

LA PREDICCIÓN BURSÁTIL CON LA AYUDA DE REDES NEURONALES¹

Por Lic. Enrique Fernando Zabos Pouler
Profesor titular Economía y Técnica Bursátil

A. Algunas formas de predicción bursátil

La mayoría de los operadores en los mercados bursátiles buscan a través del tiempo encontrar algún sistema o criterio que les permita predecir la evolución futura de las acciones, los bonos, los contratos de futuros y las opciones. Si alguno de los intervinientes en el mercado puede adivinar con certeza, y antes de nadie, la cotización de las acciones o la marcha de los índices bursátiles, podrá obtener grandes beneficios.

Por otro lado, se conoce en este tipo de mercados que la mayor parte de la información relevante está disponible para todos los que en él participan, no permitiría esta situación obtener beneficios superiores a los esperados en ausencia de esa información, por lo que cualquier herramienta predictiva resultaría inútil.

Los analistas bursátiles disponen habitualmente de distintas vertientes de herramientas para tratar de observar la evolución de la bolsa y poder predecir el futuro de las cotizaciones.

Por un lado existe el análisis fundamental basado en la relación entre el valor teórico de las acciones y su precio. Para valorar con cierto grado de efectividad los títulos, se debe conocer el marco económico indispensable para comprender las evoluciones del mercado en sus distintas fases del ciclo económico (expansión o recesión), variaciones de las tasas de interés y de los tipos de cambio, políticas económicas esperadas, evolución de la balanza de comercio y de pagos, déficit fiscal o superávit. Se continúa con el análisis sectorial, para conocer los ciclos de vida del sector, estructuras de la oferta y exposición a la competencia extranjera, sensibilidad a la evolución de la economía, exposición a oscilaciones de precios y tendencias a corto y mediano plazo, grado de participación de la empresa en el sector. Recién luego se analiza la información pertinente relacionada a la empresa, recolectando la información que haya disponible sobre las sociedades. Para ello se cuenta con una serie de indicadores económicos, patrimoniales, financieros, ratios bursátiles, información sobre las perspectivas de la empresa y del sector en el cual se desenvuelve. En función de todo ello se basa la valoración del título en un estudio de los resultados pasados, presentes y futuros de la sociedad.

Algunos de los métodos de valoración de las acciones, desde este punto de vista fundamental toman en cuenta las ganancias por acción, la relación precio-ganancias de la empresa, precio-valor libros de la acción, coeficiente precio/cash-flow, rentabilidades por dividendos, y otros modelos más sofisticados como los de Benjamín Graham, Richard S. Bower y Dorothy H. Bower, Malkiel y Fisher, David Durand², M. J. Gordon³, descuentos de flujos de fondos, el EVA (valor económico añadido), ratio q de Tobin, etc.

El análisis chartista es una parte del análisis técnico, se basa exclusivamente en el estudio de los gráficos de las cotizaciones y volúmenes operados. Para ello utilizan los gráficos de barras, de punto y figura o de velas japonesas, para tratar de encontrar similitudes y discrepancias con los hechos pasados. El objetivo de estas técnicas

surgidas mayormente con la crisis del año 1929, es mejorar las predicciones que en su gran mayoría se basaban en el análisis fundamental. Para obtener los resultados se basa exclusivamente en el estudio de las figuras que dibujan sus cotizaciones. Este conjunto de figuras gráficas se halla minuciosamente estudiada y codificada, indicando cada una de ellas la evolución futura de las cotizaciones, con un factor de riesgo determinado.

Es muy importante a este respecto el análisis de las figuras de líneas de soporte y resistencia, las líneas de tendencias ascendentes o descendentes, los movimientos laterales o estancamiento de las cotizaciones, los canales, las banderas, las banderolas, los rombos, figuras de cabeza y hombros, agujeros, triángulos ascendentes y descendentes, y acompañar esta información que surge de las cotizaciones (apertura, máximo, mínimo y cierre) con el volumen operado, para observar las divergencias entre los movimientos de las cotizaciones y los volúmenes operados.⁴

El análisis técnico, basado en los indicadores y osciladores, permite encontrar señales de cambio de la tendencia y anticipar en mayor o menor medida el curso futuro del mercado, donde aparecen los conceptos de sobrecomprado o sobrevendido que presenta el mercado y que se trata de detectar con estos indicadores. Al respecto se pueden mencionar los promedios móviles en sus distintas variantes, el índice de fuerza relativa, el momentum, el promedio móvil de convergencia y divergencia, los estocásticos (% K y % D), balances de volúmenes, % R de Williams.

Más recientemente se han agregado algunos nuevos instrumentos para predecir el comportamiento del mercado, ya que la teoría de Dow ha quedado parcialmente desactualizada; para ello se basan en las teorías de las Ondas de Elliot (Elliot Wave), los diagramas y ángulos de Gann, los números y canales de Fibonacci. Estas nuevas técnicas cuentan con una creciente aprobación en los círculos de analistas y operadores del mercado que observan que muchas veces no sólo predicen la tendencia correcta, sino que también permiten en cierta manera anticipar el futuro cambio del mercado.

La teoría de cartera apunta a tomar decisiones de composición de los portafolios de los inversores, partiendo de un análisis del comportamiento pasado de las cotizaciones, para predecir el futuro y elegir aquellos valores que permitan una mejor diversificación del riesgo, acorde al rendimiento que se quiere obtener. Algunas de las alternativas más comúnmente seguidas son: el criterio de media-varianza de Markowitz, el criterio de media-semivarianza de Markowitz, el CAPM basado en la relación entre el coeficiente beta de las acciones y el índice de referencia, el índice de atraktividad utilizado en el modelo de Elton, Gruber y Padberg; el momento parcial inferior como medida de diversificación del riesgo, el modelo de la dominancia estocástica, etc.

En alguna medida la evolución de la teoría de cartera tuvo que ver con el comportamiento que tenían las distintas acciones, bonos e índices en los mercados bursátiles. La teoría de cartera es simplemente una caja de herramientas estadísticas y matemáticas que intentan mejorar las decisiones de inversiones que se hacen bajo riesgo o incertidumbre. Bajo los supuestos correctos, proporciona decisiones emocionalmente imparciales en forma consecuente. Esto es importante ya que para la mayoría de las personas es difícil separar sus emociones del proceso de decisión de la cartera de inversión. La teoría de la cartera podría permitirle a un gerente de inversión proporcionar un consejo profesional consistente a cada cliente.

Pero existen una serie de problemas que afectan a la teoría de cartera y algunos de ellos han sido posibles de solucionar utilizando herramientas más sofisticadas. Entre ellos se encuentran los problemas de asimetría, curtosis, no linealidad, discontinuidad y no estacionariedad y estos en alguna medida estaban presentes en el trabajo clásico de Markowitz de 1959 de la teoría de la varianza-covarianza, ya que esta última se puede aplicar cuando existen problemas de asimetría positiva o negativa en el comportamiento de las acciones, mientras que si la distribución se aproxima a la normal se aplica la varianza.

La teoría de la cartera es bastante rica para manejar estos problemas. Las técnicas de las medidas del riesgo tales como la dominancia estocástica (especialmente si se está decidiendo entre carteras y no entre acciones, ya que no llevaría a la diversificación del riesgo) y el momento parcial inferior pueden manejar los problemas de la asimetría, la curtosis y la no linealidad (situación que se presenta especialmente en los craks bursátiles como la caída de la Bolsa de Nueva York de 1987 y las burbujas especulativas de la Bolsa de Tokio y otros casos similares). Si las carteras eran de largo plazo, navegaron a través de la caída del mercado permaneciendo relativamente ilesas, aunque con una pérdida de rendimiento y mayor volatilidad que en otras situaciones, pero no variaron en la misma medida que el resto de las acciones y bonos.

La no estacionariedad es el problema del mercado que no repite su reciente historia, esto afectaría especialmente al análisis de tipo chartista, ya que siempre se busca que la historia se repita. La supervisión constante, la revisión de carteras y el entender los cambios estructurales que se producen en una economía en el largo plazo, permiten controlar la no estacionariedad.

Algunos programas de optimización de cartera permiten hacer suposiciones acerca del futuro, o sea que los mismos programas le piden al usuario que tenga una cierta capacidad para prever el futuro, hacen análisis de sensibilidad acerca de "qué pasa si algunos hechos fundamentales cambian", intentando mostrar el grado de sensibilidad de la cartera a los cambios en las condiciones económicas.

La optimización de la cartera simplemente es un juego de ecuaciones simultáneas que nosotros resolvemos matemáticamente en el orden minimizar el riesgo esperado y aumentar al máximo el retorno esperado. Como tal, es un pariente íntimo del análisis de la regresión múltiple (excepto en que la optimización de la cartera es no lineal y la regresión es normalmente lineal). Como en el análisis de la regresión, la respuesta que sale de la técnica es sólo tan buena como la información y los supuestos que entran en el modelo. Dada la entrada de información, un programa de optimización de cartera proporciona la mejor relación de riesgo-retorno. Sin embargo, si la información es inexacta, entonces la respuesta es inexacta.

La aplicación de un programa de optimización de cartera no absuelve al gerente de inversión de los deberes acerca del estudio de la macroeconomía, el análisis fundamental y el análisis técnico. Los recursos que son la entrada en el programa de optimización de carpeta deben ser las mejores acciones tanto desde el punto de vista fundamental como técnico.

En la interpretación de los resultados, no se deben extrapolar carteras de hace muchos años, como una demostración de poner el dinero en una póliza de seguro de vida. Ésta sería una diversificación de tiempo y en la realidad no funciona, en primer lugar porque las distribuciones no son estacionarias para los periodos de tiempo largos debido a los cambios tecnológicos y estructurales en la economía. En segundo lugar, porque a medida que se mantiene la cartera y no se revisa, el horizonte de tiempo se acorta. A medida que pasa, la tolerancia de riesgo del inversor declina porque tiene necesidad de liquidez y ésta aumenta al final del horizonte de la inversión.

Debido al cambio tecnológico, los cambios estructurales, y a los ciclos comerciales generales, una revisión de las estrategias de la cartera debe tener lugar al menos entre 1 y 4 meses, debido a los cambios periódicos en las coyunturas y a los efectos de los mercados globalizados que alteran cíclicamente la evolución de las empresas y de las perspectivas económicas, a la tolerancia al riesgo del inversor, sus expectativas, la distribución de probabilidades. Incluso con las mejores técnicas de previsión del futuro, se producen cambios estructurales del mercado. Es por ello que el administrador de la cartera debe monitorear y adaptar las estrategias de cartera a medida que cambian las condiciones del mercado.

