



UNIVERSIDAD DE CHILE
FACULTAD DE ECONOMÍA Y NEGOCIOS
Escuela de Economía y Administración

**PREDICCIÓN DE SIGNO DIARIO Y SEMANAL
DEL BENCHMARK UF 5 MEDIANTE EL USO DE REDES NEURONALES
ARTIFICIALES**

**Seminario para optar al Título de Ingeniero Comercial,
Mención Administración**

Alumno:

Daniel Alonso Robles Silva

Profesor Guía:

Jorge Gregoire Cerda

Santiago de Chile

Diciembre 2008

*A mi madre por el amor
y apoyo que me ha dado toda la vida*

*A Andrea por su amor, sus consejos e
incondicional compañía*

*A mi hermano y Tía Myriam por
su alegría y ánimo constante*

*A Don Jorge Gregoire, por confiar en mí,
por su gran guía y sus sabios consejos*

*A la Gerencia de Recursos Financieros de BancoEstado,
en especial a Alexis y Pablo, por su paciencia y apoyo*

*Y finalmente, a mi padre, por ser mi ángel guardián
y mi mejor amigo*

“Predicción de signo diario y semanal del Benchmark UF-5 mediante el uso de redes neuronales artificiales”

Alumno: Daniel Robles Silva

Profesor Guía: Jorge Gregoire Cerda

Abstracto

Este trabajo persigue evaluar la rentabilidad que habría obtenido un inversionista que hubiese seguido las recomendaciones de Redes Neuronales Artificiales para la conformación semanal de sus carteras de bonos durante casi 245 semanas. A la vez, se busca predecir la rentabilidad de un inversionista en periodos cortos de tiempo, prediciendo los cambios diarios, de las variaciones porcentuales de las variables de los distintos modelos. Ambos casos fueron comparados con modelos ingenuos de Buy & Hold, para los mismos intervalos.

En este trabajo se encontró que la red Ward tenía satisfactoria capacidad predictiva para el signo que seguirá el cambio del precio de un bono. Se encontró que para periodos cortos de tiempo, lapsos de un año con variables diarias, todos los factores son determinantes al momento de la predicción (el monto transado, la tasa interbancaria, el Benchmark rezagado). Mientras que para los promedios semanales, dentro de un lapso de 4 años, se encontró que el monto transado no era una variable significativa, por lo que se intuye que su efecto en la predicción se basa exclusivamente en las transacciones diarias, debido a que está sujeto a una mayor volatilidad.

Finalmente se confirma que el Benchmark UF-5 es altamente autoregresivo, y sólo para periodos cortos de tiempo, variables como el monto transado y la tasa interbancaria, reflejan un aporte significativo para la predicción del Benchmark.

INDICE

Parte I

I.1. Introducción	5
I.2. Objetivos de la Tesis	6

Parte II

II.1. Marco Referencial	6
II.1.1. Mercado secundario Chileno	6
II.1.2. Operaciones dentro del Mercado Secundario de la Deuda	8
II.1.3. Conformación de una Cartera de Renta Fija	9
II.1.4. Redes Neuronales Artificiales (RNA)	11
II.1.4.1 Estructura, Características y Aplicaciones de una RNA	12

Parte III

III.1. Metodología	17
III.2. Datos	18
III.2.1. Bonos del Banco Central de Chile	18
III.2.2 Los Benchmarks: Definición y Composición	19
III.2.3. La Política del Banco Central de Chile	20
III.2.4. Los Modelos	22
III.3. Evaluación de la Capacidad Predictiva y Significancia Estadística	23
III.4. Rentabilidad de la Red Neurona	24
III.5 RNA Utilizada	24

Parte IV

IV.1. Resultados	25
------------------------	----

Parte V

V.1. Conclusiones	36
Anexo	38
Bibliografía	40

I.1. Introducción

El hombre desde sus comienzos ha buscado la manera de predecir con mayor certeza los fenómenos a los cuales se ve afectado, a través de distintos métodos y ciencias intenta disminuir la incertidumbre que tiene del futuro.

Debido a lo anterior, en la historia podemos encontrar ejemplos de diferentes ciencias de la humanidad que han implementado diversas técnicas de predicción para obtener resultados que le ayuden a enfrentar los distintos sucesos.

Asimismo, las finanzas han seguido una historia muy similar a las demás ciencias, buscando acceder a la mayor información posible sobre el futuro, con el objetivo de poder tomar la mejor decisión, disminuyendo así, las posibilidades de fracaso y aumentando las de éxito.

Las Finanzas hacen uso de una técnica no lineal para la determinación de las variables de mercado: Las Redes Neuronales Artificiales (RNA). Las RNA imitan el funcionamiento del cerebro humano, "aprendiendo" de eventos pasados, y tomando sus decisiones presentes en relación a lo aprendido.

En el desarrollo de esta tesis se buscará determinar la existencia de modelo de predicción, por medio de una RNA, que prediga el movimiento del Benchmark UF-5 del mercado secundario Chileno a partir del año 2003 hasta el 2008, evaluando sus movimientos en diferentes períodos de tiempo y comparando la rentabilidad que tendría en relación a un "modelo Buy&Hold" de inversión.

I.2. Objetivos de la Tesis

Como objetivo general, este trabajo pretende encontrar modelos de predicción para el Benchmark UF 5, para datos diarios y semanales de manera separada, que logren un amplio porcentaje de predicción de signo y rentabilidad, en comparación a un modelo Buy&Hold de predicción. Logrando demostrar que estas variables de renta fija siguen un patrón de conducta definido y sus variaciones no son eventos aleatorios.

Asimismo, los objetivos específicos del presente trabajo son:

- 1.** Evaluar el modelo de RNA Ward Recursiva y ver que su porcentaje de predicción.
- 2.** Mostrar que los resultados encontrados en el estudio son estadísticamente significativos, a través del test de precisión direccional de Pesaran & Timmermann.
- 3.** Determinar si las predicciones hechas por los modelos, representan un beneficio económico a los inversionistas por sobre una estrategia pasiva (Buy & Hold).

Parte II

II.1. Marco Referencial

II.1.1. Mercado secundario Chileno

El mercado secundario de la deuda, está formado por dos diferentes mercados que se distinguen uno del otro por la naturaleza y la función de sus instrumentos, las modalidades de transacción y los riesgos involucrados con cada uno de ellos¹. El primero de ellos corresponde a la deuda de corto plazo², o de "intermediación financiera" (IIF), mientras que el segundo mercado es el que comprende a la deuda de largo plazo, o de "renta fija"³, que tiene un plazo de vencimiento mayor a un año.

¹ La diferencia entre ambos mercados se enfoca en su plazo de vencimiento al momento de la emisión.

² En Chile la deuda de corto plazo se conoce como el mercado de instrumentos de intermediación financiera (IIF), comprende, en general, los valores emitidos hasta un año de vencimiento.

³ Engloba todo el mercado de Bonos.

En el mercado secundario operan diferentes entidades reguladas como; fondos de pensiones, compañías de seguros, bancos y fondos mutuos, teniendo como consecuencia que la predicción de las variables de este mercado tengan un gran valor para las distintas entidades financieras.

Finalmente, la mayor importancia del mercado secundario de la deuda es "su influencia directa sobre la eficacia del financiamiento corporativo, el manejo de carteras de los inversionistas institucionales, el financiamiento del gobierno, la ejecución de la política monetaria, y el financiamiento a corto plazo de empresas y agentes financieros"⁴.

La diferencia entre el mercado primario y el mercado secundario de la deuda radica, en la frecuencia en que se pueden obtener información de las tasas de los instrumentos. Lo anterior se debe a que el mercado secundario refleja el movimiento diario de las tasas de interés de los instrumentos obteniéndose información de expectativas económicas, con mayor continuidad.

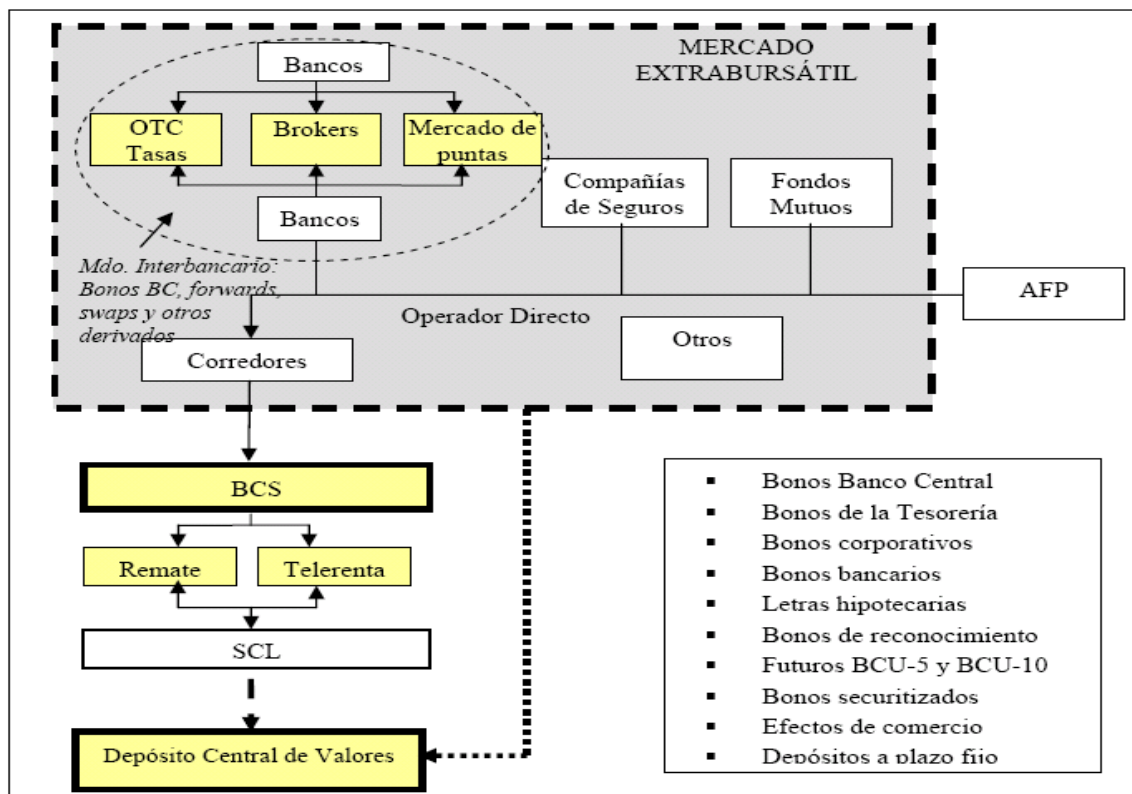
La figura 1 sintetiza la estructura del mercado secundario chileno. En el mercado extrabursátil se incluyen los Brokers, el Mercado de Puntas y el OTC Tasas, en los cuales sólo se transan bonos del Banco Central y forwards sobre éstos.

