# LA UTILIZACIÓN DE LOS MODELOS ARIMA EN LA ESTIMACIÓN DEL PRECIO DE ACCIONES: UNA APLICACIÓN PRELIMINAR

Antonio Bermejo Iglesias, ajbermejo@caixaterrassa.es Escola Universitària Caixa Terrassa
José Torres Pruñonosa, jtorres@euncet.es, Escola Universitària Caixa Terrassa
Núria Masferrer Llavinés, nmasferrer@euncet.es, Escola Universitària Caixa Terrassa

## RESUMEN

El presente trabajo mostrará la utilización de una herramienta estadística del análisis univariante, en concreto los modelos ARIMA, tanto en la predicción del precio de las acciones de una empresa que cotice en un mercado continuo, como en el precio objetivo de una compañía. La idea de utilizar este tipo de herramienta nos surge al observar los análisis técnicos, tanto chartistas como osciladores, donde utilizando únicamente el valor de la acción se realizan estimaciones de valores futuros de las mismas obteniendo resultados relativamente aceptables a pesar de presentar deficiencias en el rigor metodológico. Es precisamente esta deficiencia la que se intenta corregir utilizando la técnica que aquí se expone.

Destaca la aplicación de esta técnica en la valoración de acciones y empresas y en la predicción de la volatilidad en los trabajos de López Gracia (1992) donde se utiliza para comparar la bondad de los informes financieros intermedios en la estimación de los beneficios empresariales. Así mismo también hay que hacer mención al trabajo de Poon (1991) donde con una muestra de empresas cotizadas del Reino Unido se utilizan diversas técnicas estadísticas, entre ellas los modelos ARIMA, para estimar la volatilidad de estas acciones.

El trabajo se estructura en tres apartados: en el primero presentamos el cuerpo metodológico de los modelos ARIMA, en el segundo realizamos un análisis empírico utilizando las cotizaciones de Gas Natural y en el tercero se exponen las conclusiones.

Entre las principales conclusiones destacan, tal y como demostramos con el análisis empírico realizado para el caso de Gas Natural, que los resultados obtenidos son más que aceptables, con predicciones que aproximan con elevada precisión a los valores realizados del precio de la acción.

La técnica no obstante tiene dos limitaciones básicas: la primera se presenta cuando se intentan realizar predicciones en el medio y largo plazo donde los intervalos de confianza de la predicción se incrementan de manera considerable a partir del año y por tanto se pierde precisión en la predicción. La segunda es su carácter univariante que no permite hacer análisis explicativos sobre la evolución del precio ya que no es posible soportar los resultados en ningún modelo económico.

PALABRAS CLAVE: ARIMA, acción, precio, predicción

## ABSTRACT

In this article will be exposed the use of one statistic tool for the univariant analysis, specifically the ARIMA models, on the prediction of the stock prices of one company that quotes in a continuous market and on the

objective price of the firm. The idea on using this kind of tools comes up as we observe that the use of technical analysis, such as stock chart and oscillator patterns, which carry out estimations of the future share values only by using the share value and getting relative acceptable results, in spite of its lack of methodology rigor. The technique exposed in this article has been developed in order to correct this fault.
The application of this technique in the shares and companies valuation and in the volatile jobs prediction is emphasised in the López García's work (1992) where this tool is used to compare intermediate financial reports on the management profits estimation. Likewise the Poon's work (1991) uses diverse statistical techniques, the ARIMA models among them, to estimate the volatile condition of the shares of a sample of the United Kingdom valued companies.
The present work is structured in three parts: in the first one we show the methodological body of the ARIMA models; in the second one we realise an empirical exercise using the Gas Natural prices and in the third one we expose the conclusions.
One of the conclusions to be highlighted, as we show by means of the empirical analysis performed in the Gas Natural case, is that the obtained results are more than acceptable, with predictions which approximate to the share price values .
Nevertheless, the technique has two basic limitations : the first one comes up with the realization of predictions in the medium and long term where the prediction reliance intervals increase a lot from the year on, losing its prediction accuracy. The second one is its univariant condition which doesn't allow to make explained analysis about the price evolution because it's impossible to support the results on any economical model.
KEYWORDS: ARIMA, share, price, forecast

