

UNIVERSIDAD DE CHILE  
Facultad de Ciencias Económicas y Administrativas  
ESCUELA DE POSTGRADO, ECONOMÍA Y NEGOCIOS

# DETERMINACIÓN DE ÓPTIMOS DE ROLLING EN MODELOS ARIMAX PARA EL PRECIO DE LA ACCIÓN DE LEAR CORPORATION, INC.

**Tesis para optar al grado de Magíster en Finanzas**

*Alumno: Jesús Lázaro Nava*

**Profr. Guía: Antonino Parisi Fernández, Ph.D.**

Monterrey, México. Enero 2006

## ÍNDICE

INTRODUCCIÓN	3
CAPITULO I	
OBJETIVOS GENERALES	5
OBJETIVOS ESPECIFICOS	6
CAPITULO II	
MARCO TEÓRICO	7
DATOS	19
CAPITULO III	
MODELO	20
CAPITULO IV	
METODOLOGÍA	22
CAPITULO V	
ANÁLISIS DE LOS RESULTADOS	24
CONCLUSIÓN	30
ANEXOS	31
BIBLIOGRAFÍA	35

## INTRODUCCIÓN

La necesidad de contar con información oportuna y acertada que permita a los inversionistas y/o corporaciones tomar decisiones de manera efectiva ha ido en aumento en recientes años; hoy no solo es necesario contar con información de calidad sino que además esta permita anticiparse a los hechos y/o situaciones que pongan en riesgo el patrimonio del inversionista.

A lo largo de la historia el ser humano ha hecho esfuerzos importantes en las diferentes disciplinas de la ciencia para determinar y anticipares con mayor certeza a los fenómenos a los que nos vemos expuestos; sin lugar a duda esto mismo sucede en el ambito de las finanzas; pues el objetivo es reducir el riesgo al que se ven expuestos los inversionistas y con ello garantizar el éxito en su toma de desiciones al evaluar sus opciones.

Hoy en dia existen diversas técnicas para poder predecir los fenómenos futuros, estas se basan en la premisa de que los elementos que suceden en la práctica, no son un efecto aleatorio, sino que representan de alguna manera tendencias que podrían ser explicadas de cierta forma por algún modelo.

En primer término el presente trabajo pretende enunciar y describir los modelos ARIMA y del optimo de rolling para la predicion del signo y corportamiento futuro de las acciones.

En segundo término aplicar la técnica del tamaño óptimo de rolling para la predicción del signo del precio de la acción de la empresa Lear Corporation, Inc.; permitiendo al lector de una manera sencilla entender el modelo y que al concluir el trabajo tenga los conocimientos necesarios para emitir su propia opinión respecto a los temas tratados fortaleciendo al mismo tiempo sus conocimientos.

## **CAPITULO I**

### **OBJETIVOS**

#### **A. OBJETIVOS GENERALES**

Como mencionamos en párrafos anteriores el presente estudio tiene como objetivo determinar el tamaño óptimo de rolling que maximice la eficacia del modelo a través de modelos ARIMA para la predicción del signo de la acción de Magna Internacional Inc: para lo cual fue necesario lo siguiente:

1. Dado un modelo ARIMAX, para predicción de la variación del precio accionario, determinar si el tamaño muestral, del procedimiento Rolling, influye en la capacidad predicativa de este modelo.
2. Realizar un estudio de la acción LEA que cotiza en la NYSE y determinar si existe una relación entre el tamaño muestral, la capacidad predictiva del modelo
3. Encontrar el tamaño óptimo de rolling para la acción LEA y medir la robustez de los resultados.

## B. OBJETIVOS ESPECIFICOS

1. Diseñar una base de datos con las distintas variables que expliquen las variaciones de los precios accionarios.
2. Buscar el tamaño muestral que maximice el porcentaje de predicción de signo, para la acción LEA
3. Medir la significancia estadística de los resultados obtenidos, por los distintos tamaños muestrales.
4. Medir la robustez de los resultados aplicando bootstrap, obteniendo distribuciones de los resultados, intervalos de confianzas y la seguridad de que el modelo se aplica no solo al periodo de tiempo estudiado sino que a distintos escenarios económicos.

## CAPITULO II

### MARCO TEORICO

En 1970, Box y Jenkins desarrollaron un cuerpo metodológico destinado a identificar, estimar y diagnosticar modelos dinámicos de series temporales en los que la variable tiempo juega un papel fundamental. Una parte importante de esta metodología está pensada para liberar al investigador económetra de la tarea de especificación de los modelos dejando que los propios datos temporales de la variable a estudiar indique, la característica de la estructura probabilística subyacente.

Se analizarán los modelos en los que una variable es explicada utilizando exclusivamente una "exógena": su propio pasado. Podemos decir que la consideración exclusiva de los valores pasados de una determinada variable para explicar su evolución presente y futura supone, al mismo tiempo, una ventaja y un inconveniente:

- la ventaja radica en el hecho de no necesitar distintas series de datos referidas al mismo período de tiempo y el ahorrarnos la identificación y especificación del modelo en el sentido de la econometría tradicional,
- el inconveniente es que, al renunciar a la inclusión de un conjunto más amplio de variables explicativas, no atendemos a las relaciones que sin duda existen entre casi todas las variables económicas perdiendo capacidad de análisis al tiempo que renunciamos, implícitamente, al estudio teórico previo del fenómeno y a su indudable utilidad.



Dentro de estos modelos univariantes uno de los más conocidos son los modelos ARIMA.

## A. DEFINICIÓN Y CONCEPTOS BÁSICOS DE LOS MODELOS ARIMA

### Proceso estocástico y estacionariedad

Los modelos autorregresivos o de medias móviles que más tarde conceptualizaremos necesitan para su comprensión de la introducción del concepto de proceso estocástico.

Un proceso estocástico es una sucesión de variables aleatorias  $Y_t$  ordenadas, pudiendo tomar  $t$  cualquier valor entre infinito y menos-infinito.

Cada una de las variables  $Y_t$  que configuran un proceso estocástico tendrán su propia función de distribución con sus correspondientes momentos. Así mismo, cada par de esas variables tendrán su correspondiente función de distribución conjunta y sus funciones de distribución marginales. Esto mismo ocurrirá, ya no para cada par de variables, sino para conjuntos más amplios de las mismas. De esta forma, para caracterizar un proceso estocástico deberíamos especificar las funciones de distribución conjunta de cualquier conjunto de variables: cualesquiera que fueran los valores de  $(t_1, t_2, \dots, t_m)$  y cualquiera que fuera el valor de  $m$ .

Habitualmente, conocer esas funciones de distribución resulta complejo de forma que, para caracterizar un proceso estocástico, basta con especificar la media y la varianza para cada  $y_t$  y la covarianza para variables referidas a distintos valores de  $t$ .