Las AFP, que no están autorizadas para operar fuera de la bolsa, las compañías de seguros y los fondos mutuos operan en la bolsa directamente a través de corredores y mesas de dinero. Dentro de la Bolsa se ofrecen plataformas de "*remate electrónico*" y Telerenta, las cuales se detallan a continuación.

⁴Vicente Lazen Documento de Trabajo N°5 Noviembre 2005, "El Mercado Secundario de Deuda en Chile", División de estudios-Superintendencia de Valores y Seguros.

Figura 1

ESTRUCTURA DEL MERCADO SECUNDARIO CHILENO ⁵



II.1.2. Operaciones dentro del Mercado Secundario de la Deuda

El mercado secundario opera dentro de la bolsa por medio de "plataformas interbancarias", en donde se transan solamente instrumentos de renta fija o bonos. Dentro del mercado chileno existen dos plataformas interbancarias de transacciones formales para los bancos nacionales. La primera de ellas es el "OTC Tasas"⁶, el cual es un mercado de puntas, donde se cotizan ofertas de compra (*bid*) y/o de venta (*offer*)⁷. En esta plataforma se transan principalmente los PRC-8, BCU-5, PRC-20 y los BCU-10.

Una segunda plataforma interbancaria es la conocida como "mercado de puntas", la cual a pesar de transar básicamente los mismos instrumentos (BCU-5, BCU-10 y los forwards

⁵ Fuente: Lazen, Vicente (2005). Documento de Trabajo N°5, "El Mercado Secundario de Deuda en Chile", División de estudios, Superintendencia de Valores y Seguros.

⁶ Plataforma Electrónica administrada por la Bolsa de Comercio de Santiago.

⁷ La postura de una oferta de compra o de venta, no constituye en realidad un "punta" a menos que sea la mejor oferta de todas

de ellos) que el OTC Tasas, se diferencia de la anterior en el hecho de que las negociaciones se lleva a cabo de manera telefónica, lo que tiene como consecuencia una mayor interacción humana, y por ende, la mayor transferencia de información entre las contrapartes.

Asimismo, en el mercado interbancario se opera con altos volúmenes en las transacciones, el monto mínimo de operación supera los UF 100.000. Por lo anterior, los bancos son los únicos en poder acceder a las plataformas de intermediación interbancaria debido a los altos volúmenes en las transacciones.

Finalmente el mercado secundario va a operar según el lugar donde se transe los instrumentos, es decir; (a) En la Bolsa de Piso, opera con 7 remates electrónicos cada media hora desde las 10:30, con una duración de 10 minutos cada uno. Además se realiza un octavo remate a las 16:15, dentro de estos remates cada participante hace una oferta en forme de la TIR del instrumento que desea transar, (b) en la Bolsa Electrónica, se opera con un sistema de rueda que funciona de forma continua existiendo precio de compra y venta para cada categoría de bonos, y (c) en el OTC se opera vía telefónica transando en su mayoría compras y ventas con pacto.

El remate Electrónico de renta fija, es un sistema donde se permite la negociación de instrumentos de renta fija (bonos) e intermediación financiera (pagarés). Dentro del remate electrónico existen cuatro etapas de transacción; (a) los operadores ingresan las ofertas de venta, (b) las partes interesadas pueden seleccionar las ofertas sobre las cuales desean hacer posturas, (c) el remate propiamente tal, donde los interesados hacen sus posturas, y (d) el sistema adjudica las ofertas de venta a las mejores ofertas de compra⁸.

II.1.3. Conformación de una Cartera de Renta Fija

Eugene Fama en 1970⁹, estableció debido a la "eficiencia" de los mercados, que el precio del activo representa toda la información disponible al momento del valorarse. Asimismo, Fama supone que los agentes son racionales, por lo que la posibilidad de retornos

⁸ Gerencia de Planificación y Desarrollo-Bolsa de Comercio de Santiago, "Características del Mercado Chileno".

⁹ Eugene Fama, "Hipótesis de Mercados Eficientes" 1970.

"anormales" se limita al hecho de que los participantes del mercado "adivinen" la información relevante para ganarle al mercado, por lo que los retornos "anormales" son considerados shocks aleatorios.

Pero Fama basa sus estudios en la hipótesis de que los costos de transacción e información son iguales a cero, lo que claramente no ocurre en la realidad, y hace que las conclusiones de él no sean representativas del mercado.

Por lo anterior, se han desarrollado estudios que contradicen y/o mejoran las conclusiones del paper de Fama, por ejemplo, Lo y Mackinlay en 1988¹⁰ encontraron que los precios accionarios no siguen necesariamente un "random walk" y de que serían predecibles en cierto nivel, basados en correlaciones sistemáticas de los retornos semanales de los principales mercados mundiales.

Asimismo, Leung, Daouk y Chen¹¹ en el año 2000 concluyen que la predicción de los retornos accionarios es un hecho real, demostrando que se podían obtener mejores resultados al intentar predecir el signo de los cambios en los precios de los activos en vez de predecir el cambio exacto.

Diferentes autores a lo largo de la historia han intentado predecir el futuro de los retornos de los diferentes instrumentos que se cotizan en el mercado (principalmente el precio de las acciones), a partir de modelos econométricos, análisis técnico o el análisis fundamental.

Pero hay que tener en claro, que todos los métodos matemáticos que se utilicen no pueden predecir con ciencia cierta los cambios en el futuro, ya que hay factores aleatorios (externos) que los modelos no pueden explicar. Por lo anterior el criterio del inversionista es

¹⁰ **Lo, A. y MacKinlay, A. C.** "Stock market prices do not follow random walk: Evidence from simple specification test." Review of financial studies. 1988.

¹¹ Leung Mark T., Daouk Hazem, Chen An-Sing (2000). "Forecasting stock indices: a comparison of classification and level estimation models". International Journal of Forecasting.

fundamental en cualquier proceso de inversión, y los modelos deben ser vistos como una aproximación de la realidad.

En este estudio se busca explicar las variaciones de los instrumentos de renta fija del mercado secundario de la deuda chileno, por lo que los retornos de los Benchmark UF-5 serán explicados, basándose en estudios previos que han intentado descifrar los movimientos del mercado accionario¹².

II.1.4. Las Redes Neuronales Artificiales (RNA)

Una definición adecuada al concepto de RNA es la que ocupan Martín del Brío&Sanz, los cuales definen una Red Neuronal Artificial como "un grafo¹³ dirigido, con las siguientes propiedades:

- A cada nodo i se asocia una variable de estado x_i .
- A cada conexión (i, j) de los nodos i y j se asocia un peso $w_{ij} \in R$.
- A cada nodo i se asocia un umbral θ_i .

Para cada nodo i se define una función $f_i(x_j, w_{ij}, \theta_i)$, que depende de los pesos de sus conexiones, del umbral y de los estados de los nodos j a él conectados. Esta función proporciona el nuevo estado del nodo."¹⁴

Una RNA, puede ser aplicada como un sistema computacional que busca imitar las funciones de un cerebro humano, por lo que este sistema puede ser entrenado o "educado", hasta llegar al punto de alcanzar el "aprendizaje" de ciertas funciones y variables que influyen en un problema por lo que las decisiones que tomara la RNA en el futuro estará influida por lo aprendido en el pasado.

¹² Ferson, W y Harvey, C. "The variation of economic risk premiums". Journal of Political Economy 99. 1991.

¹³ Un Grafo consiste en un conjunto de nodos (o vértices), más un conjunto de conexiones (o links) establecidas entre ellos.

¹⁴ Martín del Brío&Sanz, "Redes Neuronales y sistemas borrosos". Año 1997. Capítulo 1.

Básicamente la RNA desarrolla un proceso de "ensayo error" con las ponderaciones de la variable dependiente del problema, hasta encontrar la relación que minimice el error de predicción. La RNA mediante un "grupo de prueba" observa las variables independientes y dependientes del modelo en el pasado, para después aplicar lo aprendido, y en cada momento del tiempo va analizando las diferencias que existen entre la predicción y la realidad, adaptando las ecuaciones hasta llegar al óptimo de predicción.

II.1.4.1. Estructura, Características y Aplicaciones de una RNA

Una RNA esta compuesta por una serie de capas, que son un conjunto de neuronas¹⁵, que en su agregado forman la RNA las cuales se conforman por una capa de entrada¹⁶ con una cantidad de neuronas igual a la cantidad de inputs del problema, luego una o más capas ocultas¹⁷, y una capa de salida¹⁸ que posee solo una neurona. En particular las capas ocultas están caracterizadas por:

- Un Estado de activación de una neurona: $a_i(t)$
- Un Estado de Activación del conjunto: $A(t) = (a_1(t), a_2(t), \dots, a_n(t))$
- Una Función de salida: $f_i(a_i(t))$
- Un Vector de salidas del conjunto: $Y(t) = (f_1(a_1(t)), f_2(a_2(t)), \dots, f_n(a_n(t)))$

Las cuales están definidas para un instante de tiempo concreto, y siendo definidas las funciones "f" como: a) Función escalón, b) Función Lineal, c) Función Sigmoidal y d) Función Gaussiana. Debido a que a lo largo de este estudio, se ocupará la función Gaussiana como función de activación, tenemos que decir que esta no es más que la función de distribución normal (ver figura 3). Esta función es monótonica creciente y se usa cuando se cree que la

¹⁵ Cada "neurona" se reparte una parte del problema.

¹⁶ La capa de entrada es la que recibe los datos y lo reparte entre las distintas (o única) capas ocultas.

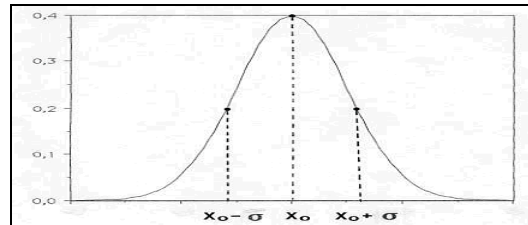
¹⁷ El número capas ocultas dentro de la RNA es determinado por el analista de la manera que el determine conveniente. Asimismo, las capas ocultas son las que procesan los datos que reciben de la capa de entrada, y es ahí donde es aplicada la función de activación.