## 1. INTRODUCCIÓN

El presente artículo mostrará la utilización de una herramienta estadística del análisis univariante, en concreto los modelos ARIMA, tanto en la predicción del precio de las acciones de una empresa que cotice en un mercado continuo, como en el precio objetivo de una compañía. La idea de utilizar este tipo herramienta nos surge al observar los análisis técnicos, tanto chartistas como de osciladores, donde utilizando únicamente el valor de la acción se realizan estimaciones de valores futuros de las mismas obteniendo resultados relativamente aceptables a pesar de presentar deficiencias en el rigor metodológico. Es precisamente esta deficiencia la que se intenta corregir utilizando la técnica que aquí se expone.
Esta metodología, tal y como se conoce en la actualidad, la desarrollaron los ingenieros George Box y Gwilym Jenckins en su obra *Time Series Análisis: Forecasting and Control* (1970) y desde sus inicios ha sido utilizada ampliamente en la predicción de variables económicas. La razón por la que los autores deciden desarrollar esta metodología hay que contextualizarla en el momento histórico de la década de los 70 donde la crítica de Lucas y la estanflación dejaban sin capacidad explicativa a los modelos econométricos de carácter estructural.
Destaca la aplicación de esta técnica en la valoración de acciones y empresas y en la predicción de la volatilidad en los trabajos de López Gracia (1992) donde se utiliza para comparar la bondad de los informes financieros intermedios en la estimación de los beneficios empresariales. Así mismo también hay que hacer mención al

trabajo de Poon (1991) donde con una muestra de empresas cotizadas del Reino Unido se utilizan diversas técnicas estadísticas, entre ellas los modelos ARIMA, para estimar la volatilidad de estas acciones.

La principal limitación que encontramos al usar esta herramienta es su nula capacidad explicativa y por tanto simuladora, es decir, al ser una técnica donde se introduce una única variable no existe posibilidad de ponerla en relación con otras variables y por tanto no podemos soportar los resultados en ningún modelo económico. Ahora bien a pesar de esta importante limitación, la técnica debido a su robustez estadística es especialmente útil cuando deseamos realizar predicciones en el corto plazo, con un bajo ratio coste/eficiencia y con rapidez, de series que pueden tener un fuerte componente estacional, lo que la hace idónea para realizar predicciones de valores bursátiles.

El trabajo se estructura en tres apartados: en el primero presentamos el cuerpo metodológico de los modelos ARIMA, en el segundo realizamos un análisis empírico utilizando las cotizaciones de Gas Natural y en el tercero se exponen las conclusiones.

## 2. MODELOS ARIMA: METODOLOGIA

Este apartado tiene como objetivo explicar la metodología utilizada en el análisis de series temporales univariantes mediante los modelos ARIMA. El apartado se divide en dos epígrafes: el primero expone los conceptos estadísticos básicos utilizados en este tipo de herramienta, mientras que en el segundo se explica cómo utilizar esta metodología en el análisis de una serie temporal.

## 2.1 CONCEPTOS BÁSICOS

El primer concepto a introducir es el de proceso estocástico. Un proceso estocástico es una sucesión de variables aleatorias $(y_t)$ para todo t =-∞…..0……∞. Este índice “t” no tiene ninguna interpretación concreta pero en el caso de series temporales su interpretación es la de un periodo, ya sea mes trimestre, año, etc… Así la serie se define como la realización de un proceso estocástico donde el valor de cada periodo representa una realización de la variable aleatoria $y_t$. Un tipo especial de proceso estocástico es el ruido blanco que se caracteriza por ser una sucesión de variables aleatorias con $E(y_t) = 0$ y $var(y_t) = \sigma^2$.

El segundo concepto clave en el análisis de series temporales es la estacionariedad. Este concepto tiene dos acepciones, la estacionariedad en sentido estricto y en sentido débil. La primera de estas acepciones se define de la siguiente forma: si para cada m-tupla $(t_1,...,t_m)$ y para cada número entero k se da que la distribución conjunta de $(y_1,...,y_{tm})$ es la misma que la de $(y_{t+k},...,y_{tm+k})$ el proceso es estacionario en sentido estricto. La segunda acepción es menos restrictiva y es la utilizada para hacer el estudio de las series temporales. Así se define un proceso estacionario en sentido débil como aquel que tiene los momentos de primer y segundo orden invariantes en el tiempo es decir, $E(y_t)=k$ y $var(y_t)=\sigma^2$ para todo t, y además $cov(y_t,y_{t-s})=\varphi_s$ es decir la covarianza únicamente depende del retardo s.

El tercer concepto que introduciremos es el de función de autocorrelación simple (de aquí en adelante FAS). La FAS de un proceso estocástico es una función que asigna para cada valor entero de k un valor $\rho_k$ igual al coeficiente de correlación entre $y_t$ y $y_{t-k}$ es decir,

$$\rho_k = \frac{\operatorname{cov}(y_t, y_{t-k})}{\sqrt{\operatorname{var}(y_t)}\sqrt{\operatorname{var}(y_{t-k})}}$$

La estimación de los valores de esta función se puede realizar según el siguiente estadístico

$$r_k = \frac{\frac{1}{t-k}\sum_{t+1}^{k}(y_t - \bar{y})(y_{t-k} - \bar{y})}{\sqrt{\frac{1}{T}\sum_{1}^{T}(y_t - \bar{y})^2}\sqrt{\frac{1}{T-K}\sum_{K+1}^{T}(y_{t-k} - \bar{y})^2}}$$

Donde T es el tamaño muestral y K el valor del retardo.

