056	17187.447
01/11/2013		13774.6249	15985.1849	15543.3466	17187.447
01/12/2013		13774.6249	17015.0924	16817.687	17851.4125
01/01/2014		13774.6249	16876.2919	16208.2582	17851.4125

	BOVESPA	S. Simple	S. Aditivo	S. Multiplic	ARIMA
03/01/2005	24351.00	43818.6667	25944.8021	25758.8038	
01/02/2005	28139.00	24370.4677	25700.375	25354.7643	
01/03/2005	26611.00	28135.2315	28604.125	28376.3352	
01/04/2005	24844.00	26612.5242	27745	27363.1021	
02/05/2005	25207.00	24845.7685	24487.625	24896.0259	
01/06/2005	25051.00	25206.6388	23744.375	24749.5097	28224.8645
01/07/2005	26042.00	25051.1556	25520.5	25465.3866	26753.2224
01/08/2005	28045.00	26041.0092	25514	26089.3993	25291.1459
01/09/2005	31584.00	28042.996	29382.875	29101.4425	25953.4088
03/10/2005	30194.00	31580.459	31480.25	31609.9863	28331.0797
01/11/2005	31917.00	30195.3865	30555.625	30766.3579	26937.3265
01/12/2005	33456.00	31915.2784	33468.875	33071.0301	25770.3068
02/01/2006	38383.00	33454.4593	33718.8988	33132.3868	26610.1117
01/02/2006	38610.00	38378.0715	39732.375	39745.6638	28458.623
01/03/2006	37952.00	38609.7681	39075.125	38794.6136	27160.9607
03/04/2006	40363.00	37952.6578	39086	38860.8703	26265.9487

02/05/2006	36530.00	40360.5897	40006.625	40210.6575	27193.8505
01/06/2006	36631.00	36533.8306	35067.375	35702.2404	28608.2166
03/07/2006	37077.00	36630.9028	37100.5	37067.069	27420.2432
01/08/2006	36232.00	37076.5539	36549	36990.6555	26766.9615
01/09/2006	36449.00	36232.8446	37569.875	37488.28	27718.7302
02/10/2006	39263.00	36448.7838	36345.25	36422.3258	28780.1507
01/11/2006	41932.00	39260.1858	39624.625	39896.0401	27710.5372
04/12/2006	44474.00	41929.3282	43483.875	43329.1227	27265.6396
02/01/2007	44642.00	44471.4553	44736.8988	43921.4885	28196.6131
01/02/2007	43892.00	44641.8295	45991.375	46164.7516	28974.2334
01/03/2007	45805.00	43892.7498	44357.125	44050.0186	28026.9804
02/04/2007	48956.00	45803.0877	46939	46822.4234	27756.8752
02/05/2007	52268.00	48952.8471	48599.625	48690.4971	28637.4377
01/06/2007	54392.00	52264.6848	50805.375	50925.5979	29189.8163
02/07/2007	54183.00	54389.8727	54861.5	54861.3246	28364.8331
01/08/2007	54637.00	54183.2069	53655	53889.3314	28237.5204
03/09/2007	60465.00	54636.5462	55974.875	56342.5299	29049.483
01/10/2007	65318.00	60459.1715	60361.25	60178.3678	29425.8628
01/11/2007	63006.00	65313.1412	65679.625	66125.3787	28719.6954
03/12/2007	63886.00	63008.3071	64557.875	64914.6488	28705.8826
02/01/2008	59490.00	63885.1223	64148.8988	62930.2054	29439.5951
01/02/2008	63489.00	59494.3951	60839.375	61392.5221	29681.0336
03/03/2008	60968.00	63485.0054	63954.125	63548.3475	29087.6288
01/04/2008	67868.00	60970.517	62102	62195.0237	29161.3279
02/05/2008	72593.00	67861.1025	67511.625	67353.4466	29813.3849
02/06/2008	65018.00	72588.2681	71130.375	70585.9576	29953.7771
01/07/2008	59505.00	65025.5703	65487.5	65507.2207	29465.2127
01/08/2008	55680.00	59510.5206	58977	59146.829	29603.9705
01/09/2008	49541.00	55683.8305	57017.875	57410.9886	30175.4018
01/10/2008	37257.00	49547.1428	49437.25	49372.6132	30242.4141
03/11/2008	36596.00	37269.2901	37618.625	37876.6176	29849.5534
01/12/2008	37550.00	36596.6733	38147.875	37863.6028	30034.4328
02/01/2009	39301.00	37549.0467	37812.8988	37141.3342	30529.2894
03/02/2009	38183.00	39299.248	40650.375	40687.1437	30545.2118
02/03/2009	40926.00	38184.1162	38648.125	38369.7635	30238.2643
01/04/2009	47290.00	40923.2581	42060	41875.9804	30453.6602
04/05/2009	53198.00	47283.6333	46933.625	47046.4365	30877.9226
01/06/2009	51465.00	53192.0856	51735.375	51825.1863	30860.4465
01/07/2009	54766.00	51466.7271	51934.5	51928.8441	30629.4266
03/08/2009	56489.00	54762.7007	54238	54465.2655	30862.7826
01/09/2009	61518.00	56487.2737	57826.875	58239.7356	31223.5309
01/10/2009	61546.00	61512.9693	61414.25	61219.9697	31186.4515
03/11/2009	67044.00	61545.967	61907.625	62328.1396	31021.5397
01/12/2009	68588.00	67038.502	68595.875	69050.6626	31263.0107
04/01/2010	65402.00	68586.4505	68850.8988	67534.5217	31567.8061