Todas estas alternativas, análisis fundamental, chartista, técnico y teoría de cartera, buscan que la persona que tenga que tomar las decisiones de inversión lo realice

de una manera en que se sigan criterios en cierta forma alejados de las emociones, lo que desearía que sucediera en el mercado como puede ser una corazonada.

En los últimos años se ha agregado una nueva serie de herramientas de tipo cuantitativo, que relacionan diversas variables como la cotización, las tasas de interés, variables contables propias de la empresa, que unidas en un análisis de regresión permiten conformar nuevas metodologías de conformación de carteras, como lo es método del Arbitraje Pricing Theory (APT)⁵.

Pero, justamente debido a que el mercado no se comporta de una manera lineal, sino que existen elementos como los ya mencionados anteriormente, que traen inconvenientes al momento de tomar decisiones, se han refinado los métodos y han aparecido nuevas alternativas, basadas en que no se puede conocer el grado de eficiencia del mercado, que existen costos asimétricos entre prestar y pedir prestado, que la información no es perfecta y que no está disponible de igual forma para todos los intervinientes en el mercado (presencia de mercados segmentados), que es muy difícil conocer las funciones de utilidad de los distintos inversores. Dentro de estas nuevas alternativas se encuentran aquellas basadas en la teoría del caos, los modelos fractales, los algoritmos genéticos y las redes neuronales.

El estudio de todas estas alternativas escapa un poco al presente trabajo, aunque nos detendremos en el caso particular de la aplicación de algunos indicadores del análisis técnico, mejoradas con la aplicación de las redes neuronales al mercado bursátil argentino. Para ello se ha trabajado con dos programas muy utilizados por los operadores del mercado, a saber el MetaStock de la empresa Equis y un software de análisis técnico basado en redes neuronales para poder efectuar los tests, que es el TradingSolutions de Neuro Dimensions Inc. Este último programa es un nuevo instrumento para escudriñar la evolución de las cotizaciones y tratar de predecir su comportamiento en el futuro.

B. Algunas anomalías de la hipótesis de eficiencia del mercado

Si el mercado de valores se comportara de acuerdo a las teorías de eficiencia del mercado, no existirían posibilidades de arbitraje y todos los operadores adoptarían las mismas conductas.

Un punto importante de señalar, es que las técnicas empleadas tradicionalmente y que permitieron validar la hipótesis de eficiencia del mercado son de carácter lineal e incapaces de detectar una estructura no lineal en la serie, a pesar de que ésta exista. Recientes estudios econométricos demuestran que la hipótesis de paseo aleatorio es claramente insostenible. En algunos trabajos se menciona que la teoría de los mercados de capitales se basa en una visión prácticamente lineal de la sociedad y los operadores e inversores reaccionan en una forma lineal frente a la información relevante.

Pero existen diferentes anomalías inconsistentes con la hipótesis de eficiencia en los mercados, entre las cuales se pueden nombrar:

- El efecto enero: Los rendimientos del mes de enero suelen ser más elevados que los producidos en otros meses, al menos esto se ha verificado para Estados Unidos.
- El efecto día de la semana: Diversos autores han demostrado que los rendimientos bursátiles son negativos durante los lunes. En general, este efecto es debido a la información producida durante el fin de semana.
- Calificaciones de Value Line: Value Line es una agencia de servicios financieros que publica recomendaciones sobre una gran cantidad de valores cotizados en los mercados bursátiles norteamericanos. Califica un cierto valor con un número entre 1 (el valor es recomendable) y 5 (el valor no es recomendable). La confianza de los inversores en esta agencia calificadora es evidente si se considera que los valores calificados con 1 sufren un incremento

de precio en los días en que se publica la calificación. Una situación similar se presenta con las calificaciones de Standard & Poor's, Risk y otras importantes empresas del sector.

- Efecto tamaño: Las tasas de rendimiento ajustadas por riesgo de las empresas de menor tamaño son significativamente superiores a las de las empresas mayores.
- Efectos de los anuncios cuatrimestrales de beneficios, para Estados Unidos. En nuestro país los balances de las empresas que cotizan en bolsa deben presentar balances trimestrales y muy pocas veces reconocen dividendos en forma periódica, con algunas excepciones dadas por Telefónica de Argentina, Repsol-YPF, la mayoría de las empresas lo hace en forma anual.
- Efecto de sobre-reacción a las noticias, que es típico en los mercados emergentes como el argentino.

Todas estas anomalías llevan a concluir que la hipótesis de eficiencia, en sus diferentes formas, no puede ser mantenida estrictamente.

Sin embargo en la realidad es muy difícil mantener las hipótesis de linealidad y normalidad o lognormalidad de los precios (rendimientos) en los mercados financieros⁶.

Un interrogante abierto es si las anomalías detectadas u otros tipos de dependencia de las cotizaciones diarias de los valores pueden ser explotadas con fines predictivos. Algunas de las técnicas que se han planteado para resolver este tema son:

- **Modelos paramétricos:** Los modelos paramétricos asumen una estructura funcional determinada entre las variables a explicar y las explicadas. Los más comúnmente empleados son los de tipo lineal, derivados de la metodología de Box-Jenkins⁷, identificando y estimando modelos del tipo ARMA (p, q). Estos modelos no son del todo consistentes con algunos de los comportamientos observados en los mercados (caso de las burbujas especulativas, la sobre-reacción a noticias no esperadas, etc.) y las predicciones obtenidas generalmente no permiten superar a las de un simple random walk (paseo aleatorio). También son conocidos los modelos lineales ARCH y GARCH propuestos por Engle⁸ y posteriormente ampliados por Bollerslev, para predecir la varianza de los rendimientos. El problema de este tipo de enfoque paramétrico es que si el modelo está incorrectamente especificado, conduce a conclusiones erróneas.
- **Modelos no paramétricos:** Eliminan algunos de los supuestos sobre la forma funcional de la relación entre las variables e intentan utilizar un conjunto de funciones que aproximen dicha relación. Algunos ejemplos de estos modelos son los árboles de regresión y clasificación, los splines de regresión multivariante adaptativa, las redes neuronales artificiales. La utilidad de las redes neuronales artificiales radica en que poseen capacidad de aproximación universal.⁹ Si existe una función que relaciona las variables de interés con otras variables observadas, entonces, dado un número suficiente de ejemplos de tal relación, una red neuronal artificial es capaz de encontrar dicha relación cualquiera que esta sea. Muchos de los modelos econométricos empleados en la práctica no constituyen sino casos particulares de redes neuronales artificiales, por lo que deben ser considerados como modelos anidados y no como competitivos.

C. Las redes neuronales

El origen de esta tecnología puede datarse en las primeras décadas del siglo XX. El primer modelo de este tipo fue un dispositivo hidráulico diseñado por Russell¹⁰ en 1913, aunque fue en la década de los cuarenta cuando se crearon modelos que tuvieron

gran repercusión y que son considerados hoy en día como los precursores de las actuales redes neuronales artificiales (ANN)¹¹.

En 1943, Warren McCulloch y Walter Pitts¹² construyeron el primer modelo matemático de ANN. Aunque este modelo causó gran impacto inicial, adolecía de un factor clave, la capacidad de aprendizaje. Posteriormente, en 1949, Donald Hebb a partir de sus estudios sobre la neurona y el aprendizaje, desarrolló un algoritmo de aprendizaje al que se le dio su nombre: Aprendizaje Hebbiano.

Los primeros resultados con ANN provienen del trabajo de Marvin Minsky¹³ en 1954, cuando con Dean Edmonds creó una máquina de 40 neuronas, inspirada en los modelos de McCulloch y Pitts, que incorporaba aprendizaje Hebbiano. Construida con tubos de vacío, modelaba el comportamiento de una rata en la búsqueda de comida a través de un laberinto. Pocos años después, tras los trabajos en 1956 de Albert Uttley sobre su modelo llamado Informon, Frank Rosenblatt¹⁴ creó en 1958, el denominado Perceptron, que ha sido y es el modelo de ANN más conocido en la historia. Paralelamente a los trabajos de Rosenblatt, Bernard Widrow desarrolló el Adaline, dispositivo muy parecido al Perceptron, aplicado como filtro para eliminar ecos en las líneas telefónicas. El Perceptron original tenía la capacidad de generalización, reconociendo patrones similares a aquellos que previamente había aprendido, pero también tenía importantes limitaciones, como su incapacidad de realizar algunas tareas sencillas, por ejemplo, clasificar clases no linealmente separables.

Hoy en día, existen diversos trabajos sobre redes neuronales artificiales. Entre los modelos más conocidos se pueden destacar la Teoría de la Resonancia Adaptativa (ART), las máquinas de Boltzman y Cauchy, la Red de Hopfield, la denominada *Counter – Propagation*, la *Bidirectional Associative Memory* (BAM), el *Neocognitron*, los Mapas Auto organizativos, las *Time – Delay Neural Networks* (TDNN) y los ya mencionados Perceptron y Adaline, entre otros.

1. Algunos fundamentos biológicos de las redes neuronales

La principal característica que importan las redes neuronales artificiales de los sistemas biológicos es su descripción modular, como sistemas compuestos de elementos de proceso (neuronas) interconectados, formando redes tridimensionales, en las que dichas conexiones sufren transformaciones estructurales y funcionales a corto y largo plazo, las cuales se cree son las responsables del aprendizaje y la memoria.

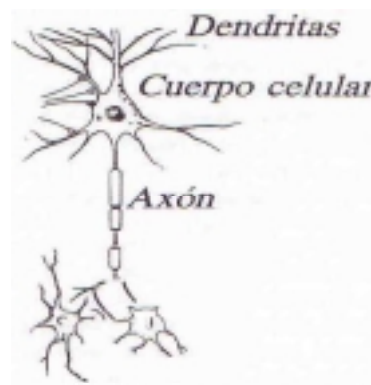
Si el encéfalo humano fuese cortado de forma horizontal o transversal se observarían dos tonalidades que ponen de manifiesto su estructura celular. Por un lado, una tonalidad oscura próxima a la superficie denominada sustancia gris, la cual es rica en cuerpos de células nerviosas denominadas neuronas. Por otro lado, una tonalidad clara denominada sustancia blanca, formando áreas compuestas de las ramificaciones de estas células, generalmente axones, que sirven de vías de comunicación.

Debido a su diversidad estructural, la tarea de modelización de las neuronas es extremadamente compleja, pero existen simplificaciones que se pueden usar para comprender y explicar las propiedades estructurales fundamentales de estas células nerviosas. La mayoría de los tipos de neuronas tienen tres partes estructurales diferenciadas, relacionadas con las propiedades funcionales de las mismas: el cuerpo celular, las dendritas y el axón.