¹⁸ La capa de salida es aquella que recibe los datos procesados de las capas ocultas y se encarga de entrar como output la respuesta buscada.

distribución converge a la media, entregando datos de salida dentro del rango (0,1). Su función de distribución es:

$$F(x) = \exp(-x^2)$$

Figura 3
Función Gaussiana



Asimismo, se ocupará la función Complemento de Gaussiana, que es la inversa de la función Gaussiana. Esta función le asigna más importancia a los datos de las colas o extremos de la función. Su función es:

$$F(x) = 1 - \exp(-x^2)$$

Lo anterior se hará debido a que al usar dos funciones en dos slabs¹⁹ distintos dentro de la capa oculta, se logra que la capa de salida tenga dos perspectivas de los datos, logrando así, una mejor predicción de los modelos.

Con todo lo anterior expuesto se puede tener una idea de lo que es una red neuronal, sin embargo todavía debe aportarse una característica o capacidad para terminar de definirla, y no es otra que la de estar basada en el aprendizaje. Este aprendizaje se adquiere mediante el entrenamiento de los diversos casos que aporten la experiencia y que permitan generalizar de casos anteriores a nuevos casos.

Una RNA es capaz de discriminar los elementos que deben resultar relevantes para el sistema, por ello, la correcta elección de sus características y estructura nos asegurará la construcción de una red capaz de realizar una tarea concreta.

¹⁹ Un "Slab" es un conjunto de neuronas que pertenecen a la misma capa y usan la misma función de activación. Puede existir más de un slab dentro de cada capa. De hecho en esta tesis la capa oculta poseerá dos slabs, como se verá más adelante.

Asimismo, una RNA se caracteriza por poseer conexiones que tienen un determinado peso asociado²⁰. Finalmente, la señal de entrada para una neurona "j" viene definida por la siguiente expresión:

$$net_j = \sum_i^n w_{ji} \cdot y_i \rightarrow \begin{cases} w_{ji} > 0 \rightarrow \text{excitadora} \\ w_{ji} < 0 \rightarrow \text{inhibidora} \\ w_{ji} = 0 \rightarrow \text{inconexa} \end{cases}$$

Donde: y es la salida de la neurona "i", y w el peso.

Esta regla muestra el procedimiento a seguir para combinar los valores de entrada a una unidad con los pesos de las conexiones que llegan a esa unidad y se conoce como regla de la propagación.

La regla que rige la relación entre las entradas a una determinada neurona y su estado actual de activación en un tiempo "t", para establecer un nuevo estado de activación dice que:

$$a_i(t+1) = F(a_i(t), Net_i)$$

Es decir, que el nuevo estado de activación es función del estado de activación inicial "t" y de la aportación realizada desde la entrada total. En la mayoría de los casos F es la función identidad, con lo que el estado de activación en el instante (t+1) coincide con el Net en (t) sin tener en cuenta el estado de activación anterior.

Por todo ello, la salida de una neurona y_i en (t+1) es:

$$y_i(t+1) = f\left(\sum_{j=1}^N w_{ij} \cdot y_j(t)\right)$$

Esta función "f" es conocida como función de transferencia o de activación, y no aparece centrada en el origen del eje que representa el valor de entrada neta, sino que existe un cierto desplazamiento debido a las propias características de la neurona. Este valor es lo que se define como Umbral de Activación de la Neurona "i".

²⁰ Que es el elemento que hace que la red adquiera el verdadero conocimiento en el que se fundamenta todo el sistema.

Se pueden clasificar de manera general en función de diversos criterios:

- En función del número de capas: Redes monocapa y multicapa.
- En función del tipo de enlaces entre neuronas: Redes con conexiones hacia adelante (feedforward) o redes con conexiones hacia adelante y hacia atrás (feedback).
- En función del tipo de aprendizaje: Aprendizaje supervisado o no supervisado.

Una RNA busca imitar las principales funciones del cerebro humano, por lo que una RNA tiene las siguientes características:

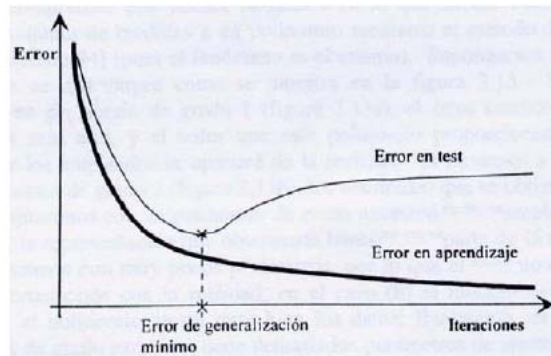
- **Procesamiento Paralelo:** Al igual que el cerebro humano es capaz de analizar varios procesos de manera paralela, la RNA es "paralela" con el fin de poder entender las su entorno de una manera mucho más rápida que si sólo interpretara una cosa a la vez. Lo anterior se logra, por el hecho de que la RNA reparte distintas partes del problema entre sus neuronas, logrando procesar los datos de manera más rápida y eficiente.
- **Memoria Distribuida:** Dentro de la RNA la información se distribuye dentro de la sinapsis²¹, por lo que si una conexión se daña sólo se perderá una pequeña fracción de la información.
- **Adaptabilidad:** Una RNA tiene la gran característica de adaptarse a su entorno y "aprender" de los datos que recibe del exterior. La forma más común que tienen las RNA para adaptarse es mediante la modificación de sus sinopsis (conexiones entre neuronas), lo que les permite aprender de la experiencia. Esto les permite generalizar a partir de casos particulares.

Debido a la capacidad de adaptabilidad ("aprendizaje") de las RNA es que se pueden generar datos confiables, en escenarios futuros, debido a que la RNA estima en relación a los modelos aprendidos con anterioridad. Pero esto genera una gran desventaja, en el sentido de que al intentar reducir el Error Cuadrático Medio, la RNA puede llegar a memorizar los

²¹ La sinapsis son las conexiones dentro de una red.

patrones de la fase de aprendizaje, haciendo con esto que bajo escenarios completamente diferentes a los de la fase de entrenamiento, la RNA no logre una estampación eficiente.

Tal como lo describen Martín del Brío y Sanz Molina²², a medida que aumentan las iteraciones hechas en la etapa de entrenamiento, tanto error de la fase de aprendizaje y el de la etapa de prueba disminuyen juntos, hasta un cierto punto, a partir del cual, el error de prueba empieza a aumentar mientras que el ECM sigue bajando. Lo anterior se ve reflejado en el siguiente gráfico:



La figura anterior, deja en claro que el ECM es un buen indicador de la capacidad de generalización que posee la red (ósea de cuanto aprendió en la etapa de aprendizaje). Las RNA, pueden ser aplicadas a diferentes modelos financieros, *Bosarge*²³(1993) logró comprobar la hipótesis de que los mercados financieros se comportan de una manera no lineal, facilitando el uso de las RNA como herramientas de predicción de instrumentos.

En particular, en este estudio se dará cabida a la capacidad de predicción de las RNA en los modelos de series de tiempo, en donde el objetivo es encontrar patrones de comportamiento en datos multivariados, que es posible realizar a través de modelos no paramétricos de RNA²⁴.

²² Martín del Brío, B. y Sanz Molina, A. "Redes neuronales y sistemas borrosos". Editorial RA-MA, Madrid. 1997.

²³ Bosarge, W.E. (1993). Adaptive processes to exploit the nonlinear structure of financial markets. In R.R. Trippi & E. Turban (eds.), *Neural networks in finance and investing*. New York, Irwin, pp. 371-402.

²⁴ Ver a Wilpen Gorr (1994). Research prospective on neural network forecasting. *International Journal of Forecasting* (10)1, pp. 1-4.

La gran mayoría de los estudios de redes neuronales presentados hasta hoy, se han desarrollado con el fin de predecir valores de índices bursátiles y de activos individuales, principalmente en mercados establecidos (EEUU, UK y Japón). Buscando, principalmente, predecir el nivel o el signo de los retornos de índices bursátiles (Dow Jones, Nikkei, IPSA, acciones comunes, etc.), para la toma de decisiones de inversión.

Parte III

III.1 Metodología

Lo que persigue esta tesis es evaluar la rentabilidad que tendría un inversionista al conformar su portfolio de acuerdo a las recomendaciones de una RNA durante 245 semanas (cerca de 4 años y medio), ofreciendo diferentes modelos que buscan alcanzar la mayor rentabilidad en el largo plazo.

Estos mismos modelos son evaluados en su efectividad en periodos más cortos de tiempo, 245 días, buscando demostrar así la efectividad de predicción de diferentes modelos utilizando una RNA en el corto plazo (datos diarios en un periodo de 245 días) y en el largo plazo (promedios de datos semanales en un periodo de 245 semanas).

Estos resultados son comparados con portafolios conformados por una estrategia de “Buy & Hold” para los mismos periodos de tiempo. Dentro de este análisis no se consideraron costos de transacción debido a que toda la industria bancaria presenta los mismos costos marginales al transar en la bolsa (pago de terminales, software computacionales, derechos de uso de información, etc.), por lo que se que no reflejan un dato importante a la hora de hacer el análisis de rentabilidad.

Para el desarrollo de esta investigación se usó el software Microsoft Office Excel, en el que se programó la red neuronal mediante el uso del software, también de Microsoft, Visual Basic.

III.2 Datos

III.2.1. Los Bonos del Banco Central de Chile

Los BCU, son bonos del Banco Central en Unidades de Fomento (UF), emitidos y colocados en el mercado abierto conforma las facultades que otorga la Ley Orgánica constitucional (LOC), en el artículo 34 N°s 5,6 y 7, al Banco Central. La LOC faculta al Banco Central para establecer las condiciones de emisión de los bonos.

Asimismo, el plazo mínimo de vencimiento de los Bonos será de un año, contado desde su emisión, además, el Banco Central pagará estos Bonos en cupones de vencimientos semestrales iguales y sucesivos, que incluirá el pago de los intereses devengados, salvo el último cupón que comprenderá capital e intereses (Bono tipo Bullet).

Los cupones del BCU son pagados al valor que tenga la UF a la fecha de los correspondientes vencimientos, conforme al artículo 44 de la LOC. En el caso de que el vencimiento ocurra un día que no sea hábil bancario, el pago se efectuará al día hábil siguiente.

Los BCU devengarán un interés a una tasa anual vencida, que es determinada por el Gerente de División de Operaciones Financieras en forma simple, sobre la base de períodos semestrales de 180 días y de un año de 360 días.

Los BCU son colocados por el Banco Central a través de licitaciones en las fechas que éste determine, por venta directa o por "ventas por ventanilla". Los BCU son emitidos en cortes de: 500, 1000, 5.000 y 10.000 Unidades de Fomento, no obstante lo anterior, el Banco Central podrá emitir cortes distintos a los anteriores. Las condiciones de financieras y de emisión de las colocaciones serán determinadas por el Gerente de División de Operaciones, sujetándose a él "Reglamento de Ventas de Bonos del Banco Central de Chile"²⁵.