El cuarto concepto que introduciremos es el de función de autocorrelación parcial (de aquí en adelantes FAP). Esta función representa el valor de autocorrelación entre $y_t$ y $y_{t-k}$ ajustado por los efectos de los retardos intermedios. La estimación de esta función se realiza mediante la utilización de las ecuaciones de Yule-Walker. La deducción de estas ecuaciones surge del siguiente argumento: supongamos que tenemos la siguiente estructura estocástica:

$$z_t = \phi_{k1} z_{t-1} + \phi_{k2} z_{t-2} + \ldots\ldots \phi_{kk} z_{t-k} + \varepsilon_t$$

Donde $z_t$ está en diferencias con respecto a la media, $\varepsilon_t$ es ruido blanco y $\phi_{kk}$ es el coeficiente que queremos estimar. Si ahora multiplicamos la expresión por $z_{t-s}$ y aplicamos el operador de esperanzas obtenemos la siguiente expresión:

$$\gamma_s = \phi_{k1}\gamma_{s-1} + \phi_{k2}\gamma_{s-2} + \ldots\ldots \phi_{kk}\gamma_{s-k}$$

Donde $\gamma_s$ representa la covarianza con el retardo s, si ahora dividimos por $\gamma_0$ que representa la varianza de $z_t$ encontramos la siguiente expresión

$$\rho_s = \phi_{k1}\rho_{s-1} + \phi_{k2}\rho_{s-2} + \ldots\ldots \phi_{kk}\rho_{s-k}$$

Donde $\rho_s$ es el coeficiente de autocorrelación simple, si generalizamos esta expresión para cualquier retardo s obtenemos el siguiente argumento matricial

$$\begin{bmatrix} 1 & \rho_1 & . & \rho_{k-1} \\ \rho_1 & 1 & . & . \\ . & . & 1 & . \\ \rho_{k-1} & . & . & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \phi_{k1} \\ . \\ . \\ \phi_{kk} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \rho_1 \\ . \\ . \\ \rho_k \end{bmatrix}$$

Este sistema de ecuaciones representa a las denominadas ecuaciones de Yule-Walquer. Para realizar las estimaciones de $\phi_{kk}$ se resuelve el sistema substituyendo los coeficientes de correlación simple por sus estimaciones es decir $r_k$

Una vez introducidos estos conceptos previos pasaremos a estudiar las estructuras estocásticas lineales que asociaremos a nuestra variable de estudio. La primera de estas estructuras que estudiaremos es el proceso autorregresivo que se anota según la siguiente expresión:

$$y_t = \delta + \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + ......\phi_k y_{t-n} + \varepsilon_t$$

Donde $\delta$, $(\phi_1 \ldots.\phi_k)$ son constantes y $\varepsilon_t$ es ruido blanco. Estos procesos pueden ser de dos tipos, estacionarios o no estacionarios y conocer esta característica se hace esencial para poder realizar la inferencia estadística necesaria para analizar la serie. La forma de observar si este tipo de proceso es estacionario pasa por obtener las raíces del polinomio característico[1] de la ecuación en diferencias definida en la expresión anterior, si las raíces reales y complejas están fuera del círculo unidad[2] el proceso es estacionario en caso contrario el proceso no converge y es no estacionario.

La segunda estructura que introduciremos es el proceso de medias móviles. Este proceso se especifica mediante la expresión

$$\varepsilon_t + \omega_1 \varepsilon_{t-1} \ldots\ldots \omega_n \varepsilon_{t-n} = \delta + y_t$$

Este tipo de proceso es siempre estacionario al ser su $E=\delta$ y su $var=(\omega_1 \ldots\ldots \omega_n)\sigma_\varepsilon^2$ independientes en el tiempo. Para utilizar este proceso en el análisis de series temporales únicamente se ha de exigir que el proceso sea invertible, es decir que pueda transformarse en un proceso autorregresivo. Esta propiedad es necesaria para asegurar que perturbaciones en el pasado remoto no sean más importantes que perturbaciones actuales. Esta característica se cumple siempre y cuando las raíces del polinomio característico[3] de la ecuación en diferencias que define el proceso estén fuera del círculo unidad.

Finalmente el último concepto a introducir es el proceso ARMA que no es más que la combinación lineal de un proceso autorregresivo y un proceso de medias móviles que se define como:

$$\varepsilon_t + \omega_1 \varepsilon_{t-1} ......\omega_n \varepsilon_{t-n} = \delta + y_t + \phi_1 y_{t-1} .... + \phi_p y_p$$

y que notaremos como ARMA(P,Q).