Las neuronas típicas recogen señales de varias fuentes, las cuales integran y transforman, codificándolas en señales de salida que distribuyen a un gran número de otras neuronas. De manera esquemática, se puede decir que el cuerpo celular es el centro de síntesis de la célula, que procesa las señales que en forma de impulsos le llegan de otras células, generando a su vez un nuevo impulso si se cumplen ciertas condiciones. Del cuerpo celular emana una fibra principal, el axón, y varias ramas

fibrosas, las dendritas. El axón actúa como canal transmisor de los impulsos generados por la célula y frecuentemente se ramifica tanto en su punto de partida, como en su extremo. Conecta con las células de destino a través de las dendritas de éstas, que actúan como canales receptores de información. Esta conexión se realiza por medio de uniones especiales denominadas sinapsis. La transmisión de un lado a otro de estas uniones es química en su naturaleza y la cantidad de señal transferida depende de la cantidad de química (neurotransmisores) aportada por el axón y recibida por las dendritas. Esta eficiencia sináptica es la que resulta modificada cuando se dice que *el cerebro aprende*.

Gráfico n° 1
Composición de una neurona



Las neuronas en estado de inactividad presentan en su interior un potencial de reposo o potencial de membrana eléctricamente negativo respecto al exterior. Mediante un estímulo se puede provocar una respuesta conocida como potencial de acción o impulso nervioso. La noción de umbral del impulso nervioso hace referencia a la intensidad del estímulo que es suficiente para lograr que se produzca el potencial de acción.

Los atributos básicos de una red neuronal pueden ser divididos en arquitectura y propiedades funcionales o neurodinámica. La arquitectura define la estructura de la red, es decir, el número de neuronas artificiales y sus conexiones. Una red neuronal consiste en varias neuronas o elementos de proceso interconectados, con características familiares, tales como entradas, pesos sinápticos, umbral, activación y salida. La neurodinámica de la red define sus propiedades, es decir, cómo la red aprende, recuerda, asocia y continuamente compara la nueva información con el conocimiento existente, cómo clasifica nueva información y cómo desarrolla nuevas clasificaciones si es necesario. Para desarrollar una red neuronal artificial se desarrolla un modelo matemático que mejor describa la funcionalidad del sistema biológico.

Las redes neuronales se componen de muchas neuronas interconectadas de cierta manera, formando diferentes arquitecturas (denominadas topología de la red), las cuales procesan información sobre la base de un proceso bien definido. Se pueden distinguir redes de una sola capa (*single layer*) y multicapa (*multilayer*). Normalmente, la capa donde la información es suministrada a la red es la capa de entrada (o *input layer*), la capa donde la salida es obtenida es la capa de salida (o *output layer*) y las capas entre la capa de entrada y la de salida son las capas ocultas (o *hidden layers*). Puede haber una o más capas ocultas, las cuales se llaman así porque su salida no es directamente observable.

Algunas topologías de redes conocidas son: la red *Feedforward* o alimentada hacia delante, en la que las conexiones entre los elementos de proceso se establecen en un solo sentido, impuesto por el orden de las capas, de la forma:

Capa de Entrada → Capa(s) Oculta(s) → Capa de Salida,
 en contraposición a las redes *Feedback* o retroalimentadas, las cuales pueden tener conexiones de elementos de proceso (EP) de una capa a EP de capas anteriores. Otro tipo de red son las redes Recurrentes, las que permiten conexiones de EP dentro de una misma capa y de un EP a sí mismo.

Básicamente, existen dos tipos básicos de aprendizaje: el aprendizaje supervisado y el aprendizaje no supervisado. El primero se caracteriza por la existencia de un “profesor” que controla el proceso de aprendizaje, determinando qué salida debería dar la red ante una entrada dada, en contraposición con el segundo tipo que no necesita de ese supervisor.

Por otro lado, es conveniente distinguir la diferencia entre el aprendizaje permanente, en el cual la regla de aprendizaje permanece activa durante la fase de utilización de la red, de forma que está aprendiendo continuamente y el aprendizaje no permanente, que implica entrenar la red con la regla de aprendizaje apropiada y una vez que la red aprende, eliminar el proceso de aprendizaje utilizando la red con la información aprendida.

La incapacidad de encontrar un algoritmo de aprendizaje que pudiese adaptar los pesos de las conexiones en las redes neuronales con más de dos capas, fue lo que llevó a las redes a su época oscura,¹⁵ tras la publicación del libro *Perceptrons* por parte de Minsky y Papert en 1969. Estos autores demostraron que algunas de las limitaciones del Perceptron original podrían ser superadas utilizando un Perceptron con una o más capas ocultas, pero en aquel momento no existía un algoritmo de aprendizaje adecuado para ese tipo de estructura, por lo que su propuesta era un hecho estéril. Más tarde, el algoritmo de *Backpropagation* o de retro-propagación de errores llenó el vacío existente en aquellos años. El uso de este algoritmo con ANN tipo Perceptron es tan común, que habitualmente se habla de redes *Backpropagation* aún cuando este sea un algoritmo de aprendizaje y no una red.

Se tiene una red neuronal que actúa según las funciones de activación de las neuronas y los pesos de interconexión entre ellas. Tales pesos pueden ser fijos, pero en tal caso la red neuronal tendrá que tener una tarea muy bien definida a priori. Normalmente el valor preciso que deben tener los pesos de interconexión se suelen desconocer, por lo que la red se tiene que configurar con pesos adaptables y deben emplearse leyes de aprendizaje para ajustarlos.

Por otra parte, las redes neuronales pueden ser de una sola capa o de varias de ellas para un mejor funcionamiento.

Las “redes neuronales artificiales son redes interconectadas masivamente en paralelo de elementos simples y con organización jerárquica, las cuales intentan interactuar con los objetos del mundo real del mismo modo que lo hace el sistema nervioso biológico”.¹⁶

2. Pasos para su aplicación al mercado bursátil

Deben ser entendidas como modelos de predicción, que al igual que los indicadores y osciladores técnicos, utilizan datos de un pasado más o menos reciente, pero con la ventaja de permitir incorporar la información de múltiples indicadores junto con la información fundamental, explotando la ventaja de ser un modelo de tipo no paramétrico.

Las redes neuronales artificiales presentan características semejantes a la forma de pensar del cerebro: una de las más atractivas es su capacidad de aprendizaje adaptativo, autoorganizan la información que reciben durante el aprendizaje y /o la operación. Tienen la ventaja que una red puede ser rápidamente entrenada, comprobada, verificada y trasladada a una implementación práctica.

Los desarrollos más recientes de la inteligencia artificial han resaltado la importancia de los sistemas de soporte que ayudan a la toma de decisiones y de la información cualitativa, sugiriendo modelos desarrollados para asistir a quien debe decidir en la resolución de los problemas.

Las redes neuronales son útiles cuando se trata de problemas complejos de difícil cálculo pero que no requieren respuestas perfectas, sino sólo respuestas rápidas y buenas, como ocurre en la bolsa, donde se necesita saber con rapidez si conviene comprar, vender o mantener.

La forma de trabajo con las redes neuronales artificiales dependerá de la aplicación concreta, teniendo presente que existe una serie de pasos insoslayables para obtener una buena decisión final, que son: la obtención, la selección y preproceso de los datos (siendo ésta una de las fases claves en la predicción), luego están la selección y entrenamiento apropiado de la red y finalmente la evaluación de los resultados.

Para el caso concreto de la predicción bursátil es imprescindible contar con los datos de entrada a la red, buscando que éstos sean fiables y sin errores (casos que se presentan en muchas series de datos es que se repiten las cotizaciones de cierre del día anterior como cotización de apertura del día y no se coloca la primer cotización del día como tal), por lo cual muchas veces es necesario depurar las series. Por otra parte se deben cotejar los datos de distintas fuentes.

Esta información inicial puede incluir también otro tipo de información relevante que puede surgir de las mismas series anteriores, pero elaborada como son los indicadores técnicos y otros datos que se crean convenientes. La ventaja es que las redes neuronales artificiales pueden trabajar con distintos tipos de funciones matemáticas, tales como logaritmos naturales, raíces, potencias, etc. para mejorar los datos.

Por otra parte es necesario eliminar aquella información que se utilice como variable, pero que no aporta nada a la solución.

Algunas de las técnicas de preproceso de la información muy útiles son las medias móviles (sean ponderadas o exponenciales), las diferencias entre datos de la serie o bien relaciones funcionales entre los datos. Por supuesto que a medida que se incorporen más variables, mayor será el tiempo de proceso de la información y es por ello que puede experimentarse con el agregado de indicadores para ver si mejora su capacidad predictiva o no.

La etapa del entrenamiento se realiza con los mismos datos que se está trabajando, pero en un período distinto del inicial, ya que si partimos de 1000 observaciones, unas 600 se utilizan en la etapa de preproceso, unas 200 en la de entrenamiento y finalmente las restantes en la de testeo de la información, etapa esta última en la que se mide el error de test en la fase de entrenamiento de la red con el objeto de que ésta no empiece a perder su capacidad de generalización.

El análisis del comportamiento de las acciones a través de las redes neuronales permite facilitar la toma de decisiones estratégicas en escenarios financieros en gran medida impredecibles, tales como los mercados de futuros, de opciones y la bolsa. Así han aparecido diversos programas de redes neuronales que permiten con distintas variantes su aplicación al mercado bursátil, tales como NeuroSolutions, TradingSolutions, NeuroShell Trader, BioComp Profit, Matemática, NeuralStock, etc. Estos programas de simulación de la inteligencia artificial diseñados a partir de los conceptos básicos de la mecánica y de la estadística y resultan de un gran interés en el campo de la predicción de acontecimientos.

D. Algunos métodos utilizados en el análisis técnico

A continuación se hace referencia a algunos de los principales indicadores utilizados en el análisis técnico por parte de los operadores del mercado. Dentro de la vasta gama de indicadores, se hará mención al índice de fuerza relativa (conocido como RSI – Relative Strenght Index), los estocásticos % K y % D, el cruce de medias móviles de distinto plazo (siendo éstas medias de tipo exponencial para captar y darle mayor peso a la última información del mercado) y las medias móviles de convergencia y divergencia (MACD – Moving Average Convergence Divergence).

1. Medias móviles

En las medias móviles aritméticas simples todas las cotizaciones del periodo considerado para el cálculo de la media, tienen la misma ponderación. Se obtiene por la suma de las cotizaciones divididas por el número de días de sesiones empleadas, con la característica de que en cada nuevo día se elimina la primera sesión de la serie en el cálculo y se añade la del último día. El principal inconveniente de las medias aritméticas es que al considerar de la misma forma las primeras cotizaciones y las más recientes, las señales a menudo llegan tarde, ya que la información más relevante en relación con el cambio de tendencia de la curva de cotizaciones está en las últimas cotizaciones.

