Evaluación de estrategias en operaciones bursátiles por simulación de Montecarlo

Ramón Sebastián Salat Figols[1]
Departamento de Matemáticas, ESFM-IPN, México D.F., México
Teléfono (55) 5729-6000 Ext. 55018 Fax (55) 5729-55015 E-mail: rssalat@ipn.mx

Resumen — **En el presente trabajo, se presenta una metodología para evaluar objetivamente estrategias de "trading", por medio de simulación de Montecarlo. Se consideran los factores de modelo empleado, procedimientos de simulación y costos de las operaciones. Dada una serie de precios de una acción, se simulan series de precios de acuerdo a un modelo específico y se calcula el rendimiento porcentual obtenido para cada muestra. Se pone de manifiesto el elevado nivel de riesgo de las operaciones de "trading".**

Palabras Clave – **Simulación de Montecarlo, estrategias de "trading", modelo para precios de acciones.**

Abstract — **In the present work, a methodology is presented to objectively evaluate trading strategies, by means of Montecarlo simulation. The factors of the model used, simulation procedures and costs of operations are considered. Given a series of prices of a stock, series of prices are simulated according to a specific model and the percentage return obtained for each sample is calculated. The high level of risk in trading operations is highlighted.**

Keywords — **Montecarlo simulation, trading strategies, stock price model.**

Nota importante. El presente trabajo es de carácter académico. El autor no se hace responsable por los posibles daños económicos o de otra índole, que pudieran considerarse como consecuencia del uso de las técnicas presentadas en este artículo.

I. Introducción

Existen muchas estrategias de "trading" para la compra y venta de activos financieros con el propósito de obtener alguna ganancia. Muchas de estas operaciones permiten financiar el crecimiento de empresas que operan en la bolsa. Usualmente, estas operaciones implican importantes riesgos para quienes las realizan. Por tal motivo, es necesario tener alguna metodología para evaluar dichas estrategias. La Simulación de Montecarlo es una herramienta que permite realizar una evaluación de una estrategia, bajo ciertos supuestos.

En este trabajo, se ilustra una metodología para evaluar una estrategia sencilla de compra y venta diaria de acciones, bajo el supuesto de que los precios siguen un movimiento Browniano geométrico [1] y con un modelo de volatilidad variable.

La estrategia considerada, se basa en el uso de la media móvil de los precios. La media móvil en el tiempo t de longitud k se define como:

$$M(t,k) = \frac{\sum_{i=t-(k-1)}^{t} P_i}{k} \tag{1}$$

Donde P_i es el precio de la acción en el tiempo i.

En la Fig. 1 se muestra un ejemplo de las gráficas de los precios y de las medias móviles de orden 10. En todo el artículo se considera $k = 10$. Naturalmente, si se modifica el valor de k, los resultados serán diferentes.

En esta gráfica se observa que, generalmente, cuando los precios tienden a subir, la media móvil está por arriba del precio, mientras que cuando la media móvil está por debajo del precio, los precios tienden a la baja. Esta propiedad sugiere que una posible estrategia de "trading" puede ser comprar cuando la media móvil esté por arriba del precio y vender cuando la media móvil esté por debajo del precio. Una posibilidad para ejercer la estrategia por día es que cuando la media móvil esté por arriba del precio comprar todas las acciones posibles, de acuerdo al efectivo disponible y vender todas las acciones que se tengan cuando el precio esté por arriba de la media móvil.

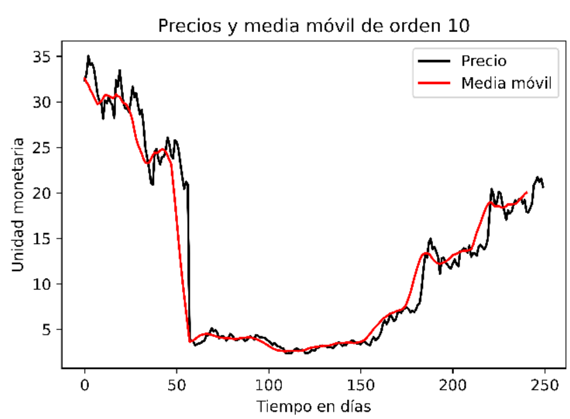

Fig. 1. Gráfica de los precios y medias móviles de orden 10 para una acción específica

[1] Becario de EDD del IPN y de SIBE de COFAA.