²⁵ Compendio de Normas Financieras, Acuerdo N° 1238-01-051229, Circular N° 3013-567

El precio de adquisición de los BCU será determinado por valor que resulte de restar el descuento ofrecido en UF del valor par del Bono al día de pago del precio de adquisición. Y la conversión entre pesos y UF se determinará por el valor de la UF vigente a la fecha de pago fijada.

Otra forma de venta de los BCU, es a través de la venta por "ventanilla" del Banco Central, en la cuál participan todas las instituciones que participan dentro del Sistema de Operaciones de Mercado Abierto (SOMA), telefónicamente a través de la Mesa de Dinero, o cualquier método que el Banco Central estime válido. En este tipo de venta, el Banco Central anuncia las tasas de interés anuales vencidas y los plazos de las operaciones, de los nuevos bonos.

El valor final de la transacción que resulte a través de este sistema, será el resultado de restar del descuento ofrecido, obtenido de la tasa de interés y del plazo, al monto en UF vigente a la fecha de pago indicada.

III.2.2. Los Benchmarks: Definición y Composición.

Los Benchmarks UF-02, UF-05, UF-07, UF-10, UF-20, PESOS-02, PESOS-05, PESOS-07 y PESOS-10 corresponden al cálculo de tasas promedio ponderadas provenientes de la consideración de transacciones efectuadas en rueda sobre algunos instrumentos emitidos por el Banco Central de Chile y la Tesorería General de la Republica de Chile y de transacciones spot efectuadas en el mercado interbancario OTC-Tasas.

Sobre estas transacciones consideradas, se aplica un filtro que descarta a todas aquellas operaciones, bursátiles o interbancarias, que no cumplan con los requisitos de cantidad transada y tasas máximas y mínimas del Benchmark respectivo. Por último, con las transacciones resultantes del filtro, se calcula una tasa promedio ponderada por el monto transado de cada operación.

Para efectos de este estudio se tomo en consideración el Benchmark UF-5, el cual contabiliza en su cálculo a las transacciones efectuadas en rueda de los "Bonos del Banco

Central de Chile Reajustables en UF” (BCU) y los “Bonos de la Tesorería General de la Republica de Chile en UF” (BTU) cuyo nemotécnico se encuentre en el listado de instrumentos definido para este benchmark y cuyas cantidades nominales no superen las 100.000 UF.

Actualmente, dicho listado está compuesto por los instrumentos nemotécnicos “BCU0301012”, “BCU0300413”, “BCU0300713”, “BCU0301013” y “BCU0501113”. Adicionalmente, considera a las transacciones efectuadas en rueda de los “Pagarés Reajustables del Banco Central de Chile con Pago en Cupones” (PRC) que cuenten con un plazo al vencimiento de entre 07 años y 07 meses a 10 años y 06 meses y de los “Cupones de Emisión Reajustables Opcionales en Unidades de Fomento del Banco Central de Chile” (CERO), que cuenten con un plazo al vencimiento de entre 03 años y 07 meses a 04 años y 06 meses, cuyas cantidades nominales no superen las 100.000 UF.

Por último, se incluyen las transacciones de puntas de UF-05 efectuadas en el mercado OTC-Tasas, cuya cantidad nominal no supere las 100.000 UF.

Simultáneamente, las operaciones consideradas son ordenadas de mayor a menor TIR para luego descartar a aquellas transacciones cuyo monto transado corresponda al 15% del monto total de las transacciones consideradas y que cuenten con las mayores tasas del listado ordenado. Análogamente, se descarta a aquellas transacciones cuyo monto transado corresponda al 15% del monto total de las transacciones consideradas y que cuenten con las menores tasas del listado ordenado.

De esta forma, el benchmark es calculado con el 70% de las transacciones elegibles por los criterios de selección. Cabe destacar que los cálculos se actualizan después de cada remate electrónico, considerándose todas las transacciones realizadas hasta dicho momento que cumplan con los criterios de selección.

II.2.3. La Política del Banco Central de Chile

El Banco Central de Chile (BCCh) desarrolla una política monetaria bajo un marco conceptual de cumplimiento de metas preestablecidas de inflación, el cual fue adoptado en Septiembre de 1999, además de la aprobación de un régimen de tipo de cambio flexible.

Para el desarrollo correcto de esta política, es necesario un alto grado de transparencia y comunicación por parte del Banco Central. Por lo anterior, a lo largo del tiempo se han implementado instrumentos para dar a conocer sus acciones al mercado, como lo son el Informe de Política Monetaria (IPOM), el Informe de Estabilidad Financiera (IEF) y de los comunicados y minutas de las reuniones de política monetaria²⁶.

El principal objetivo de la política monetaria del Banco Central consiste en mantener una inflación baja, estable y sostenible en el tiempo. La banda de inflación anual del IPC óptima esta entorno al 3%, a un horizonte temporal proyectado de dos años, con un rango de tolerancia de un punto porcentual. La forma que tiene el Banco Central de cumplir con este objetivo, es por medio de modificaciones en la tasa de política monetaria.

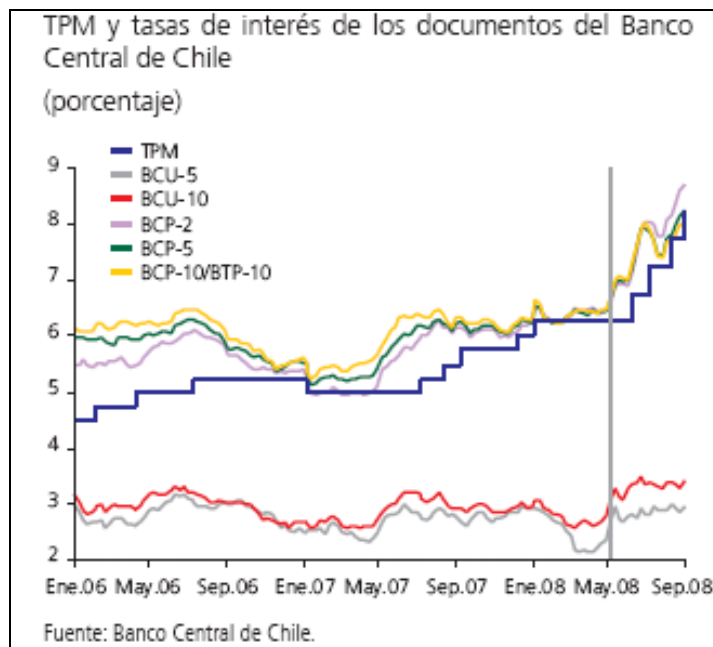
Para el Banco Central, existen dos razones principales para modificar la tasa de política monetaria. La primera ocurre, cuando en el "escenario más probable²⁷", las proyecciones de inflación se alejan de la meta del 3% de modo persistente. Por lo anterior, se puede concluir que la tasa de política monetaria (TPM) incluye en su valor las proyecciones futuras de inflación, por lo que el efecto de ellas estará asumido desde el momento en que se cambie la tasa. Lo anterior es debido a que el Banco Central busca con la modificación, que la nueva trayectoria de inflación esperada converja hacia el centro del rango de meta en el horizonte de política.

En segundo lugar, un cambio en la TPM puede deberse simplemente a una forma que tiene del Banco Central de validar un trayectoria esperada del impulso monetario supuesto en las proyecciones. En la figura 2, podemos comprobar que la TPM sigue cierta correlación con los Bonos del Banco Central en distintas fechas, por lo que se puede inferir que es una de las variables a considerar dentro del modelo.

²⁶ Banco Central de Chile, "La Política Monetaria del Banco Central de Chile en el Marco de Metas de Inflación"

²⁷ Después de haber aplicado todos sus modelos de predicción.

Figura 2



II.2.4. Los Modelos

Para esta investigación se ocuparon dos muestras diferentes; en primer lugar se empleó una muestra de 245 valores del cierre promedio semanal de las variables incluidas en el modelo, correspondiente al período entre el 4 de Abril del 2004 al 15 de Septiembre del 2008.

La segunda muestra consiste en 980 datos correspondientes a los valores diarios de cierre de las variables de los modelos (monto transado de UF-5, la TIB, etc.), las cuales, para ver su efectividad en el tiempo, serán evaluadas en 4 diferentes periodos, de 245 datos cada uno, desde el 2 de Enero del 2003 al 06 de Febrero del 2007.

En los modelos formulados, la variable de salida es dada por la variación porcentual de Benchmark del UF-5 ($\Delta UF5_t$), mientras que las variables de entrada corresponderán a las variaciones porcentuales de la tasa interbancaria (ΔTIB_t)²⁸ y el monto transado de UF-5

²⁸ Se toma la TIB en vez de la TPM, debido a que la TIB refleja de mejor manera el efecto diario de la TPM en las transacciones interbancarios, las cuales influyen en las decisiones de compra y venta del Benchmark.

$(MONTO_t)^{29}$, dado esto, la forma funcional de los modelos a utilizar están dadas por las siguientes ecuaciones:

Modelo 1:

$$(1)\Delta UF5_t = \beta_1 \cdot \Delta UF5_{t-1} + \beta_2 \cdot \Delta UF5_{t-2} + \beta_3 \cdot \Delta UF5_{t-3} + \beta_4 \cdot \Delta UF5_{t-4}$$

Modelo 2:

$$(2)\Delta UF5_t = \beta_1 \cdot \Delta UF5_{t-1} + \beta_2 \cdot \Delta UF5_{t-2} + \beta_3 \cdot MONTO_{t-1} + \beta_4 \cdot MONTO_{t-2}$$

Modelo 3:

$$(3)\Delta UF5_t = \beta_1 \cdot \Delta UF5_{t-1} + \beta_2 \cdot \Delta UF5_{t-2} + \beta_3 \cdot \Delta TIB_{t-1} + \beta_4 \cdot MONTO_{t-1}$$

Modelo 4:

$$(4)\Delta UF5_t = \beta_1 \cdot \Delta UF5_{t-1} + \beta_2 \cdot \Delta UF5_{t-2} + \beta_3 \cdot TIB_{t-1} + \beta_4 \cdot TIB_{t-2}$$

La razón por la que se utilizaron variables rezagadas se debe a que no se cuenta con capacidad para predecir las variables independientes utilizadas en los modelos (el monto transado, la tasa interbancaria, etc.). Asimismo, al usar variables rezagadas se está considerando el desfase lógico entre el momento que se realiza la predicción, el período actual, y el momento futuro para el cual ésta es válida.