Para solucionar ese inconveniente se comenzó a utilizar las medias móviles ponderadas, en las cuáles se confiere mayor importancia a las últimas cotizaciones. Para obtener una media móvil ponderada se multiplican las últimas cotizaciones por un factor multiplicador o factor de ponderación (como puede ser la primera cotización de la serie por uno, la segunda por dos y así sucesivamente, para que la última cotización sea multiplicada por n) y luego se divide por la suma de las ponderaciones. De esta forma los últimos valores tendrán más peso en el cálculo de la media móvil.

En las medias móviles exponenciales también priman las cotizaciones más recientes. Para calcularlas se utiliza un factor de corrección que se calcula dividiendo dos por el número de sesiones más una que componen el periodo de la media móvil. Por ejemplo para una media móvil de diez sesiones el factor de corrección sería $2/(10+1)=0,18$ y para una media móvil de doscientas sesiones el factor sería $2/(200+1)=0,00995$. Seguidamente para calcular la media móvil exponencial se multiplica el factor de corrección por la diferencia entre la cotización y la última media.

Las medias móviles exponenciales tienen algunas ventajas con relación a las medias móviles aritméticas simples o ponderadas, pues la media móvil exponencial reduce progresivamente la influencia de las cotizaciones más alejadas en el tiempo a medida que van transcurriendo las ruedas del mercado.

Es recomendable emplear la combinación de dos o tres medias móviles de diferente cantidad de sesiones, para seguir con la media más larga la tendencia del mercado a largo plazo y usar la media más corta para comprar o vender.

Es muy importante elegir la cantidad de sesiones que forman la media móvil, siendo las más habituales las medias móviles de las 10, 30 y 200 últimas sesiones, según se opere a corto, medio o largo plazo. Una media móvil demasiado corta, (por ejemplo, la media móvil de las 10 últimas sesiones para operar a medio plazo) produce muchas señales falsas, y una media móvil demasiado larga da las señales de compra o de venta demasiado tarde.

También se utiliza mucho el sistema de cruce de medias para determinar las señales de compra o de venta. La señal de compra se produce cuando la media móvil corta atraviesa desde abajo hacia arriba a la media móvil larga. Por el contrario, la señal de venta se produce cuando la media móvil corta atraviesa desde arriba hacia abajo a la media móvil larga. Este método retrasa mucho la salida y entrada en un título, pero reduce notablemente el número de señales falsas que pueden producirse.

2. RSI

Este oscilador, denominado también como índice Welles Wilder, por su autor, es utilizado para detectar cuando un título está sobre o subvalorado y así decidir si comprar o vender. Tiene un elevado poder predictivo y su cálculo necesita datos de 9 a 15 días de sesiones. Los valores del índice de fuerza relativa van entre 0 y 100 y aquellos valores. Las señales de compra son anunciadas cuando el índice está ubicado entre 20 y 30, en tanto las señales de venta van entre 70 y 80.

Para encontrar este índice, se aplica la siguiente formula:

$$RSI_n = 100 - \frac{100}{1 + RS}$$

$$RS = \frac{AU}{AD}$$

donde:

AU : Promedio de los incrementos producidos donde el precio de cierre es mayor al precio de apertura (o cierre del día anterior).

AD : Promedio de las contracciones donde el precio de cierre es menor al precio de apertura (o cierre del día anterior).

Si por ejemplo tomáramos un título cotizado durante 9 sesiones, el mecanismo de cálculo aplicado debería ser el siguiente: primero sumar todos los precios que cerraron al alza y dividirlos por 9 (AU) y luego sumar todos los valores que cerraron a la baja y dividirlos por 9 (AD). Luego se calcula RS y a partir de allí la fórmula mencionada anteriormente.

La evolución del RSI puede formar figuras que se interpretan como las de cotización del título. De este modo cuando se aprecia alguna diferencia entre el RSI y la evolución del título se está produciendo un aviso de cambio de tendencia.

Este indicador oscila entre 0 y 100, y se grafican junto a dos líneas paralelas, que son las de 30 y 70. Las órdenes de compra suceden cuando el RSI cruza la línea de 30 de abajo hacia arriba y las de venta cuando el índice cruza la línea de 70 de arriba hacia abajo.

3. MACD

La convergencia-divergencia de medias móviles es un indicador que mediante el cruce de la línea del indicador (MACD) y de su media móvil (Sign) proporciona señales de compra o venta. Este indicador se mueve alrededor de una línea central o línea cero, sin límites superior o inferior.

Se basa en el uso de las medias móviles de la cotización y en la diferencia entre dos medias móviles exponenciales. Matemáticamente la expresión del MACD es:

$$MACD = \text{med}(\text{cotiz.26}) - \text{med}(\text{cot.12})$$

$$\text{Sign} = \text{med}(\text{MACD } 9)$$

Siendo med (cotz. n) la media móvil exponencial de las cotizaciones últimas n sesiones (en nuestro caso 26 sesiones y 12 sesiones) y med (Macd 9) la media móvil exponencial de las últimas 9 sesiones del Macd.

Las principales señales de compra y de venta se producen cuando la curva del MACD corta a su media móvil. Las señales de compra se generan cuando la línea del MACD corta de forma ascendente a la línea de su media móvil (Sign). Mientras la línea del MACD esté por encima de su media móvil la posición seguirá siendo compradora.

Por el contrario se produce una señal de venta cuando la línea del MACD corta en sentido descendente a su media móvil (Sign). Mientras la línea del MACD esté por debajo de su media móvil la posición seguirá siendo vendedora.

4. Osciladores % K y % D

Conocido como indicador de G. Lane o oscilador estocástico. Su fundamento está en que a medida que los precios suben, los precios de cierre tienden a acercarse al límite superior de la gama de precios. De forma inversa, en las tendencias a la baja, el precio de cierre tiende a acercarse al límite inferior de la gama de cotizaciones del día. Se utilizan dos líneas, el % K y el % D, siendo este último el que proporciona las señales principales. El periodo de tiempo más utilizado para este indicador es de 5 días y para el % D es el promedio móvil de 3 días.

$$\% K = 100 \times [(C - L5) / (H5 - L5)]$$

donde:

C : Cotización de cierre o último precio

H5 : Precio más alto del periodo de 5 días

L5 : Precio más bajo del periodo de 5 días

$$\% D = 100 * (H3/L3)$$

donde:

H3 : es la suma de tres días de (C-L5)

L3 : es la suma de tres días de (H5-L5)

Estas líneas oscilan entre 0 y 100. Al igual que en el RSI las señales de compra y de venta se dan para los valores 30 y 70, respectivamente.

La interpretación de este índice es la siguiente:

Si % K > 70 entonces señal de venta

Si % K < 30 entonces señal de compra

A veces también se suelen utilizar las señales para los valores de 20 y 80.

Las principales señales de compra y de venta se producen cuando la línea del estocástico corta a su media móvil. Las señales de compra se generan cuando la línea del estocástico (% K) corta de forma ascendente a su media móvil (% D). Mientras la línea del estocástico siga por encima de su media móvil, la posición seguirá siendo compradora.

Por el contrario, se produce una señal de venta cuando la línea del estocástico se corta en sentido descendente a su media móvil. Mientras la línea del estocástico siga por debajo de su media móvil la posición seguirá siendo vendedora.

E. Aplicación empírica al mercado bursátil argentino

Para la aplicación empírica se efectuaron los cálculos siguiendo distintos sistemas de predicción, algunos de ellos con redes neuronales y otros siguiendo los sistemas de indicadores que usualmente utilizan los operadores: medias móviles, RSI, MACD y estocásticos % K y %D. En la versión definitiva del trabajo se utilizarán otros indicadores para su comparación con las redes, tratando de optimizar las decisiones de los inversores en condiciones de riesgo.

En esta etapa se aplicó para el Índice General de la Bolsa de Comercio de Buenos Aires, el Índice Merval (habitualmente utilizado por los operadores del mercado).

Los estudios se efectuaron sin tomar en consideración los costos de operar en el mercado (entrada y salida) y en consecuencia reflejan sólo las ganancias y pérdidas obtenidas por cada entrada y salida del mercado.

Existen diferencias entre los programas utilizados en cuanto a los rendimientos obtenidos y las señales, pese a que se trabajó con los mismos datos y las señales que ofrecen son distintas.

1. Índice General de la Bolsa de Comercio de Buenos Aires

El estudio se efectuó para el periodo 2 de enero de 1996 al 21 de junio de 2001
Los resultados sintéticamente se presentan en el Cuadro n° 1.

Cuadro n° 1
Rendimientos obtenidos con distintas alternativas

| Procedimiento | Rendimiento anual | Prom. anual operaciones | % decisiones acertadas |
|---|-------------------|-------------------------|------------------------|
| Signo óptimo, maximizado (TS) | 566,6 % | 16,9 | 100,0 % |
| Signo óptimo, sin maximizar (TS) | 421,6 % | 17,6 | 100,0 % |
| Predicción con redes multilayer perceptron (TS) | 58,2 % | 49,9 | 44,0 % |
| Multilayer perceptron con generalized feedforward | 55,1 % | 49,0 | 44,8 % |
| Estocásticos % K y % D (TS) | 51,3 % | 93,7 | 41,4 % |
| Estocásticos % K y % D (MS) | 19,7 % | 23,3 | 49,3 % |
| Medias móviles exponenciales (MS) | 34,4 % | 36,8 | 32,9 % |
| MACD vs. Signal System (MS) | 27,3 % | 17,2 | 41,4 % |
| MACD vs. Signal System (TS) | 22,0 % | 17,9 | 40,5 % |
| RSI con optimización (MS) | 1,12 % | 2,5 | 47,0 % |
| Medias móviles exponenciales (TS) | 0,6 % | 10,7 | 33,3 % |
| RSI con optimización (TS) | -16,8 % | 10,2 | 72,7 % |

TS: Software TradingSolutions.

MS: Software MetaStock

a) Optimización por signo óptimo

Cuando se trabaja con el programa TradingSolutions, al realizar el cálculo del signo óptimo maximizado, con una inversión de \$ 1.000,00 el día 2 de enero de 1996, se alcanzan 2.127.993.769,45 \$ al final del periodo, se realizan 109 operaciones, de las cuales 58 eran de compras y 51 de ventas. El rendimiento medio por operación es el 12,42 % y la mayor ganancia obtenida de 126,41 %.