A continuación, se presenta el algoritmo en pseudocódigo de la estrategia propuesta.

```
t=1
efectivo_inicial=1000
efectivo=efectivo_inicial
número_acciones=0
T=250
Mientras t<T
    Si media_móvil(t)>precio(t)
        comprar=Int(efectivo/precio(t))
        efectivo=efectivo-comprar*precio(t)
        número_acciones=número_acciones+comprar
    En caso contrario:
        vender=número_acciones
        efectivo=efectivo+vender*precio(t)
        número_de_acciones=0
    t=t+1
capital_final=efectivo+número_acciones*precio(T)
rendimiento=100*(capital_final-
efectivo_inicial)/efectivo_inicial
```

Cuando el precio de la acción sigue un movimiento Browniano geométrico, el precio de la acción en el tiempo t P_t , está dado por [1]:

$$P_t = P_0 e^{\mu t + \sigma W_t} \tag{2}$$

Donde W_t es un movimiento Browniano en el intervalo $[0, t]$, μ es la deriva y σ es la volatilidad. A partir de (1), es posible generar por medio de simulación, secuencias de precios. Cuando los precios se rigen por (2), los rendimientos logaritmizados, siguen una distribución normal, son independientes y estacionarios. Por lo tanto, es posible usar los estimadores empleados usualmente para una distribución normal para calcular μ y σ.

Al evaluar la estrategia sobre una muestra de datos reales, el resultado puede depender fuertemente de la muestra considerada. En la Fig. 2 se muestra la gráfica de los precios para una acción y 3 muestras generadas bajo el supuesto de que los precios siguen un movimiento Browniano geométrico con los parámetros estimados a partir de los datos reales. Como puede observarse, estas tres muestras igualmente probables lucen muy diferentes.

Por esta razón, es necesario evaluar la estrategia sobre muchas muestras generadas por simulación, bajo el supuesto de que los precios siguen un movimiento Browniano geométrico y observar la distribución obtenida para el rendimiento porcentual.

Dado que la distribución obtenida, en general, dependerá del modelo utilizado para los precios de la acción, es conveniente usar otros modelos y observar las diferencias obtenidas en las distribuciones de los rendimientos porcentuales obtenidos.

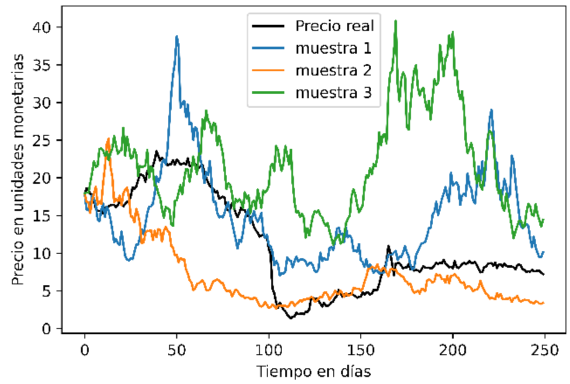

Fig. 2. Gráfica de los precios reales y de tres muestras generadas por simulación

Existen varios modelos para los precios de las acciones. Por ejemplo, uno de ellos, se basa en modelar de manera autoregresiva a los rendimientos logaritmizados, que usualmente, son estacionarios [2].

Otra posibilidad es suponer que la volatilidad es variable, aprovechando la propiedad observada en la práctica de que la volatilidad es inversamente proporcional al precio; esto es, porque en la práctica se observa frecuentemente que cuando el precio es alto, la volatilidad es baja y cuando el precio es bajo, la volatilidad es elevada. Para la relación entre la volatilidad en el tiempo t, σ_t, y el precio de la acción en el tiempo t, P_t, se usará la fórmula:

$$\sigma_t = a + \frac{b}{1 + P_t} \tag{3}$$

Donde a y b se determinarán usando el método de Milstein y métodos numéricos. En este artículo usaremos este modelo a manera de ejemplo

En términos generales, la metodología propuesta en este artículo es la siguiente:

a) Seleccionar y evaluar el modelo seleccionado para el precio de la acción, confrontándolo con los datos reales.
b) Generar un número grande de series de precios para la acción, usando el modelo seleccionado y calcular el rendimiento porcentual para cada muestra, considerando los costos de las operaciones en cada caso específico.
c) Evaluar los resultados para diferentes modelos de los precios y para diferentes estrategias.

II. METODOLOGÍA

Para obtener las distribuciones de los rendimientos porcentuales, en el caso de que se considera una acción específica, se partió de una serie de 250 precios al cierre, se obtuvieron los parámetros y se simularon 100,000 muestras de precios de tamaño 250, usando un modelo específico, y para cada una de ellas, se calculó el rendimiento porcentual obtenido por la aplicación de la estrategia durante el periodo de 250 días.

