

00667

Universidad Nacional Autónoma de México.  
Facultad de Contaduría y Administración.  
Unidad de Posgrado.  
México, D.F. 2000.

UNIVERSIDAD NACIONAL AUTONOMA  
DE MEXICO



REDUCCIÓN ESTADÍSTICA DE LA INCERTIDUMBRE EN INVERSIONES MEDIANTE REDES  
NEURALES.

Tesis, que para obtener el grado de Maestro en Finanzas por la Universidad  
Nacional, presenta

**ISMAEL HERNÁNDEZ AMOR.**

Asesor:

**DR. RUBÉN SHIFFMAN KATZ.**

2000

281702



Universidad Nacional  
Autónoma de México



**UNAM – Dirección General de Bibliotecas**  
**Tesis Digitales**  
**Restricciones de uso**

**DERECHOS RESERVADOS ©**  
**PROHIBIDA SU REPRODUCCIÓN TOTAL O PARCIAL**

Todo el material contenido en esta tesis esta protegido por la Ley Federal del Derecho de Autor (LFDA) de los Estados Unidos Mexicanos (México).

El uso de imágenes, fragmentos de videos, y demás material que sea objeto de protección de los derechos de autor, será exclusivamente para fines educativos e informativos y deberá citar la fuente donde la obtuvo mencionando el autor o autores. Cualquier uso distinto como el lucro, reproducción, edición o modificación, será perseguido y sancionado por el respectivo titular de los Derechos de Autor.

## **Dedicatoria.**

**A mis padres:**

**Porque sin ellos nada habría sido posible.**

**A mis hermanos:**

**Por creer en mí.**

**A mi esposa, Cristina:**

**Por su amor y apoyo.**

**A mi asesor, Rubén:**

**Por su tiempo y dedicación.**

## ÍNDICE.

<u>INTRODUCCIÓN.</u>	3
<u>CAPÍTULO I: MARCO TEÓRICO.</u>	5
<u>1.1 ALGUNAS EXPERIENCIAS EN LA APLICACIÓN DE LAS REDES NEURALES.</u>	5
<u>1.2 VARIABLES A EVALUAR PARA LA APLICACIÓN DE LAS REDES NEURALES.</u>	8
<u>CAPÍTULO II: METODOLOGÍA.</u>	13
<u>2.1 DATOS UTILIZADOS.</u>	13
<u>2.2 HIPÓTESIS DE TRABAJO.</u>	14
<u>2.3 ESTRUCTURA DE LA INVESTIGACIÓN.</u>	15
<u>CAPÍTULO III: REDES NEURALES.</u>	16
<u>3.1 INTRODUCCIÓN.</u>	16
<u>3.2 APLICACIÓN DE LAS REDES NEURALES PARA LA ESTIMACIÓN DE VARIABLES FINANCIERAS.</u>	28
<u>CAPÍTULO IV: MONITOREO DE LOS RESULTADOS OBTENIDOS.</u>	38
<u>4.1 VAR.</u>	38
<u>4.2 EVALUACIÓN CON VAR DE LOS RESULTADOS DE LA RED NEURAL.</u>	45
<u>CONCLUSIONES GENERALES.</u>	48
<u>APÉNDICE: LINEAMIENTOS A SEGUIR PARA LA ADMINISTRACIÓN DE RIESGOS DE UN PORTAFOLIO DE INVERSIÓN OPTIMIZADO.</u>	50
<u>BIBLIOGRAFÍA Y OBRAS CITADAS.</u>	55

## Introducción.

Crisis financieras recientes han fomentado el desarrollo de mecanismos que contribuyan a la reducción del riesgo o incertidumbre de mercado. Esta tesis ofrece una solución alternativa para *reducir estadísticamente dicha incertidumbre utilizando Redes Neurales*, una metodología comúnmente utilizada en aplicaciones de Ingeniería.

Para tal efecto se analizan, en primer término, las condiciones que deben cumplirse para poder aplicar un Sistema Artificial de Redes Neurales (SARN). Posteriormente se alimenta, entrena y pone en funcionamiento un SARN sobre el IPC. Por último se miden el riesgo y el rendimiento de un portafolio compuesto por varios instrumentos seleccionados de manera semejante mediante un modelo de Valor en Riesgo (VAR), con el fin de monitorear los resultados que se obtendrían de invertir con base en un SARN.

La investigación se compone de cuatro capítulos, un apéndice y una sección de conclusiones. En el capítulo I se presenta el marco teórico, donde se describe la experiencia internacional en el uso de las Redes Neurales y se enuncian las variables que se deben evaluar para poder aplicar un SARN. El capítulo II contiene la metodología, la hipótesis de trabajo y los datos utilizados. En este capítulo se ilustran gráficamente los pasos seguidos en la alimentación, entrenamiento y funcionamiento de las Redes Neurales, así como la medición de su desempeño mediante el método del Valor en Riesgo.

En el capítulo III se analiza la estructura de las Redes Neurales desarrolladas. Primeramente se realizan ejercicios numéricos para determinar si existe una dinámica de caos en los mercados accionario y de renta fija nacionales, presentando resultados estadísticos de que la muestra del primero está caracterizada por la no linealidad. A este respecto se encontró, efectivamente, que la dimensión fractal del IPC con la muestra utilizada es de 1.3577, mientras que la de la tasa líder es de 1.2390; tomando en cuenta que una dimensión fractal de 2 corresponde a un proceso puramente determinístico y 1 a uno estocástico, lo anterior significa que más de un tercera parte del proceso es de tipo estocástico en ambos casos. Posteriormente, se describen los resultados de las corridas de las redes utilizadas. En síntesis, se llevaron a cabo 132 simulaciones para pronosticar precios a un día durante tres meses mediante el SARN. Las predicciones producidas exhibieron un error estándar promedio del 13%, más de 75% menor que el obtenido con ARIMA (57% de precisión). Este último modelo ha sido utilizado para series de bienes no diferenciables ("commodities") por el estadístico Edgar E. Peters, quien sugiere que ésta la metodología paramétrica más exacta disponible<sup>1</sup>.

---

<sup>1</sup> Peters, Edgar. 1991, Chaos and Order in the Capital Markets, John Wiley & Sons. 36.

Por último, en el capítulo IV se describe en qué consiste el modelo VAR utilizado para el monitoreo de los resultados producidos por un sistema de redes neurales. Como resultado de éste, se observa que el rendimiento promedio esperado es de 32.02%, mientras que la pérdida máxima esperada por la operación de la cartera, con una confianza del 99.7%, es de \$84,300.00. En la parte final, de la tesis se presentan las conclusiones generales que emanan del análisis anterior.

## Capítulo I: Marco Teórico.

### 1.1 Algunas Experiencias en la Aplicación de las Redes Neuronales.

Un Sistema Artificial de Redes Neuronales (SARN) es un programa que simula los procesos mediante los cuales se efectúan el aprendizaje y la intuición humanos. Un SARN parte de la descomposición de las series de tiempo estadísticas en sus fractales óptimos (resultantes de la múltiple reiteración mediante el uso de un algoritmo de tipo "genético") y en la posterior abstracción correlacional de las variables involucradas. Como se verá más adelante, la naturaleza de tales variables puede o no conocerse, siempre que se conozca su efecto. Para fines de proyección y análisis bursátil en el MDV mexicano, las Redes Neuronales ofrecen una ventaja adicional. Un SARN puede manejar problemas sin una estructura clara, con información inconsistente y en los que se requiere una respuesta en tiempo real. A continuación se presentan dos aplicaciones reales de las Redes Neuronales en mercados financieros.

#### El Caso del Índice de Precios de la Bolsa de Tokio (TOPIX).

En 1989 J. Masouka escribió un artículo acerca de la aplicación de las Redes Neuronales para estimar el índice de precios de la bolsa de Tokio (TOPIX)<sup>2</sup>. Este sistema ha estado en operación paralela desde entonces, y hasta 1995 había producido 145 predicciones, con una proporción correspondiente a las estimaciones correctas de 92.1%. Morio Yoda, quien desarrolló este sistema, sostiene que el éxito se debe a haber aplicado un sistema de estimación que reconoce las peculiaridades de su propio mercado.

A este respecto, en el artículo aludido se seleccionaron los siguientes factores que afectan el mercado accionario de Tokio:

1. Los coeficientes de regresión con los cambios semanales en el DJIA (*Dow Jones Industrial Average*).
2. El promedio móvil de la tasa de interés del bono gubernamental japonés (BGJ).
3. La curva vectorial (que mide magnitud y velocidad) del BGJ.
4. Un indicador técnico, desarrollado por Nikko, llamado "Radar IT".

---

<sup>2</sup> Masouka, R., *et al* 1989. A Story on Supplementary Learning Algorithms in Finance. *Journal of Applied Artificial Intelligence*, 17, 67-72.

Este sistema fue evaluado utilizando diferentes periodos de predicción y distintos procesos de aprendizaje iterativos (así como distintas semillas). En síntesis, la eficacia predictiva del modelo fue bastante alta (ligeramente por encima del 92%) durante el primer mes a proyectar. A partir del segundo mes los resultados comenzaron a empeorar drásticamente, por lo que se confirma la noción presentada de que las Redes Neuronales funcionan mejor para periodos reducidos. En la actualidad, la mecánica seguida es muy sencilla. Si el valor estimado por el sistema es superior a un cierto nivel, se compra (o expande) un portafolio de acciones con base en el TOPIX; si el valor estimado es inferior a un cierto nivel, se vende el mismo portafolio (si es necesario, la venta se hace "en corto").

### El Caso del Mercado Accionario de Taiwan.

El grueso del trabajo publicado acerca de las aplicaciones de las Redes Neuronales en las Finanzas está enfocado a la estimación de señales de mercado. Gia-Shuh Jang (1993), académico de la Universidad Nacional de Taiwan, realizó uno de los estudios más completos en torno a la proyección bursátil en un mercado emergente. Se trató de una *red entrenada adaptativa dual* que puede predecir las tendencias a corto plazo de los precios de los títulos financieros, así como reconocer reversiones, refuerzos, etc.

El problema en relación a la estimación bursátil en un mercado emergente radica en lo siguiente: tomar decisiones de operación con base exclusivamente en la ponderación manual de un gran número de factores no logra abstraer la realidad total del mercado en desarrollo<sup>3</sup>. Con la ayuda de las técnicas basadas en la teoría financiera del caos se pueden sintetizar las decisiones de operación a partir de mucha más información que la que puede manejar el cerebro humano. La naturaleza altamente especulativa y volátil del mercado accionario de Taiwan lo hizo un blanco atractivo para las Redes Neuronales. Por otra parte, Gia-Shuh Jang reveló que se puede utilizar una red retroalimentada de varios niveles, con suficientes neuronas (nodos de aprendizaje) en un nivel oculto, para aproximar cualquier función multidimensional no lineal para un intervalo de confianza dado.

En una red entrenada adaptativa dual (READ), la presentación técnica de una acción se definió como un conjunto de cuatro elementos, donde  $n$  es la observación del enésimo día de operación, y  $H_n$ ,  $L_n$ ,  $C_n$  y  $V_n$  son respectivamente el precio máximo, precio mínimo, precio de cierre y volumen operado para el día  $n$ . Posteriormente se obtuvo un conjunto compuesto por  $k$  observaciones de tales cuádruplos y se transformó a un décimosexuplo (16-

<sup>3</sup> Para una prueba rigurosa de ello ver Felsen, J. 1975. Learning Pattern Recognition Techniques Applied to Stock Market Forecasting, *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics* Cap. V 6.



tuplo) que está formado por 16 indicadores técnicos, escogidos *a priori* por analistas locales, de las series de cuádruplos. Entre ellos destacan algunos promedios móviles, osciladores, parámetros de aceleración y de inercia, entre otros<sup>4</sup>. En cuanto a los vectores de salida, éstos están compuestos solamente por un elemento (cada uno), diseñado por Gia-Shuh Jang:  $F_k$ , que representa el rango de fluctuación que se observará en los próximos  $k$  días de operación.

En el caso de que se tengan posiciones no lineales, será necesario utilizar en lugar del volumen de la posición el delta equivalente de ésta. El valor delta equivalente se deriva del reconocimiento de que sólo las posiciones lineales tienen una  $\delta = 1$ . Por lo tanto, si se logra la expresión de una opción, por ejemplo, en función de su equivalente en futuros, se podrá manipular dicha posición como si fuese lineal. En este sentido, se denomina "delta" la constante que relaciona los cambios proporcionales entre el valor del activo subyacente y del título que se emitió para contenerlo (que en el caso de una acción será evidentemente igual al valor nominal de dicha acción). Tal relación se puede expresar de la siguiente manera:

$$dV = \delta \times dS \quad (1)^5$$

Sin embargo, para efectos de exposición, las abstracciones con mayor valor didáctico son las que emanan del ejercicio sobre un portafolio de instrumentos de tipo lineal. Esto es porque, entre otras cosas, el resto de los casos se puede generalizar a partir de esta instancia; de ahí que se haya elegido tal variante.