El promedio de días por operación está en 10 días y la más corta es de un día, siendo la operación más larga de 60 días.

La mayor pérdida sufrida es del 6,97 %.

Este método tiene una eficiencia del 99,6 %.

El promedio de oscilaciones diarias es del 0,79 % y el desvío estándar del 1,72 %, lo cual nos da un coeficiente de Sharpe de rendimiento a variación de 0,46.

Si se opta por la alternativa del signo óptimo, pero sin maximizarse se alcanzan con los \$ 1.000,00 de inversión inicial una suma de \$ 436.308.719,49, luego de 114 operaciones, de las cuales 61 son de compra y 53 de venta. El rendimiento promedio por operación es del 10,24 % y la mayor ganancia del 108,16 %. La duración promedio de las operaciones es de 10 días, siendo la más corta de 1 día y la más larga de 59 días. La máxima pérdida obtenida es del 4,71 %.

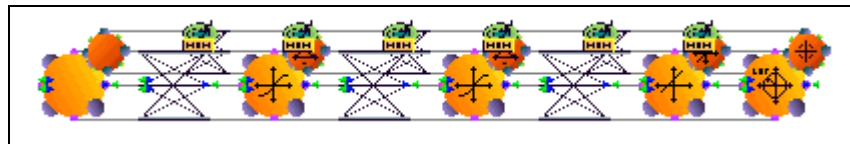
El promedio de ganancias por operación es del 0,69 %, con un desvío estándar del 1,79 %, lo que arroja un coeficiente de Sharpe de 0,38. La eficiencia de este sistema está en el 99,43 %.

Estas dos alternativas presentadas son al sólo efecto comparativo, como las mejores alternativas que se podrían haber realizado. No toman en cuenta si el precio más bajo del día ocurrió antes o después del precio más alto del día, ya que sólo con una base de datos intradiaria se podría haber realizado el ajuste.

b) Optimización con redes neuronales

Si se efectúan las predicciones con redes neuronales con una arquitectura de multilayer perceptron, con dos capas ocultas, los resultados obtenidos son los mejores dentro de las alternativas utilizadas y si se aplicara un sistema de feedforward los resultados obtenidos se encuentran en el cuarto lugar y por encima de los sistemas clásicos.

Gráfico n° 2
Multilayer Perceptron con dos capas ocultas



Para la aplicación de este método se tuvo en cuenta un periodo de entrenamiento de 735 observaciones, 245 para la validación de los cálculos y finalmente 245 para el testeo. Es conveniente señalar que se obtuvieron con multilayer perceptron los siguientes datos para su confrontación:

Cuadro n° 2
Aplicación de redes neuronales Multilayer perceptron, con 2 capas ocultas

| Periodo | Signos positivos | Signos negativos |
|---------------|------------------|------------------|
| Entrenamiento | 7,89 % | 51,02 % |
| Validación | 4,90 % | 50,61 % |
| Testeo | 11,75 % | 35,92 % |

| Resumen del test | Datos originales | Post-procesamiento |
|-------------------|------------------|--------------------|
| Error normalizado | 0,027504 | 0,024941 |
| Correlación | 0,991961 | 0,996193 |
| Eficiencia signos | 68,57 % | 97,55 % |

Resultó ser éste un excelente modelo predictivo, cuya mejor performance se obtuvo hacia la fase final del periodo de entrenamiento. En la mayoría de los casos dio signos correctos para comprar y vender y los resultados arrojados frente al mercado estaban con una correlación muy alta con lo sucedido. Es un excelente modelo direccional y ligeramente especializado en los signos negativos del mercado. Valores de 0 de error normalizado significan ausencia de error y si se acerca al valor de 1 significa que la predicción era igual al valor anterior, valores mayores de uno implican errores significativos.

A partir de la inversión inicial se obtienen 181.820,40 \$ en 321 operaciones, con decisiones acertadas en un 44,0 %. Del total de operaciones 160 son de compra con una

eficiencia del 43,7 % y las de venta 161 operaciones y eficiencia del 44,3 %. O sea que en total se toman decisiones correctas en 141 ocasiones.

Se obtienen ganancias consecutivas en 8 oportunidades y pérdidas consecutivas en 4 ocasiones.

El porcentaje de ganancia por operación es de 1,53 %, siendo la operación más corta de duración de un día y la más larga de 96 días, con un promedio de 10 días.

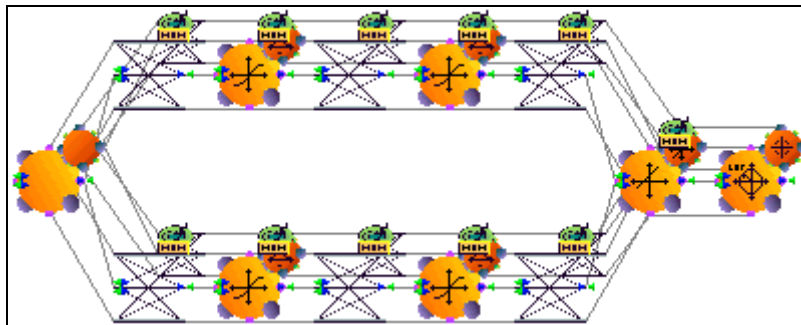
La eficiencia en la salida de las operaciones es del 42,1 %.

La ganancia por día es del 0,14 %, con un desvío estándar de 1,27 %, lo cual arroja un coeficiente de Sharpe de retorno a variabilidad de 0,11.

También se tienen buenos resultados aplicando la alternativa de Time-lag Recurrent Network con una capa oculta.

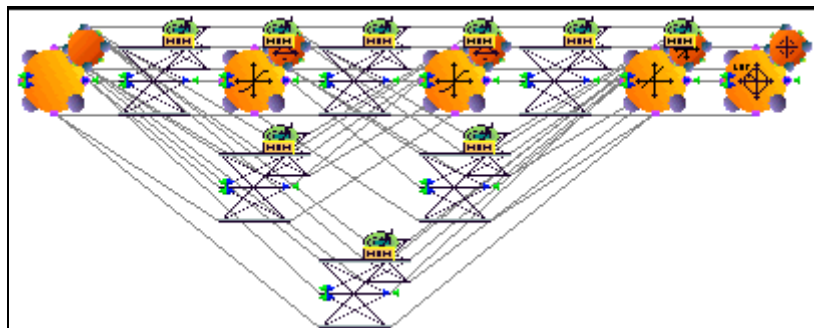
No se tienen buenos resultados con una arquitectura como la siguiente, que muestra redes modulares con dos capas ocultas.

Gráfico n° 3
Arquitectura de redes modulares con dos capas ocultas



Cuando se aplicaron las redes neuronales Multilayer perceptron, con dos capas ocultas y alimentadas hacia delante en forma generalizada (generalized feedforward), el modelo perdió su carácter predictivo, se observa una muy baja correlación y muchos de los signos fueron contrarios a lo esperado, como se muestra en el siguiente cuadro.

Gráfico n° 4
Red neuronal Multilayer perceptron, con dos capas ocultas, alimentada hacia delante en forma generalizada



Cuadro n° 3
Aplicación de redes neuronales Multilayer perceptron, generalized feedforward

| Periodo | Signos positivos | Signos negativos |
|---------------|------------------|------------------|
| Entrenamiento | 31,69 % | 25,70 % |
| Validación | 22,49 % | 22,80 % |
| Testeo | 24,50 % | 31,73 % |

| Resumen del test | Datos originales | Post-procesamiento |
|-------------------|------------------|--------------------|
| Error normalizado | 1,008562 | 2,001351 |
| Correlación | -0,008786 | -0,011121 |
| Eficiencia signos | 43,78 % | 37,35 % |

En este caso se obtiene un rendimiento del 55,1 %, lo cual da una ganancia neta de 158.868,20 \$, se obtiene en 316 operaciones, de las cuales 157 son de compra y 157 de venta, con una eficiencia de 44,8 % para todas las operaciones, 43,9 % para las compras y del 45,7 % para las ventas. Se toman 142 decisiones correctas.

Se obtiene una ganancia promedio por operación de 1,47 %. La cantidad de días de duración promedio es del orden de 10 días, siendo la más corta de 1 y la más larga de 101 días. La eficiencia en las órdenes de salida del mercado es del 38,1 %.

Se obtienen 8 decisiones correctas consecutivas y las pérdidas consecutivas alcanzan un máximo de 3 decisiones.

La ganancia por día en promedio es del 0,13 % con un desvío estándar del 1,65 %, lo cual da un coeficiente de Sharpe de 0,08.

c) Estocásticos % K y % D

Al efectuar los cálculos con los estocásticos de Lane, se tiene una ganancia neta de 135.504,78 \$, con un rendimiento anualizado del 51,29 %. En este caso el método con el TradingSolution arroja un total de 606 operaciones con un porcentaje de aciertos del 41,4 %, de las cuales 303 operaciones son de compra y 303 de venta, con una eficiencia del 40,6 % en las compras y del 42,2 % en las ventas. Es un método que presenta muchas entradas y salidas, en promedio 93,7 operaciones por año.

De las 606 operaciones realizadas se acertó en 251 y se pierde en 355, una sola vez la orden estaba fuera del mercado. El rendimiento promedio en aciertos es del 3,27 % y las pérdidas en promedio son del 1,45 %. La máxima ganancia alcanzada es del 24,5 % y la máxima pérdida del 11,69 %.

El promedio de duración de las operaciones es de dos días y la operación más larga en 13 días.

La eficiencia de las órdenes de salida está en el 26,6 %. Las órdenes consecutivas de ganancias correctas son de 6 operaciones y en el caso de las pérdidas con 18 operaciones consecutivas.

El promedio de los rendimientos diarios es del 0,19 % y con un desvío estándar del 1,96 %, lo que arroja un coeficiente de premio a variabilidad de Sharpe de 0,10.

Una situación bastante distinta en cuanto a los rendimientos se observa con el programa MetaStock, ya que se hubiera alcanza una ganancia neta de 2,189,12 \$. Se realizan por este método en el periodo bajo análisis sólo 150 operaciones, o sea un promedio de 23,3 por año. El promedio de ganancias por operación es de 14,35 \$ y la relación entre promedios de ganancias a promedio de pérdidas es de 1,33. Se realizan

105 operaciones de compra y 45 de ventas. Se acierta en 46 de las operaciones de compra y 28 de las de ventas. O sea que 74 decisiones son acertadas y 76 erradas.