III.3 Evaluación de la Capacidad Predictiva y Significancia Estadística

El proceso de evaluación empírica se hizo sobre la base de los datos del conjunto extramuestral. En ésta etapa, el desempeño relativo de los modelos fue medido por el número de predicciones correctas del signo de la variación del índice. Luego, se aplicó el “test de acierto direccional” de Pesaran & Timmermann (1992)³⁰ mostrando que, bajo la hipótesis las variaciones de la variable a explicar y las variaciones de la proyección están

²⁹ Cabe destacar que el monto, corresponde al nivel transado de UF-5, el cuál representa principalmente al mercado de remates electrónicos y no necesariamente al mercado de puntas (OTC Tasas).

³⁰ Ver Anexo 1.

dependientemente distribuidos, siguiendo una distribución normal estándar. Si se rechaza la hipótesis nula, entonces eso prueba que los resultados obtenidos no son producto del azar.

Al ocupar el test de Pesaran & Timmermann (1992), se compara el signo de la proyección, con el del valor observado 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 de bonos: al alza, si es positivo, o a la baja, si es negativo.

Si los signos coinciden, aumenta la efectividad de la red, y en caso de no existir coincidencia, aumenta el error de predicción de la red.

III.4. Rentabilidad de la Red Neuronal

A este método, se agregó, el cálculo de la rentabilidad obtenida de seguir las recomendaciones de compra cuando el valor cuando el valor proyectado para el futuro cercano indicaba una baja en la tasa, y una recomendación de venta en el caso contrario. El cálculo de las rentabilidades de las técnicas, consideró un monto inicial de US\$10.000 de manera referencial, valorándose la estrategia como el valor total de la cartera, es decir, la suma del inventario del bono, más el dinero en efectivo con el que se contaba.

Las señales de compra fueron ejecutadas en la medida que la cartera contaba con dinero en efectivo al momento de la señal, y las recomendaciones de ventas fueron ejecutadas en la medida que se contaba con los bonos. No se consideraron ventas cortas, costos de transacción, ni de almacenaje.

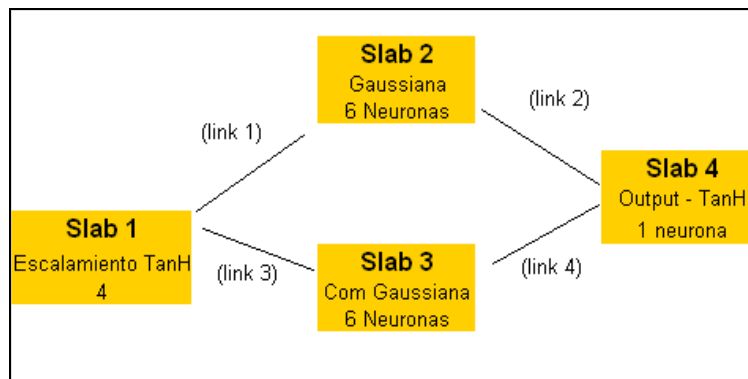
III.5 RNA Utilizada

Para este estudio se usó una Red Ward no supervisada, la que se caracteriza porque pueden aplicarse diferentes funciones de activación a los slab de la capa oculta, en ese caso se usarán la función Gaussiana y la función complemento de la Gaussiana, para detectar diferentes características en los patrones procesados a través de la red. Con el fin de lograr

que la capa de salida tenga diferentes puntos de vista de los datos, lo cual puede conducir a una mejor predicción.

Para efectos de este estudio, se ocuparán las recomendaciones de Parisi, Parisi y Guerrero (2003), ya que demostraron que para este tipo de predicciones la mejor arquitectura es la de una red Ward. En la figura 4, se muestra la arquitectura de la red Ward que se utilizó para el desarrollo del presente trabajo:

Figura 4
Arquitectura de la Red Ward



Parte IV

IV.1. Resultados

Datos Diarios

1. Primer Periodo:

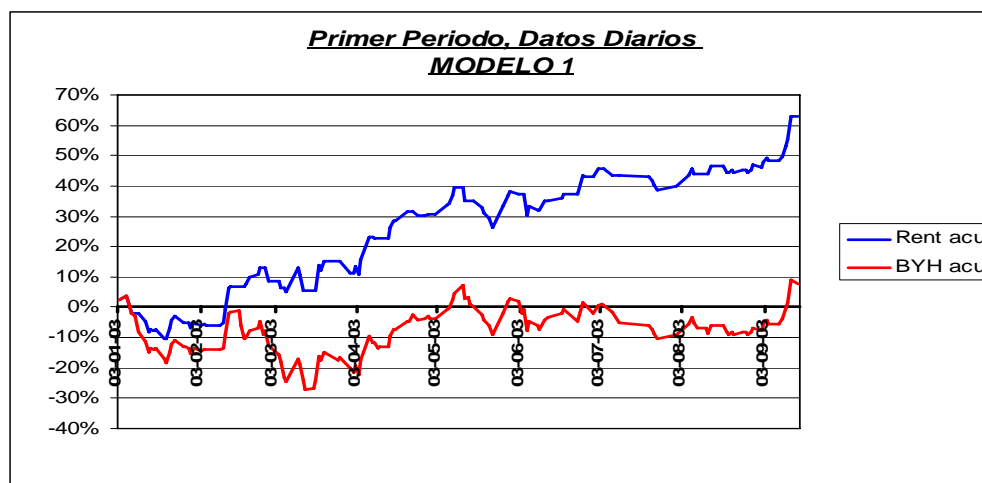
Este corresponde al intervalo de tiempo entre 02 de Enero del 2003 al 17 de Febrero del 2004. Se aplicaron los 4 modelos señalados anteriormente, y dio como resultados que el modelo con mayor rentabilidad fue el Modelo 1, mientras que el de menor rentabilidad fue el Modelo 4.

El resultados anterior, deja como conclusión que para este periodo de tiempo el Benchmarck UF-5 esta altamente explicado por su comportamiento pasado (las variables rezagadas los explican de mejor manera). Además, para el modelo 1, se tiene un P-value de 0,001%, por lo que es altamente significativo, y un test de DA (Test de Tirmmeman & Pesaran)

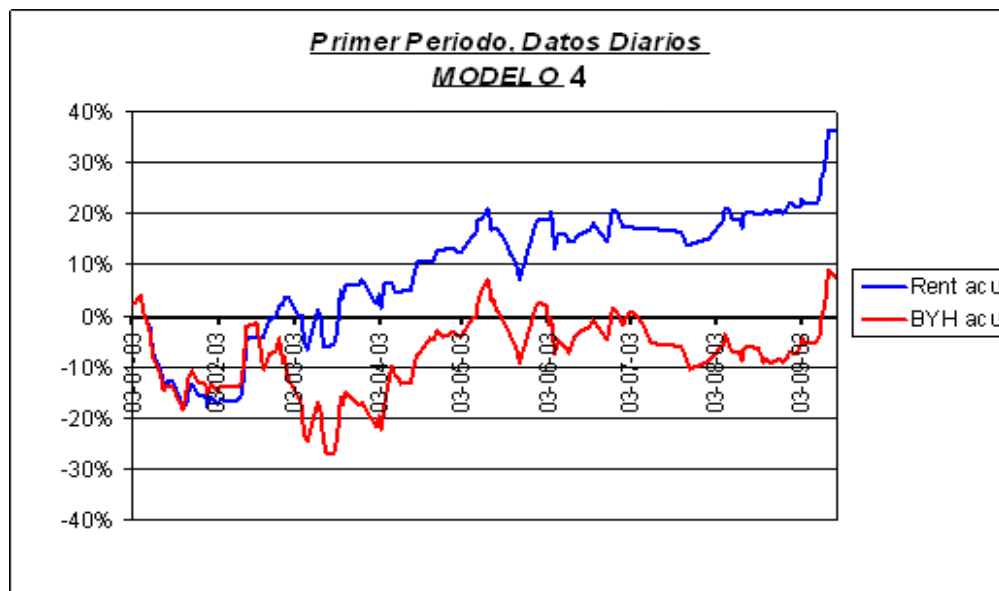
de -4,65, por lo que se rechaza la hipótesis nula a un 5% de significancia, y existe evidencia estadística de que el modelo tiene capacidad para predecir la evolución futura de la variable observada. Asimismo, todos los modelos presentan un PPS Intra (porcentaje de predicción de signo intramuestral) y un PPS Extra (porcentaje de predicción extramuestral) significativos.

Primer Periodo (02-01-2003 al 17-02-04)				
Datos/Modelo	MODELO 1	MODELO 2	MODELO 3	MODELO 4
PPS Intra	61,789%	61,789%	59,350%	60,976%
PPS Extra	63,115%	59,016%	59,836%	59,836%
DA	-4,651632444	-4,244236487	-2,831151556	-3,067645712
P-Value	0,001%	0,004%	0,520%	0,251%
Hits +	28,319%	27,434%	65,487%	66,372%
Hits -	38,251%	42,623%	22,951%	20,765%
R ²	-1329,784%	-3395,564%	-1068,335%	-982,560%
R ² Adj.	80,679%	52,763%	84,212%	85,371%
LogLikelihood	-60,05933237	-169,570828	-35,321208	-25,98048035
AIC	1,094361897	1,98833329	0,892418024	0,816167187
SIC	2,151884785	3,045856178	1,949940913	1,873690075
Rentabilidad	67,646%	33,723%	46,205%	32,906%
Buy & Hold	-12,092%	-12,092%	-12,092%	-12,092%
	CONFIRMA	CONFIRMA	CONFIRMA	CONFIRMA

Cabe destacar que todos los modelos que se analizaron en este periodo tienen capacidad predictiva y son significativos (tienen P-value bajo). Pero el Modelo 4, el cual ve los rezagos del Benchmark y la tasa interbancaria rezagada es el que tiene menos rentabilidad (32,9%), en relación al resto de los modelos, a pesar de poseer el R cuadrado ajustado más alto (85,371%) y el índice de Akaike (AIC) y Shwartz (SIC) más bajos, 0,816 y 1,87 respectivamente. A continuación se muestran los gráficos que comparan el modelo de más alta rentabilidad con el de más baja rentabilidad para el periodo 1:



Claramente se demuestra que no existen grandes diferencias en este periodo de tiempo, y todos los modelos son significativos al 5% de significancia.



2. Segundo Periodo:

Este corresponde al intervalo de tiempo entre 18 de Febrero del 2004 al 14 de Febrero del 2005. Al aplicar los 4 modelos, dio como resultados que el modelo con mayor rentabilidad fue el Modelo 4, mientras que el de menor rentabilidad fue el Modelo 2.