Las distribuciones de probabilidad podrían no estar completamente caracterizadas en algunas de las variables, los momentos podrían no coincidir incluso no existir para alguna de las variables aleatorias, lo mismo puede ocurrir con las distribuciones conjuntas o marginales. Sin embargo, de todos los tipos de procesos estocásticos posibles, nos interesan especialmente dos de ellos a los que la estadística ha dado nombres precisos:

- ruido blanco: es una sucesión de variables aleatorias (proceso estocástico) con esperanza (media) cero, varianza constante e independientes para distintos valores de  $t$  (covarianza nula).

- proceso estocástico estacionario: decimos que un proceso estocástico es estacionario si las funciones de distribución conjuntas son invariantes con respecto a un desplazamiento en el tiempo (variación de  $t$ ). Es decir, considerando que  $t, t+1, t+2, \dots, t+k$  reflejan períodos sucesivos.

Esta definición de estacionariedad se conoce como estacionariedad en sentido estricto o fuerte y puede relajarse sustancialmente utilizando la denominada estacionariedad en sentido amplio o débil. Decimos que un proceso estocástico es débilmente estacionario si:

- Las esperanzas matemáticas de las variables aleatorias no dependen del tiempo, son constantes.
- Las varianzas tampoco dependen del tiempo y son finitas.
- Las covarianzas entre dos variables aleatorias del proceso correspondientes a períodos distintos de tiempo (distintos valores de  $t$ ) solamente dependen del lapso de tiempo transcurrido entre ellas.

De esta última condición se desprende que, si un fenómeno es estacionario, sus variables pueden estar relacionadas linealmente entre si, pero de forma que la relación entre dos variables sólo depende de la distancia temporal  $k$  transcurrida entre ellas.

Lógicamente, la estacionariedad en sentido estricto garantiza la estacionariedad en sentido amplio pero no al revés.

Una vez introducido el concepto genérico de proceso estocástico puede decirse que una serie temporal cualquiera es, en realidad, una muestra, una realización concreta con unos valores concretos de un proceso estocástico teórico, real. El análisis de series que vamos a estudiar tratará, a partir de los datos de una serie temporal, inferir las características de la estructura probabilística subyacente, del verdadero proceso estocástico.

## B. MODELOS AUTORREGRESIVOS

La palabra ARIMA significa Modelos Autorregresivos Integrados de Medias Móviles.

Definimos un modelo como autoregresivo si la variable endógena de un período  $t$  es explicada por las observaciones de ella misma correspondientes a períodos anteriores añadiéndose, como en los modelos estructurales, un término de error. En el caso de procesos estacionarios con distribución normal, la teoría estadística de los procesos estocásticos dice que, bajo determinadas condiciones previas, toda  $Y_t$  puede expresarse como una combinación lineal de sus valores pasados (parte sistemática) más un término de error (innovación).

Los modelos autoregresivos se abrevian con la palabra AR tras la que se indica el orden del modelo: AR(1), AR(2),....etc. El orden del modelo expresa el número de observaciones retrasadas de la serie temporal analizada que intervienen en la ecuación.

El término de error de los modelos de este tipo se denomina generalmente ruido blanco cuando cumple las tres hipótesis básicas tradicionales mencionadas anteriormente:

- media nula
- varianza constante
- covarianza nula entre errores correspondientes a observaciones diferentes

La expresión genérica de un modelo autoregresivo, AR(p) sería la siguiente:

$$Y_t = \alpha_0 + \alpha_1 Y_{t-1} + \alpha_2 Y_{t-2} + \dots + \alpha_p Y_{t-p} + \varepsilon$$

Normalmente, se suele trabajar con modelos autoregresivos de órdenes bajos: AR(1) o AR(2), o bien con órdenes coincidentes con la periodicidad de los datos de la serie analizada (si es trimestral AR(4), si es mensual AR(12)....)<sup>1</sup>.

#### Modelo de medias móviles

Un modelo de los denominados de medias móviles es aquel que explica el valor de una determinada variable en un período t en función de un término independiente y una sucesión de errores correspondientes a períodos precedentes, ponderados convenientemente. Estos modelos se denotan normalmente con las siglas MA, seguidos, como en el caso de los modelos autorregresivos, del orden entre paréntesis. Así, un modelo con q términos de error MA(q) respondería a la siguiente expresión:

$$Y_t = \mu + \alpha_1 \varepsilon_{t-1} + \alpha_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + \alpha_p \varepsilon_{t-p} + \varepsilon$$

Al igual que en el caso de los modelos autoregresivos, el orden de los modelos de medias móviles suele ser bajo MA(1), MA(2) o corresponderse con la periodicidad de los datos analizados MA(4), para series trimestrales, o MA(12) para series mensuales.

---

<sup>1</sup> En este estudio se prefirió seguir la primera alternativa y utilizar órdenes bajos, para obtener una mayor eficiencia del modelo.

## Interpretación de un modelo de medias móviles

¿Qué significa que una variable aleatoria se explique en función de los errores cometidos en períodos precedentes?, ¿De dónde proceden esos errores?, ¿Cuál es la justificación de un modelo de este tipo?. En realidad, un modelo de medias móviles puede obtenerse a partir de un modelo autoregresivo sin más que realizar sucesivas sustituciones, que no vienen al caso mostrar.

## Condiciones y raíces unitarias para los modelos AR y MA

Se ha mencionado anteriormente que, bajo condiciones generales, todo proceso estocástico estacionario se prestaba a una especificación tipo  $AR(p)$  y en consecuencia podía expresarse también como un  $MA(q)$ . Es ahora el momento de especificar lo que antes hemos llamado "condiciones generales" y examinar en que casos es posible la realización de un proceso AR ó MA para representar un proceso estocástico estacionario.

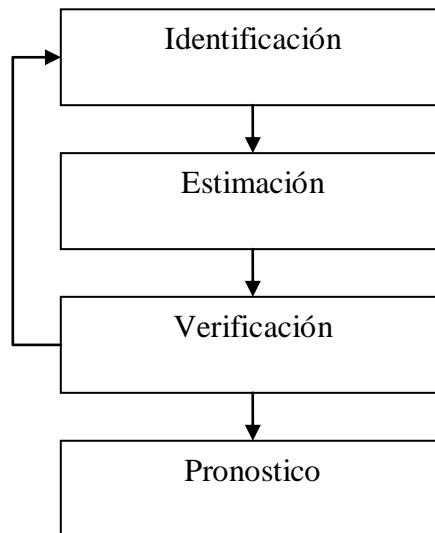
Para que un proceso estocástico estacionario admita una formulación del tipo que aquí estudiaremos han de cumplirse dos condiciones accesorias:

- el proceso no debe ser anticipante (hipótesis de recursividad temporal); lo que quiere decir que los valores de una variable en un momento  $t$  no dependerán de los que esta misma tome en  $t+j$ , siendo  $j$  cualquier valor superior a cero.