Finalmente, en cuanto a la evaluación de los resultados, cabe señalar lo siguiente. El desempeño de la red se examinó al simular la operación sobre el TSEWPI (*Taiwan Stock Exchange Weighted Price Index*) de 1990 a 1991. En esta simulación, se utilizaron patrones generados a partir de los niveles diarios del índice recolectados de 1987 a 1990, mientras que el conjunto de confrontación consistió de los niveles diarios de 1990 a 1991. Todas las tasas de rendimiento fueron calculadas después de deducir un costo de transacción promedio del 1%. Para evaluar la calidad del sistema propuesto se aplicaron dos tipos de criterios: rentabilidad y consistencia (riesgo). De esta manera se desprendió que el 98% de las operaciones fueron rentables en un porcentaje superior al de comprar el índice accionario y conservarlo. Asimismo, al comparar el rendimiento esperado con el observado a corto plazo se mostró un nivel de confianza del 91%, lo que indica que sólo 9 de cada 10 predicciones fueron erradas, resultados difícilmente obtenibles mediante un modelo de proyección estadística convencional, como se documenta al final de esta tesis.

<sup>4</sup> La lista completa de los 16 factores se encuentra en Deboeck, Guido J. 1994, *Neural, Genetic and Fuzzy Systems for Chaotic Financial Markets*, John Wiley & Sons, Inc. 86 y 87.

<sup>5</sup> Hull, C. John. 1996. *Options, Futures, & other Derivative Securities*, 3a. Edición. McGraw-Hill 312.

## 1.2 Variables a Evaluar para la Aplicación de las Redes Neuronales.

La mayoría de los estudios que se han realizado sobre modelos de estimación lineales hacen uso de herramientas estadísticas que analizan series de tiempo para determinar las correlaciones entre, por ejemplo, la volatilidad de los rendimientos y el volumen de operación, etc. Uno de los estudios que ha sido utilizado en la industria financiera es el llevado a cabo por Madhavan y Smith (1993: 50-51)<sup>6</sup>, que enuncia las condiciones que deben evaluarse para desarrollar exitosamente Redes Neuronales. Entre ellas destacan la liquidez, la volatilidad, la lognormalidad, la multivarianza y la fractalidad. A continuación se describe brevemente cada una de estas condiciones en el contexto de las Redes Neuronales.

Entre los factores a los que está supeditada la eficiencia de un mercado financiero figura la liquidez de éste<sup>7</sup>, ya que dicho mercado será objeto de escrutinio por un mayor número de participantes, y en consecuencia el volumen operado será también mayor. Por ello, en la medida que la conversión de la información a su valor equivalente en pesos tome más tiempo y sea menos precisa y consistente, habrá oportunidades extraordinarias para quienes tienen acceso a dicha información privilegiada y por lo tanto existirá menos certidumbre en torno a ese mercado. Tal suele ser el caso de los mercados de valores incipientes como el mexicano.

En cuanto a la volatilidad bursátil se ha escrito que, En países como EE.UU., existe la percepción de una gran incertidumbre financiera, aunque, en realidad, esto no es sino un reflejo de los históricamente altos niveles de los índices accionarios populares. La caída del índice Dow Jones el lunes 13 de octubre de 1987 fue efectivamente grande en términos porcentuales (casi 23%), pero fuera de casos aislados como éste existe poca evidencia de que la volatilidad aumente a un ritmo mayor que el crecimiento de los mercados financieros desarrollados. Sin embargo, un mercado bursátil como el mexicano (particularmente el accionario), exhibe un comportamiento menos predecible. Ello se ha manifestado en muchas ocasiones, incluyendo el mismo año 1987, cuando el principal índice de la BMV perdió 222.1 puntos porcentuales hasta el 16 de octubre, después de haber sido el mercado con los más altos rendimientos del mundo (Heyman, T., 1988: 267-270).

Un MDV cuyas variables fluctúan considerablemente y de forma impredecible es considerado como "volátil", lo que evidentemente causa incertidumbre en torno al futuro. Después de todo, "la volatilidad de un [instrumento] es una medida de cuán inciertos son sus movimientos futuros", cuantificada generalmente por la desviación estándar, la varianza o algún LPM

<sup>6</sup> Madhavan, Ananth y Seymour Smidt 1991, An Analysis of Changes in Specialist Inventories and Quotations. *Journal of Finance*. 48. 1595-1628.

<sup>7</sup> Madhavan y Smith, *op cit*.

(*lower partial moment*) del rendimiento de un título dado<sup>8</sup>. Por otra parte, se ha visto que la contratación de deuda por parte de entidades económicas para la adquisición de valores tiende a magnificar el efecto negativo de los colapsos financieros recurrentes. Por ello es que, en Estados Unidos y otros países, la autoridad monetaria ha impuesto niveles mínimos de márgenes para regular las compras apalancadas de valores. En el caso americano, la Reserva Federal los ha mantenido desde 1974<sup>9</sup>.

Con respecto al corto plazo, la principal relación que se ha estudiado es con la estructura de la operación bursátil. Por ejemplo, Shephard y Sangjoon (1994) encontraron una alta correlación entre el volumen operado y la volatilidad exhibida por el mercado accionario. Sin embargo, es difícil determinar qué es lo que cause esta asociación. Un elemento que influye en gran medida es el que un gran número de operadores adquieran una posición en la misma dirección. Como consecuencia de ello el mercado se movería prácticamente sin inhibiciones, presentando "saltos" que incrementan la volatilidad a corto plazo.

Por otra parte, estadísticamente, la volatilidad (o las fluctuaciones de precios) tiene dos componentes: uno determinístico y el otro estocástico. El primero está en función del "rumbo" o valor esperado de la variable involucrada, mientras que el segundo se considera *completamente* aleatorio, aunque, como se explicará en el capítulo III, algunos académicos como Ambrose y Weinstock (1993) están convencidos que una gran parte de este segundo componente se puede inferir con modelos de proyección no lineal. Para estimar la volatilidad de un instrumento empíricamente, el precio de éste se debe observar en intervalos de tiempo fijos, tendientes a cero (como proporción de un año). La elección del número de estos intervalos (n) no es sencilla. *Ceteris Paribus*, una mayor base de datos producirá resultados más exactos. Sin embargo, la volatilidad cambia con el tiempo y, por ende, la información disponible se torna obsoleta rápidamente. Por ello, para cada mercado existe consenso en torno al periodo a utilizar. Para el mercado accionario, éste es de 90 a 180 días de información, analizándose sólo aquellos días cuando se cotizó el instrumento en cuestión, i.e. cuando operó la bolsa de valores.

En otros mercados, como en el de la mayoría de los de bienes no diferenciables<sup>10</sup>, la tendencia es hacia un intervalo incluso más corto, pero siempre superior a los ca. 25 días de operación. Esto se debe a que un menor número de días (o de observaciones en general) no sería suficiente estadísticamente para producir una medida de volatilidad que refleje la naturaleza del mercado. Intuitivamente, sin embargo, se puede comprender que una muestra pequeña conducirá a un mejor estimado de la volatilidad esperada

<sup>8</sup> Presidential Task Force on Market Mechanisms. 1988. Report of the presidential task force on market mechanisms. Washington: US Government Printing Office. 5-7.

<sup>9</sup> Hardouvelis, G. 1988, Margin Requirements and Stock Market Volatility. *Federal Reserve Bank of New York Quarterly*, 18. Edición de Verano, 55-57

<sup>10</sup> Longestaey, Jacques, *et al.* RiskMetrics. 1995. Technical Document. JPMorgan, Inc. 139.

a corto plazo, porque esta última es en sí parte de la volatilidad en el momento de la estimación<sup>11</sup>. (Para efecto de determinar el tamaño de la muestra para cada mercado, basta con llevar a cabo una prueba de error estándar con diferentes intervalos y elegir aquél que arroje el menor desvío de la volatilidad realmente observada.)

Por otra parte, la lognormalidad de una variable representa la propiedad mediante la cual el logaritmo de dicha variable tiene una distribución normal. Los rendimientos financieros suelen una distribución lognormal, lo cual se ha demostrado en varios estudios estadísticos realizados<sup>12</sup>. La composición de esos rendimientos parciales es la que produce el rendimiento total acumulado. Sin embargo, Kritzman (1990) probó que, para un horizonte menor a un año, la diferencia entre asumir normalidad y lognormalidad es despreciable<sup>13</sup>. Schwert (1992), por su parte, encontró evidencia académica de que los mercados de valores de México, Brasil y Chile no presentan una distribución normal en sus rendimientos, ni tampoco  $\chi^2$ , sino lognormal, tal como sucede con su contraparte americana<sup>14</sup>. Las observaciones de precios (o de incrementos proporcionales, logarítmicos, etc.) no siguen una *caminata aleatoria*<sup>15</sup>. De hecho, las distribuciones resultantes suelen tener *kurtosis excesiva* y *leptokurtosis*, características que hacen más afilado el pico en la cima de la curva de la distribución y más comunes las observaciones ubicadas en las "colas" de ésta. En segundo lugar, la estructura de plazos de la volatilidad de los mercados bursátiles implica que se puede extrapolar la desviación estándar de una distribución hacia el futuro utilizando la raíz cuadrada de "t". (Dicha práctica se derivó de la observación de Albert Einstein de que la distancia que cubre una partícula en movimiento browniano se incrementa en función de la raíz cuadrada del tiempo usado para medirla.) Sin embargo, estudios empíricos como el de Turner y Weigel<sup>16</sup> han demostrado que éste no es el caso para los mercados de capitales, entre otras cosas debido a su *heteroscedasticidad*.

Por su parte, el término multivarianza se refiere a aquellas variables que no pueden ser estimadas mediante un solo factor, sino que son varios los elementos de los que se compone la función de predicción estadística. Por la naturaleza y complejidad de los mercados bursátiles actuales, son pocos los modelos que han podido funcionar con éxito basados en un sólo punto de referencia, como lo sería el Modelo de Preciación de Activos de Capital (CAPM por sus siglas en inglés) con el rendimiento del portafolio de mercado. Por lo

<sup>11</sup> Taylor, S.J. 1986, *Modelling Financial Time Series*, John Wiley, Chichester, U.K. Cap. II.

<sup>12</sup> Para una discusión estadística de las propiedades de las distribuciones lognormales ver J. Aitchison y J.A.C. Brown, 1966, *The Lognormal Distribution*, Cambridge: Cambridge University Press, 102-108).

<sup>13</sup> Kritzman, Mark. 1990. About Lognormality, *Journal of Finance*, 25, 10-12.

<sup>14</sup> Schwert, W.G. 1991. A Comparative Analysis of Changing Probability Distributions, *Journal of Finance*, 44, 1115-1152.

<sup>15</sup> Bachelier, L. 1990. *Theory of Speculation. The Random Character of Stock Market Prices*. Cambridge, MA. MIT Press.

<sup>16</sup> Turner, A. y E. Weigel. 1990. An Analysis of Stock Market Volatility, *Russell Research Commentaries*, Tacoma, WA: Frank Russell Co., 156-158.

anterior, esta tesis utiliza un modelo de regresión multivariada implícito para construir y analizar modelos estimativos en los que inciden varios factores causales (y no múltiples regresiones univariadas), como es claramente el caso de los instrumentos financieros.

Otra variable que se debe evaluar es el grado de caoticidad o fractalidad del mercado en cuestión. Por su importancia tanto teórica como numérica en esta investigación, se describe con un mayor detalle.

La Teoría Financiera del Caos (TFC), en contrapartida a lo que parece implicar intuitivamente, no pretende probar la inexistencia de lineamientos o patrones en los mercados financieros (de ser así tendría poca utilidad documentar tal teoría como se ha hecho). En cambio, la TFC estudia la naturaleza de dichos patrones, viéndose forzada a concluir, en ocasiones, que éstos cambian muy constantemente debido a la alta dinamicidad de tales mercados y que, por ende, sería sumamente difícil hacer proyecciones confiables incluso a corto plazo. Sin embargo, existen casos en los que los patrones que rigen su comportamiento pueden ser discernibles, siempre y cuando se cuente con la herramienta adecuada para tal efecto. Un ejemplo de dicha herramienta muy bien acogido por los académicos de la teoría financiera es el de los "fractales", que están basados en el análisis reescalado de variables. De acuerdo a Mark Griffiths, "los rendimientos de los mercados [bursátiles] pueden seguir caminos estocásticos sesgados que los estudios estadísticos estándares no logran distinguir del comportamiento puramente aleatorio"<sup>17</sup>. Esto implica que si existen patrones; simplemente tienden a ser soslayados o no plenamente identificados.