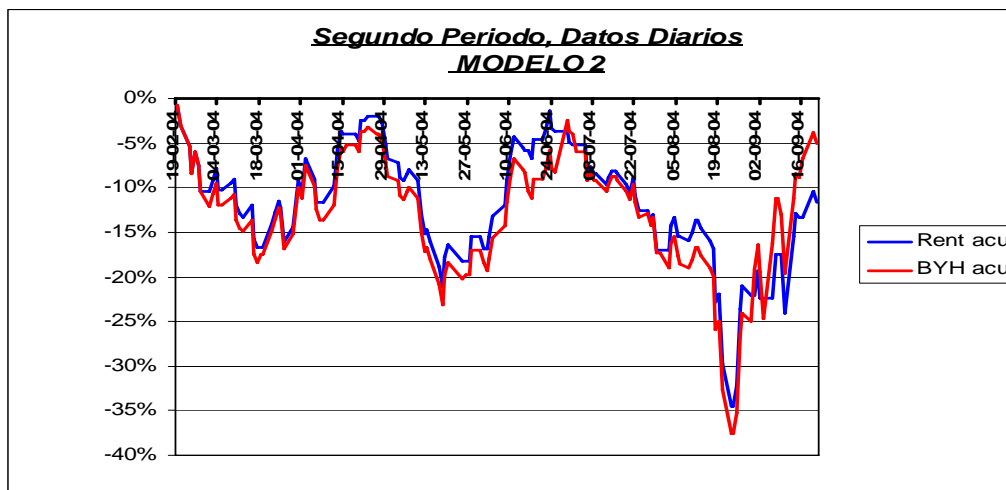
El resultados anterior, deja como conclusión que para este periodo de tiempo el Benchmark UF-5 esta altamente explicado por su comportamiento pasado (las variables rezagadas los explican de mejor manera), pero incluyendo la variable rezagada del cambio porcentual de la tasa interbancaria.

Además, para el modelo 4, se tiene un P-value de 0,002%, por lo que es altamente significativo, y un test de DA de -4,37, por lo que se rechaza la hipótesis nula a un 5% de significancia, y existe evidencia estadística de que el modelo tiene capacidad para predecir la evolución futura de la variable observada.

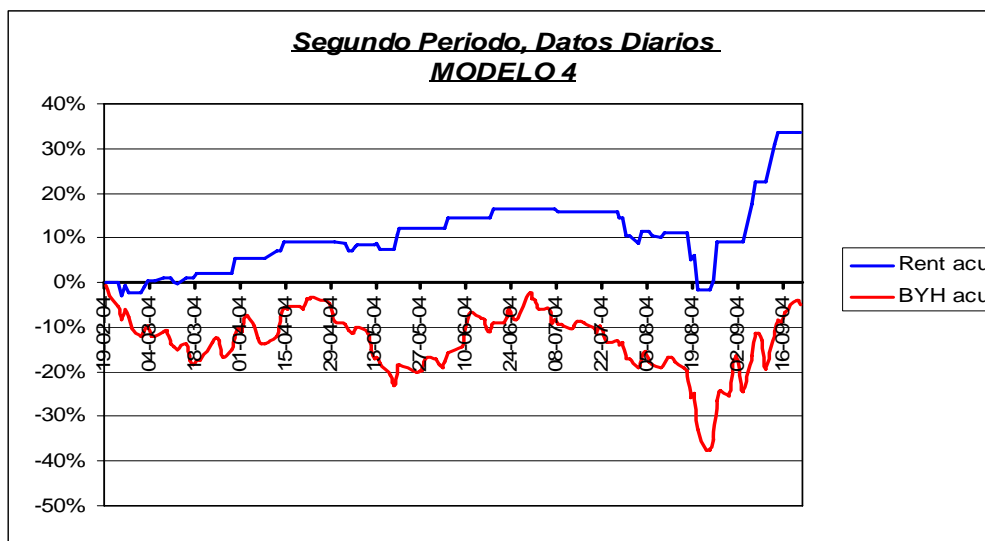
A diferencia del periodo 1, el modelo con mayor R cuadrado ajustado (modelo 1), tiene mayor porcentaje de acierto que el resto de los modelos, por lo que se confirma que el Benchmark UF-5 sigue siendo altamente explicado por sus variables rezagadas, pero en este caso, no es el que tiene una rentabilidad mayor.

Segundo Periodo (18-02-2004 al 14-02-05)				
Datos/Modelo	MODELO 1	MODELO 2	MODELO 3	MODELO 4
PPS Intra	67,480%	61,789%	67,480%	65,854%
PPS Extra	66,393%	59,016%	66,393%	67,213%
DA	-4,588755945	-2,876756072	-4,546496989	-4,376660692
P-Value	0,001%	0,453%	0,001%	0,002%
Hits +	103,030%	9,091%	86,869%	87,879%
Hits -	10,152%	46,701%	17,259%	16,751%
R ²	-879,378%	-4559,541%	-3018,923%	-1555,974%
R ² Adj.	86,765%	37,033%	57,852%	77,622%
LogLikelihood	48,39923289	-142,670742	-93,49567123	-15,94111539
AIC	0,208985854	1,768740751	1,367311602	0,734213187
SIC	1,266508742	2,826263639	2,42483449	1,791736075
Rentabilidad	36,391%	-5,830%	61,521%	66,724%
Buy & Hold	0,000%	0,000%	0,000%	0,000%
	CONFIRMA	CONFIRMA	CONFIRMA	CONFIRMA

Cabe destacar que todos los modelos que se analizaron en este periodo tienen capacidad predictiva y son significativos (tienen P-value bajo). Pero el Modelo 2, el cual ve los rezagos del Benchmark y el monto transado rezagado es el que tiene menos rentabilidad (-5,8%), incluso es el que tiene el P-value más alto (es menos significativo) y el DA más cercano al punto crítico, por lo no predice de igual manera que el resto de los modelos. A continuación se muestran los gráficos que comparan el modelo de más alta rentabilidad con el de más baja rentabilidad para el periodo 2:



Claramente se demuestra que existen grandes diferencias en este periodo de tiempo, a pesar de que todos los modelos son significativos al 5% de significancia.



3. Tercer Periodo:

Este corresponde al intervalo de tiempo entre 15 de Febrero del 2005 al 09 de Febrero del 2006. Al aplicar los 4 modelos, dio como resultados que el modelo con mayor rentabilidad fue el Modelo 4, mientras que el de menor rentabilidad fue el Modelo 2.

Al igual que en el periodo 2, para este periodo de tiempo el Benchmark UF-5 esta altamente explicado por su comportamiento pasado (las variables rezagadas los explican de mejor manera), pero incluyendo la variable rezagada del cambio porcentual de la tasa interbancaria.

Además, para el modelo 4, se tiene un P-value de 0,030%, por lo que es altamente significativo, y un test de DA de -3,68, por lo que se rechaza la hipótesis nula a un 5% de significancia, y existe evidencia estadística de que el modelo tiene capacidad para predecir la evolución futura de la variable observada.

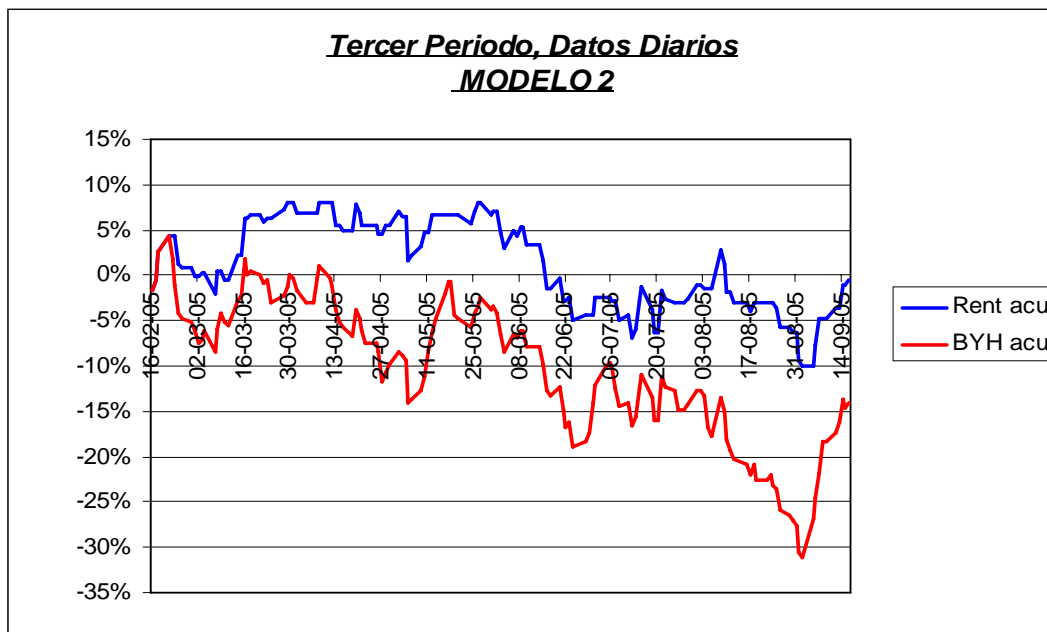
Cabe destacar que el modelo 2, el cual predice por medio de los cambios porcentuales Benchmark y el monto transado rezagados, es el que tiene el R cuadrado ajustado más alto

(73,285%), y los test de Akaike y Shwartz más bajos de todos, pero a la vez es el que tiene la rentabilidad más baja (32.425%).