La operación más larga de ganancia es de 30 días y la de pérdida de 20 días, se obtienen 6 ganancias consecutivas y 8 pérdidas consecutivas.

d) Media móvil de convergencia y divergencia

Al aplicar el MACD, la ganancia total por el programa TradingSolutions es de 26.135,97 \$, con un rendimiento anualizado del 21,96 %. Se realizan 116 operaciones con un porcentaje de aciertos del 40,5 %, de las cuales 58 son de compra (se acierta en el 41,4 %) y 58 de ventas (39,7 % de aciertos). El promedio de operaciones anuales se encuentra en 17,9.

El promedio de días en las operaciones está en 13 días, siendo la más corta de 1 día y la más larga de 45.

Si bien el porcentaje de ganancias acumulativo es del 261,36 %, el de las ganancias es del 567,49 % y el de las pérdidas de -306,13%. El promedio de ganancia por operación es de 1,54 %, mientras que el de los aciertos está en el 8,23 % y el de las pérdidas no esperadas del -3,01%. La máxima ganancia que se obtiene es del 97,6 % y la mayor pérdida del 11,67%.

De las 116 operaciones se acierta en 47 y se pierde en 69. El promedio de eficiencia en las salidas del mercado es del 24,5 %. Las ganancias consecutivas se alcanzan en 4 oportunidades y se tienen pérdidas consecutivas 9 veces.

El rendimiento por operación es del 0,10 %, con un desvío estándar de 1,90 %, lo que da un coeficiente de premio al riesgo de Sharpe de 0,05.

Al aplicar la metodología del MACD con el programa MetaStock optimizado, se obtiene una ganancia del 27,3 % acumulativa. Se obtiene un porcentaje de aciertos del 61,66 %.

Se realizan 111 operaciones de las cuales 55 son de compra y 56 de venta, se aciertan 46 operaciones y se equivoca en 65 operaciones. De las 55 órdenes de compra se acierta en 23 y en el caso de las órdenes de venta se gana en 23. Con lo cual se acierta en el 41,44 % de los casos.

Se realiza un promedio de 17,3 operaciones por año, la de mayor duración en los aciertos está en 45 días y la peor pérdida dura 23 días.

Se realizan hasta 3 operaciones con ganancias consecutivas y en el caso de las operaciones con pérdida éstas alcanzan a ser 6 consecutivas.

El promedio de las operaciones con ganancias es de 132,59 \$ con una máxima de 2.205,71 \$ y en el caso del promedio de las pérdidas éstas son de -37,24 \$ con una pérdida máxima de \$ 248,68.

e) Medias móviles exponenciales

Cuando se aplica el programa TradingSolutions con el cruce de medias móviles de 20 días con la de 10 días, los resultados no son muy alentadores, ya que la ganancia neta que se obtiene es de sólo 375,66 \$, en 69 operaciones, con un grado de eficiencia de sólo el 33,3 %. De esas operaciones se realizan 34 compras (32,44 % de aciertos) y 35 ventas (34,3 % aciertos).

Es muy distinta la situación con el programa MetaStock ya que se obtiene un beneficio neto de 5.718,25 \$, después de haber obtenido ganancias por 11.372,87 \$ y pérdidas por 5.732,83 \$.

Se realizan 237 negociaciones, 118 de compra y 119 de venta, con 38 operaciones de compra acertadas y 40 de venta acertadas, lo que da un grado de eficiencia del 32,91 %.

Las ganancias más elevadas alcanzan a 2.804,34 \$ y el promedio de ganancias está en 145,81 \$. En el caso de las pérdidas promedio son de -36,06 \$ y con una pérdida máxima de 504,19 \$.

Se realiza un promedio de 36,8 operaciones por año, siendo la de compra acertada más prolongada de 45 días y la de mayor pérdida de 13 días. Se realizan 4 operaciones consecutivas con ganancias y se obtienen pérdidas consecutivas con un máximo de 9 veces.

f) Índice de fuerza relativa

Al aplicar este indicador con el programa TradingSolutions, se tienen pérdidas por \$ 6.953,33 \$, lo que lleva a un rendimiento negativo anual acumulativo del 16,79 %, en 66 operaciones, con un promedio de aciertos del 72,7 %.

Una situación muy similar se presenta cuando se aplica el RSI con optimización con el programa MetaStock, aunque la pérdida es en este caso una ganancia de \$ 74,72, muy reducida, ya que es el 1,12 % de ganancia acumulativa. Se realizan en total 16 operaciones, 8 de compra y 8 de venta, se acierta en 11 casos y no se da la situación esperada en 5 casos, luego el promedio de aciertos es del 68,75 %, pero muchas posibilidades del mercado quedan fuera. El comportamiento del mercado en pocos casos cruzaba las bandas de 70 y 30, para ventas y compras, respectivamente. Si esos valores pasaban a 60 y 40, que es la banda en que más oscilaban los valores del RSI, la eficiencia aumentaba y la ganancia también, pero nunca como para alcanzar a los métodos anteriores. Esto se debe al comportamiento presentado por el mercado durante el periodo bajo análisis (ver gráfico).

Gráfico n° 5
Evolución de las cotizaciones y volumen operado en el Índice general Bolsa



2. Índice Merval de la Bolsa de Comercio de Buenos Aires

Se aclara que en la composición de este índice se tiene en cuenta a aquellas empresas que en conjunto representan el 80 % del volumen operado trimestralmente en la Bolsa de Comercio de Buenos Aires.

El estudio se efectúa para el periodo 2 de enero de 1996 al 21 de junio de 2002. En este periodo el comportamiento del índice se muestra en el siguiente gráfico.

Gráfico n° 6
Evolución de las cotizaciones y volumen operado en Índice Merval



Los resultados sintéticamente se presentan en el Cuadro n° 7.

Cuadro n° 4
Rendimientos obtenidos con distintas alternativas

| Procedimiento | Rendimiento anual | Prom. anual operaciones | % decisiones acertadas |
|--|-------------------|-------------------------|------------------------|
| Signo óptimo, maximizado (TS) | 2.317,9 % | 24,2 | 100,0 % |
| Signo óptimo, sin maximizar (TS) | 1.465,2 % | 25,6 | 100,0 % |
| Predicción con redes multilayer perceptron (TS) | 84,0 % | 87,6 | 43,4 % |
| Red recurrente, totalmente, 2 capas ocultas | 68,1 % | 68,3 | 43,3 % |
| Red recurrente, pero parcialmente, 1 capa oculta | 56,4 % | 97,6 | 41,9 % |
| Medias móviles exponenciales (MS) | 43,0 % | 38,5 | 31,0 % |
| MACD vs. Signal System (MS) | 36,3 % | 11,0 | 42,3 % |
| Medias móviles exponenciales (TS) | 36,0 % | 8,6 | 41,1 % |

| | | | |
|-----------------------------|--------|------|--------|
| MACD vs. Signal System (TS) | 28,0 % | 15,9 | 41,9 % |
| Estocásticos % K y % D (MS) | 19,5 % | 35,4 | 40,4 % |
| Estocásticos % K y % D (TS) | 17,4 % | 93,3 | 42,7 % |
| RSI con optimización (MS) | 6,0 % | 0,9 | 66,7 % |
| RSI con optimización (TS) | 5,1 % | 5,4 | 61,8 % |

TS: Software TradingSolutions. MS: Software MetaStock

a) Optimización por signo óptimo

Cuando se trabaja con el programa TradingSolutions, al realizar el cálculo del signo óptimo maximizado, con una inversión de \$ 1.000,00 el día 2 de enero de 1996, se alcanzan 1.668.725.164.436.000 \$ al final del periodo, se realizan 301 operaciones, de las cuales 154 son de compras y 147 de ventas. El rendimiento medio por operación es del 14,65 % y la mayor ganancia es de 126,52 %.

El promedio de días por operación está en 8 días y la más corta es de un día, siendo la operación más larga de 53 días.

Este método tiene una eficiencia del 99,74 %.

El promedio de oscilaciones diarias es del 1,35 % y el desvío estándar del 2,47 %, lo cual da un coeficiente de Sharpe de rendimiento a variación de 0,54.

Si se opta por la alternativa del signo óptimo, pero sin maximizarse se alcanzan con los 1.000 \$ de inversión inicial una suma de \$ 1.4338.868.268.775.999, luego de 319 operaciones, de las cuales 163 son de compra y 156 de venta. El rendimiento promedio por operación es del 11,86 % y la mayor ganancia del 118,92 %. La duración promedio de las operaciones es de 8 días, siendo la más corta de 1 día y la más larga de 51 días.

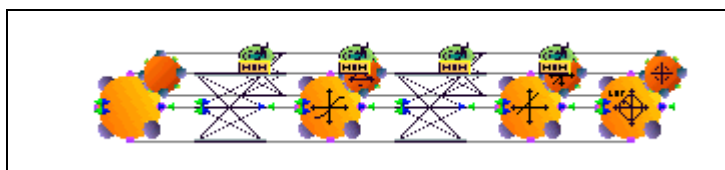
El promedio de ganancias por día es de 1,17 %, con un desvío estándar del 2,60 %, lo que arroja un coeficiente de Sharpe de 0,45. La eficiencia de este sistema está en el 99,5 %.

Estas dos alternativas presentadas son al sólo efecto comparativo, como ya se mencionara anteriormente y no necesariamente responden a una situación real.

b) Optimización con redes neuronales

Si se efectúa las predicciones con redes neuronales con una arquitectura de multilayer perceptron, con una capa oculta, los resultados obtenidos son los mejores dentro de las alternativas utilizadas con redes neuronales y están por encima de los sistemas clásicos. El agregado de una capa oculta más hacía disminuir la performance y lo convertía en un modelo poco predictivo.

Gráfico n° 7
Estructura Multilayer perceptron, con una capa oculta



Para la aplicación de este método se tuvo en cuenta un periodo de entrenamiento de 741 observaciones, 246 para la validación de los cálculos y finalmente 246 para el testeo.

Los resultados son de un modelo predictivo de tipo pobre y sólo razonables en las correlaciones, ya que produce débiles señales de correlación con el signo esperado, pese a ser un buen modelo direccional, muchas de las señales de entrada fueron contrarias a lo esperado, pese al buen rendimiento que se obtiene. Se realizarán estudios posteriores para mejorar la performance de esta red, para lo cual se pueden incorporar otros datos de entrada, que mejoren el poder predictivo.