02/02/2010	66503.00	65405.1845	66751.375	67455.7346	31521.6543
01/03/2010	70372.00	66501.9022	66968.125	66547.172	31413.4677
05/04/2010	67530.00	70368.1299	71506	71729.0165	31655.5618
03/05/2010	63047.00	67532.8381	67173.625	67019.8977	31911.9978
01/06/2010	60936.00	63051.4858	61584.375	61352.1178	31864.6013
01/07/2010	67515.00	60938.1155	61405.5	61417.5776	31804.3839
02/08/2010	65145.00	67508.4231	66987	67059.7481	32041.6079
01/09/2010	69430.00	65147.3634	66482.875	67107.021	32256.9962
01/10/2010	70673.00	69425.7174	69326.25	69046.3273	32213.9736
01/11/2010	67705.00	70671.7527	71034.625	71516.2099	32193.7195
01/12/2010	69305.00	67707.9668	69256.875	69727.707	32422.2417
03/01/2011	66575.00	69303.403	69567.8988	68236.626	32603.4035
01/02/2011	67383.00	66577.7284	67924.375	68658.7367	32568.5942
01/03/2011	68587.00	67382.1947	67848.125	67422.7412	32581.1149
01/04/2011	66133.00	68585.7952	69721	69919.3422	32798.4558
02/05/2011	64620.00	66135.4528	65776.625	65641.2946	32951.595
01/06/2011	62404.00	64621.5155	63157.375	62873.6797	32927.4291
01/07/2011	58823.00	62406.2175	62873.5	62888.3262	32966.3768
01/08/2011	56495.00	58826.5832	58295	58473.0948	33171.1324
01/09/2011	52324.00	56497.3316	57832.875	58245.8821	33301.7707
03/10/2011	58338.00	52328.1733	52220.25	52125.489	33289.5835
01/11/2011	56875.00	58331.9902	58699.625	59098.6743	33349.4399
01/12/2011	56754.00	56876.457	58426.875	58634.832	33541.0403
02/01/2012	63072.00	56754.1225	57016.8988	55946.3723	33653.9983
01/02/2012	65812.00	63065.6821	64421.375	65066.1397	33654.2947
01/03/2012	64511.00	65809.2537	66277.125	65859.6512	33730.335
02/04/2012	61820.00	64512.2983	65645	65786.9991	33908.8375
02/05/2012	54490.00	61822.6923	61463.625	61385.0922	34008.249
01/06/2012	54355.00	54497.3327	53027.375	53074.9371	34020.9218
02/07/2012	56097.00	54355.1423	54824.5	54824.2553	34109.1616
01/08/2012	57061.00	56095.2581	55569	55780.1338	34275.0771
03/09/2012	59176.00	57060.0343	58398.875	58825.6976	34364.4257
01/10/2012	57068.00	59173.884	59072.25	58903.3204	34388.9347
01/11/2012	57475.00	57070.1059	57429.625	57820.1765	34486.0658
03/12/2012	60952.00	57474.5951	59026.875	59249.3957	34640.2162
02/01/2013	59761.00	60948.5226	61214.8988	60057.1591	34722.3867
01/02/2013	57424.00	59762.1875	61110.375	61670.4536	34757.9022
01/03/2013	56352.00	57426.3382	57889.125	57513.8849	34861.2221
01/04/2013	55910.00	56353.0743	57486	57515.2161	35004.625
02/05/2013	55108.00	55910.4431	55553.625	55552.9204	35081.9635
01/06/2013		55108.8024	53645.375	53672.7281	35127.4795
01/07/2013		55108.8024	54114.875	54140.7059	35234.8194
01/08/2013		55108.8024	53586.875	53847.55	35368.598
01/09/2013		55108.8024	54924.75	55533.8101	35442.9749
01/10/2013		55108.8024	54821	55300.5549	35497.3966

01/11/2013	55108.8024	55182.625	56040.9051	35607.0505
01/12/2013	55108.8024	56734.5	57780.4912	35732.3636
01/01/2014	55108.8024	56997.3988	56951.5382	35805.2371