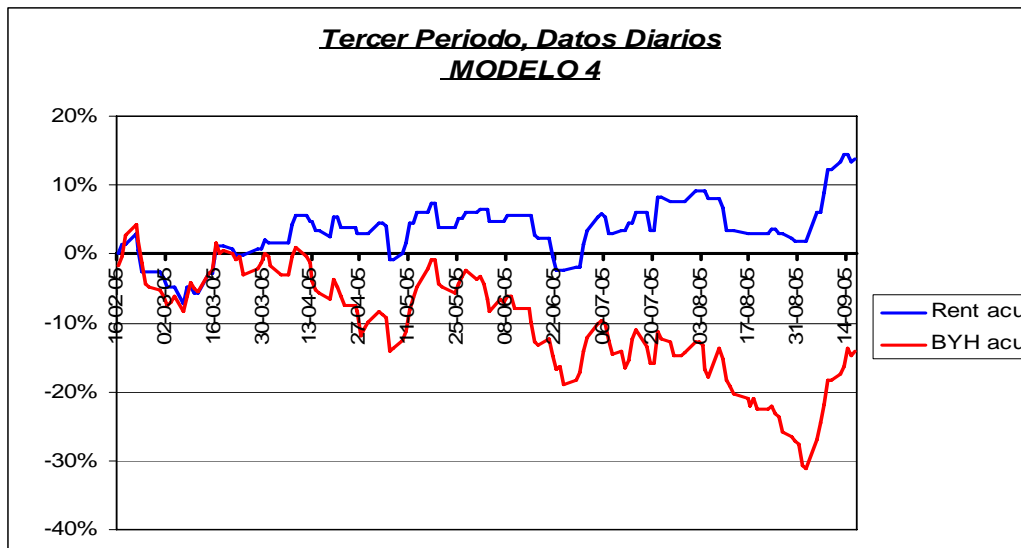
Tercer Periodo (15-02-2005 al 09-02-06)				
Datos/Modelo	MODELO 1	MODELO 2	MODELO 3	MODELO 4
PPS Intra	61,789%	59,350%	59,350%	59,350%
PPS Extra	59,836%	59,836%	59,836%	63,115%
DA	-3,089934032	-3,407838238	-2,620360192	-3,688569009
P-Value	0,234%	0,082%	0,958%	0,030%
Hits +	83,186%	40,708%	73,451%	46,018%
Hits -	15,301%	38,798%	14,208%	31,694%
R^2	-1951,174%	-1876,917%	-5576,882%	-2935,574%
R^2 Adj.	72,281%	73,285%	23,285%	58,979%
LogLikelihood	-45,73464951	-41,21760995	-170,438391	-93,75320498
AIC	0,97742571	0,940551918	1,995415436	1,369413918
SIC	2,034948598	1,998074806	3,052938324	2,426936806
Rentabilidad	55,771%	32,425%	48,899%	63,601%
Buy & Hold	19,214%	19,214%	19,214%	19,214%
	CONFIRMA	CONFIRMA	CONFIRMA	CONFIRMA

Todos los modelos que se analizaron en este periodo tienen capacidad predictiva y son significativos (tienen P-value bajo).

A continuación se muestran los gráficos que comparan el modelo de más alta rentabilidad con el de más baja rentabilidad para el periodo 3:



Claramente se demuestra que existen grandes diferencias en este periodo de tiempo, a pesar de que todos los modelos son significativos al 5% de significancia.



4. Cuarto Periodo:

Este corresponde al intervalo de tiempo entre 10 de Febrero del 2006 al 06 de Febrero del 2007. Al aplicar los 4 modelos, dio como resultados que el modelo con mayor rentabilidad fue el Modelo 2, mientras que el de menor rentabilidad fue el Modelo 1.

A diferencia del resto de los periodos, en este intervalo de tiempo el Benchmark UF-5 esta altamente explicado por su comportamiento pasado (las variables rezagadas los explican de mejor manera), pero incluyendo la variable rezagada del cambio porcentual del monto transado.

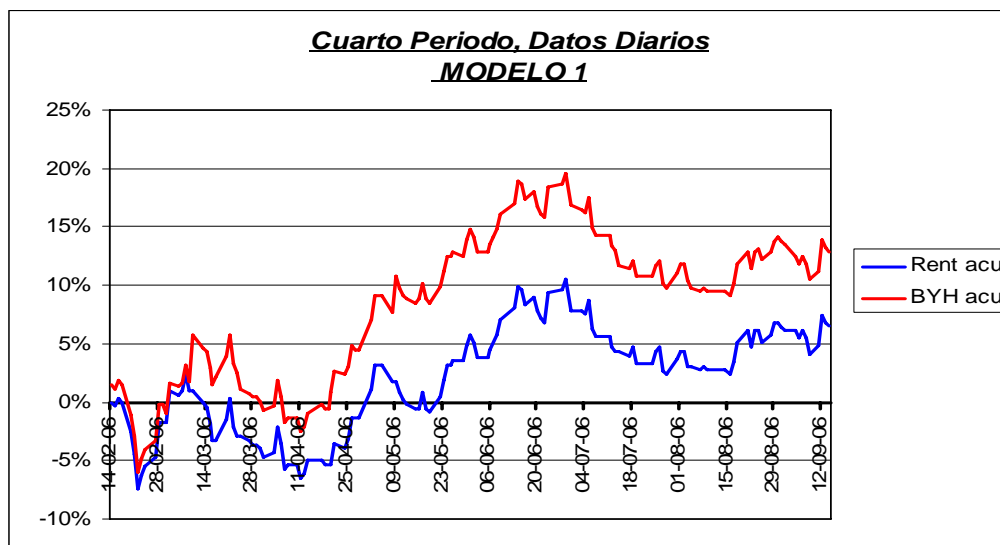
Además, para el modelo 4, se tiene un P-value de 0,01%, por lo que es altamente significativo, y un test de DA de -4,69, por lo que se rechaza la hipótesis nula a un 5% de significancia, y existe evidencia estadística de que el modelo tiene capacidad para predecir la evolución futura de la variable observada.

Cabe destacar que el modelo 1, el cual predice por medio de los cambios porcentuales Benchmark rezagados, es el que tiene el R cuadrado ajustado más alto (81,877%), y los test de

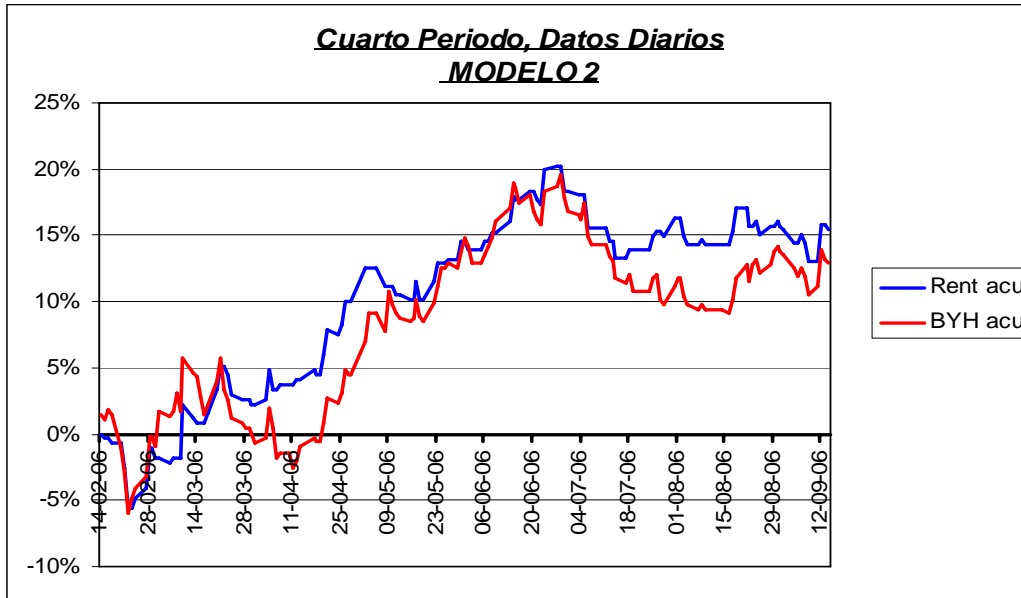
Akaike y Shwartz más bajos de todos, pero a la vez es el que tiene la rentabilidad más baja (0,352%).

Cuarto Periodo (10-02-2006 al 06-02-07)				
Datos/Modelo	MODELO 1	MODELO 2	MODELO 3	MODELO 4
PPS Intra	65,041%	65,041%	65,041%	65,854%
PPS Extra	64,754%	64,754%	64,754%	64,754%
DA	-3,886379994	-4,690547268	-3,138439886	-1,810841496
P-Value	0,015%	0,001%	0,200%	7,193%
Hits +	18,182%	47,475%	56,566%	98,990%
Hits -	48,223%	34,518%	18,782%	4,569%
R^2	-1241,066%	-4059,777%	-3237,936%	-5673,438%
R^2 Adj.	81,877%	43,787%	54,893%	21,981%
LogLikelihood	75,47282428	-63,1967685	-36,23342233	-103,3530334
AIC	-0,012023055	1,11997362	0,899864672	1,447779865
SIC	1,045499833	2,177496509	1,95738756	2,505302753
Rentabilidad	0,352%	29,965%	18,945%	6,855%
Buy & Hold	0,738%	0,738%	0,738%	0,738%
	CONFIRMA	CONFIRMA	CONFIRMA	CONFIRMA

Todos los modelos que se analizaron en este periodo tienen capacidad predictiva y son significativos (tienen P-value bajo). A continuación se muestran los gráficos que comparan el modelo de más alta rentabilidad con el de más baja rentabilidad para el periodo 4:



Claramente se demuestra que existen grandes diferencias en este periodo de tiempo, entre la rentabilidad acumulada de un modelo y otro, a pesar de que todos los modelos son significativos al 5% de significancia.



Datos Semanales

Correspondiente a los promedios semanales de las variables, correspondientes al intervalo de tiempo entre 18 de Febrero del 2004 al 15 de Septiembre del 2008. Al aplicar los 4 modelos, dio como resultados que el modelo con mayor rentabilidad fue el Modelo 3, mientras que el de menor rentabilidad fue el Modelo 2.

A diferencia con los datos diarios, tanto modelo 2 y 3 no son significativos, ya que mientras el modelo 2 tiene un P-value alto (35,32%) y el modelo es insignificante, el modelo 3 no puede rechazar la hipótesis nula a un 5% de significancia, ya que tiene un test DA de 3,22, por lo que no existe evidencia estadística de que el modelo tiene capacidad para predecir la evolución futura de la variable.

Lo anterior puede ocurrir debido a que el monto transado fue tomado como un promedio semanal, por lo que el efecto es alterado, a diferencia del monto diario.

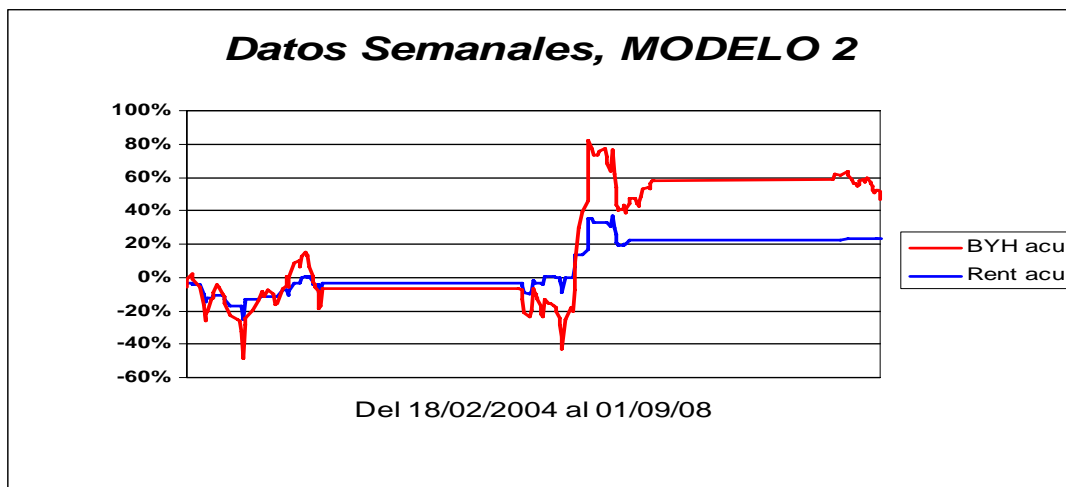
Cabe destacar que el modelo 1, el cual predice por medio de los cambios porcentuales Benchmark rezagados, es el que tiene el R cuadrado ajustado más alto (89,535%), y los test de Akaike y Shwartz más bajos de todos, pero a la vez es el que tiene la rentabilidad alta

(153,93%). Como consecuencia, podemos decir que en el largo plazo, y considerando los promedios semanales como variables relevantes, el Benchmark UF-5 es explicado de mejor manera por su mismo comportamiento en el pasado.