---

[1] El polinomio característico se obtiene aplicando el operador de retardos L a la ecuación en diferencias y en nuestro caso queda definido como $(1 + \phi_1 L + \phi_2 L^2 + ......\phi_k L^n)$

[2] Exigir que las raices reales o imaginarias estén fuera del círculo unidad implica que su módulo sea superior a la unidad.

[3] En este caso queda definido como $(1 + \omega_1 L + \omega_2 L^2 + ......\omega_k L^n)$

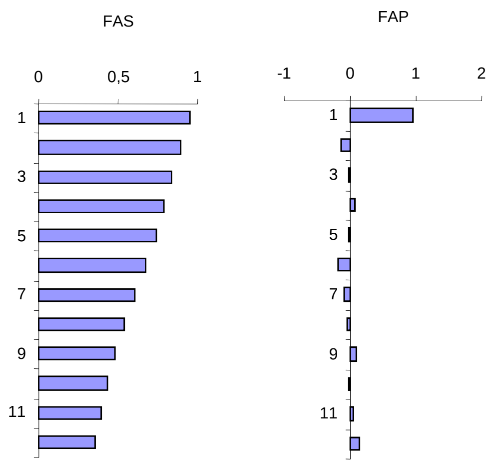
## 2.2 ANÁLISIS DE UNA SERIE TEMPORAL

El análisis de una serie temporal $y_t$ se realiza en tres fases, en primer lugar se observa si la serie es estacionaria mediante la utilización de la FAS y FAP y del contraste de Dickey-Fuller ampliado. En caso de no cumplirse esta condición se ha de transformar en estacionaria mediante el proceso de integración. En segundo lugar se ha de identificar el modelo ARMA correspondiente y finalmente se observa la bondad del ajuste mediante la utilización del índice de Theil.

Las series temporales de origen económico no son prácticamente nunca estacionarias ya que presentan tendencias ascendentes o descendentes y pocas veces fluctúan entorno a una media. Es necesario, por tanto, para realizar la inferencia estadística transformar la serie en estacionaria. La forma de conseguir la estacionariedad de la serie es utilizar la diferenciación[4] y el número de veces que se ha de utilizar hasta conseguir la estacionariedad es lo que se denomina grado de integración.

El trabajo considera dos técnicas para identificar el grado de integración la observación de la FAS y FAP, y el test de Dickey-Fuller ampliado. La FAS tiene que tender muy rápidamente, a medida que aumentan los retardos, a 0 y la FAP en su primer retardo tiene que ser próxima a 0 en caso que esto no suceda la serie puede no ser estacionaria, a continuación se presentan un gráfico de la FAS y FAP de una serie no estacionaria.

**Figura 1: gráfico de una FAS y FAP**




Fuente: elaboración propia

El test de Dickey-Fuller ampliado es una prueba estadística que contrasta las siguientes hipótesis nulas:

$$h_0\, a_1=1$$

$$y_t = a_1 y_{t-1} + \Delta y_{t-1} + ......\Delta y_{t-n} + \varepsilon_t$$

[4] Por ejemplo la serie $y_t=y_{t-1}+\varepsilon_t$ es no estacionaria; para transformarla en estacionaria basta con hacer $y_t - y = \varepsilon_t$ ya que $\varepsilon_t$ se distribuye como $N(0,\sigma)$

$$h_0\ a_1=1$$

$$y_t = \delta + a_1 y_{t-1} + \Delta y_{t-1} + \ldots\ldots \Delta y_{t-n} + \varepsilon_t$$

$$h_0\ a_1=1$$

$$y_t = \delta + \beta t + a_1 y_{t-1} + \Delta y_{t-1} + \ldots\ldots \Delta y_{t-n} + \varepsilon_t$$

Si se rechaza la $h_o$ el proceso es estacionario en caso contrario la serie presenta raíz unitaria y se ha de diferenciar. Una vez se ha diferenciado se ha de volver ha realizar el test para comprobar que la serie resultante es estacionaria. En caso de tener series temporales inferiores al año se ha de eliminar otro fenómeno que perturba la estacionalidad. La estacionalidad no es más que la correlación existente entre mismos periodos de diferentes años. Por ejemplo si tenemos una serie mensual la estacionalidad se refleja en la correlación entre los meses de enero del año t, t+1, hasta t+n. La anulación de este fenómeno se consigue aplicando diferencias en el 12 retardo en caso de series mensuales, el 4 retardo en caso de series trimestrales y el 2 retardo en caso de series semestrales.

Una vez convertida la serie en estacionaria se procede a la identificación del proceso estocástico que la genera. Para identificarlo se van introduciendo elementos autorregresivos y de media móvil hasta conseguir que el residuo resultante del modelo sea ruido blanco, es decir que es distribuya según una N(0,σ).