El desarrollo de la geometría fractal ha sido uno de los descubrimientos matemáticos más interesantes de las últimas décadas. A través de los fractales, los matemáticos han creado un sistema que describe las formas naturales en función de la iteración masiva de algunas reglas simples. Sólo de esta simplicidad emerge la complejidad numérica, y los fractales contribuyen a dar estructura a la complejidad que suele erigirse sobre *sistemas dinámicos no lineales*, también conocidos como "caóticos"<sup>18</sup>. Tradicionalmente, los eventos son vistos ya sea como determinísticos o aleatorios. En el tiempo fractal, la aleatoriedad y el determinismo, al igual que el orden y el caos, coexisten. Simplemente, como en el mundo físico natural, la aleatoriedad es local y el determinismo es de carácter global o viceversa. De allí se desprende una relación analógica aplicable a los mercados bursátiles: éstos contienen tanto riesgo no diversificable como diversificable. Por lo tanto, una serie de tiempo caótica será aquella que exhiba una trayectoria temporal que evoluciona hacia un punto conocido como "atractor extraño", lo cual implica la existencia de un rumbo.

---

<sup>17</sup> Griffiths, Mark. *et al.* 1993. Fractal Structure in the Capital Markets Revisited, *Financial Analysts Journal*, 52, Junio, 73.

<sup>18</sup> Peters, Edgar E. 1994. *Fractal Market Analysis*, John Wiley & Sons, 45.

Asimismo, los fractales, aunque todavía no definidos con éxito para satisfacción de toda la comunidad académica, reúnen un par de características mensurables, aunque también existen otras de tipo cualitativo. En primer lugar son autosimilares, lo cual significa que las partes están relacionadas con el todo (pudiendo ser tal similitud precisa o imprecisa). Un buen ejemplo de la autosimilitud estadística se desarrolló con la Teoría de las Ondas de Elliot, que pretende ofrecer una explicación iterativa del comportamiento de los mercados desde una óptica de análisis técnico. En segundo término se encuentra la dimensión fractal, que se contrapone a la idea euclídea de que las dimensiones serán siempre números enteros. De acuerdo a la perspectiva fractal, una dimensión que no se llene a plenitud no podrá ser considerada una dimensión completa, por lo que un sólido con agujeros deberá tener una dimensión que oscile entre el 2 y el 3; es decir, es más que un plano pero menos que un sólido. (De hecho, a partir de que una dimensión deja de ser un número entero no se puede considerar una dimensión estrictamente topológica. Técnicamente se denominaría su dimensión *Hausdorff*.) En el caso de las series de tiempo, una función completamente determinística tendrá una dimensión fractal de 1 y una función completamente aleatoria lo tendrá de 2. Como sabemos, en la práctica la mayoría de las series de tiempo incluyen elementos de ambos tipos<sup>19</sup>. Como se verá en el capítulo III, las series objeto de estudio tienen dimensiones fractales que permiten la aplicación de modelos como el propuesto en esta tesis.

---

<sup>19</sup> El coeficiente de Hurst, que se documenta integralmente en el libro Chaos and Order in the Capital Markets de Edgar Peters, *op cit.*, es la herramienta que comúnmente se utiliza para calcular la dimensión fractal, ya sea de una forma geométrica o de una serie de tiempo

## Capítulo II: Metodología.

### 2.1 Datos Utilizados.

Se utilizaron 545 observaciones de los precios de cada una de las siguientes variables, para el periodo comprendido desde el 1o. de Enero de 1995 hasta el 15 de abril de 1997:

- Índice de Precios y Cotizaciones de la Bolsa Mexicana de Valores (IPC):
  - Precio al cierre.
  - Precio máximo.
  - Precio mínimo.
  - Volumen.
  
- Índice *Dow Jones Industrial Average* (DJIA).
  - Precio al cierre.
  - Precio máximo.
  - Precio mínimo.
  - Volumen.
  
- Precio al cierre de Certificados de la Tesorería a 28 días (Cetes).
  
- Tipo de Cambio Interbancario Peso/USD:
  - Precio al cierre.
  - Precio máximo.
  - Precio mínimo.
  
- Precio al cierre de Bondes.
  
- Precio al cierre de Ajustabonos.
  
- Precio al cierre de Udibonos.

Los datos diarios se obtuvieron de la base histórica recopilada y actualizada periódicamente por la agencia informativa Reuters™ en las páginas MXP, NFAX, y las de formato MX\*\*\*\*.\*\*\*., que equivale al código del país + código del instrumento y su fecha o serie de emisión + código de la institución emisora.

## 2.2 Hipótesis de Trabajo.

La hipótesis de trabajo de esta tesis es:

*Demostrar que la utilización de Redes Neuronales contribuye a reducir estadísticamente la incertidumbre financiera en inversiones.*

Esta investigación es de tipo correlacional. Es decir, se parte del estudio de las variables causales seleccionadas para abstraer relaciones acerca de las variables a resolver. De esta forma, el objetivo epistemológico es crear conocimiento a través de una posible generalización futura en base a dichas relaciones.

Para fines de la validación de la hipótesis de trabajo, se utilizarán principalmente dos técnicas. La primera consiste en efectuar la proyección estadística aplicada a la valuación de instrumentos sobre información financiera histórica del índice de precios y cotizaciones (IPC). Así, al confrontar los resultados obtenidos con la realidad observada se podrá determinar la eficacia o ineficacia de los modelos de análisis propuestos. El segundo acercamiento pretende ilustrar los beneficios resultantes del monitoreo y la cuantificación de los riesgos financieros de un portafolio generado por un SARN, dentro del contexto de un sistema integral de administración de riesgos.



### 2.3 Estructura de la Investigación.

A continuación figura un diagrama de flujo que representa lo realizado en el resto de esta investigación.

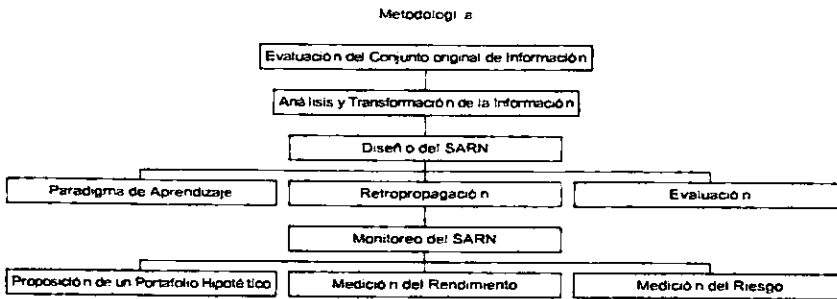


Gráfico 1

En primer lugar, es necesario que se determinen los parámetros estadísticos de cada una de las series estudiadas para poder desarrollar un SARN. Lo anterior es con el objetivo de contar con la información adecuada para la etapa de entrenamiento de la red. En ésta se alimentan los datos descriptivos de las diferentes series para formar los conjuntos de entrada.

Posteriormente se conducen las primeras corridas numéricas con aproximadamente la mitad de los datos, lo que permite que la red neural abstraiga relaciones entre los conjuntos de entrada y los de salida (que son parte de la información alimentada, que se utiliza como datos observados para constatar). En tercer lugar, el proceso que sigue al entrenamiento se basa en un modelo de retropropagación para asignar ponderaciones aproximadas a cada una de las variables causales. Para éste se utilizan observaciones previamente desconocidas por la red.

Por último se afinan las ponderaciones de acuerdo a un algoritmo de tipo genético que simula el tipo de inducción que sigue la naturaleza. A partir de esta etapa final, la red está lista para ser utilizada con fines de proyección. Sin embargo, es indispensable contar con un método para evaluar el desempeño del SARN. Lo anterior se logra generando un portafolio hipotético compuesto por instrumentos previamente seleccionados por sistemas semejantes. De esta forma se puede medir tanto el rendimiento del portafolio como el riesgo del mismo, mediante un método paramétrico tipo VAR.

## Capítulo III: Redes Neurales.

### 3.1 Introducción.

A un (SARN) no se le alimenta con descripciones cuantitativas de los objetos o patrones a reconocer, ni tampoco con criterios lógicos para distinguir tales objetos de otros similares. En su lugar, una Red Neural estudia ejemplos repetitivos que exhiben variedad en la misma manera que lo hacen las series a las que representan. De esta forma, el SARN dilucida las relaciones entre las entradas y las salidas de información, mediante el constante ajuste de las ponderaciones que asigna a cada uno de estos factores o "neuronas". Son estas ponderaciones --estimados numéricos de la dirección y magnitud de las conexiones entre nodos-- los elementos más importantes del proceso de "aprendizaje" de una Red Neural.

Un SARN consiste de tres principales componentes: Una topología de red, un método de disseminación y un mecanismo de entrenamiento<sup>20</sup>. La topología de red consiste, a su vez, de una serie de nodos conectados via nexos. Los nodos que están directamente ligados unos a otros se denominan nodos "vecinos". El proceso de entrenamiento de un SARN se puede definir como uno que administra premios y castigos. Cuando el sistema responde correctamente a una entrada, el "premio" consiste en el fortalecimiento de la matriz de ponderaciones actual. Ello hace más factible que una respuesta similar sea producida por entradas similares en el futuro. Cuando el sistema responde de manera incorrecta, el "castigo" implica ajustar las ponderaciones nodales al azar con base al algoritmo particular de aprendizaje empleado, de manera que el sistema responda de forma distinta cuando encuentre entradas similares de nuevo. En resumen, aquellas proyecciones que coincidan con los datos observados en la realidad serán progresivamente fomentadas, mientras que los datos incorrectos serán progresivamente rechazados.

Un SARN puede ser entrenado usando ya sea una metodología supervisada o una no supervisada. En el primer caso se genera un vector de información de entradas y se compara con un vector de salidas esperadas u observadas<sup>21</sup>. En el caso del entrenamiento no supervisado, el sistema cuenta exclusivamente con un vector de entradas. El objetivo del SARN será entonces detectar e identificar los patrones que existan en tales entradas. Por otra parte,

---

<sup>20</sup> Swales, George. 1992. Applying Artificial Neural Networks to Investment Analysis, *Financial Analysts Journal*, 55. Septiembre-Octubre. 78.

<sup>21</sup> P.D. Wasserman y T. Schwartz. 1988. Neural Network. Part 2. *IEEE Expert*. Edición de Primavera, 16, 12.

las Redes Neurales tienen la capacidad de abstracción; esto es, inferir la serie "ideal" a partir de una serie de entrenamiento "no ideal".

Un gran problema inherente a las Redes Neurales es que la estructura interna de un SARN dificulta precisar los pasos seguidos para llegar al vector de salidas. En otras palabras, *un SARN no puede indicarle al usuario cómo se procesó el vector de entradas para alcanzar una conclusión*. Esto es, las Redes Neurales se retroalimentan automáticamente<sup>22</sup>.

El SARN utilizado parte de la descomposición de las series de tiempo estadísticas en sus fractales óptimos (resultado de la múltiple reiteración mediante el uso de un algoritmo de tipo "genético") y de la posterior abstracción correlacional de las variables involucradas. El sistema utilizado consiste de varios módulos de Redes Neurales que utilizan la información histórica disponible para "aprender" las relaciones entre varios índices económicos y técnicos, así como la sincronía con respecto a las órdenes de compra y venta sobre el IPC. Cada módulo predice los rendimientos de la siguiente semana a partir de índices económicos y técnicos actuales. El resultado que finalmente arroja el sistema es simplemente un promedio aritmético de los resultados producidos por los módulos.

Adicionalmente, la muestra estudiada del mercado bursátil de México no es estacionaria; su estructura cambia toda vez que las políticas regulatorias, comerciales, etc. cambian<sup>23</sup>. Con estas complicaciones, la exactitud predictiva de un modelo de valuación bursátil se ve afectada por la tolerancia de éste a eventos de corta duración, así como por su capacidad de continuar aprendiendo al ritmo del mercado en evolución. A continuación se describe cómo se atendieron estos problemas mediante el uso de una red neural de estructura adaptable dual (READ), similar a la aludida en el capítulo I.