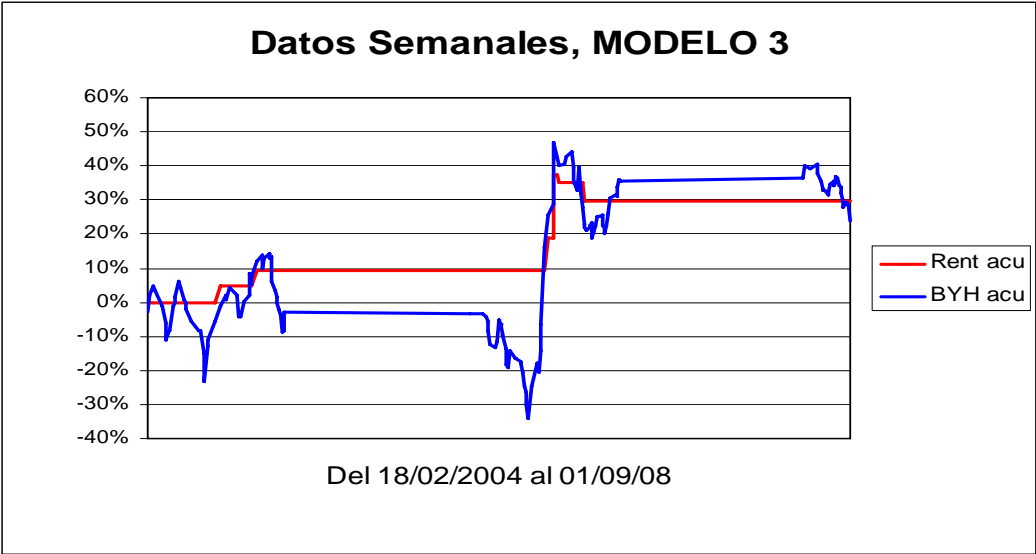
DATOS SEMANALES (18-02-2004 al 01-09-08)				
Datos/Modelo	MODELO 1	MODELO 2	MODELO 3	MODELO 4
PPS Intra	34,959%	34,959%	59,350%	37,398%
PPS Extra	39,344%	39,344%	61,475%	38,525%
DA	-3,889041919	-0,930861653	3,224095969	-3,741960283
P-Value	0,014%	35,325%	0,152%	0,025%
Hits +	69,643%	71,429%	19,643%	73,214%
Hits -	15,217%	25,000%	54,891%	11,413%
R^2	-674,426%	-684,754%	-824,325%	-4252,686%
R^2 Adj.	89,535%	89,395%	87,509%	41,180%
LogLikelihood	-29,95410998	-31,57699723	-51,62936506	-241,4412669
AIC	0,848604979	0,861853039	1,025545837	2,57503075
SIC	1,906127867	1,919375927	2,083068725	3,632553638
Rentabilidad	153,935%	52,401%	155,265%	110,772%
Buy & Hold	33,470%	33,470%	33,470%	33,470%
	CONFIRMA	RECHAZA	RECHAZA	CONFIRMA

Solo los modelos que no consideraron el monto transado como variable a analizar tienen capacidad predictiva y son significativos (tienen P-value bajo).

A continuación se muestran los gráficos que comparan el modelo de más alta rentabilidad con el de más baja rentabilidad para los datos semanales:



Claramente se demuestra que existen grandes diferencias en este periodo de tiempo, aunque hay que destacar que ni el modelo 2 y 3 son significativos al 5% de significancia.



Parte V

V.1. Conclusiones

Durante el presente estudio se busco encontrar un modelo, a través del uso de una Red Ward, que pudiera predecir de mejor manera, en el corto y el largo plazo el Benchmark UF-5. Para lo cuál se determinaron 4 modelos posibles de uso, en donde las variables dependientes eran a) los cambios porcentuales del monto transado de Benchmark UF-5 en el mercado, b) los cambios porcentuales de la tasa interbancaria y c) los cambios porcentuales de la variable rezagada del Benchmark UF-5.

Como conclusión, se encontró que para periodos de corto plazo, de datos diarios, no existe un modelo que logre tener la máxima rentabilidad en todos los periodos. Sin embargo, todos lo modelos rechazan la hipótesis nula del test de Timmermann & Pesaran, por lo que los modelos tienen capacidad de predicción.

A pesar de lo anterior, para periodos cortos de tiempo, el Benchmark presenta en el modelo 1, el modelo con mejor R cuadrado ajustado y significancia, aunque no siempre fuera el modelo más rentable.

Luego se analizaron los modelos para un intervalo de largo plazo, 245 semanas, usando promedios semanales de las variables antes mencionadas como variables dependientes. Como consecuencia, se encontró que el factor del monto transado no tiene significancia en la predicción del Benchmark UF-5, debido a que el efecto semanal del monto transado es sacado como un promedio lineal, y los cambios diarios no son reflejados en él. Por lo anterior, para datos semanales, el Benchmark UF-5 es predecido de mejor manera por el cambio porcentual de si mismo rezagado.

Finalmente, una RNA puede ser considerada como poderosa herramienta para la proyección de retornos para la conformación de carteras de deuda, pero al igual que con las otras metodologías para conformar portfolios, hay que tener en cuenta que el factor humano siempre seguirá siendo fundamental, el cuál será parte fundamental del error de predicción de todo modelo.

Esto significa, que todos los métodos matemáticos que se utilicen no pueden predecir con ciencia cierta los cambios en el futuro, ya que hay factores aleatorios (externos) que los modelos no pueden explicar. Por lo anterior el criterio del inversionista es fundamental en cualquier proceso de inversión, y los modelos deben ser vistos como una aproximación de la realidad.

ANEXO 1

Test de acierto direccional (DA) de Pesaran&Timmermann (1992)

El test de acierto direccional se usa con el objetivo de medir la significancia estadística de la capacidad predictiva de los modelos analizados. El test de acierto direccional prueba la hipótesis nula de que las de que las variaciones observadas están independientemente distribuidas de las variaciones proyectadas. Por ello, si se rechaza la hipótesis nula, se dice que existe evidencia estadística de que el modelo tiene capacidad para predecir la evolución futura de la variable observada.

Este test compara el signo de la proyección $\hat{\Delta P}_{i,t+1}^j$, con el valor observado $\Delta P_{i,t+1}$ para cada i-ésima observación del conjunto extramuestral ($i=1, 2, 3, \dots, n$); 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 aumenta la efectividad de la predicción, y en caso de no existir coincidencia, aumenta el error de predicción del modelo.

Luego, se calcula un ratio de éxito (SR) que se define como:

$$SR = \frac{\sum_{i=1}^m I_i [\Delta P_{i,t+1}, \hat{\Delta P}_{i,t+1}^j > 0]}{n}$$

Donde $I_i []$ es una función indicador que toma el valor 1 cuando su argumento es cierto y 0 en el caso contrario. Además:

$$P = \frac{\sum_{i=1}^m I_i [\Delta P_{i,t+1} > 0]}{n}$$

$$\hat{P} = \frac{\sum_{i=1}^m I_i [\hat{\Delta P}_{i,t+1}^j > 0]}{n}$$

El ratio de éxito en el caso de independencia de $\hat{\Delta P}_{i,t+1}^j$ y $\Delta P_{i,t+1}$, SRI, está dada por:

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

Donde P corresponde al porcentaje de positividad de las observaciones y \hat{P} corresponde al porcentaje de positividad de las proyecciones. La varianza del ratio SRI se define como:

$$VAR[SRI] = \frac{\left[n(2\hat{P} - 1)^2 P(1 - P) + n(2P - 1)^2 \hat{P}(1 - \hat{P}) + 4P\hat{P}(1 - P)(1 - \hat{P}) \right]}{n^2}$$

Por su parte, la varianza del ratio de éxito (SR) se define como:

$$VAR[SR] = \frac{SRI(1 - SRI)}{n}$$

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

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

Como dicho test sigue una distribución normal estándar, los valores de rechazo de la hipótesis nula serán al 5% de nivel de significancia.

BIBLIOGRAFÍA

Banco Central de Chile, "La Política Monetaria del Banco Central de Chile en el Marco de Metas de Inflación"

Banco Central de Chile, "Compendio de Normas Financieras", Acuerdo n° 1238-01-051229, Circular n° 3013-567

Bosarge, W.E. (1993). Adaptive processes to exploit the nonlinear structure of financial markets. In R.R. Trippi & E. Turban (eds.), *Neural networks in finance and investing*. New York, Irwin, pp. 371-402.

Fama, Eugene F. "Efficient capital markets: a review of theory and empirical work." *Journal of finance*. Mayo 1970.

Gerencia de Planificación y Desarrollo-Bolsa de Comercio de Santiago, "Características del Mercado Chileno

Gorr Wilpen L. (1994). Research prospective on neural network forecasting. *International Journal of Forecasting* (10)1, pp. 1-4.

Lazen, Vicente (2005). Documento de Trabajo N°5, "El Mercado Secundario de Deuda en Chile", División de estudios, Superintendencia de Valores y Seguros.

Leung Mark T., Daouk Hazem, Chen An-Sing (2000). "Forecasting stock indices: a comparison of classification and level estimation models". *International Journal of Forecasting* (16)2, pp.173-190.

Lo, A. y MacKinlay, A. C. "Stock market prices do not follow random walk: Evidence from simple specification test." *Review of financial studies*. 1988.

Martín del Brío, B. y Sanz Molina, A. "Redes neuronales y sistemas borrosos". Editorial RA-MA, Madrid. 1997.

Parisi, Antonino. Parisi, Franco y Guerrero, José Luis. "Redes neuronales en la predicción de Índices bursátiles internacionales: Un análisis de la estabilidad de los pesos". *El trimestre económico*. México. 2003.

Pesaran, M. H. y Timmermann, A. "A simple non parametric test of predictive performance". *Journal of Business and Economic Statistics*. 1992.