La especificación obtenida es la base para realizar predicciones de la serie, así se hace necesaria la utilización de alguna técnica que permita observar la bondad del ajuste. En este trabajo la bondad de las predicciones se ha testado mediante el índice de Theil que presenta la siguiente expresión:

$$IT = \frac{\sqrt{\frac{1}{N}\Sigma(\hat{\dot{Y}} - \dot{Y})^2}}{\sqrt{\frac{1}{N}\Sigma\dot{Y}^2} + \sqrt{\frac{1}{N}\Sigma\hat{\dot{Y}}^2}}$$

Donde el punto representa tasas de variación y el acento circumflejo estimaciones. Este índice toma sus valores entre 0 y 1. Si el valor es 0 la bondad del ajuste es perfecta; por el contrario, si el valor es 1 se da un caso de desigualdad absoluta. El IT se puede descomponer en tres componentes:

1) El error de sesgo que cuantifica si nos estamos equivocando sistemáticamente en más o en menos al hacer la predicción y que presenta la siguiente expresión:

$$Ib = \frac{\hat{\dot{y}} - \bar{\dot{y}}}{\sqrt{\frac{1}{N}\Sigma\dot{Y}^2} + \sqrt{\frac{1}{N}\Sigma\hat{\dot{Y}}^2}}$$

Donde la barra representa la media.

2) El error de varianza que muestra si la dispersión en la serie y en la predicción son parecidas y presenta la siguiente expresión:

$$Iv = \frac{s_{\hat{y}} - s_{\dot{y}}}{\sqrt{\frac{1}{N}\sum \dot{Y}^2} + \sqrt{\frac{1}{N}\sum \hat{Y}^2}}$$

Donde la letra s representa la varianza.

3) El error de covarianza muestra si las series siguen las mismas trayectorias presentando la siguiente expresión

$$Ic = \frac{\sqrt{2(1-r)s_{\hat{y}}s_{\dot{y}}}}{\sqrt{\frac{1}{N}\sum \dot{Y}^2} + \sqrt{\frac{1}{N}\sum \hat{Y}^2}}$$

Donde r es el coeficiente de correlación entre las predicciones y la serie temporal.

Estos tres errores divididos por IT tienen que sumar 1, siendo la mejor distribución del error la generada por Ib=0, Iv=0 e Ic=1.

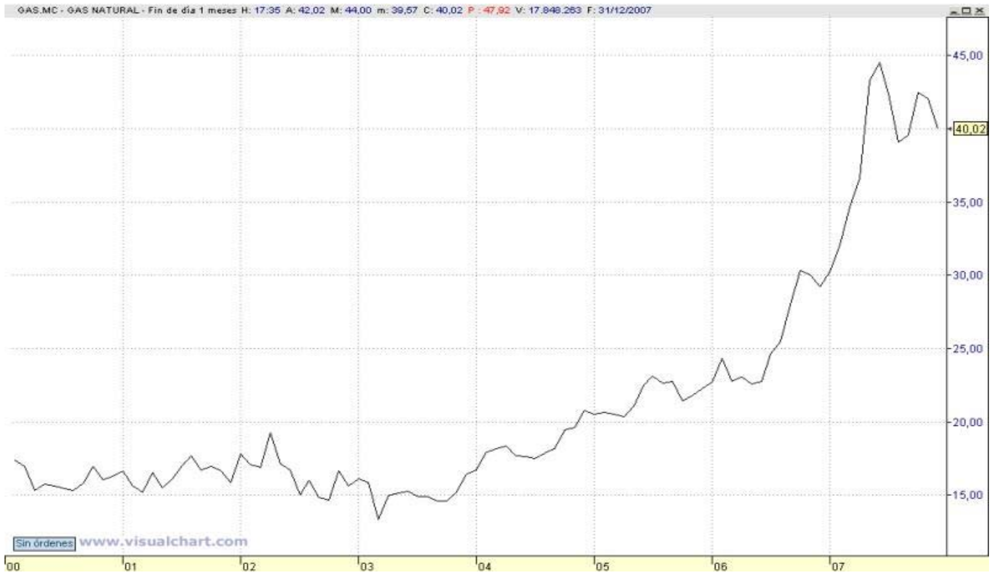
## 3. ANÁLISIS EMPÍRICO: MODELIZACIÓN DEL PRECIO DE LA ACCIÓN DE GAS NATURAL

En este apartado realizamos un análisis empírico donde mostramos como se pueden utilizar los modelos ARIMA en la predicción de precios de acciones de compañías que coticen en un mercado continuo y seguidamente compararemos los resultados con las realizaciones efectivas del precio.