Una vez determinados los vectores de entradas y salidas, fue necesario evaluar aquellas neuronas que más precisamente condujeran al resultado deseado. Para ello se hace uso de una medida de cuán adecuada es la neurona, denominada GF por sus siglas en inglés *goodness of fit*. Dicha medida no es sino una transformación mínima de la fórmula convencional de error estándar, que cuantifica la magnitud del error de predicción de un modelo cuando se le contrasta con la realidad; esto es, el grado de entropía individual de cada neurona. Enseguida, las diferencias obtenidas fueron retropropagadas de manera que se permitiera al sistema "aprender de sus propios errores". (Esto se logra mediante el ajuste de las ponderaciones de interconexión con el fin de minimizar el error estándar.)

---

<sup>22</sup> El proceso específico mediante el cual se efectúa esta retroalimentación se conoce como "retropropagación". Una discusión exhaustiva de tal proceso, por su detallado análisis de código computacional, está fuera de los objetivos de esta investigación. Sin embargo, el lector interesado puede remitirse a Young, Richard. 1989, *Neural Networks*, Cap. III. 89-123.

<sup>23</sup> Heyman, Timothy. *Op. Cit.*

La optimización de la capacidad de una red neural para funcionar en base a información desconocida involucra varios factores importantes, dentro de los que destacan:

- El conjunto original de información.
- El análisis y transformaciones de esa información.
- La selección de la arquitectura de la Red Neural.
- El paradigma de aprendizaje.
- La retropropagación y la evaluación del sistema.

A continuación figuran los principales pasos que se tomaron para desarrollar y transformar la base de datos del SARN propuesto. El primero consistió en la recaudación de información. En el caso del IPC, los índices accionarios sectoriales y los instrumentos de renta fija que cuentan con mercados secundarios líquidos existen extensas bases de datos, cuyo acceso es relativamente sencillo incluso vía electrónica. Sin embargo, la calidad de la información difiere considerablemente dependiendo de la fuente que se utilice<sup>24</sup>.

En segundo lugar, se eliminaron los "huecos en la información". En el caso de huecos para solamente algunos de los precios, se siguió el proceso siguiente:

- I. Se asumió que en todo momento que la información contenida en cualquier porción de la serie que contiene huecos tiene una distribución normal con media  $\mu$ , desviación estándar  $\sigma$  y matriz de covarianzas  $\Sigma$ .
- II. Se estimaron estos parámetros utilizando la información observada disponible.
- III. Se reemplazaron los huecos por sus expectativas condicionales correspondientes, de acuerdo a los parámetros calculados en 2).

Cuando no existe ningún dato disponible para alguna fecha en particular, se interpolaron linealmente los precios faltantes.

El siguiente paso consistió en la selección de las series de tiempo adecuadas, tanto para la variable dependiente (IPC) como para las independientes o causales. Específicamente se consideraron el IPC diario, el índice accionario norteamericano *Dow Jones Industrial Average* (DJIA), el promedio de los certificados de la tesorería (Cetes) a 28 días, el promedio de bonos de desarrollo del gobierno federal (Bondes), ajustabonos a 5 años, bondes en UDIS a 5 años y el tipo de cambio interbancario promedio con respecto al dólar. La utilización de un gran número de variables suele resultar

<sup>24</sup> Para esta investigación se usó la base histórica recopilada y actualizada periódicamente por la agencia informativa Reuters<sup>TM</sup> en las páginas MXP, NFAX, y las de formato MX\*\*\*\* \*\*\*, que equivale al código del país - código del instrumento y su fecha o serie de emisión - código de la institución emisora.

en un mayor nivel de ruido estadístico, lo cual prolonga considerablemente el tiempo de entrenamiento de la red<sup>25</sup>, por lo que se limitará este número a 4 (la variable objeto de estudio inclusive). El gráfico 2 muestra la estructura básica de las redes propuestas para Cetes 28 días, aunque el mismo tipo de estructura aplicaría al SARN del IPC. El sistema es, como se puede observar, de tipo jerárquico, consistiendo de tres niveles: el de entradas, el nivel oculto y el de salidas.

### Sistema Artificial de Redes Neuronales para IPC.

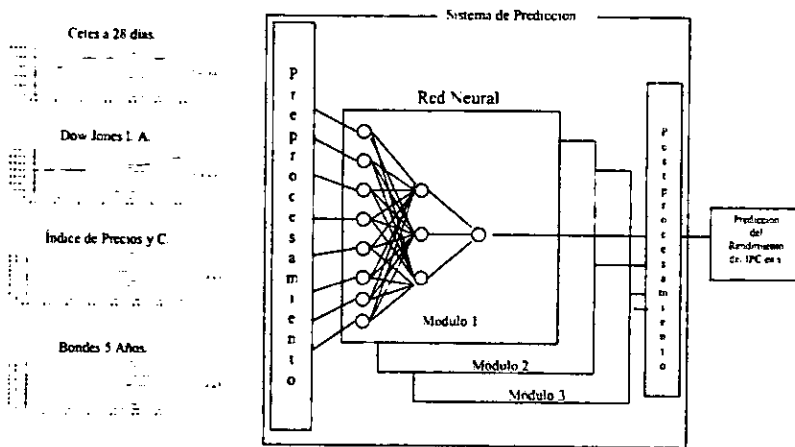


Gráfico 2.

La selección de las variables de “entradas” que se utilizaron obedeció a los siguientes cuestionamientos:

- ¿Cuáles variables influyen sobre los rendimientos y las betas del mercado bursátil?
- ¿Cuáles variables independientes exhiben una mayor correlación con las dependientes?
- ¿Cuáles variables presentan los niveles más bajos de autocorrelación?
- ¿Qué tipo de transformaciones serán necesarias?
- ¿Qué sugiere el análisis técnico clásico (ciclos)?

<sup>25</sup> Donaldson, Glen y Mark Kamstra. 1996. Forecast Combining with Neural Networks, *Journal of Forecasting*, 15, 51.

- ¿Cuál es la frecuencia de la información apropiada?

En la fase de preprocesamiento se llevó a cabo la validación de las series históricas, con el fin de descartar aquellas variables que empañarían estadísticamente los resultados obtenidos. En primer lugar es importante analizar la distribución de probabilidades y los momentos estadísticos convencionales de las series. La tabla 1 muestra los principales parámetros estadísticos de las series utilizadas. Este estudio se realizó para todas las variables involucradas, y sólo aquéllas que denotaron una mayor prestancia estadística fueron utilizadas como insumos en el SARN.

**Descripción Estadística de las Series Utilizadas.**

	IPC	DJIA	CETES 28	CETES	CETES 182	BONDES	AJUSTAB 3	AJUSTAB 5	UDIB 3	UDIB 5	PESOSUSD
MEDIA	0.00082	0.00065	0.00032	0.00035	0.00039	0.00017	0.00035	0.00038	0.00042	0.00047	0.00006
MOD0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
DES V EST	0.01745	0.02643	0.01014	0.02829	0.04385	0.01533	0.01296	0.01113	0.00968	0.00843	0.02567
VARIANZA	0.00031	0.00070	0.00010	0.00470	0.00192	0.00024	0.00017	0.00012	0.00009	0.00007	0.00066
KURTOSIS	4.20	3.16	4.05	4.39	4.92	4.61	5.07	5.31	5.22	4.66	4.28
SESGO	0.26	0.35	0.62	0.98	0.94	0.56	0.58	0.67	0.93	0.87	0.24
CONTEO	541	541	541	541	541	541	541	541	541	541	541

Tabla 1

Como se aprecia en la tabla anterior, los incrementos logarítmicos de los precios diarios del IPC, DJIA, cetes a 28 días, bondes a 5 años, tipo de cambio peso/usd son los que exhiben la menor kurtosis y sesgo estadístico en su distribución. De ahí que se hayan seleccionado éstos como los instrumentos candidatos para la segunda etapa de evaluación previa a la construcción del SARN del IPC y de Cetes 28 días. Ya se observó que todas las series presentan algún grado de kurtosis y sesgo, lo que implicaría una serie de transformaciones y normalizaciones que obnubilarían los objetivos principales de esta investigación. De ahí que, para fines de ilustración, se hayan elegido las series con mayor apego a los requerimientos de normalidad. Esta etapa consiste en un análisis de asociación lineal en el tiempo o autocorrelación.

La medida más común de volatilidad de los mencionados incrementos es la desviación estándar. Este momento estadístico mide la dispersión de los retornos o rendimientos<sup>26</sup>. Se ha encontrado útil esta medida porque resume la probabilidad de que ocurran casos extremos en la distribución total. La gráfica 3 ilustra el comportamiento diario del índice de precios y cotizaciones de la BMV. Su volatilidad, si se calcula sobre los precios directamente, asciende a 20.87, mientras que si se utilizan los incrementos logarítmicos (siguiente sección) es de 1.75% (es decir, más de 64 puntos porcentuales diarios en promedio es lo que se espera que cambie el IPC). Esta diferencia (entre 20.87 y 1.75%) es consistente con el ritmo de incremento de los precios en general, que es lo que

<sup>26</sup> La desviación estándar de una muestra de "n" observaciones es igual a la raíz cuadrada de el cuadrado de las diferencias entre la media y cada una de las observaciones (su desviación), dividida entre el número de grados de libertad que, a su vez, varía entre la modalidad muestral y la total o poblacional

causaría, como se observa, la mayor parte de la volatilidad se debe al efecto inflacionario, por lo que, al aislar éste mediante el uso de algún tipo de incremento proporcional, se logra abstraer el cambio realmente esperado a corto plazo (la información utilizada tiene frecuencia diaria).

También se puede graficar el comportamiento de la volatilidad resultante de estos precios, los cuales se contrastaron con los obtenidos con el índice accionario norteamericano *Dow Jones Industrial Average*, y se sintetizan en el gráfico 3. Como se puede observar, la volatilidad en los primeros meses de 1995 fue en promedio mucho mayor que en el resto, habiendo alcanzado niveles cercanos al 10% diario. Asimismo, es evidente que el DJIA es mucho menos volátil, en promedio, que el IPC.

Por último, existe copiosa evidencia de que la volatilidad en el mercado de valores, particularmente el accionario, aumenta durante periodos de recesión económica. Una pieza más a favor de este argumento es la gráfica 3, en la que, como ya se anotó, se observa una sensiblemente mayor volatilidad durante 1995 que en 1996.

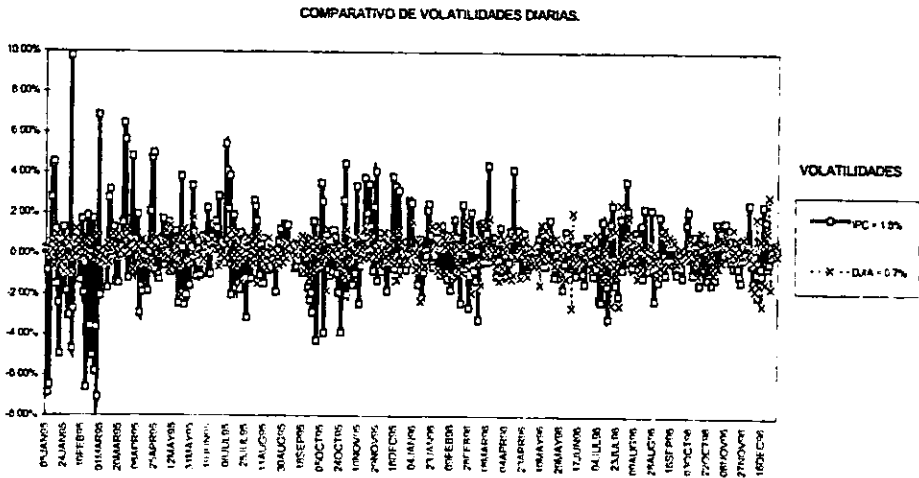


Gráfico 3.

Los gráficos 4a y 4b muestran las series de los rendimientos compuestos continuamente para el IPC y Cetes 28 días, respectivamente.

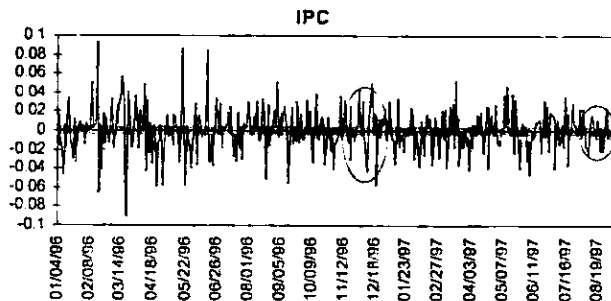


Gráfico 4a

En el gráfico 4a se observa cómo a finales de 1996 la volatilidad fue mayor que en agosto del mismo año .