Se consideraron dos modelos, uno el de movimiento Browniano con σ constante y otro con σ variable, de acuerdo a la ecuación (3). En el primer caso, se estimaron la deriva y la volatilidad con los estimadores de máxima verosimilitud, a partir de los rendimientos logaritmizados [3]. En el segundo caso, se calcularon los valores de los parámetros de (3), optimizando los parámetros del modelo con respecto a los datos reales, simulando valores de los precios por el método de Miltein.

También se realizaron las simulaciones usando la técnica de remuestreo no paramétrico [4].

De entre una lista de 20 acciones, 12 mostraron un mejor ajuste del modelo de σ variable que σ constante. Se seleccionó una de entre las que el modelo de σ variable mostró mejor ajuste a los datos, de acuerdo al criterio de razón de verosimilitud.

La programación se realizó en lenguaje Python, usando las librerías Numpy y Scipy [5]. Las gráficas, se realizaron usando la librería Matplotlib [6].

III. RESULTADOS

A partir de los rendimientos logaritmizados de una acción específica, se obtuvo $\mu = -0.00162$ y $\sigma = 0.12547$ Se simularon 100,000 veces secuencias de 250 precios; para cada una de estas secuencias, se calculó el rendimiento porcentual obtenido por el uso de la estrategia. Finalmente, se estimó el valor esperado del rendimiento porcentual, promediando los 100,000 rendimientos calculados. En la Fig. 3, se muestra la distribución empírica de los rendimientos porcentuales. La estimación del valor esperado del rendimiento porcentual, durante los 250 días fue de 93.56 %. Sin embargo, de esta figura se observa que el rendimiento porcentual varía notablemente, incluso puede tomar valores negativos.

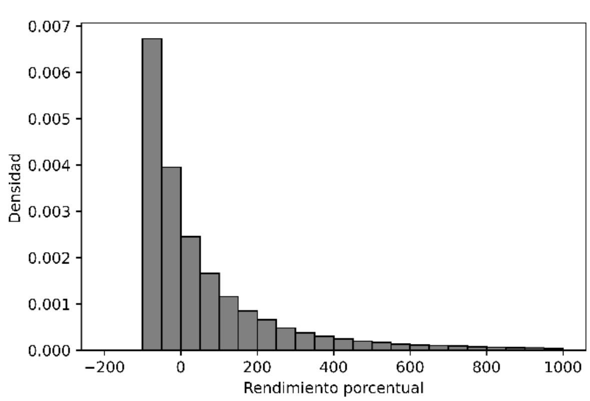

Fig. 3. Distribución de los rendimientos porcentuales para una acción con $= -0.00162$ y $\sigma = 0.12547$

Por lo tanto, en la práctica, aunque el valor esperado de la ganancia porcentual sea de 93.56 %, pueden producirse rendimientos porcentuales negativos, con una probabilidad de 0.523.

Por lo tanto, suponiendo que los precios de esta acción sigan un movimiento Browniano geométrico y que la estimación de los parámetros sea razonablemente buena, la estrategia propuesta es riesgosa, para esta acción.

Si solamente se supone que los rendimientos son estacionarios e independientes, usando la técnica de remuestreo sobre los rendimientos logaritmizados, se obtiene el histograma (comparativo) de la Fig. 4.

Como puede observarse de esta figura, la diferencia en las distribuciones obtenidas por los dos métodos es pequeña, aunque en otros casos puede ser mayor. Las medias obtenidas suponiendo movimiento Browniano y por remuestreo fueron de 93.56 % y 93.23 %, respectivamente, mientras que las probabilidades de perder fueron 0.523 y 0.524, respectivamente.

B. Dependencia con respecto a los parámetros.

El rendimiento esperado obtenido por la estrategia propuesta depende de los parámetros μ y σ. Para poder observar la variación, se estimó el valor esperado del rendimiento porcentual obtenida por diferentes valores de los parámetros tomando 100,000 muestras de tamaño 250. El resultado, se muestra en la Fig. 5.

Para un valor fijo de la volatilidad, el valor esperado del rendimiento porcentual aumenta, conforme μ aumenta. Mientras que para un valor de la deriva fijo, el rendimiento porcentual esperado, aumenta con la volatilidad; pero, al aumentar la volatilidad, la varianza de los valores esperados del rendimiento porcentual, también aumenta.