La serie utilizada para la estimación estadística recoge el precio de cierre del último día del mes desde enero del año 2000 a diciembre del año 2007. El tamaño muestral de la serie es muy importante para obtener una buena predicción y requiere que al menos sea superior a 30 observaciones, en nuestro caso el número de observaciones es de 96, muy superior a éste y, por tanto, la estimación es viable.

Antes de iniciar la identificación del proceso estocástico que genera la serie es conveniente observarla gráficamente ya que esto nos va a permitir avanzar aspectos importantes: el primero es anticipar la posible estacionariedad del proceso y, el segundo, anticipar donde hay que utilizar variables dummy para corregir algún cambio importante en la serie. En el caso de Gas Natural su gráfico arroja la siguiente información preliminar:

**Gráfico 1: Evolución de la cotización del precio de la acción de Gas Natural (2000-2007)**

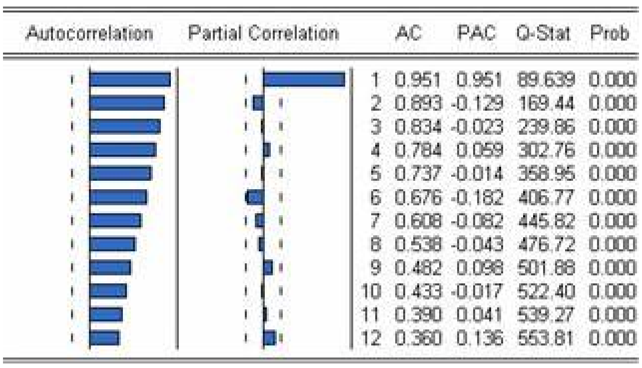



Fuente: elaboración propia a partir de datos del mercado continuo español

En primer lugar, el gráfico muestra que la serie puede no ser estacionaria ya que como se aprecia no fluctúa entorno a una media y, en segundo lugar, se pueden identificar tres periodos donde el precio de la acción se ha comportado de manera diferente: el primer periodo es el que se sitúa entre el año 2000 y el 2004, el segundo período abarca del 2004 a la segunda mitad del 2006 y finalmente el tercer periodo discurre entre la segunda mitad del 2006 y finales de 2007. Este comportamiento de la serie nos indica que posiblemente debamos utilizar dos variables dummy una para el período 2004-2006 y otra para el período 2006-2007.

Una vez realizado este análisis preliminar pasamos a comprobar estadísticamente si la serie es estacionaria o no y en caso de que no lo sea su grado de integración, utilizando en primer lugar la FAS y FAP y en segundo lugar el test de Dickey-Fuller ampliado. Los resultados de la FAS y FAP son claros mostrando que el proceso es no estacionario, tal y como se puede observar en el siguiente gráfico, la función de autocorrelación simple decrece muy poco a poco y la función de autocorrelación parcial presenta en el primer retardo un valor muy próximo a 1 indicativo de presencia de raíces unitarias.

**Figura 2: FAS y FAP del precio de la acción de Gas Natural**



| Autocorrelation | Partial Correlation | | AC | PAC | Q-Stat | Prob |
|---|---|---|---|---|---|---|
| | | 1 | 0.951 | 0.951 | 89.639 | 0.000 |
| | | 2 | 0.893 | -0.129 | 169.44 | 0.000 |
| | | 3 | 0.834 | -0.023 | 239.86 | 0.000 |
| | | 4 | 0.784 | 0.059 | 302.76 | 0.000 |
| | | 5 | 0.737 | -0.014 | 358.95 | 0.000 |
| | | 6 | 0.676 | -0.182 | 406.77 | 0.000 |
| | | 7 | 0.608 | -0.082 | 445.82 | 0.000 |
| | | 8 | 0.538 | -0.043 | 476.72 | 0.000 |
| | | 9 | 0.482 | 0.098 | 501.88 | 0.000 |
| | | 10 | 0.433 | -0.017 | 522.40 | 0.000 |
| | | 11 | 0.390 | 0.041 | 539.27 | 0.000 |
| | | 12 | 0.360 | 0.136 | 553.81 | 0.000 |

Fuente: Elaboración propia

Los resultados del test de Dickey fuller ampliado corroboran el análisis realizado con la FAS y FAP y además indicaron que el proceso era integrado de orden 1 y estacional[5] con un 99% de significación.