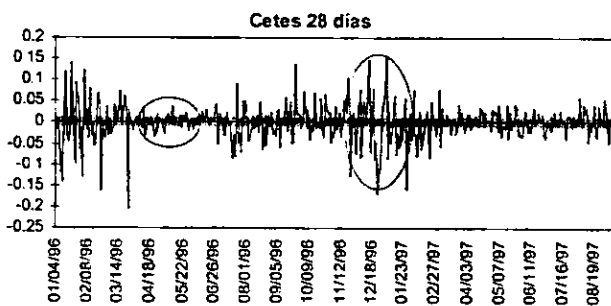


Gráfico 4b

Lo mismo sucede con la tasa líder. Estas series de tiempo ofrecen evidencia del aglutinamiento de la volatilidad. En estadística, este fenómeno se conoce como heteroscedasticidad, y su primera y más obvia implicación es la no estacionariedad de la serie. (Un proceso estacionario es aquél en que la media y varianza son constantes y finitas a través del tiempo.) Numéricamente es necesario determinar si los rendimientos son estadísticamente independientes en el tiempo, ya que entonces no estarían autocorrelacionados. A continuación se presenta un método para determinar el grado de autocorrelación de una serie de tiempo.

Para una serie de tiempo, el coeficiente de autocorrelación mide la correlación de los rendimientos a través del tiempo. En general, el coeficiente de correlación entre dos variables aleatorias  $X$  y  $Y$  está dado por la covarianza entre  $X$  y  $Y$  dividida entre su desviación estándar:



$$\rho_{xy} = \frac{\sigma_{xy}}{\sigma_x \sigma_y} \quad (2),$$

donde la letra griega *sigma* representa la varianza de las series X y Y y la letra griega *ro* representa el coeficiente de correlación.

Para una serie de observaciones,  $r_t$ ,  $t = 1 \dots T$ , el coeficiente de autocorrelación de orden K (número de rezagos) se define como:

$$\rho_k = \frac{\sigma_{t,t-k}}{\sigma_t \sigma_{t-k}} = \frac{\sigma_{t,t-k}^2}{\sigma_t^2} \quad (3)$$

donde la letra griega *sigma* representa nuevamente la varianza y la letra griega *ro* representa el coeficiente de correlación.

Si una serie no está autocorrelacionada, los estimados del coeficiente de autocorrelación  $\rho_k$  no serán significativamente diferentes de cero. Como se puede observar en la tabla que sigue, las autocorrelaciones de los log-incrementos para IPC, DJIA, Cetes 28 días, Bondes 5 años y tipo de cambio peso/usd son bastante pequeñas (menos de 10%).

**Coefficientes de Autocorrelación.**

Rezagó	IPC	DJIA	Cetes 28	Cetes 91	Cetes 182	Bondev 5	Ajustab. 3	Ajustab.5	Uclib. 3	Uclib. 5	Peso/USD
1	0.0992	0.0670	-0.0454	-0.1512	-0.1845	0.0864	-0.3320	0.2039	0.3805	0.4109	-0.0391
2	0.0755	0.0510	0.0527	0.2316	-0.2826	0.065767	-0.5086	0.1677	0.2950	0.3186	0.0213
3	-0.0179	-0.0121	-0.0269	-0.03536	0.0431	-0.01569	0.0777	-0.0398	0.3565	0.3850	-0.0325
4	0.0945	0.0639	0.0867	0.186695	0.2278	0.082317	0.4100	0.2099	0.1873	0.2023	0.0172
5	0.0114	0.0077	0.0171	0.022522	-0.0275	0.00993	-0.0495	0.0253	0.0981	0.1059	0.0207
6	-0.0162	-0.0109	-0.0243	-0.032	0.0390	-0.01411	0.0703	-0.0360	0.3264	0.3525	-0.0294
7	-0.0977	-0.0660	0.0930	-0.19302	-0.2355	-0.0851	-0.4239	-0.2170	0.0855	0.0923	-0.0178
8	0.0336	0.0227	0.0504	0.06638	0.0810	0.029268	0.1458	0.0746	0.3666	0.3959	0.0611
9	0.0215	0.0145	0.0323	0.042476	0.0518	0.018728	0.0933	0.0478	0.1054	0.1139	0.0391
10	0.012	0.0081	0.0180	0.023707	0.0299	0.010453	0.0521	0.0267	0.2022	0.2184	0.0218
11	0.0934	0.0631	0.0173	0.0228	0.0278	0.08122	0.0501	0.2159	0.3574	0.3860	0.0210
12	0.0802	0.0542	0.0583	0.158347	0.1932	0.069618	0.3477	0.1780	0.2691	0.2906	0.0146
13	-0.0190	-0.0128	-0.0286	-0.03754	0.0458	-0.01655	0.0824	-0.0422	0.1692	0.1827	-0.0345
14	0.0890	0.0601	0.0759	0.175862	0.2146	0.077541	0.3862	0.1977	0.7231	0.3526	0.0162
15	0.0121	0.0082	0.0182	0.023909	0.0292	0.010542	0.0525	0.0269	0.1454	0.1570	0.0220
16	-0.0172	-0.0116	-0.0258	-0.03398	0.0415	-0.01498	0.0746	-0.0382	0.2753	0.2973	-0.0313
17	-0.1037	-0.0701	0.0049	-0.20491	-0.2500	-0.09035	-0.4500	-0.2304	0.2741	0.2960	-0.0189
18	0.0357	0.0241	0.0536	0.07047	0.0860	0.031071	0.1548	0.0792	0.2890	0.3121	0.0648
19	0.0228	0.0154	0.0343	0.045092	0.0550	0.019682	0.0990	0.0507	0.0490	0.0529	0.0415
20	0.0127	0.0086	0.0191	0.025168	0.0307	0.011097	0.0553	0.0283	0.9929	0.3566	0.0232
21	0.0992	-0.0620	0.0239	0.3145	0.3837	0.06699	-0.1245	0.2026	0.3833	0.4140	0.0289
22	0.0851	0.0575	0.0681	0.168101	0.2051	0.074119	0.3691	0.1890	0.3975	0.2264	0.0155
23	-0.0202	-0.0136	-0.0303	-0.03985	0.0486	-0.01757	0.0875	-0.0448	0.0788	0.0651	-0.0367
24	0.0945	0.0639	-0.8670	0.186695	0.2278	0.082317	0.4100	0.2099	0.5160	0.5573	0.0172
25	0.0128	0.0087	0.0193	0.025382	0.0310	0.011191	0.0557	0.0285	0.2464	0.2661	0.0234
26	-0.0183	-0.0123	-0.0274	-0.03607	-0.0440	-0.0159	-0.0792	-0.0406	0.7519	0.3710	-0.0332
27	-0.1101	-0.0744	0.0218	-0.21753	-0.2654	-0.09591	-0.4777	-0.2446	0.1608	0.1737	-0.0200
28	0.0379	0.0256	0.0569	0.07481	0.0913	0.032965	0.1643	0.0841	0.2523	0.2725	0.0688
29	0.0242	0.0164	0.0364	0.04787	0.0584	0.021107	0.1051	0.0538	0.1346	0.1454	0.0440
30	0.0135	0.0091	0.0203	0.026718	0.0326	0.01178	0.0587	0.0300	0.5339	0.2995	0.0246

Tabla 2

A pesar de que el análisis anterior es útil para obtener una idea general acerca del nivel de autocorrelación de los log-incrementos de los precios, existen métodos más formales para medir la autocorrelación. Uno de los más conocidos es el estadístico Box-Ljung<sup>27</sup> definido como:

$$BL(p) = T \cdot (T - 2) \sum_{k=1}^p \frac{\rho_k^2}{T - k} \quad (4)$$

donde T es el periodo,

la letra griega sigma representa la varianza y

la letra griega rho representa el coeficiente de correlación.

<sup>27</sup> Véase West y Cho (1995) para analizar las modificaciones recientes a esta medida.

Y donde  $p$  denota el número de autocorrelaciones utilizadas para estimar el estadístico. Si se utiliza una  $p = 15$  el número crítico es igual a  $25^{28}$ . Es decir, los valores mayores a 25 implican que existe evidencia estadística de autocorrelación. Los resultados se muestran en la tabla 3.

Serie	IPC	DJIA	Cetes 28	Cetes 91	Cetes 282	Bonde 5	Ajust. 3	Ajust. 5	Udib. 3	Udib. 5	Peso/ USD
BL(15)	7.6	5.24	8.48	15.9	22.8	15	25.8	27.12	31.26	22.77	21.07

Tabla 3

La información anterior muestra que existe una menor autocorrelación para los log-incrementos de los instrumentos seleccionados, lo cual concuerda con lo obtenido en el análisis anterior. De ahí que fueron éstos los instrumentos que se utilizaron como entradas para los SARN's propuestos. (Sin embargo, cabe mencionar que generalmente los rendimientos financieros están autocorrelacionados a corto plazo, pero la magnitud de la autocorrelación es demasiado pequeña para tener significancia estadística o económica<sup>29</sup>).

Posteriormente se realizaron las transformaciones iniciales, que consistieron fundamentalmente en extraer las betas y los incrementos logarítmicos de los precios, así como los logaritmos de los volúmenes (esto último para procurar siempre la utilización de valores pequeños), dando como resultado observaciones relativamente homogéneas que a partir de ahora denominaremos  $X_n$ . Enseguida se generaron algunas variables de análisis técnico adicionales, que consistieron en: 3 promedios móviles suavizados exponencialmente<sup>30</sup> de cada  $X_n$ , cubriendo lapsos de 10, 20 y 40 días de operación; un índice inercial (RSI), como se observó en el capítulo I); un oscilador simple (que indica el grado de sub- o sobrevaluación de un título y que en este caso consiste en la diferencia de dos promedios móviles) y dos medidas de dispersión (una simétrica y otra asimétrica) para cada rendimiento. (Como se mencionó, el objetivo de incorporar estos indicadores en las entradas es mostrar otros aspectos de la serie, como tendencia, velocidad, resistencia, etc.) Son estas 7 variables, adicionadas al rendimiento, las que configuran los "óctuplos de entrada" alimentados al SARN<sup>31</sup>.

En quinto término figura la preparación de los conjuntos de entrenamiento. Un procedimiento común en el diseño de una Red Neural consiste en dividir la información disponible en dos partes: un conjunto para

<sup>28</sup> Véase DeGroot, M. 1989, *Probability and Statistics*, 2a. Edición, Reading, MA: Addison-Wesley Publishing Company, Capítulo 8.

<sup>29</sup> Véase Fama, E. y K. French 1988, Permanent and Temporary Components of Stock Prices *Journal of Political Economy*, No. 96, 246-273.

<sup>30</sup> El método de suavización exponencial será descrito con mayor detalle en el capítulo IV.

<sup>31</sup> Una extensa discusión de todos estos indicadores técnicos se encuentra en: Eng., William. 1988. *Technical Analysis of Stocks, Options & Futures*, Advanced Trading Systems and Techniques, Probus Publishing, Chicago, Cap. IV.

entrenamiento y otro para evaluación o confrontación. La convención utilizada a este respecto fue que, una vez que se recaudó el 100% de la información, dos tercios fueron utilizados para la fase de entrenamiento y un tercio para la evaluación. (Evidentemente, los dos conjuntos deben ser mutuamente excluyentes.) Si bien es cierto que una muestra menor pudo ser utilizada para la confrontación, es necesario reconocer que la naturaleza de las series analizadas amerita el uso del mayor número de observaciones posibles, especialmente considerando que ello no genera un costo adicional para la investigación.

Por último, a fin de ilustrar la forma en que se analizaron las series de tiempo por medio de un modelo de fractales, cabe describir el modelo de "rango reescalado" o R/S. Los pasos de que se compone dicho método figuran a continuación.

1. Partiendo de una serie de tiempo con M observaciones, se obtiene una serie de M-1 residuales de los incrementos logarítmicos. Esto es, se realiza una regresión con el log-incremento en  $t$  como variable dependiente y el log-incremento en  $t-1$  como variable independiente, obteniéndose la intersección  $a$  y la pendiente  $b$ . Con estos coeficientes, y los incrementos logarítmicos puros, se alimenta la siguiente fórmula para obtener la serie de residuales<sup>32</sup>:

$$X_t = S_t - (a + b \times S_{t-1}) \quad (5)$$

Donde  $S_t$  son las observaciones (precios).

2. Se divide M en un número A de periodos contiguos de longitud  $n$  (donde  $n = 10$  días), tales que  $A \cdot n = N$ .

3. Se normalizan las observaciones mediante la substracción de la media correspondiente a cada subperiodo.

4. Se crea una serie acumulativa, adicionando a cada observación "n" la que le sigue "n+1". O, equivalentemente, se obtiene la serie de tiempo de las desviaciones acumuladas de la media, para cada subperiodo.