- el proceso ha de ser invertible; lo que supone que la correlación entre una variable y su pasado va reduciéndose a medida que nos alejamos más en el tiempo del momento para el que estamos considerando dicha correlación (proceso ergódico). La explicación intuitiva de esta situación derivaría de que si el especificáramos una variable en función de ciertos coeficientes que nos determinen su correlación con los valores pasados de ella misma, los valores de dichos coeficientes deberían ser necesariamente inferiores a uno, porque sino el proceso de infinitos números sería "explosivo".

### C. ETAPAS PARA ELABORAR UN ARIMA

Las etapas que se siguen en la elaboración de un modelo ARIMA con fines predictivos son las siguientes: identificación, estimación, verificación y pronóstico.



El primer paso es identificar el proceso estocástico que ha generado los datos, estimar los parámetros que caracterizan dicho proceso, verificar que se cumplan las hipótesis en la estimación. Si dichos supuestos no se cumplieran, la fase de verificación sirve como retroalimentación para una nueva fase de identificación una vez cumplido lo anterior se procede a utilizar el modelo para pronosticar.

#### D. MODELOS ARIMAX DE PREDICCIÓN

Los modelos ARIMAX son modelos econométricos, en los cuales uno se aproxima a una nube de puntos a través de una regresión lineal, ajuntando los ponderadores de las variables explicativas para obtener el menor error cuadrático medio, en este caso especial de regresión las variables explicativas son los rezagos de la misma variable, los errores de predicción de los periodos anteriores y variables exógenas.

Los inversionistas incorporan la información públicamente disponibles en sus expectativas y con esta información más información privada generan operaciones de compra y venta. Una importante fuente de información públicamente disponible son las series de precios de los distintos títulos bursátiles. Los modelos econométricos, nos ayudan a predecir el comportamiento de los títulos bursátiles a partir de datos que reflejan cómo se han comportado anteriormente.

En el caso de este estudio utilizaremos modelos econométricos reconstruidos a través de un proceso rolling. El funcionamiento rolling reconstruye el modelo periodo a



periodo agregando nueva información, pero le otorga una mayor importancia a los datos más recientemente y no toma en cuenta los datos más antiguos.

Creemos que esta manera de acercarse al problema es la más adecuada ya que el mercado no incorpora información relativamente antigua en sus expectativas ya sea por una incapacidad del cerebro humano, o porque dicha información pierde relevancia, lo cual es confirmado en estudios como el de Parisi y Parisi titulado “Modelos de Redes Neuronales Rolling vs. Recursivos: Precio del Oro.” en el cual el modelo que maximiza la capacidad predictiva en uno con funcionamiento rolling y la tesis de Gonzáles y Jiménez (2003) en la cual de entre los distintos modelos que utilizan para predecir el tipo de cambio, con funcionamiento rolling y recursivos, los modelos con funcionamiento rolling obtiene porcentajes más alto de predicción de signos.

## 1. VARIABLES DE ENTRADA

Por tratarse de un modelo ARIMAX, estimado en diferencia las variables utilizadas fueron las dos primeras diferencias rezagadas de la misma variable (MA, media móvil) ( $\delta V_{t-1}$ ,  $\delta V_{t-2}$ ), por la correlación y la información que se puede obtener para el futuro con los datos disponibles en el mercado los cuales reflejan las expectativas de los participantes del mercado, los errores de predicción generados en los dos periodos anteriores (AR, auto regresivo) ( $\epsilon_{t-1}$ ,  $\epsilon_{t-2}$ ), introducidos como variables explicativas para que el modelo se ajuste por los residuos anteriores y capturar la autocorrelación con

menos variables. Las variables exógenas escogidas fue la diferencia porcentual del Dow Jones Industry Index.

## 1.1 DOW JONES INDUSTRY

Los promedios del Dow Jones tienen su origen en la iniciativa de varios editores financieros: Charles Henry Dow (1851-1902) y de Edward D. Jones (1856-1920). Ambos periodistas, quienes junto con Charles Bergstresser, fundaron en 1882 Dow Jones & Company.

Estos promedios son revisados por editores del diario Wall Street Journal y sus componentes varían cuando hay una adquisición de por medio o cuando hay cambios drásticos en el desempeño corporativo de una empresa. Si ocurre algún evento que amerita el reemplazo de un componente, el índice al que este pertenece es revisado por entero. Por esta razón, múltiples cambios son realizados simultáneamente.

El DJIA, es sin duda el más seguido y reconocido índice de acciones. Lo conforma un diversificado portafolio con los títulos de 30 empresas de valor fijo alto (blue chips stocks), es por esto que se lo considera como un medidor del desempeño del mercado en general.

## 1.2 STANDARD & POORS 500

Este índice del Mercado norteamericano está formado por 500 acciones de acuerdo a su tamaño, liquidez, industria entre otros factores. El S&P500 está diseñado para ser un indicador del mercado norteamericano de capitales en donde se refleja el valor de riesgo-rentabilidad de un gran universo de empresas.

Este es un índice ponderado, el cual muestra el peso de cada acción según sea su valor de mercado es uno de los más comunes para usarlo como benchmark

## DATOS

Para el estudio se utilizó la acción de Lear Corporation, Inc (LEA) que contenía precios entre el 28 de agosto de 1995 y el 12 de diciembre de 2005. y como variables explicativas el Dow Jones y el S & P.

Lear Corporation, Inc. fue fundada en 1917 en Detroit Michigan como American Metal Products, un productor de tubulares y ensamblajes de estampados para la industria automotriz y de aviación. Lear se ha desarrollado y crecido para enfrentar las cambiantes necesidades de la industria con 18 importantes adquisiciones desde 1994, fecha en la que se lanzó como empresa pública para cotizar en la NYSE

Hoy en día Lear se ha enfocado al sector de la industria automotriz como uno de los principales proveedores.

Dentro de las divisiones a las que se dedica Lear en sector automotriz están la de interiores como lo son asientos, el panel de instrumentos, puertas y cubiertas, piso y acusativos entre otros

## CAPITULO III

### MODELO

Para la estimación del modelo se usaron 537 observaciones de la diferencia del precio de cierre semanal de acción antes mencionada, del DJI y del S&P.