En la Fig. 6 se muestran las probabilidades de tener un rendimiento positivo para diferentes valores de μ y σ.

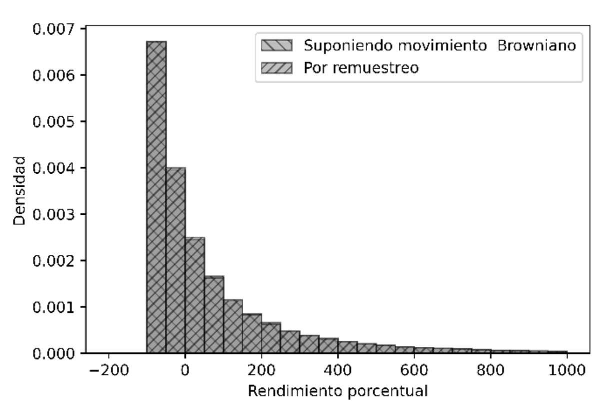

Fig. 4. Distribución de los rendimientos porcentuales para una acción con $= -0.001622$ y $\sigma = 0.12547$, suponiendo Movimiento Browniano para los rendimientos simulados y usando remuestreo.

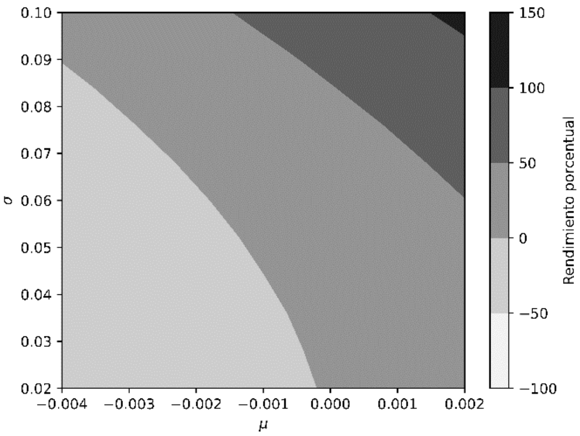

Fig. 5. Valor esperado estimado de los rendimientos porcentuales para diferentes valores de μ y σ.

A. *Comparación con otra estrategia.*

Con la finalidad de comparar el comportamiento de la estrategia propuesta con otra, se escogió una nueva estrategia simple, que consiste solamente en comprar todas las acciones posibles al principio y venderlas al final del periodo. El resultado se presenta en la Fig. 7.

Respecto a los valores esperados del rendimiento porcentual, la estrategia 2, que es la estrategia simple, es mejor que la estrategia 1, que es la propuesta.

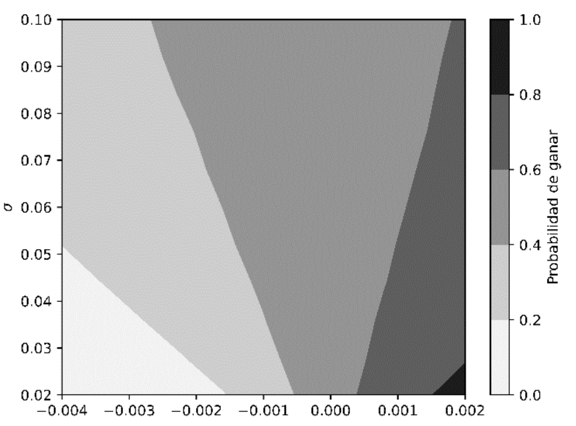

Fig. 6. Estimación de la probabilidad de tener un rendimiento positivo para diferentes valores de μ y σ.

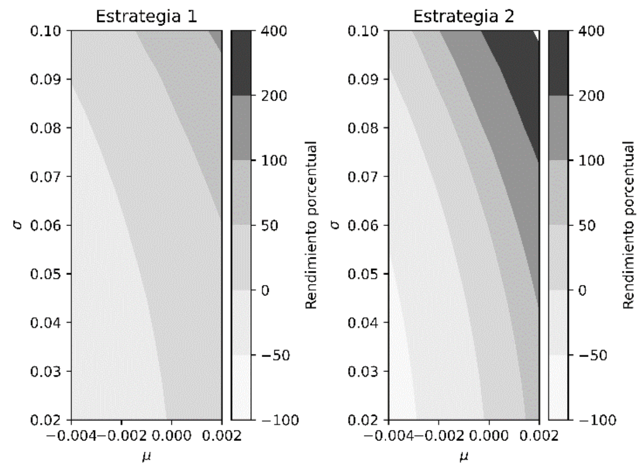

Fig. 7. Comparación de los rendimientos porcentuales estimados para dos estrategias, para diferentes valores de μ y σ.