**Tabla 1: Resultado del test de Dickey-Fuller ampliado**

| | valor |
|---|---|
| Resultado Dickey-Fuller | -5.775416 |
| Significativo 99% | -3.5023 |
| Significativo 95% | -2.8928 |
| Significativo 90% | -2.5833 |

Fuente: Elaboración propia

La siguiente fase a abordar en el análisis de series temporales es el de identificar el proceso generador de los datos. Para ello se recoge la serie una vez aplicados los polinomios de retardos, y partiendo de un modelo sobreparametrizado, se estima por mínimos cuadrados no lineales el proceso autorregresivo y de medias móviles que mejor se adapta a nuestra serie, es decir, aquel cuyo residuo sea ruido blanco. En el caso concreto de Gas Natural el proceso generador de datos queda identificado por la ecuación y niveles de significación de la tabla 2

**Tabla 2: Especificación del proceso estocástico y niveles de significación**

| Variable | Coeficiente | t-Statistic | Prob |
|---|---|---|---|
| E2 | 3,771197 | 4,873812 | ** |
| E3 | -6,271134 | -8,157549 | ** |
| E1 | 0,955477 | 4,650415 | ** |
| AR(1) | -0,286956 | -2,855329 | ** |
| AR(12) | -0,533928 | -4,520921 | ** |
| AR(2) | -0,234232 | -2,278251 | * |
| MA(11) | -0,689273 | -8,235655 | ** |
| MA(4) | -0,220481 | -2,638740 | * |

* = Prob < 0,05; ** = Prob < 0,01

Fuente: elaboración propia

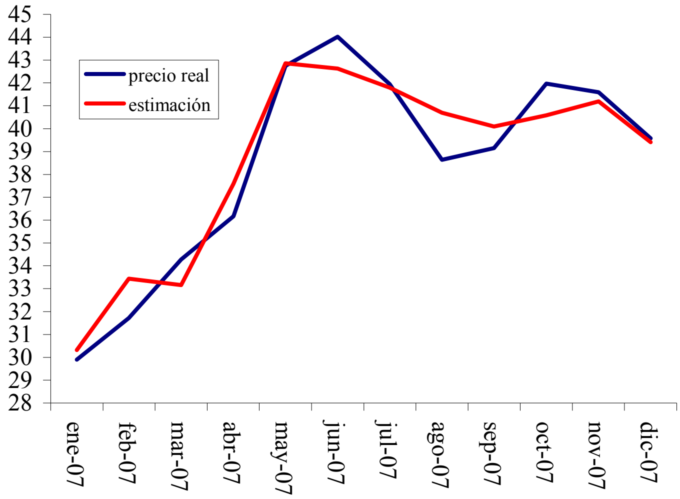
Donde las variables E1, E2, E3 son variables dummy que recogen los cambios de tendencia generados por factores exógenos como la OPA de Endesa o el cambio de ciclo económico que se inició en el último trimestre del 2007.

En relación a la bondad del ajuste hemos utilizado dos estrategias. En primer lugar hemos comparado las estimaciones mensuales para el año 2007 con las realizaciones efectivas del precio para este mismo año obteniendo los resultados de la figura 3

[5] El proceso se hace estacionario después de aplicar los polinomios de retardos (1-L) y (1-$L^{12}$)

**Figura 3: Estimación del precio de la acción de Gas Natural y comparación con los valores realizados en el año 2007**

| | precio real | estimación |
|---|---|---|
| enero-07 | 29,9 | 30,31 |
| febrero-07 | 31,72 | 33,44 |
| marzo-07 | 34,28 | 33,16 |
| abril-07 | 36,17 | 37,58 |
| mayo-07 | 42,75 | 42,86 |
| junio-07 | 44,02 | 42,62 |
| julio-07 | 41,95 | 41,80 |
| agosto-07 | 38,64 | 40,69 |
| septiembre-07 | 39,15 | 40,09 |
| octubre-07 | 41,97 | 40,59 |
| noviembre-07 | 41,59 | 41,20 |
| diciembre-07 | 39,57 | 39,40 |




Fuente: elaboración propia

Tal y como se puede observar el ajuste de la estimación a los valores realmente realizados es correcto con diferencias en algunos meses muy pequeñas de menos de 20 céntimos de euro. En segundo lugar, hemos observado el índice de Theil y su descomposición en sesgo, varianza y covarianza para el año 2007 ha obteniendo unos buenos resultados, como se puede observar en la tabla 3. Además el índice de Theil es muy bajo y su descomposición es correcta al presentar unos pesos muy bajos el sesgo y la varianza y siendo el peso más importante el de la covarianza.

**Tabla 3: Valor del índice de Theil y descomposición en sesgo, varianza y covarianza**

| | **valor** |
|---|---|
| Índice de Theil | 0,014 |
| Sesgo | 2,2% |
| Varianza | 11,4% |
| Covarianza | 86,5% |

Fuente: elaboración propia

## 4. CONCLUSIONES

El objetivo de este trabajo es realizar una aproximación preliminar para mostrar cómo se puede utilizar esta herramienta estadística en el estudio de los precios de una acción de una compañía que cotice en el mercado continuo. Tal y como demostramos con el ejemplo de Gas Natural los resultados obtenidos son más que aceptables, con predicciones que aproximan con elevada precisión los valores realizados del precio de la acción. Obviamente los resultados deben contrastarse en una muestra de acciones más amplia y observar si los resultados obtenidos para Gas Natural se repiten con otros valores del mercado continuo.