Es conveniente señalar que se obtuvieron con el multilayer perceptron los siguientes datos para su confrontación:

Cuadro n° 5
Aplicación de redes neuronales Multilayer perceptron, con 1 capa oculta

| Periodo | Signos positivos | Signos negativos |
|---------------|------------------|------------------|
| Entrenamiento | 35,63 % | 28,74 % |
| Validación | 35,37 % | 24,39 % |
| Testeo | 25,20 % | 46,75 % |

| Resumen del test | Datos originales | Post-procesamiento |
|-------------------|------------------|--------------------|
| Error normalizado | 1,000119 | 7,875644 |
| Correlación | 0,120710 | 0,120438 |
| Eficiencia signos | 28,05 % | 44,31 % |

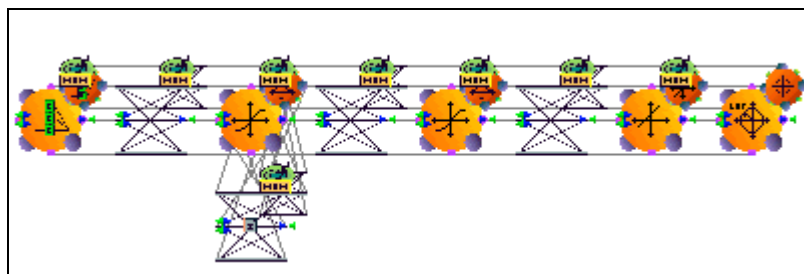
La ganancia obtenida es de 471.237,21 \$, con un rendimiento anual acumulativo del 84,02 %, en 564 operaciones con una eficiencia del 43,4 % de aciertos. De esas operaciones 262 son de compra (43,5 % de decisiones correctas) y 302 de ventas (43,4 % acertadas). O sea que las decisiones son correctas en 245 oportunidades y en 319 no se tiene una decisión acertada.

El promedio de ganancia por operación está en el orden del 0,78 %. La duración promedio fue de 2 días, siendo la más corta de un día y la más larga de 10 días.

Las decisiones de salida son acertadas en el 33,3 %.

La ganancia por día es de 0,28 %, con un desvío estándar de 2,29 % y coeficiente de Sharpe de 0,12.

Gráfico n° 8
Recurrent network, fully recurrent, con dos capas ocultas



Cuando se aplicó la arquitectura de las redes recurrentes, con la opción de totalmente recurrente, como la que se muestra en el gráfico anterior, permite obtener una ganancia de 261.484,84 \$, lo que da un rendimiento anual acumulativo del 68,16 %, en 68,3 operaciones promedio por año.

Se opera en 434 oportunidades, con una eficiencia promedio del 43,3 %. De esas operaciones 217 son de compra (eficiencia 40,6 %) y 217 de venta (46,1 % de decisiones correctas). O sea que en total se incurre en 188 aciertos y 246 decisiones incorrectas.

El promedio de ganancia por operación está en el 0,89 %. La duración promedio por operación es de 3 días, con un mínimo de 1 día y un máximo de 19. La eficiencia en las órdenes de salida del mercado está en el 28,5 %.

El rendimiento promedio por día es de 0,24 %, con un desvío estándar de 2,36 % y un coeficiente de Sharpe de 0,10.

Cuadro n° 6
Aplicación de Recurrent Network, fully recurrent, 2 capas ocultas

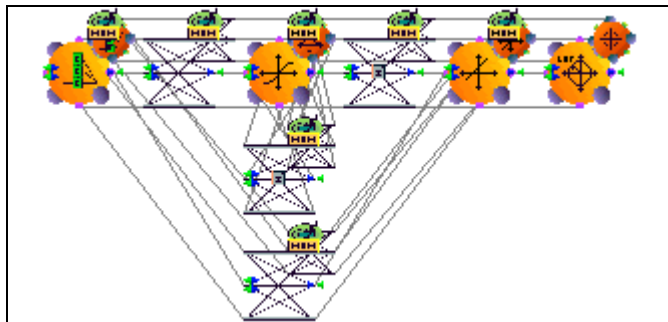
| Periodo | Signos positivos | Signos negativos |
|---------------|------------------|------------------|
| Entrenamiento | 35,63 % | 28,74 % |
| Validación | 35,37 % | 24,39 % |
| Testeo | 25,70 % | 46,75 % |

| Resumen del test | Datos originales | Post-procesamiento |
|-------------------|------------------|--------------------|
| Error normalizado | 0,995132 | 444,596262 |
| Correlación | 0,103534 | 0,103638 |
| Eficiencia signos | 28,05 % | 43,50 % |

A través de estos datos se observa que es un buen modelo de tipo direccional, pero pobre en la predicción y sólo razonable en la correlación, produce valores muy débiles en la correlación con el signo esperado.

Otra alternativa que se plantea es la de aplicar estas redes parcialmente recurrentes, con una capa oculta.

Gráfico n° 9
Recurrent network, parcialmente recurrente, con una capa oculta



La ganancia neta en este caso es de 161.435,07 \$ para todo el periodo bajo análisis, con un rendimiento anual acumulativo del 56,42 %, con un promedio de 97,6 operaciones por año.

En total se realizan 620 operaciones (eficiencia 41,9 %), de las cuales 310 son de compra (38,4 % acertadas) y 310 de ventas (eficiencia 45,5 %). O sea que en total 260 decisiones son correctas y 360 no.

La ganancia promedio por operación es de 0,54 %. La máxima ganancia es de 35,50 % y la mayor pérdida del 8,84 %.

La duración promedio de las operaciones está en 2 días y la más larga en 15 días.

Las predicciones de salida del mercado son correctas en la dirección esperada el 23,5 % de las veces.

Se toman hasta 7 decisiones consecutivas acertadas y hasta 12 decisiones incorrectas consecutivas.

El porcentaje de cambio por día está en 0,21 %, con un desvío estándar de 2,36, lo que da un coeficiente de Sharpe de 0,098.

Otros indicadores válidos para este modelo fueron los que se presentan en el siguiente cuadro.

Cuadro n° 7

Aplicación de redes recurrentes, pero parcialmente recurrentes, con una capa oculta

| Periodo | Signos positivos | Signos negativos |
|---------------|------------------|------------------|
| Entrenamiento | 35,63 % | 28,74 % |
| Validación | 35,37 % | 24,39 % |
| Testeo | 25,20 % | 39,02 % |

| Resumen del test | Datos originales | Post-procesamiento |
|-------------------|------------------|--------------------|
| Error normalizado | 1,718283 | 123,407357 |
| Correlación | 0,077558 | 0,078143 |
| Eficiencia signos | 25,20 % | 39,02 % |

En función de estos valores, se llega a la conclusión que es un razonable modelo direccional, pero pobre como modelo y las predicciones producen valores con correlaciones no significativas al signo esperado. Muchas de las señales son contrarias al signo esperado, pese a los buenos rendimientos obtenidos en la aplicación.

c) Estocásticos % K y % D

Al efectuar los cálculos con los estocásticos de Lane, aplicados al índice Merval, se tiene una ganancia neta de 63.324,83 \$, con un rendimiento anualizado del 17,36 %. En este caso el método con el TradingSolution arroja un total de 1.162 operaciones con un porcentaje de aciertos del 42,7 %, de las cuales 581 operaciones son de compra y 581 de venta, con una eficiencia del 43,4 % en las compras y del 42,0 % en las ventas. Es un método que presenta muchas entradas y salidas, en promedio 93,3 operaciones por año.

De las 1.162 operaciones realizadas se acierta en 496 y se pierde en 666. El rendimiento promedio en aciertos es del 0,28 %, pero con un promedio del 3,94 % en las decisiones acertadas, mientras que las pérdidas son del 2,44 % en las no correctas. La máxima ganancia alcanzada es del 54,59 % y la máxima pérdida del 19,50 %.

El promedio de duración de las operaciones está en los dos días, con la operación más larga en 9 días.

La eficiencia de las órdenes de salida es del 11,4 %. Las órdenes consecutivas de ganancias correctas son de 7 operaciones y en el caso de las pérdidas con 11 operaciones consecutivas.

El promedio de los rendimientos diarios es del 0,11 % y con un desvío estándar del 2,89 %, lo que arroja un coeficiente de premio a variabilidad de Sharpe de 0,04.

Una situación bastante distinta en cuanto a los rendimientos se observa con el programa MetaStock, ya que se alcanza una ganancia neta de sólo 2.156,61 \$. Se

realizan por este método en el periodo bajo análisis sólo 228 operaciones, o sea un promedio de 35,4 por año, como se observa mucho más reducido que en el caso anterior. El promedio de ganancias por operación es de 8,90 \$ y la relación entre promedios de ganancias a promedio de pérdidas es de 1,97. Se realizan 118 operaciones de compra y 110 de ventas. Se gana en 47 de las operaciones de compra y 45 de las de ventas. O sea que 92 decisiones son acertadas y 136 erradas.

La operación más larga de ganancia es de 31 días y la de pérdida de 10 días, se obtienen hasta 4 ganancias consecutivas y hasta 12 pérdidas consecutivas.

d) Media móvil de convergencia y divergencia

Al aplicar el MACD, la ganancia total por el programa TradingSolutions es de 206.449,83 \$, con un rendimiento anualizado del 28,02 %. Se realizan 198 operaciones con un porcentaje de aciertos del 41,9 %, de las cuales 99 son de compra (se acierta en el 45,5 %) y 99 de ventas (38,4 % de aciertos). El promedio de operaciones anuales se encuentra en 15,9. De las 198 operaciones, se toman decisiones correctas de compra o venta en 83 oportunidades e incorrectas en 115 ocasiones.

El promedio de días en las operaciones está en 14 días, siendo la más corta de 1 día y la más larga de 56.

El promedio de ganancias por operación es de 2,48 %, de las acertadas el 13,62 % y de las incorrectas arrojan pérdidas del 5,57 %. La máxima ganancia que se alcanza es del 105,07 % y la mayor pérdida del 28,53 %.

El promedio de eficiencia en las salidas del mercado está en el 25,4 %. Las ganancias consecutivas se alcanzan en 4 oportunidades y se tienen pérdidas consecutivas hasta 10 veces.

El rendimiento por operación está en el 0,14 %, con un desvío estándar de 2,74 %, lo que da un coeficiente de premio al riesgo de Sharpe de 0,05.

Al aplicar la metodología del MACD con el programa MetaStock optimizado, se obtiene una ganancia del 36,31 % acumulativa. Se tiene un porcentaje de aciertos del 42,25 %.

Se realizan 71 operaciones de las cuales 35 son de compra y 36 de venta, se aciertan 30 operaciones y se equivoca en 41 operaciones. De las 35 órdenes de compra se acierta en 15 y en el caso de las órdenes de venta se gana en 15 oportunidades sobre las 36 tomadas.

Se realiza un promedio de 11,0 operaciones por año, la de mayor duración en los aciertos está en 71 días y la peor pérdida dura 42 días.

Se realizan hasta 4 operaciones con ganancias consecutivas y en el caso de las operaciones con pérdida éstas alcanzan a ser 6 consecutivas.