Finalmente, considerando que a veces es preferible considerar el valor en riesgo, en la Fig. 8 se muestra la gráfica del percentil 5 % de los rendimientos porcentuales para diferentes valores de μ y de σ. Se observa que este percentil es mayor para valores grandes de μ y para valores pequeños de σ.

A. *Empleando otro modelo.*

Al modelar los precios con la ecuacione (3), se obtiene el resultado que se muestra en la Fig. 9. Se realizó una prueba de hipótesis de razón de verosimilitud llegando a la conclusión de que el modelo propuesto de σ variable se ajustó mejor a los datos reales que el de σ constante.

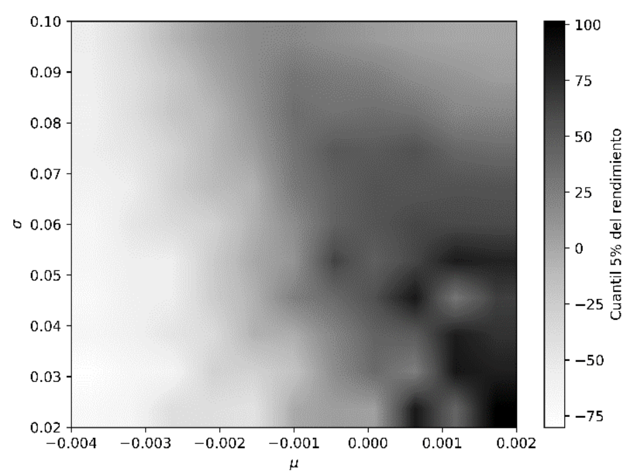

Fig. 8. Percentil de 5 % del rendimiento porcentual para diferentes valores de μ y σ.

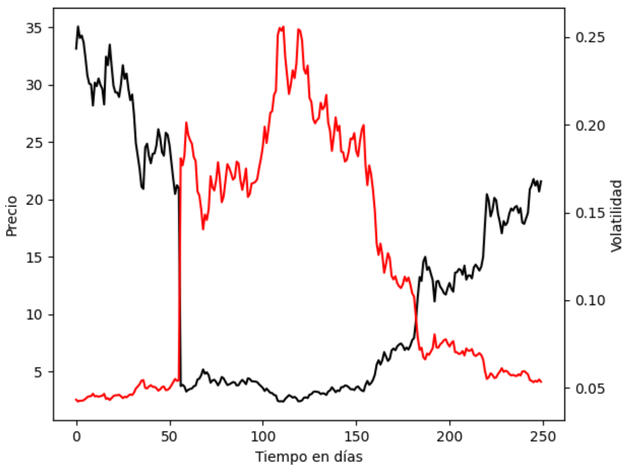

Fig. 9. Gráfica simultánea de precios y volatilidades.

Los parámetros obtenidos a los que se refieren en la ecuación (3) fueron $\mu = 0.024$, $a = 1.452$ y $b = 2.213$.

En la Fig. 10, se muestra la diferencia en las distribuciones considerando σ constante y σ variable, deacuerdo al modelo presentado en la introducción. Como puede observarse, las diferencias son importantes. Por lo tanto, queda claro que al evaluar una estrategia existe una fuerte dependencia con el modelo empleado para los precios de la acción.

Bajo el modelo con σ variable la estrategia se comporta mejor. Es decir, hay una dependencia importante entre el desempeño de la estrategia con el modelo usado para evaluarla.

Finalmente, en la Fig. 11 se muestran las distribuciones del rendimiento porcentual incluyendo y sin incluir un costo de 0.26 % en cada operación, usando el modelo de movimiento Browniano.

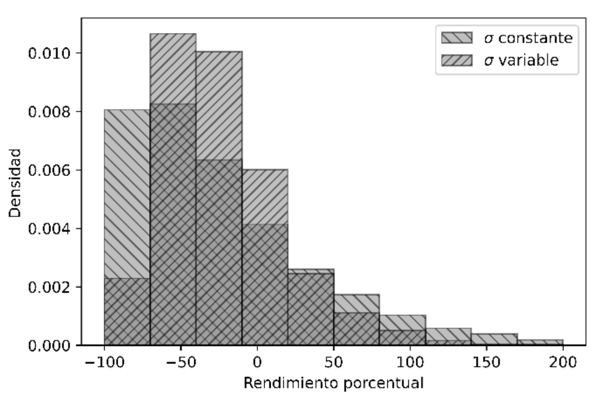

Fig. 10. Comparación de los rendimientos porcentuales con σ constante y con σ variable.