5. El rango ajustado,  $R_n$  se define como la resta del máximo de las observaciones producidas para cada subperiodo hasta el paso número 4 menos el mínimo de las mismas observaciones.

6. Se neutraliza el efecto escalar de la serie dividiendo cada rango entre su desviación estándar, en caso de que éstas no sigan un movimiento de tipo browniano simple y como resultado tengan una  $\sigma = 0$ .

7. Para generalizar a series de tiempo no brownianas, Hurst propuso la siguiente fórmula como sustituto a la de raíz de "t" de Albert Einstein:

$$(R/S)_n = c \cdot n^H \quad (6)$$

<sup>32</sup> Este método para obtener residuales no elimina toda la dependencia lineal de la muestra (lo que conlleva correlación serial y/o sesgo inflacionario), pero ello no implica que pierda validez. C.f. Brock, W. A. Dechert, W.D. y Scheinkman, J.A. 1988, *Theorems on Distinguishing Deterministic from Random Systems, Dynamic Econometric Modeling*. Cambridge, Inglaterra. Cambridge University Press.

donde "c" es una constante y "n" es el número de días a los que se desea extrapolar.

8. Se corre una regresión simple sobre  $\log(n)$  como la variable independiente y  $\log(R/s)_n$  como la dependiente. La intersección es nuestro estimado para  $\log(c)$  y la pendiente de la ecuación nos permite aproximar el coeficiente de Hurst, "H".

H, conocido como el exponente o coeficiente de Hurst, es un valor exponencial que reescala la serie de tiempo. A fin de interpretar este valor se utilizan dos parámetros. Si  $0.50 < H \leq 1.00$  entonces se trata de una serie de tiempo *persistente*. De lo contrario, si  $0 \leq H < 0.50$  estamos frente a una serie *antipersistente* o *ergódica*. Como se verá, las series de tiempo persistentes son el tipo más común en los mercados bursátiles y en el análisis económico en general. Asimismo, la dimensión fractal de la serie se obtiene como resultado de multiplicar por 2 el coeficiente H, cuyas consecuencias se evaluarán más adelante.

### Las Redes Neuronales y su Relación con los Algoritmos Genéticos (AG's).

El modelo de Redes Neuronales y la descomposición en fractales descritos en las secciones anteriores dejaron un aspecto sin resolver: ¿cómo se determina el número de periodos en que se va a descomponer una serie para generar fractales conducentes a las mejores abstracciones estadísticas para fines de análisis? A continuación se muestra una herramienta, desarrollada también con fundamentos de la teoría del caos, que produce tal resultado.

Los algoritmos genéticos son técnicas para la resolución de problemas con una propiedad única: resuelven dichos problemas mediante la evolución de soluciones en la misma forma que lo hace la naturaleza, en lugar de buscarlas de una manera más ortodoxa. Esta aplicación de la inteligencia artificial, con base también en los sistemas expertos, fue desarrollada por el computólogo norteamericano John Holland, inspirado en la teoría de la evolución, a principios de los años setenta. Los paralelos con la teoría financiera del caos se harán evidentes en el transcurso de los siguientes párrafos<sup>33</sup>.

Para efectos de simular la evolución, los algoritmos genéticos tienen dos elementos críticos para su funcionamiento teórico y práctico: la selección por "fortaleza" y el "cruce" (esta denominación responde a que la teoría de la evolución afirma que "sólo los más —fuertes— sobreviven), que finalmente son procesos comunes en el mundo natural. En cuanto al primero, el proceso evolutivo permite una mayor reproducción de los descendientes de aquellos cromosomas que sean más fuertes o conducentes a los resultados esperados, siendo la noción de fortaleza relativa a cada etapa de evolución. En un algoritmo genético, los objetos de evaluación para adecuación son las posibles

<sup>33</sup> Para una demostración formal ver Elder, J. F. y M.T. Finn. 1991. Creating "Optimally Complex" Models for Forecasting. *Financial Analysts Journal*, 42.

soluciones a un problema (posibles configuraciones de fractales), "sobreviviendo" sólo aquella que consistentemente haya demostrado cumplir con los requisitos especificados en la función de evaluación. Por otra parte, la información genética se "cruza" al ocurrir la reproducción, generando así variación. Ésta se manifiesta a través de la mutación y la recombinación de material genético, con preferencia sobre el material del individuo más adecuado. Holland incorporó esta transferencia de información de manera análoga a sus AG's, mediante el "cruce" o promedio aritmético de las dos opciones con mejor desempeño.

En la naturaleza, la evolución se lleva a cabo a nivel de cromosomas, que son unidades que contienen información genética codificada. De forma similar, los algoritmos genéticos operan sobre codificaciones de las soluciones a problemas dados, debiendo éstas ser decodificadas para poder ser entendidas y evaluadas. Sin embargo, el hecho de que no pudiesen ser decodificados los elementos de las soluciones no significa que el resultado obtenido pierda validez. Esto simplemente implica que no es necesario saber a qué factores es atribuible un problema, sino sólo la aportación de cada factor a éste. Así, para llegar al resultado final de 9.5, se ponderaron todos los factores con sus "pesos relativos" y se pudo entonces determinar cuáles periodos constituyen los fractales más útiles. Cabe mencionar que este fractal es el esperado, debido a que 10 días constituyen dos semanas de operación bursátil, con un probable ajuste por días feriados. En la práctica, sin embargo, fue necesario utilizar un número entero como información alimentada al modelo.

### 3.2 Aplicación de las Redes Neuronales para la Estimación de Variables Financieras.

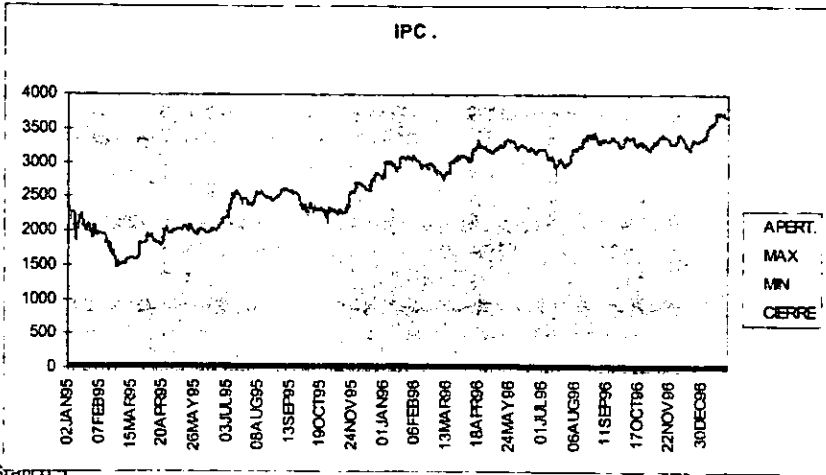
#### Fractalidad y otros Parámetros Estadísticos del Mercado Accionario Mexicano.

El encontrar caos en una serie de tiempo financiera nos ofrece una introspección acerca de los límites de la predecibilidad de dicha serie. Es decir, la identificación del caos nos indica que, en principio, son posibles las predicciones a corto plazo; en particular, se puede entrenar una red neural para proyectar la serie en tal caso. Como se explicó, la dimensión fractal representa del número mínimo de observaciones que se deben mostrar simultáneamente a la red neural para distinguir un patrón determinado.

Como se anotó en la sección anterior, el coeficiente de Hurst describe la autosimilitud estadística de un proceso o serie, o la dimensión fractal de ésta. (Técnicamente, la dimensión fractal es igual a  $2H$ .) Asimismo, si la información estuviese relacionada con un proceso puramente estocástico, el coeficiente de Hurst sería exactamente igual a 0.5. Un coeficiente mayor implicaría un efecto de "memoria", por medio del cual existiría un sesgo a favor de la tendencia histórica.

Los gráficos 5 y 6 muestran la síntesis estadística del análisis de caos y de rango reescalado para el índice de precios y cotizaciones de la Bolsa Mexicana de Valores de 1995 a 1997. Para este análisis se calcularon 545 rendimientos, donde el rendimiento se define como el incremento logarítmico de los precios de los días con operación, debido a los motivos que se explicaron en el capítulo anterior: eliminación de correlaciones inherentemente presentes en cualquier "caminata aleatoria", eliminación de tendencias y reducción de los efectos de la no estacionariedad.

El gráfico 5, en particular, presenta los niveles diarios (en puntos) de apertura, máximo, mínimo y cierre del IPC; el gráfico 6 sus rendimientos diarios al cierre. La función de distribución del IPC y sus rendimientos se muestran en los gráficos 6 y 7. (Recuérdese que estos rendimientos son el resultado del logaritmo natural del cociente entre el precio en  $t$  y el precio en  $t-1$ .) Como se vio en la sección correspondiente, la justificación para usar cambios logarítmicos en lugar de proporcionales se deriva de la capitalización continua de los costos de oportunidad que representa todo capital.



Rendimiento Diario del IPC.

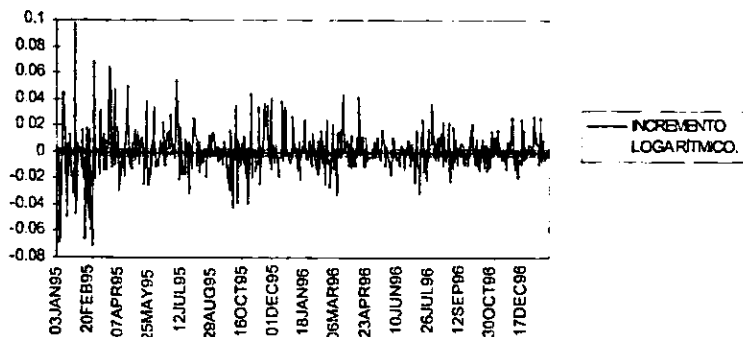


Gráfico 6

Otro aspecto interesante es el grado de Kurtosis observado en el principal indicador de nuestro mercado accionario. Éste coincide con las expectativas generadas en varios estudios académicos que argumentan que los mercados de capitales no se caracterizan por

Distribución de Probabilidad.

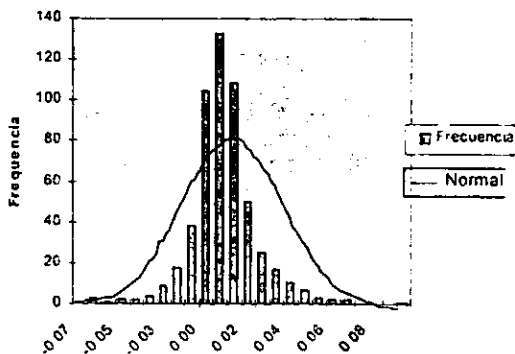


Gráfico 7

una distribución normal, principalmente porque su kurtosis excede en alrededor de un punto a la estándar de 3. Ello implica que habrá en el mercado accionario más observaciones alrededor de la media que lo que indicaría un juicio



probabilístico con base a la estadística paramétrica de una normal. Sin embargo, es importante también notar que la distribución de frecuencia de los rendimientos tiene una forma simétrica y en general tiene la apariencia de una distribución de Gauss con una cúspide ligeramente pronunciada.

<i>Estadística Descriptiva</i>	
Media	0.000824055
Error Estándar	0.000751876
Media	-0.000145216
Modo	0
Desviación Estándar	0.017488183
Varianza de la Muestra	0.000305837
Kurtosis	4.1959502
Sesgo	0.261113275
Rango	0.168701507
Mínimo	-0.070909717
Máximo	0.09779179
Suma	0.445813972
Conteo	541
Nivel de Confianza(95.0%)	0.00147696

Tabla 3

En la tabla 3 se observan los resultados numéricos del análisis de estadística descriptiva efectuado sobre esta serie del IPC. Como era de esperarse, estos datos confirman lo antes aseverado con respecto a la distribución de probabilidad de la muestra utilizada.

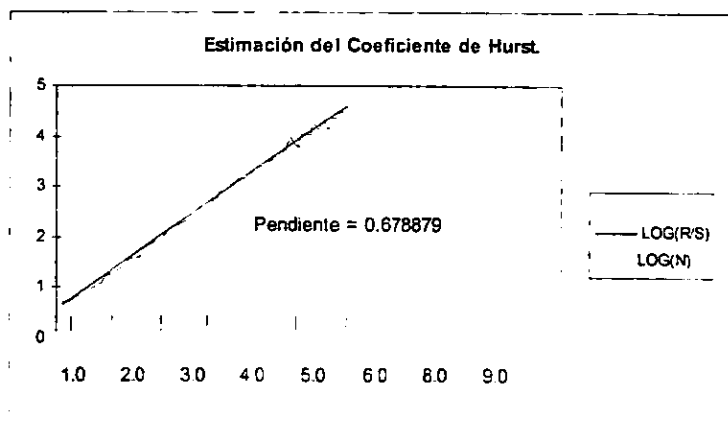


Gráfico 8

Por su parte, el análisis de caos muestra un coeficiente de Hurst igual a 0.6789, sensiblemente superior a la de un proceso aleatorio de primer orden de 0.5. El valor de H se desprende, de acuerdo a lo descrito en el capítulo anterior, de la pendiente que exhibe la gráfica de la regresión de R/S sobre N. El R/S se obtuvo al promediar los R/S's de cada subperiodo que resultan, a su vez, de la extracción de los rangos (max - min) de las desviaciones de los residuales de cada periodo, debidamente normalizados.