El promedio de las operaciones con ganancias es de 478,13 \$ con una máxima de 3.443,72 \$ y en el caso del promedio de las pérdidas éstas están en -190,58 \$ con una pérdida máxima de \$ 1.234,90.

e) Medias móviles exponenciales

Cuando se aplicó el programa TradingSolutions con el cruce de medias móviles de 20 días con la de 10 días, los resultados son muy positivos y mucho mejores que con el Índice General de la Bolsa, ya que la ganancia neta que se obtiene es de 448.375,72 \$, con un rendimiento anual acumulativo del 35,97 %, luego de realizar 107 operaciones con una eficiencia promedio del 41,1 %. De ese total son 53 operaciones de compra (eficiencia 45,3 %) y 54 ventas (eficiencia 37,0 %). O sea que se realiza un promedio de

16,6 operaciones por año. De las 107 operaciones, tienen el signo correcto 44 y no correctas en 63 oportunidades.

La ganancia promedio por operación es de 5,34 % y se presenta una disparidad muy grande entre los aciertos (ganancias del 19,7 %) y no correctas (pérdidas del 4,68 %). La máxima ganancia obtenida es del 172,39 % y la mayor pérdida del 13,78 %.

La duración promedio por operación está en 26 días, siendo la más corta de un día y la más larga de 105. La eficiencia en las órdenes de salir del mercado es del 34,4 %.

Se obtienen ganancias consecutivas hasta un máximo de 4 operaciones y decisiones incorrectas consecutivas de hasta 9.

La variación promedio por día es del 0,16 %, con un desvío estándar del 2,56 %, que da un coeficiente de Sharpe de 0,06.

Es muy distinta la situación con el programa MetaStock ya que se obtiene un beneficio neto de 9.007,10 \$, después de lograr ganancias por 19.711,85 y pérdidas por 11.494,50 \$.

Se realizan 248 negociaciones, 124 de compra y 124 de venta, con 33 operaciones de compra acertadas y 44 de venta acertadas, lo que da un grado de eficiencia del 31,05 %.

Las ganancias más elevadas alcanzan a 3.636,43 \$ y el promedio de ganancias está en 256,00 \$. En el caso de las pérdidas promedio son de 67,22 \$ y con una pérdida máxima de 570,51 \$.

Se realiza un promedio de 38,5 operaciones por año, siendo la de compra acertada más prolongada de 38 días y la de mayor pérdida de 12 días. Se realizan hasta 3 operaciones consecutivas con ganancias y se obtienen pérdidas consecutivas con un máximo de 9 veces.

f) Índice de fuerza relativa

De aplicarse este indicador con el programa TradingSolutions, se tienen ganancias de sólo 3.715,57 \$, lo que lleva a un rendimiento anual acumulativo del 5,10 %, en 34 operaciones, con un promedio de aciertos del 61,8 %. La eficiencia en las salidas del mercado son correctas en el 21,7 % de los casos.

Una situación muy similar se presenta cuando se aplica el RSI con optimización con el programa MetaStock, aunque la ganancia es de \$ 455,86, muy reducida, ya que es el 6,00 % de ganancia acumulativa. Se realizan en total 6 operaciones, 3 de compra y 3 de venta, se acierta en 4 casos y no se da la situación esperada en 2 casos, luego el promedio de aciertos es del 66,67 %, pero muchas posibilidades del mercado quedaban fuera. El comportamiento del mercado en pocos casos cruza las bandas de 70 y 30, para ventas y compras, respectivamente. Si esos valores pasaban a 60 y 40, que es la banda en que más oscilan los valores del RSI, la eficiencia aumenta y la ganancia también. Esto se debe al comportamiento presentado por el mercado durante el periodo bajo análisis, como se observó en el gráfico al comienzo de este tema.

F. Conclusiones

Las redes neuronales artificiales tienen una aplicación práctica en el mercado bursátil sobre los modelos de estadísticos clásicos, ya que al no depender su aplicabilidad del cumplimiento de los supuestos teóricos sobre los que se basan las técnicas estadísticas (normalidad, homoscedasticidad, independencia, etc.), eliminan una serie de restricciones que se dan en los mercados bursátiles.

Por otra parte presentan una serie de inconvenientes que quienes lo aplican deben sopesar antes de decidirse por su utilización. El entrenamiento de una red neural es un proceso creativo, que generalmente se soluciona por el método heurístico del ensayo y error. Por otra parte, la calidad de las soluciones dadas por la red elegida no puede ser siempre garantizada, debido a su naturaleza de caja negra y otras causas como sobreaprendizaje, errores de especificación. No hay que olvidar que una red neural no da información explícita sobre la importancia relativa de los distintos predictores.

Además tiene necesariamente un costo computacional requerido en el entrenamiento de la red neural que es muy superior al de los modelos estadísticos.

Sin embargo, en los casos en que se han aplicado, se debía analizar qué red se adaptaba mejor al comportamiento de los datos del mercado, porque en algunos casos también se observaron pérdidas por falta de correlación entre el signo esperado y el que se daba en el mercado, siendo esto un problema de predicción bastante serio por cuanto puede ocasionar pérdidas elevadas.

Lo que sí se ha observado es que mejoran en varios casos los resultados obtenidos por los métodos tradicionales de diferencias de medias móviles exponenciales, promedios móviles de convergencia y divergencia, índices de fuerza relativa y estocásticos de Lane. De todas formas se necesita una prueba más intensa para confirmar la superioridad de un método sobre el otro.

Por otra parte, han quedado muchos indicadores y osciladores del análisis técnico fuera de esta primera prueba, que pueden dar mejores resultados que los obtenidos con los indicadores clásicos. En posteriores investigaciones sobre esta temática se optimizarán con los indicadores, y se aplicarán a las decisiones la metodología de las redes neuronales artificiales, para observar el grado de fiabilidad en la predicción bursátil.

BIBLIOGRAFÍA

- AMAT i SALAS, Oriol y PUIG i PLA, Xavier, Análisis técnico bursátil, 3° ed. (Barcelona, Gestión 2000, 1992), 101 págs.
- BALACCO, Hugo R., *La existencia de no linealidades como resultado de la interacción de fundamentalistas y chartistas en mercados financieros* (Mendoza, FCE – UNC, inédito), pág. 16.
- EDWARDS, Robert D. y MAGEE, JOHN, *Análisis técnico de las tendencias de los valores*, trad. Gesmovasa (Madrid, Gesmovasa, 1989).
- MURPHY, John J., *Análisis técnico de los mercados de futuros. Una guía completa de métodos operativos y aplicaciones en Bolsa*, trad. Gesmovasa (Madrid, Gesmovasa, 1990),
- OLMEDA, Ignacio, *Avances recientes en predicción bursátil*, editor (Alcalá de Henares, Edic. Universidad de Alcalá, 1996), 235 págs.
- SÁNCHEZ CANTÚ, Leopoldo (y otros), *Invierta con éxito en la bolsa de valores* (México, Pearson Educación, 2000), 352 págs.

¹ El Lic. Enrique Fernando Zabos Pouler se desempeña como Profesor de las Cátedras de "Economía y Técnica Bursátil" y "Riesgo e Incertidumbre" en la Facultad de Ciencias Económicas de la Universidad Nacional de Cuyo. Es investigador en temas de mercados de capitales, predicción bursátil, teoría de carteras. Correo electrónico: ezabospo@femail.uncu.edu.ar.

Se agradece a la firma Equis International, Inc. la provisión del programa MetaStock Profesional v.6.52 y a NeuroDimensions Inc. por el programa TradingSolutions, versión demo.

² DURAND, O., *Bank Stock Prices and Analysis of Covariance*, Econometrica vol. 23 págs. 30-45, 1995, -----, *Bank Stock Prices and the Bank Capital Problem*, Occasional Paper 54, National Bureau of Economic Research, 1957.

³ GORDON, N.J., *Dividends, Earning and Stock Prices*, Review of Economic and Statistics, vol. 41, N°1, Febrero 1959.

-
- ⁴ MURPHY, John J., *Análisis técnico de los mercados de futuros. Una guía completa de métodos operativos y aplicaciones en Bolsa*, trad. Gesmovasa (Madrid, Gesmovasa, 1990),
EDWARDS, Robert D. y MAGEE, JOHN, *Análisis técnico de las tendencias de los valores*, trad. Gesmovasa (Madrid, Gesmovasa, 1989).
- ⁵ ROSS, Stephen A., *The Arbitrage Theory of Capital Asset Pricing*, en *Journal of Economic Theory*, n° 13, (Diciembre 1976), págs. 341/360.
- ⁶ BALACCO, Hugo R., *La existencia de no linealidades como resultado de la interacción de fundamentalistas y chartistas en mercados financieros* (Mendoza, FCE – UNC, inédito), pág. 16.
- ⁷⁷ PEÑA, D., *Estadística: modelos y métodos*, (Madrid, Alianza Universidad, 1993), citado por OLMEDA, Ignacio, *Avances recientes en predicción bursátil*, editor (Alcalá de Henares, Edic. Universidad de Alcalá, 1996), pág. 52.
- ⁸ ENGLE, R.F., *Autorregresive Conditional Heteroskedasticity with Estimates of Variance in the United Kingdom*, en *"Econometrica"*, Vol. 50, (1982).
- ⁹ OLMEDA, Ignacio, *op. cit.*, pág. 56.
- ¹⁰ RUSSELL, S., *A Practical Device to Simulate the Working of Nervous Discharges*, en *"Journal of Animal Behaviour"*, Vol. 3, (1913), citado por OLMEDA, Ignacio, *op. cit.*, pág. 185.
- ¹¹ ANN significa *Artificial Neural Networks*.
- ¹² McCULLOCH, W.S. y PITTS, W., *A Logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity*, en *"Bulletin of Mathematical Biophysics"*, Vol. 5, citado por OLMEDA, Ignacio, *op. cit.*, pág. 185.
- ¹³ MINSKY, M., *Neural-analog Network and the Brain Model Problem*, (Massachusetts, MIT, 1954), citado por OLMEDA, Ignacio, *op. cit.*, pág. 185.
- ¹⁴ ROSENBLATT, F., *The Perceptron: a Probabilistic Model for Information Storage and Organization in the Brain*, en *"Psychological Review"*, Vol. 65, citado por OLMEDA, Ignacio, *op. cit.*, pág. 186.
- ¹⁵ OLMEDA, Ignacio, *op. cit.*, pág. 186/201.
- ¹⁶ KOHONEN, Teuvo, *Self-Organization and Associative Memory*, third edition (Berlin, Springer-Verlag, 1989).