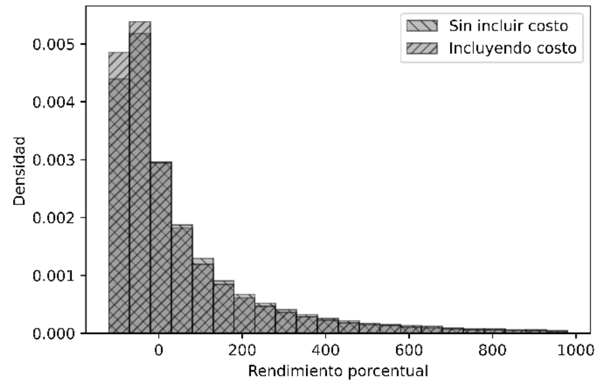

Fig. 11. Comparación de los rendimientos porcentuales incluyendo y sin incluir un costo de 0.26 % por cada operación.

La media sin incluir el costo es de 100.35 %, mientras que incluyendo el costo es de 74.91 %. La probabilidad de perder sin incluir el costo es de 0.533 e incluyendo el costo es de 0.569. Por lo tanto, para tener una idea más real, es conveniente considerar los costos de las operaciones, que, naturalmente, serán diferentes en cada caso.

IV. Discusión

Los resultados de la evaluación de una estrategia de "trading" varían con la muestra de una misma acción; por este motivo, no es suficiente evaluarla en la muestra de precios reales. Para generar las muestras de precios para una misma acción, se requiere usar algún modelo; la selección del modelo es crucial para la evaluación. Dado que el modelo solamente puede aproximar a la realidad, la evaluación de la estrategia tendrá una incertidumbre ineludible.

Para unas acciones, la correlación entre la volatilidad y el precio es significativa, pero para otras no. De modo que el modelo dado por la ecuación (3) no siempre es aplicable.

Los costos de las operaciones, que son variables, también afectan al resultado de la evaluación. Por lo tanto, habrá que considerar las particularidades de cada caso.

Sin embargo, la metodología usada en este artículo puede proporcionar información importante acerca de lo que puede aspirarse al aplicar la estrategia a una acción específica. Y lo que es muy importante, la metodología presentada permite hacer un estudio comparativo de la aplicación de diversas estrategias a una misma acción.

V. Conclusiones

En la evaluación de una estrategia hay que considerar el modelo empleado para los precios, el método utilizado para generar las muestras y los costos de las operaciones.

Además, en la selección del modelo hay que procurar que éste siga siendo válido al desplazarse en el tiempo.

De cualquier modo, la metodología presentada en este artículo es una herramienta objetiva para evaluar las estrategias, que además, permite considerar las posibles desviaciones de la realidad.

En este trabajo se consideraron solamente dos estrategias simples, pero la misma metodología puede aplicarse a cualquier otra estrategia.

Las operaciones de "trading" siempre está expuestas a un elevado riesgo; este artículo solamente pretende ejemplificar un método para evaluar una estrategia de "trading" sobre una base objetiva, mostrando sus limitaciones y el elevado riesgo que conllevan estas operaciones. En particular, la estrategia de usar las medias móviles que se ilustra en este trabajo obtuvo un resultado pobre en la evaluación.

AGRADECIMIENTOS

A la Escuela Superior de Física y Matemáticas por las facilidades otorgadas para poder realizar esta investigación.

REFERENCIAS

[1] S. Ross, "Introduction to Probability Models", Academic Press, Elsevier, 2007,ch. 10, pp. 625-662.

[2] R. Engle, *"Autoregressive Conditional Heteroskedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation"*, Econometrics, vol. 40, no. 4, pp. 987-1007, 1982.

[3] A. Mood, F. Graybill, D. Boes, "Introduction to the Theory of Statistics", McGraw Hill Inc., 1963, ch. VII, pp. 273-286.

[4] B. Efron, "Bootstrap Methods: Another Look at the Jackknife", *Ann. Statist.*, vol. 7, no. 1, pp. 1-26, January 1979.

[5] T.E. Oliphant, "Python for Scientific Computing", *Computing in Science & Engineering"*, Vol. 9, No 3, pp. 10-19, 2007

[6] J. D. Hunter, "Matplotlib: A 2D Graphics Environment", *Computing in Science & Engineering"*, Vol. 9, No 3, pp. 90-95, 2007.