Por lo tanto, se puede concluir que existe un sesgo determinístico de "memoria", favoreciendo la posibilidad de mantener o reforzar la tendencia actual (persistencia). En este sentido, el coeficiente de Hurst puede estar relacionado con el caos o simplemente con ruido fraccional, en cuyo caso nos indica un atributo de memoria que puede ser explotado para obtener una ventaja estadística en la proyección de los rendimientos del mercado accionario mexicano. Adicionalmente, la dimensión fractal es de 1.3577 ( $2 \times 0.6789$ ), para el IPC (mientras que fue 1.2390 para Cetes a 28 días), lo que significa que la serie es principalmente determinística, aunque con una porción estocástica no despreciable. De aquí se desprende que el tamaño de los fractales a utilizar para la Red Neural no deberá ser tan reducido, como sería el caso de haberse aproximado la dimensión de Hausdorff al valor de 2 (el correspondiente a una serie completamente aleatoria).

### Eficacia Predictiva de las Redes Neuronales para el IPC.

El propósito de esta sección es mostrar los resultados de la abstracción sobre el principal índice del mercado accionario mexicano. Como se anotó, la información utilizada consiste en el conjunto de precios, rendimientos y volúmenes de 1991 a 1997, habiéndose ocupado los últimos 280 días desde 1995 como conjunto de evaluación.

Inicialmente se procedió a normalizar cada factor y a calcular los rendimientos semanales del futuro sobre el IPC, en percentiles de 10%, para cada uno de estos cuatro factores. Con base en esta información, se observó que si el DJIA subía en una semana  $s$ , el IPC subiría en la semana  $s+1$ , y que si la tasa de Cetes es baja o cae considerablemente en esa semana, el índice de precios y cotizaciones probablemente subirá en consecuencia la siguiente semana. Aunque esto no parezca extraordinario, lo importante es que parece haber un cierto grado de predecibilidad en el mercado accionario de México que se puede detectar mediante un sencillo método estadístico. Lo que se pretende lograr con un SARN es desarrollar un sistema que produzca predicciones precisas en la mayor parte de casos. En la etapa de evaluación, el desempeño de la Red Neural se puede capturar mediante varias medidas: eficiencia de modelo, eficiencia predictiva, consistencia y estabilidad. En breve se describe

cada uno de estos rubros y se presentan los resultados que arrojó el SARN del mercado accionario de México<sup>34</sup>.

La eficiencia de modelo o eficiencia interna se refiere al desempeño de las redes neurales entrenadas con respecto al desempeño que se podría lograr con base en el resultado ideal o deseado, todo ello en el proceso de entrenamiento. Para calcular la eficiencia del presente modelo, se corrió una evaluación basada en los rendimientos diarios observados durante 1995 y 1996, originando los resultados que se encuentran en la tabla 4 y en el gráfico 9. La eficiencia de modelo nos indica que el SARN utilizado logró aprender extraordinariamente la información con que se alimentó, exhibiendo un error estándar de 13%. Sin embargo, una alta eficiencia de modelo no nos dice nada acerca de cuán satisfactorio será el desempeño práctico de la Red Neural.

MES	OBSERVADO	ESTIMADO	MES	OBSERVADO	ESTIMADO
ENE '95	-0.167	-0.154	ENE '96	0.115	0.124
FEB '95	-0.451	-0.415	FEB '96	-0.096	-0.091
MAR '95	0.219	0.236	MAR '96	0.116	0.107
APR '95	0.101	0.093	APR '96	0.050	0.046
MAY '95	-0.010	-0.009	MAY '96	0.007	0.008
JUN '95	0.165	0.152	JUN '96	0.002	0.002
JUL '95	0.112	0.121	JUL '96	-0.085	-0.092
AGO '95	0.076	0.070	AGO '96	0.129	0.119
SEP '95	-0.073	-0.067	SEP '96	-0.030	-0.033
OCT '95	-0.052	-0.048	OCT '96	-0.009	-0.010
NOV '95	0.212	0.229	NOV '96	0.034	0.032
DIC '95	0.047	0.050	DIC '96	0.028	0.026

Tabla 4

<sup>34</sup> Cada uno de estos conceptos es desarrollado en: Pardo, R. 1992, Design, Testing and Optimization of Trading Systems, Nueva York: John Wiley & Sons. 132-136.

Eficiencia de Modelo.

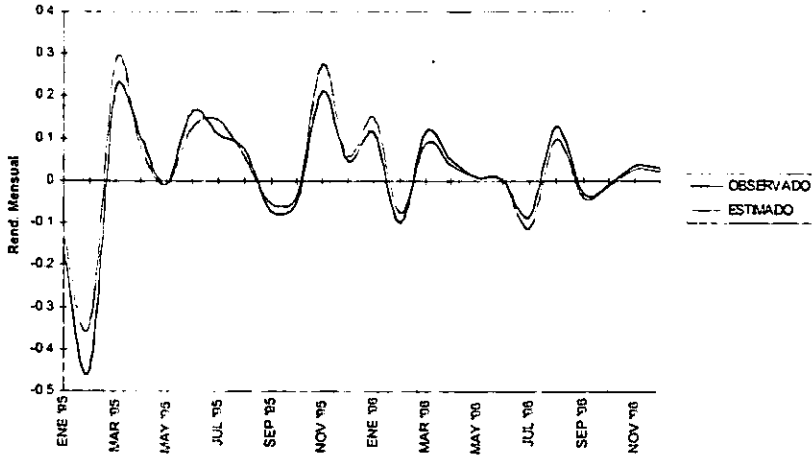


Gráfico 9

La eficiencia predictiva es un parámetro más válido del desempeño potencial de una Red Neural entrenada. Este tipo de eficiencia cuantifica el rendimiento del SARN sobre un conjunto de datos que contiene solamente información ex-mensual; es decir, no previamente utilizada.

Eficacia Predictiva.

DÍA	OBS.	EST.	DÍA	OBS.	EST.	DÍA	OBS.	EST.
03JAN97	-0.00046723	-0.00040649	03FEB97	-0.00701527	-0.00610415	03MAR97	-0.00287282	-0.00249936
06JAN97	0.011067723	0.009615019	04FEB97	-0.00294904	-0.00756566	04MAR97	-0.01177221	-0.01024173
07JAN97	0.027845349	0.024051464	07FEB97	0.000763527	0.000684268	05MAR97	-0.01036992	-0.00902183
08JAN97	0.006931482	0.007832575	10FEB97	-0.00031464	-0.00027374	06MAR97	0.011496946	0.007091669
09JAN97	0.011735356	0.01020576	11FEB97	0.002841889	0.002211335	07MAR97	0.011496687	0.010002118
10JAN97	0.005362259	0.006059352	12FEB97	0.023073112	0.026072617	10MAR97	0.000659033	0.000573376
13JAN97	0.004746761	0.003563839	13FEB97	0.014852253	0.016816348	11MAR97	0.00917162	0.007978788
14JAN97	-0.00504718	-0.00737105	14FEB97	-0.00739624	-0.00643473	12MAR97	-0.0106499	-0.00926541
15JAN97	0.019410311	0.01688597	17FEB97	0.011784327	0.010252365	13MAR97	-0.01217384	-0.010591241
16JAN97	0.026214954	0.02280701	18FEB97	0.007096581	0.006165326	14MAR97	-0.0033851	-0.00382516
17JAN97	-0.00704967	-0.00796647	19FEB97	-0.00135141	-0.00152709	17MAR97	0.008062694	0.009110844
20JAN97	0.008427768	0.009523378	20FEB97	0.007719966	0.008723561	18MAR97	-0.00400727	-0.00452821
21JAN97	0.00172092	0.0014972	21FEB97	-0.00915393	-0.01034355	19MAR97	0.009643271	0.010836896
22JAN97	-0.00593534	-0.00516375	24FEB97	0.010443411	0.009285768	20MAR97	0.013852626	0.020738693
23JAN97	-0.00255339	-0.00222146	25FEB97	0.002576548	0.002241597	25MAR97	0.004736919	0.004121112
24JAN97	-0.00350399	-0.00304847	26FEB97	0.012502334	0.010877031	26MAR97	0.002470828	0.00214962
27JAN97	-0.00391835	-0.00447773	27FEB97	-0.01240208	-0.01431435			
28JAN97	0.001306013	0.001136231	28FEB97	-0.00895054	-0.00865697			
29JAN97	-0.00338939	-0.00294877						
30JAN97	-0.01130271	-0.01277206						
31JAN97	0.011308156	0.012778217						

Tabla 5

El modelo utilizado debió haber producido unos rendimientos proporcionales diarios como los que aparecen en la segunda columna de la tabla 5. Sin embargo, los datos generados por la Red Neural entrenada con información de los últimos años, y después de más de 35,000 iteraciones, son

los que figuran en la tercera columna. Como se puede observar, los resultados son también excelentes, si bien no tanto como los obtenidos con la información de entrenamiento. El gráfico 10 ilustra esta eficiencia predictiva.

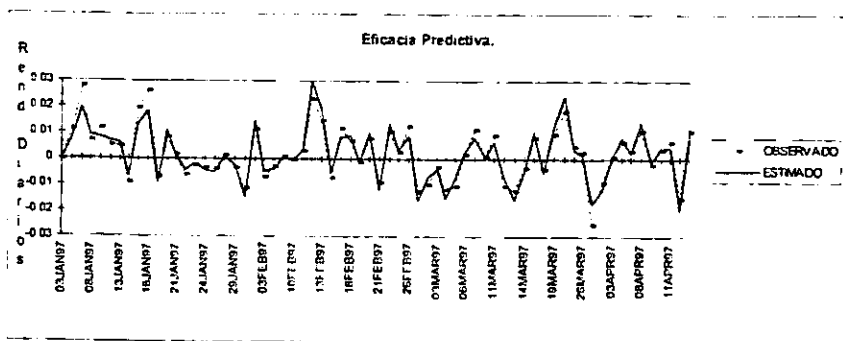


Gráfico 10

En particular, vale la pena comparar los resultados del gráfico 11, donde ya se incorporaron los que se obtuvieron simplemente de filtrar estadísticamente la información y calcular el rendimiento estimado mediante un modelo tipo ARIMA (1,1). Como se ve, a pesar de que ARIMA es probablemente uno de los modelos paramétricos de proyección más sofisticados, arrojó resultados casi un 35% menos acertados que el SARN utilizado.

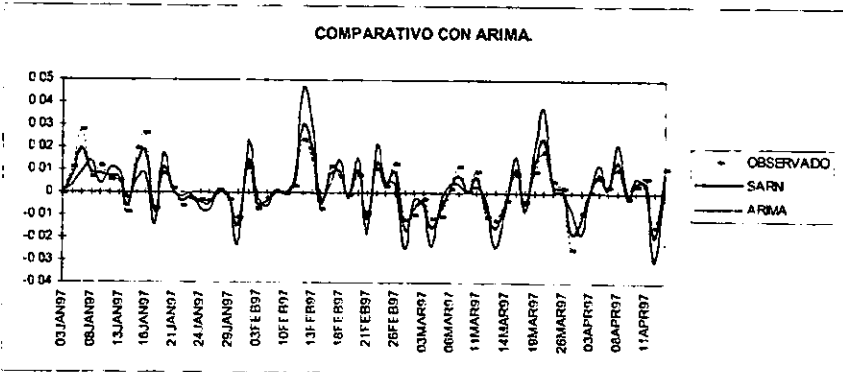


Gráfico 11

En tercer lugar se encuentra el criterio de consistencia, es decir, el que mide cuán robusto es el modelo diseñado. En los dos párrafos anteriores se explicó por qué la eficiencia del modelo es necesaria pero no suficiente para evaluar su desempeño, por lo que se utilizó la eficiencia predictiva como criterio superior. Sin embargo, sólo de esta información no se podría garantizar que el desempeño observado se mantendrá en el futuro. Esto es porque puede haber cambios estructurales que modifiquen la información nueva, distanciándola

gradualmente del conjunto de entrenamiento utilizado. De ahí la importancia de la consistencia como criterio de evaluación.