La técnica debido a su robustez estadística es especialmente útil cuando deseamos realizar predicciones en el corto plazo, con un bajo ratio coste/eficiencia y con rapidez, de series que pueden tener un fuerte componente estacional, lo que la hace idónea para realizar predicciones de valores bursátiles.

La técnica, no obstante, tiene dos limitaciones básicas: la primera se presenta cuando se intentan realizar predicciones en el medio y largo plazo donde los intervalos de confianza de la predicción se incrementan de manera considerable a partir del año y por tanto se pierde precisión en la predicción. La segunda, es su carácter univariante que no permite hacer análisis explicativos sobre la evolución del precio ya que no es posible soportar los resultados en ningún modelo económico.

Para superar estas dos limitación y conseguir tanto mejoras en las estimaciones en el largo plazo como en la introducción de otras variables para dar un carácter estructural a las predicciones, estamos estudiando la posibilidad de utilizar modelos VAR (vectores autorregresivos). Esta técnica permite obtener formas estadísticas reducidas de vectores y permite, así mismo, realizar predicciones de variables con un bajo ratio coste/beneficio

## BIBLIOGRAFÍA


Aznar, A. (1989): *Econometric Model Selection: A new Approach*, Kluwe Academic Publishers.

Aznar, A., Trívez J. (1992*): Métodos de Predicción en Economía*, volúmenes I y II, Ed. Ariel Economía.

Baird, A. (1993): *Option Market Making. Trading and Risk Analysis for the Financial and Commodity Options Markets*. Whiley Finance.

Black, F.; Scholes, M. (1973): "The Pricing of Options and Corporate Liabilities", *Journal of Political Economy*, May/June.

Bollerslev, T.(1987): "A Conditionally Heterokedastic Time-Series Model for Speculative Prices and Rates of Return". *Review of Economic and Statistics,* nº 69, pp. 505-542.

Box G.; Jenckins G. (1970) *Time Series Análisis: Forecasting and Control*, 3ª ed., Prentice Hall.

Chou, R.Y.(1985), "Volatility Persistence and Stock Valuations: Some Empirical Evidence using GARCH", *Journal of Applied Econometrics*, 3, pp. 279-294.

Crouhy, M., Rockinger G.M.(1993): *Asymmetric Conditional Heterokedastic Processes with Hysteresis Effects*, HEC School of Management.

Engle, R. (1982): "Autoregresive conditional heteroskedasticity with estimates of the variance of the United Kingdom inflation", *Econometrica,* nº 50, pp. 987-1007.

Engle, R.; Ng, V.; Rothschild, M. (1990): "Asset pricing with a factor ARCH covariance structure: Empirical estimates for the Tresury Bills, *Journal of Econometrics,* nº 45, pp. 213-237.

Fernández, P.; Yzaguirre, J. (1995): *IBEX-35, Análisis e Investigaciones,* Ediciones Internacionales Universitarias.

Hsieh, D.A.(1984): "Modeling Heterokedasticity in Daily Foreign Exchange Rates", *Journal of Business and Economic Statistic*, nº 7., pp. 307-317.

Kawaller, I..; Koch, P.; Koch T. (1987): "The Temporal Price Relationship between S&P 500 Futures and the S&P Index", *The Journal of Finance*, nº 5, pp. 1309-1329.

López Gracia, J. (1992): "Evidencia empírica de la capacidad predictiva de los informes financieros intermedios", *Revista económica de financiación y contabilidad,* nº 70, pp. 57-76.

Muñoz, M. J.; Fernández, A.; Nieto, L. (1997): "Análisis de causalidad entre el IBEX-35 y el futuro sobre el índice en un contexto de cointegración", *Análisis Financiero,* nº 71, pp.16-26.

Poon, S.H.(1991): "Stock Returns and volatility: An empirical Analysis of the U.K. Stock Market", *Journal of Banking and Finance,* volumen nº 16, pp. 37-59.

Pulido, A. (1989): *Predicción Económica y Empresarial*, Ed. Pirámide.

Sentana, E. (1991): "Quadratic ARCH Models: a potential reinterpretation of ARCH Models as second-order Taylor approximations", *Working paper*, London School of Economics.

Torró, H. (1995): "Evolución temporal de la razón de cobertura. Una aplicación al IBEX-35", *Revista Española de Financiación y Contabilidad,* volumen 24, nº 82, pp. 125-144.

Wang, G.; Yau J. (1994): " A Time Series Approach to Testing for Market Linkage: Unit Root and Cointegration Test", *The Journal of Futures Markets*, volumen 14, nº 4, pp 457-474.