El modelo formulado considera una variable de salida dada por la primera diferencia porcentual del precio de la acción correspondiente al período “t” ( $\delta G_t$ ), mientras que las variables de entrada están dadas por las primeras diferencias porcentuales rezagadas en uno y dos períodos de los precios de la acción ( $\delta G_{t-1}$ ,  $\delta G_{t-2}$ ), la primera diferencia porcentual del índice bursátil Dow Jones Index y del S&P

La forma funcional del modelo se expresa en la ecuación (1)

$$\begin{aligned} \text{Proy} = & ( A1 * GFI^3 t-2 * GFI^3 t-3 + A2 * GFI^2 t-1 + A3 * (GFI^2 t-2)^2 \\ & + A4 * GFI^1 t-3 * GFI^1 t-2 + A5 * S\&P t-3 + A6 * Dow t-2 + A7 * Dow t-3 * Dow t-2 ) \end{aligned} \quad (1)$$

La razón por la que se utilizaron variables rezagadas se debe a que no se cuenta con la capacidad para predecir las variables independientes utilizadas en el modelo. Además, debido a que la información de hoy está desfasada con respecto a la proyección, se utilizan modelos dinámicos con rezago (t-1, t-2) en las variables independientes.

## A. FUNCIONAMIENTO ROLLING

El funcionamiento rolling pretende capturar el proceso de adaptación de expectativas, de manera tal que se le otorgue una mayor importancia a aquella información recientemente agregada y descartando la más antigua, simulando el hecho de que los agentes ajustan sus expectativas dando una mayor ponderación a la información más reciente. Específicamente, éste mantiene constante el tamaño del conjunto muestral “n”, pero varía desde el punto de vista de su composición, pues para cada iteración éste se va desplazando a través del conjunto total de datos, de manera que incluye la próxima observación pero a la vez elimina la más antigua “-1+n+1=n”, el proceso se repite “m-1” veces, permitiendo al modelo recalcular sus ponderadores de acuerdo a lo aprendido.

## CAPITULO IV

### METODOLOGÍA

El modelo requiere para su funcionamiento que la base de datos se divida en a lo menos dos conjuntos diferentes: (a) conjunto muestral (conjunto de datos empleados para que el modelo estime los parámetros, tamaño de rolling) y (b) un conjunto extramuestral.

Con el objetivo de encontrar el tamaño optimo del conjunto muestral o rolling optimo, que maximice el porcentaje de predicción de signos, se procedio a establecer 127 conjuntos extramuestrales distintos, desde un conjunto extramuestral que contenía 15 datos hasta uno que contenía 125, cada vez agregando 5 datos mas.

Para cada tamaño muestral y para la acción MGA se corrió el modelo antes mencionado y se obtuvo la rentabilidad de un modelo “buy and hold”, o inversionista ingenuo, el cual es utilizado como benchmark, dicha rentabilidad se calculó como la variación de la riqueza del inversionista, asumiendo que compraba la acción a comienzos de periodo y la vendía al finalizar este, como se muestra en la ecuación (3):

$$R_j = \left[ \frac{V_{330}}{V_{330-t}} - 1 \right] \times 100 \quad ; \quad (3)$$

donde  $V_{330}$  es el valor de la acción en el día 330, o sea el último día de la muestra y  $V_{330-t}$  corresponde al valor de la acción al día en que empieza el tamaño extramuestral, definiendo  $t$  como el tamaño del rolling. Además dicha rentabilidad se anualizo, considerando años con 250 días, para hacerla comparable, entre las distintas acciones, dado que fueron obtenida sobre modelos que poseen distintos tamaños muestrales.

Por otra parte, la rentabilidad de la técnica ex-post se calculó como la variación porcentual anual de la riqueza del inversionista, asumiendo un monto de inversión inicial de US\$ 100.000.- La operatoria fue la siguiente, cuando se detectaba una señal de compra se adquiría la acción utilizando todo el dinero y luego se vendían, todas las acciones, cuando aparecía una señal de venta este proceso se repitió hasta el final de periodo y se evaluó la riqueza del inversionista. Cabe señalar que al calcular la rentabilidad no se consideraron los costos de transacción. Además, no se realizaron operaciones de venta corta, por último esta rentabilidad también fue analizada con el mismo criterio anterior para poder compararla con el benchmark y así poder saber si se obtiene una rentabilidad sobrenormal o no al utilizar esta técnica predictiva y obtener sobre cual de las acciones se obtiene un rentabilidad mayor, bajo cifras anualizadas y comparables.



## CAPITULO V

### ANÁLISIS DE LOS RESULTADOS.

El primer paso que se realizó fue el de identificar el modelo con el mejor tamaño muestral y las variables asociadas que nos permitirán obtener un alto porcentaje de valores extramuestrales en la aplicación de la técnica del óptimo de rolling.

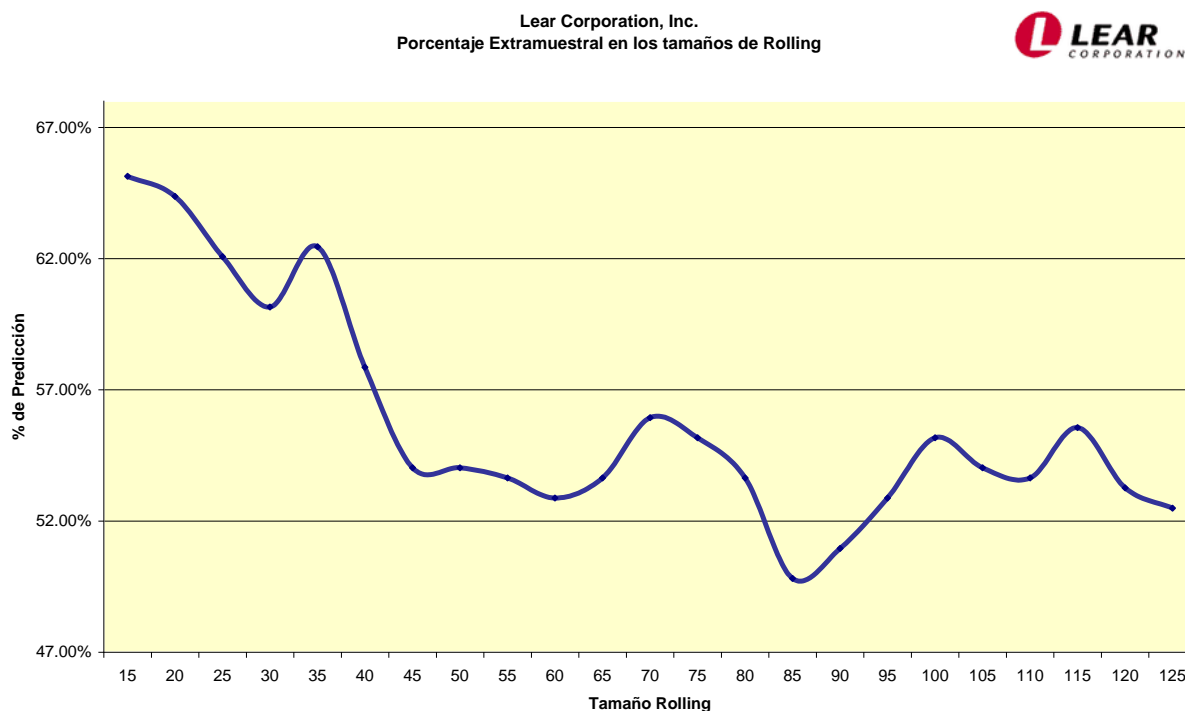
El modelo seleccionado para nuestra acción motivo de estudio fue el modelo 122, seleccionado de una muestra de 127 modelos con tamaños de rolling de 15 hasta 125, las alfas seleccionadas como variables asociadas al modelo fueron la 2, 4, 5, 6 y 7 de la siguiente tabla:

	Alfa	Considerar	
1	0.00000	<input type="checkbox"/>	0
2	-0.04921	<input checked="" type="checkbox"/>	1
3	0.00000	<input type="checkbox"/>	0
4	-4.64249	<input checked="" type="checkbox"/>	1
5	-0.02004	<input checked="" type="checkbox"/>	1
6	0.05216	<input checked="" type="checkbox"/>	1
7	0.31968	<input checked="" type="checkbox"/>	1

El porcentaje extramuestral obtenido para este modelo fue del 53.23% , mientras que el resultado más bajo fue de 42.74% obtenido en el modelo 66

Una vez identificado el modelo; el siguiente paso fue aplicar la técnica del óptimo de rolling para determinar el mejor tamaño; pudimos observar que los rangos donde se maximiza el porcentaje de la predicción de signo oscilan entre el 50% y el 67% para nuestro modelo y que el mejor tamaño es el de 15 de los 125 observados (ver Gráfica1). La media observada en el total de los modelos fue de 55.88%.

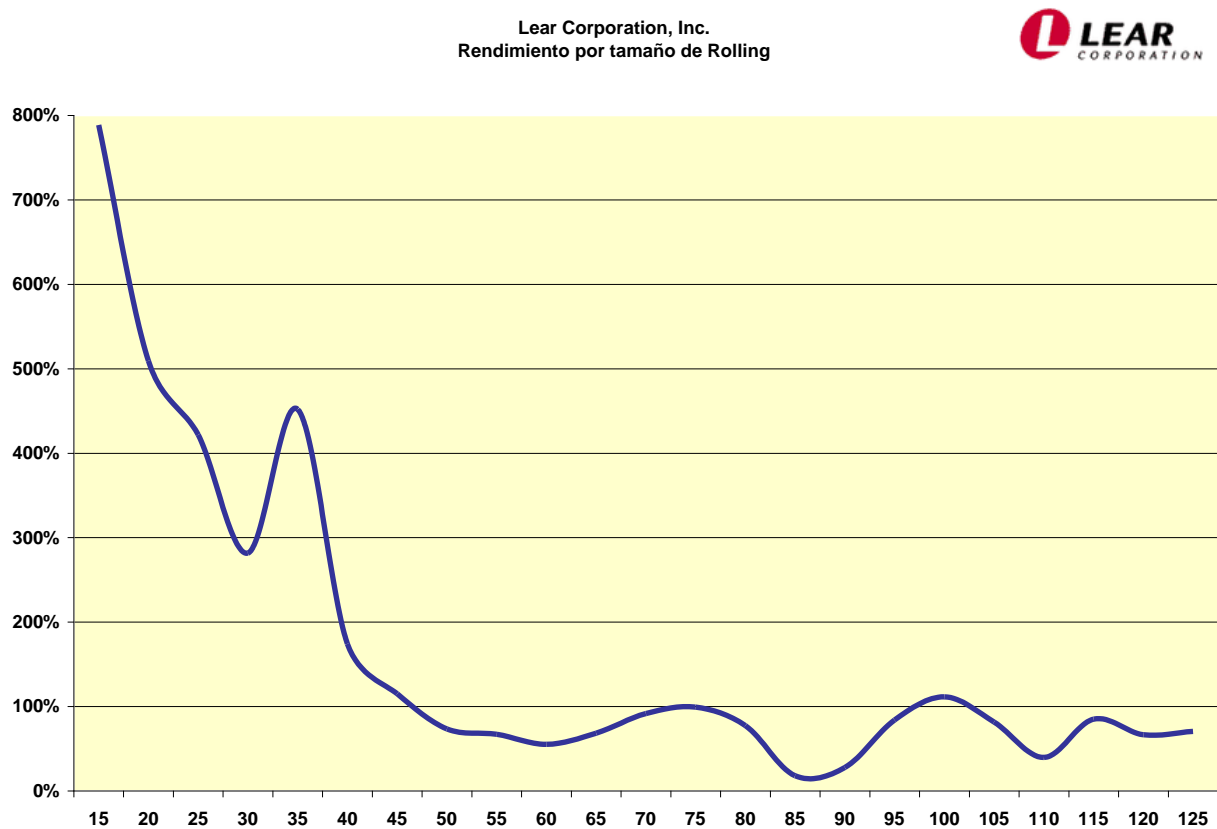
Gráfica 1



La rentabilidad de la técnica ex-post se calculó como la variación porcentual anual de la riqueza del inversionista asumiendo un monto de inversión inicial de US\$

100.000; considerando lo siguiente al detectar una señal de compra se adquiría la acción utilizando todo el dinero y luego se vendía al aparecer una señal de venta este proceso se repitió hasta el final de periodo y se evaluó la riqueza del inversionista. No se consideraron los costos de transacción ni se realizaron operaciones de venta corta, la rentabilidad fue analizada con el mismo criterio anterior para poder compararla con el benchmark (ver Gráfica 2)

Gráfica 2



Con el propósito de medir la eficacia del modelo en la predicción del comportamiento del signo de la acción de Magna Internacional, Inc., se calculó el valor de Bootstrap el cual se corrió en series de 100 datos con el objetivo de mostrar

la estabilidad de los resultados y la rentabilidad al aplicar a técnica sobre el período extramuestral, cada serie se obtuvo a partir del conjunto extramuestral, al extraer bloques de 8 semanas para mantener las iteraciones y correlaciones de las variables, siguiendo la metodología de Parisi, Parisi y Guerrero 2003 obteniendo los siguientes resultados (ver Tabla 1)

Tabla 1

**Resumen de Resultados**



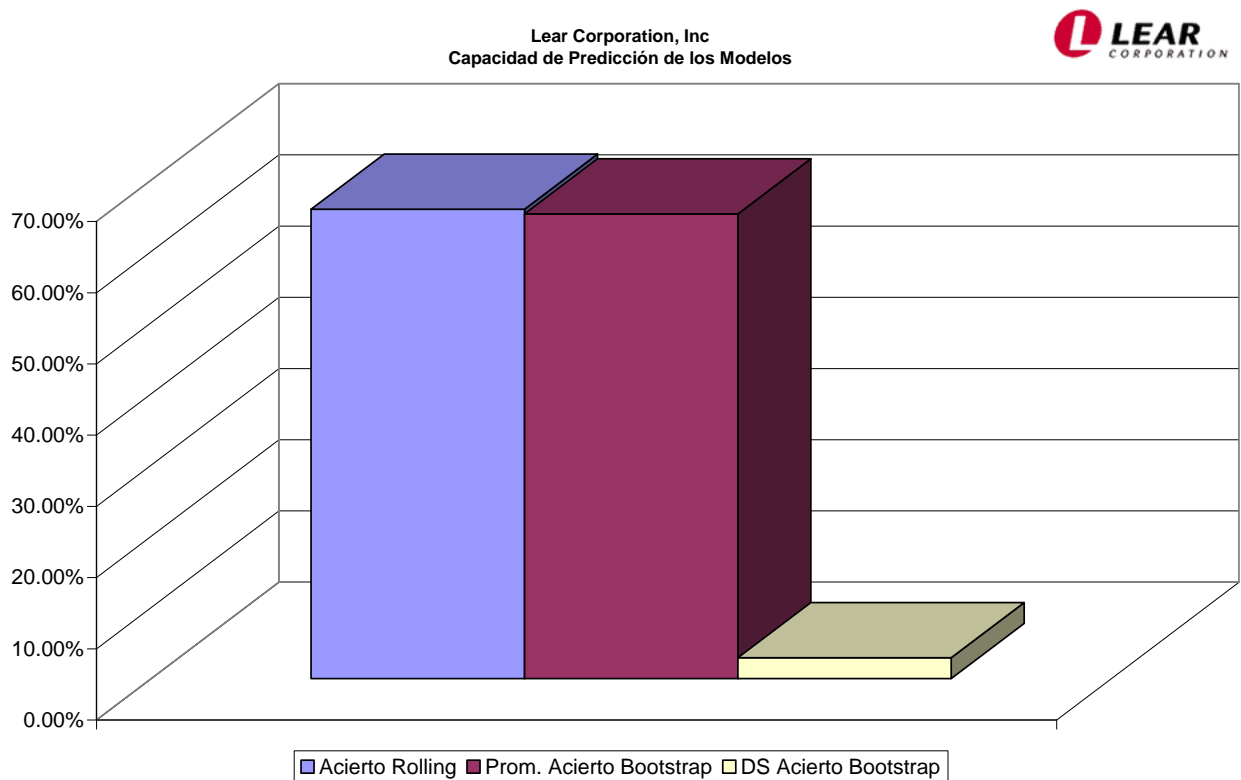
<b>Periodo para Rolling</b>	10 Años
<b>Rolling Expresado en</b>	Dias
<b>Monto Inicial para Rend.</b>	US\$ 100.000.-
<b>Metod. Calculo Rend.</b>	2 Estados (Tengo Dolares o ADRs) no contempla venta corta
<b>Series Bootstraping</b>	100
<b>Bloque Bootstraping</b>	8 Semanas (2 Meses)

<b>Rolling Optimo</b>	15
<b>Acierto Rolling</b>	65.90%
<b>Prom. Acierto Bootstrap</b>	65.24%
<b>DS Acierto Bootstrap</b>	2.92%
<b>Rend. Rolling</b>	788,728
<b>Prom. Rend. Bootstrap</b>	786,689
<b>DS Rend. Bootstrap</b>	484,999
<b>Rend.-DS Bootstrap</b>	301,690

Como se puede observar en la tabla anterior el resultado en la predicción del signo no difiere mucho de lo obtenido bajo la técnica del óptimo de rolling, y en lo que respecta a la rentabilidad bajo ambos métodos los resultados fueron muy favorables y la variación no es significativa.

Cabe mencionar que la desviación en la predicción del modelo (eficacia) fue del 2.92%, lo que demuestra la confiabilidad del estudio.

En la siguiente gráfica se puede apreciar la similitud de los resultados obtenidos bajo la aplicación del modelo de rolling y el resultado obtenido bajo la aplicación de bootstrap en lo que corresponde a la capacidad predictiva del comportamiento de la acción LEA



## TEST DE PESARAN Y TIMMERMAN

El test compara el signo de la proyección,  $\hat{y}_{n+i}$ , con el del valor observado,  $y_{n+i}$ , para cada  $i$ -ésima observación del conjunto extramuestral ( $i=1,2, \dots, m$ ), donde el signo indica la dirección en que se moverá el mercado accionario: al alza, si es positivo, o a la baja, si es negativo. Si los signos coinciden, aumentan la efectividad de la red, y en caso de no existir coincidencia, aumenta el error de predicción de la red.

El ratio de éxito (SR) se define como:

$$SR = m^{-1} \sum_{i=1}^m I_i \mathbb{1}_{\{y_{n+i}, \hat{y}_{n+i} > 0\}} \quad (1)$$

donde  $\mathbb{1}[\cdot]$  es una función indicador que toma el valor de 1 cuando su argumento es cierto y 0 en otro caso. Además:

$$P = m^{-1} \sum_{i=1}^m I_i \mathbb{1}_{\{y_{n+i} > 0\}} \quad (2)$$

y

$$\hat{P} = m^{-1} \sum_{i=1}^m I_i \mathbb{1}_{\{\hat{y}_{n+i} > 0\}} \quad (3)$$

El ratio de éxito en el caso de independencia de  $\hat{y}_{n+i}$  y  $y_{n+i}$ , SRI, está dada por:

$$SRI = P \cdot \hat{P} + (1-P)(1-\hat{P}) \quad (4)$$

cuya varianza es:

$$VAR[SRI] = m^{-2} \left[ (2 \cdot \hat{P} - 1)^2 P(1-P) + m(2 \cdot P - 1)^2 \hat{P}(1-\hat{P}) + 4 \cdot P \cdot \hat{P}(1-P)(1-\hat{P}) \right] \quad (5)$$

Por su parte, la varianza de SR se define como:

$$VAR[SR] = m^{-1} \cdot SRI(1-SRI) \quad (6)$$

Finalmente, el test DA de Pesaran & Timmermann (1992) está dado por:

$$DA = (VAR[SR] - VAR[SRI])^{-1/2} (SR - SRI)$$

## CONCLUSION

Podemos concluir que la aplicación de la técnica del óptimo de rolling es una herramienta que nos permite predecir el comportamiento de una acción en relación a los cambios en los niveles de los precios accionarios y que las ventajas que esta nos brinda es que como personas independientes podemos utilizarla para participar en el mundo de las finanzas al comprar y/o vender acciones pues la información para aplicar este modelo es de fácil acceso.

Demostramos que la aplicación del método de rolling influyó en la capacidad predictiva de nuestro modelo permitiendo maximizar su eficacia en los retornos de la acción con un modelo de tamaño rolling 15 aplicado a un modelo 122 con 5 variables.

A través de la aplicación de bootstrap se verificó que los resultados obtenidos en la aplicación de roolling guardarán una similitud, se pudo verificar que estos mostraron una estabilidad y se concluyó que la rentabilidad fue similar al obtenido por la aplicación de rolling

Hemos visto que el trabajo que han hecho los Doctores Parisi y Parisi, ha sido de gran utilidad para el inversionista; pues minimiza la incertidumbre en la toma de decisiones.

Es importante que el lector comprenda que los modelos utilizados para el desarrollo del presente trabajo son solo algunas herramientas estadísticas que nos ayudan a predecir el comportamiento futuro considerando la tendencia histórica; sin embargo mencionaremos que esto es solo una parte de lo que el inversionista puede considerar en su predicción

## **ANEXOS**



## Selección de Modelo

ZONA DE RESULTADOS											
	Muestral	Extram	V1	V2	V3	V4	V5	V6	V7	Rentab	Tiempo
122	53.23%										
126	52.82%										
103	52.82%										
11	52.44%										
99	52.42%										
75	52.42%										
62	52.42%										
118	52.02%										
116	52.02%										
114	52.02%										
112	52.02%										
110	52.02%										
106	52.02%										
100	52.02%										
96	52.02%										
58	52.02%										
52	52.02%										
50	52.02%										
48	52.02%										
46	52.02%										
39	52.02%										
36	52.02%										
35	52.02%										
32	52.02%										
97	51.61%										
91	51.61%										
54	51.61%										
33	51.61%										
15	51.61%										
9	51.23%										
38	51.21%										
34	51.21%										
31	51.21%										
27	51.21%										
119	50.81%										
101	50.81%										
98	50.81%										
95	50.81%										
89	50.81%										
79	50.81%										
77	50.81%										
55	50.81%										
51	50.81%										
42	50.81%										
6	50.81%										
13	50.41%										
127	50.40%										
117	50.40%										
115	50.40%										
113	50.40%										
102	50.40%										
73	50.40%										
63	50.40%										
37	50.40%										
18	50.40%										
107	50.00%										
53	50.00%										
49	50.00%										
25	50.00%										
22	50.00%										

## Resultados en la Aplicación de Rolling

<b>ZONA DE RESULTADOS</b>											
	Muestral	Extram.	V1	V2	V3	V4	V5	V6	V7	Rentab.	Tiempo
15	47.18%	65.13%	0.00%	11.47%	0.00%	258.95%	94.35%	-95.38%	1561.84%	78872801.02%	19600.00%
20	48.39%	64.37%	0.00%	12.78%	0.00%	245.95%	#####	-49.98%	-618.17%	50947941.10%	23000.00%
25	46.77%	62.07%	0.00%	-3.54%	0.00%	-211.28%	84.87%	-52.19%	-1308.97%	42165306.71%	30800.00%
30	43.95%	60.15%	0.00%	-5.78%	0.00%	-8.26%	#####	-72.75%	-1024.48%	28174474.87%	40600.00%
35	51.21%	62.45%	0.00%	-13.21%	0.00%	-501.82%	15.39%	16.29%	2167.13%	45190874.21%	40700.00%
40	50.00%	57.85%	0.00%	-4.83%	0.00%	-340.84%	55.00%	15.98%	-71.26%	17415918.57%	40700.00%
45	50.00%	54.02%	0.00%	-0.22%	0.00%	-326.21%	40.58%	3.84%	-337.22%	11504400.52%	41200.00%
50	48.39%	54.02%	0.00%	-3.04%	0.00%	-355.91%	23.76%	12.22%	253.27%	7333506.81%	40800.00%
55	50.00%	53.64%	0.00%	-4.47%	0.00%	-371.13%	29.26%	9.56%	-182.93%	6706138.61%	42000.00%
60	51.21%	52.87%	0.00%	-1.54%	0.00%	-335.93%	21.41%	8.41%	-252.17%	5524153.30%	40900.00%
65	47.98%	53.64%	0.00%	-2.29%	0.00%	-308.47%	18.78%	3.32%	533.20%	6848322.43%	41400.00%
70	50.40%	55.94%	0.00%	-3.67%	0.00%	-344.58%	1.97%	7.09%	866.82%	9167239.63%	41400.00%
75	51.61%	55.17%	0.00%	-2.69%	0.00%	-286.55%	15.15%	11.18%	-135.41%	9916910.36%	41900.00%
80	50.81%	53.64%	0.00%	-2.38%	0.00%	-287.68%	11.51%	9.15%	-83.61%	7727942.08%	42200.00%
85	50.00%	49.81%	0.00%	-1.31%	0.00%	-294.17%	6.98%	2.83%	313.53%	1802954.30%	41800.00%
90	48.79%	50.96%	0.00%	-2.62%	0.00%	-291.73%	14.82%	1.43%	133.15%	2769387.43%	42200.00%
95	50.00%	52.87%	0.00%	-1.33%	0.00%	-313.35%	3.91%	-3.66%	687.07%	8382941.56%	42600.00%
100	49.60%	55.17%	0.00%	-2.71%	0.00%	-371.47%	-2.05%	-3.64%	865.43%	11138134.27%	42600.00%
105	49.60%	54.02%	0.00%	-2.15%	0.00%	-365.67%	3.70%	-1.13%	914.21%	8149122.94%	42400.00%
110	50.00%	53.64%	0.00%	-2.68%	0.00%	-394.87%	0.66%	2.88%	832.26%	3949389.63%	#####
115	48.79%	55.56%	0.00%	-4.90%	0.00%	-468.59%	-5.24%	5.25%	820.51%	8509787.05%	25600.00%
120	46.37%	53.26%	0.00%	-4.61%	0.00%	-458.40%	0.71%	6.36%	105.52%	6664385.84%	34500.00%
125	48.79%	52.49%	0.00%	-4.92%	0.00%	-464.25%	-2.00%	5.22%	31.97%	7057802.91%	41600.00%

### Modelo 122

	Muestral	Extramuestral
Minimo	43.95%	49.43%
Maximo	52.42%	65.90%

Med.	49.50%	55.88%
DS	1.61%	4.11%
Max	52.42%	65.90%
Min	43.95%	49.43%

### Ganancias en USD

Med.	168,035.49
DS	185,248.80
Max	858,229.68
Min	13,508.23

## Resultados en las series de Bootstrap

Serie	Aciertos	Rendimiento	Serie	Aciertos	Rendimiento
1	61.69%	456,394	51	65.13%	350,185
2	65.90%	1,311,627	52	63.22%	607,063
3	69.35%	655,856	53	69.35%	829,628
4	65.13%	1,015,204	54	62.45%	594,178
5	65.52%	1,213,008	55	58.62%	332,568
6	65.52%	1,269,570	56	70.50%	1,416,501
7	60.92%	696,597	57	68.97%	326,618
8	64.37%	685,774	58	68.58%	632,037
9	67.43%	759,376	59	71.26%	1,153,466
10	64.75%	404,878	60	67.82%	433,745
11	63.60%	367,619	61	68.58%	646,990
12	68.58%	791,018	62	60.54%	344,448
13	67.05%	188,821	63	63.98%	612,339
14	64.75%	394,682	64	63.60%	1,347,774
15	67.05%	464,934	65	65.13%	786,163
16	67.82%	265,915	66	66.67%	261,860
17	63.22%	477,468	67	61.30%	264,550
18	68.97%	1,391,519	68	63.60%	563,487
19	65.13%	2,085,983	69	68.20%	750,035
20	63.98%	625,399	70	64.75%	1,823,593
21	63.60%	1,611,123	71	60.15%	1,135,179
22	64.75%	548,452	72	64.75%	979,335
23	66.67%	1,010,889	73	62.45%	388,911
24	59.77%	444,241	74	60.15%	464,260
25	66.67%	928,569	75	65.90%	1,480,375
26	64.37%	413,096	76	69.73%	1,625,820
27	61.30%	300,121	77	66.67%	2,891,932
28	65.52%	793,499	78	65.52%	534,439
29	63.60%	211,597	79	66.28%	1,113,743
30	70.50%	650,391	80	66.67%	775,143
31	64.75%	523,469	81	61.69%	301,269
32	68.97%	977,396	82	60.54%	611,727
33	60.92%	646,781	83	63.22%	358,460
34	67.05%	753,255	84	63.60%	1,056,712
35	66.28%	342,074	85	63.60%	442,018
36	70.11%	778,869	86	67.43%	1,029,285
37	69.73%	1,014,959	87	67.82%	1,224,999
38	69.35%	883,955	88	62.45%	773,887
39	66.28%	812,596	89	64.75%	471,644
40	63.98%	852,946	90	64.75%	1,078,182
41	72.80%	1,192,617	91	68.97%	1,440,193
42	65.52%	602,350	92	60.15%	660,324
43	62.84%	370,478	93	67.05%	2,874,976
44	65.13%	477,362	94	64.37%	433,711
45	62.07%	718,124	95	62.45%	971,207
46	66.28%	525,739	96	65.90%	746,953
47	68.97%	990,830	97	65.13%	302,277
48	63.98%	228,571	98	61.30%	614,136
49	63.22%	329,293	99	64.75%	783,034
50	60.92%	790,926	100	67.05%	781,329

## BIBLIOGRAFÍA

- Ball, R. & Kothari, S.P. (1989). Nonstationary expected returns: Implications for test of market efficiency and serial correlation in returns. *Journal of Financial Economics* 25, 51-74.
- Blume, L., Easley D. & O'Hara M. (1994). Market statistics and technical analysis: The role of volume. *Journal of Finance* 49, 153-82.
- Brock, W., Lakonishok J. & LeBaron B. (1992). Simple technical trading rules and the stochastic properties of stocks returns. *The Journal of Finance*, Vol. XLVII, N°5, 1731-1763 (December).
- Brown, D. & Jennings R. (1989). On technical analysis. *Review of Financial Studies* 2, 527-551.
- Chan, K.C. (1988). On the contrarian investment strategy. *Journal of Business* 61, 147-163.
- Chopra, N., Lakonishok J. & Ritter J. R. (1992). Measuring abnormal returns: Do stocks overreact? *Journal of Financial Economics* 31, 235-268.
- Conrad J. & Kaul G. (1988). Time-variation in expected returns. *Journal of Business* 61, 409-425.
- Conrad J. & Kaul G. (1989). Mean reversion in short-horizon expected returns. *Review of Financial Studies* 2, 225-240.
- Conrad J. & Kaul G. (1993). Long-term market overreaction or biases in computed return? *Journal of Finance* 48, 39-63.

DeBondt, W. F. M. & Thaler R. (1985). Does the stock market overreact? *Journal of Finance* 40, 793-805.

DeBondt, W. F. M. & Thaler R. (1987). Further evidence on investor overreaction and stock market seasonability. *Journal of Finance* 42, 557-581.

Fama, Eugene (1970). Efficient capital markets: A review of theory and empirical work. *Journal of Finance* 25, 383-417.

Fama, E. & French K. R. (1988). Permanent and temporary components of stock prices. *Journal of Political Economy* 98, 247-273.

Fama, Eugene F. (1991). Efficient Capital Markets: II. *Journal of Finance* 46, 1575-1617.

Ferson, W. & Harvey, C. (1991). The variation of economic risk premiums. *Journal of Political Economy* 99, 385-415.

French, K. R. & Roll R. (1986). Stock return variances: The arrival of information and reaction of traders. *Journal of Financial Economics* 17, 5-26.

Gregoire, J. (1985). El ajuste de los precios accionarios a la información. *Paradigmas en Administración* 7, 121-131.

Grundy, B. & McNichols M. (1989). Trade and the revelation of information through prices and direct disclosure. *Review of Financial Studies* 2, 495-526.

Gonzales I. & Jiménez J.(2003) Redes neuronales aplicadas a la predicción del precio del tipo de cambio, Rolling vs. Recursivo. Tesis Facultad de Ciencias Económicas y Administrativas, Universidad de Chile

Jensen, Michael C. & Benington, George A (May 1970). Random Walks and Technical Theories: Some Additional Evidence. *Journal of Finance*. Reprinted in *Security Evaluation and Portfolio Analysis*, E. Elton and M. Gruber, Editors (Prentice-Hall, 1972), and *Investment Management: Some Readings*, J. Lorie and R. Brealey, Editors (Praeger Publishers, 1972).

Lehmann, B. (1990). Fads, martingales, and market efficiency. *Quarterly Journal of Economics* 105, 1-28.

Malkiel, B. (1981). *A random walk down Wall Street*, 2 ed. (Norton, New York).

Parisi, F. & Vasquez, A. (2000). Simple technical trading rules of stock returns: evidence from 1987 to 1998 in Chile. *Emerging Markets Review*, Vol. 1, N°2, 152-164.

Parisi, A. (2002) "Evaluación de modelos de redes neuronales de predicción del signo de la variación del IPSA", *Estudios de Administración*, vol. 9, N° 1, Universidad de Chile, 2002, p. 76.

Parisi, Parisi (2003) *Modelos de redes neuronales Rolling versus Recursivo: Precio del Oro*, Facultad de Ciencias Económicas y Administrativas, Universidad de Chile.

Poterba, J. M. & Summers L. H. (1988). Mean reversion in stock prices: Evidence and implications. *Journal of Financial Economics* 22, 27-59.

Urrutia, J. (1994). Time series properties of four Latin American equity markets: Argentina, Brazil, Chile and Mexico. *Estudios de Administración* 2, 1-8.

Zarowin, P. (1990). Size, seasonality, and stock market overreaction. *Journal of Financial and Quantitative Analysis* 25, 113-125.