Esta consistencia, como se explicó el capítulo I, implica evaluar el desempeño producido en varios periodos independientes. Para fines de esta Red Neural, se escogieron periodos no traslapados, compuestos por 20 observaciones (1 mes de operación) durante 1996 y la primera parte de 1997. Asimismo, la red se evaluó para ventanas de 40, 60 e incluso 90 días.

El sistema propuesto fue evaluado utilizando el método de predicción adaptativa descrito, que utiliza un algoritmo de aprendizaje progresivo-iterativo y horizontes de estimación variables. Como se mencionó, fue necesario, en total, aprender 72 meses para poder predecir los próximos 6 meses. Por supuesto, en la práctica iría avanzando un mes con el paso del tiempo tanto el conjunto de entrenamiento como, obviamente, el de los datos observados.

Los errores estándar obtenidos para un horizonte de 20 días son similares a lo obtenido anteriormente (fluctúan entre 8 y 15%), pero gradualmente van aumentando en la medida que la ventana de proyección se extiende. Esto parece implicar que las reglas de proyección cambian con tal frecuencia que un SARN de este tipo requiere de un proceso interno de re-entrenamiento simultáneo cuando se ponga en operación, de tal suerte que pueda aprender los nuevos patrones que presente el mercado accionario de México.

Por último, se entiende por estabilidad, como criterio de evaluación de una Red Neural, el desempeño de una red entrenada expuesta a ventanas de dimensiones variables. Una forma de abordar esta evaluación es corriendo el SARN con fechas de inicio y término escogidas aleatoriamente, siempre y cuando no excedan el mínimo y máximo previamente utilizados. En primer lugar, se realizó un análisis estadístico para determinar cuál era el horizonte de proyección para el que la predicción era más precisa. Se examinaron ventanas de 20, 40, 60 y 90 días, y el horizonte de 20 días fue el que resultó más predecible. En segundo término, la restricción se debe a la cantidad de información disponible y a la confiabilidad de las bases de datos previas a 1990, además de que el principal objetivo de este modelo es aplicar las técnicas de estimación descritas para la valuación de instrumentos a corto plazo. Con base en lo anterior, los resultados fueron similares para casi todos los periodos (10-15% de error estándar).

Sin embargo, en momentos de alta incertidumbre como la crisis financiera de 1995, el sistema pierde efectividad, ya que no es fácil capturar este tipo de causales mediante representaciones numéricas. Lo anterior sugiere que el sistema utilizado es bastante útil para predecir cambios en los precios de los instrumentos bursátiles asociados con factores fácilmente adaptables para la representación numérica, pero no es tan útil para predecir cambios causados por otros factores.

En síntesis, se llevaron a cabo 132 simulaciones con información independiente, o sea, no utilizada en la fase de entrenamiento, de 01/03/97 a 04/15/97 y las predicciones producidas exhibieron un error estándar del 13%, casi 23% menor que el obtenido mediante un modelo tipo ARIMA (57% de precisión), que de acuerdo a un estudio realizado por el estadístico Edgar E. Peters es la metodología paramétrica más exacta que se utiliza<sup>35</sup>.

---

<sup>35</sup> Peters, Edgar. 1991, Chaos and Order in the Capital Markets, John Wiley & Sons. 36.

## Capítulo IV: Monitoreo de los Resultados Obtenidos.

En este capítulo se describe el modelo paramétrico utilizado en la investigación para medir el rendimiento y riesgo de un portafolio conformado por diferentes instrumentos. Lo anterior se hace con el objetivo de monitorear el riesgo financiero de aquellos instrumentos que el SARN haya indicado con base en su rendimiento esperado, para así modificar la posición que se tenga en ellos en la medida que cambien las condiciones de mercado. Es importante mencionar que, a juicio del autor, esta investigación no estaría completa si no se ofreciera un modelo complementario de monitoreo. Lo anterior se debe al grado de complejidad inherente a las Redes Neuronales, que en ocasiones podrían emitir una recomendación de compraventa o dirección de precios equivocada. A través de un modelo VAR es posible cuantificar la relación riesgo/rendimiento de cualquier portafolio financiero, permitiendo al usuario del SARN sensibilizar sus decisiones financieras. Posteriormente, en el apéndice, se ofrece una lista de lineamientos para la administración de los riesgos de un portafolio diversificado en el contexto de una empresa con exposición a riesgo de mercado.

### 4.1 VAR.

El modelo de Valor en Riesgo (VAR, por sus siglas en inglés) opera con una metodología paramétrica, por lo que es necesario que se cumpla con algunas condiciones. En primer lugar figura la de una distribución de probabilidad cualquiera. (Sin embargo, para fines ilustrativos se puede utilizar una normal.) El uso de las medidas de volatilidad y correlación es apropiado sólo si los movimientos en el mercado en cuestión tienen una distribución de este tipo, o cualquier otra distribución de tipo paramétrico constante<sup>36</sup>, como la que se describe en la figura 4.1. De lo contrario, el cambio proporcional en los precios tendrá una probabilidad única, que sólo se puede estimar mediante el uso de escenarios. Como se vio, en la realidad, las distribuciones de rendimiento exhiben kurtosis y leptokurtosis excesivas, además de estar sesgadas negativamente (hacia la izquierda) y de que los rendimientos a largo plazo presentan una significativa autocorrelación. Sin embargo se ha descubierto que, caracterizando los rendimientos con una distribución lognormal, no sólo se representa más fielmente la naturaleza de los cambios proporcionales sino además se justifica el uso de los momentos estadísticos convencionales (desviación estándar, correlación, etc.). Esto permite que el modelo VAR siga teniendo validez, aunque huelga añadir que para ciertos mercados específicos puede existir una distribución más adecuada.

---

<sup>36</sup> Para determinar si una población está normalmente distribuida se utiliza generalmente la prueba "Chi cuadrada". Para estudiar esta prueba a profundidad se recomienda ver Kiefer, N., et al, Testing for Normality in Econometric Models. *Economic Letters*, 11, 13-127.



## Nivel de Confianza de la Proyección Probabilística en base a una Distribución Normal.

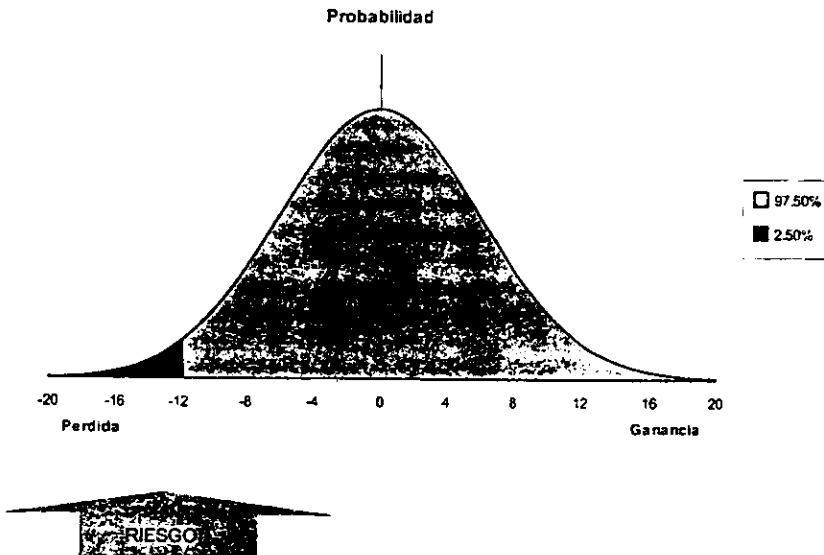


Gráfico 11

Es importante tomar en cuenta que los criterios lineales simples como el de duración (aun incluyendo la convexidad) empiezan a ser inadecuados<sup>37</sup>. Por lo anterior se ha desarrollado (y sigue en evolución) una medida capaz de incorporar el riesgo de mercado en un solo valor estandarizado, que se denomina "Valor en Riesgo". VAR se obtiene al convertir el riesgo de cualquier instrumento financiero a una magnitud común: la pérdida potencial. Técnicamente, el capital en riesgo es "la pérdida máxima estimada en el valor de mercado de una posición dada en que puede esperarse que se incurra hasta que la posición se neutralice o cierre"<sup>38</sup>.

Algunos de los requisitos para poder aplicar el modelo VAR figuran a continuación:

**Posiciones Lineales.** Solamente si el valor de las posiciones cambia linealmente con los cambios en los precios subyacentes se podrá definir el primero a través de su sensibilidad a cambios en los segundos. La clase más importante de posiciones no lineales sería la de las opciones, ya que su función es

<sup>37</sup> De acuerdo al aludido Capital Adequacy Directive, *et al.*

<sup>38</sup> JPMorgan, 1995 RiskMetrics, Documento Técnico. 3a. Edición. Nueva York, 26 de mayo, 7-109.

precisamente modificar la distribución de probabilidad de del portafolio en cuestión<sup>39</sup>. Los cambios en el valor de las posiciones que contienen opciones dependen no sólo de los cambios subyacentes sino del nivel general de las tasas (e.g. si la opción esta "dentro" o "fuera del dinero") y del valor esperado de la volatilidad implícita usada en las fórmulas de valuación.

**Correlación no serial.** La correlación serial, también conocido como autocorrelación, ocurre cuando las observaciones que se registran en secuencia no son independientes unas de otras<sup>40</sup>. Este supuesto es especialmente importante para validar la regla de la raíz cuadrada del tiempo aplicada a la extrapolación de volatilidades cuando  $t > 1$ . Sin embargo, para horizontes de largo plazo existe evidencia de autocorrelación, por lo que el analista de capital en riesgo debe interpretar este tipo de resultados con precaución. En el caso de las series utilizadas en esta investigación, se cercioró de que todas cumplieran con este requisito.

**Volatilidad Estable.** Los métodos de valuación de títulos financieros existentes asumen que la volatilidad es constante. Como es evidente, este supuesto no describe lealmente la realidad heteroscedástica de los mercados bursátiles, por lo que se están comenzando a desarrollar variaciones de VAR que hacen los ajustes necesarios. Sin embargo, con cambios en la volatilidad como los observados en los mercados de energía, es posible obtener un estimado válido del nivel de exposición al riesgo en que se está incurriendo.

Habiendo establecido esto, se procede a calcular las volatilidades y correlaciones con suavización exponencial para todas las series involucradas. Con esta información se puede ya calcular el vector de montos en riesgo sin diversificar, que consiste simplemente en la posición (ya sea larga o corta) que se tenga sobre el índice en cuestión, la volatilidad relativa, el último precio disponible y el número de desviaciones estándar a partir de la media para marcar el nivel de confianza deseado.

Para tal efecto, definimos que un movimiento adverso  $X_a$  es aquél que no se espera que acontezca más de, por ejemplo, 5% del tiempo en cada dirección. Para determinar exactamente el porcentaje es necesario establecer un nivel o intervalo de confianza para nuestras mediciones. La siguiente será la convención a usar:

$$\text{Prob}(\mu - X_a - \mu + X_a) = 90\% \quad (7a)$$

<sup>39</sup> Se pueden incorporar opciones en un modelo paramétrico mediante la expansión de series de Taylor. Ver Jacques Longestae *Riskmetrics*, 1997 JPMorgan, Inc.

<sup>40</sup> Una fórmula para evaluar la autocorrelación de las observaciones en una distribución dada es la prueba Box-Ljung. Ver Kiefer. *op cit*.

De esta forma,  $X_a$  se convierte en el coeficiente de la desviación estándar de la distribución y si lo sustituimos en la función de probabilidad acumulada, obtenemos que

$$X_a = 1.65\sigma \tag{7b}$$

Esto es, un movimiento adverso se encuentra a 1.65 o más desviaciones estándares de la media. Por lo tanto, si se estiman las pérdidas potenciales de una posición dada, aquéllas que se encuentren por encima de 1.65 D.E. de la media estimada tendrán una probabilidad de alrededor de 5% de ocurrir. (El otro 5% corresponde a las ganancias superiores a 1.65 D.E. de la media.)

Como filtros estadísticos se utilizan los promedios móviles PM's con suavización exponencial. Aunque el PM exponencial es más preciso en su descripción del mercado, éste no es significativamente mas difícil de calcular, como sería el caso de los modelos tipo GARCH<sup>41</sup>. La única complicación adicional es la obtención de un "factor erosivo" o de descomposición.. La fórmula de este tipo de PM es:

$$\bar{X}_t = (1-\lambda) \sum_{j=0}^{\infty} \lambda^j X_{t-j} \tag{8}$$

donde

$\lambda$  = factor erosivo,

$X_{t-j}$  = observaciones ordenadas de la más reciente a la más antigua, de acuerdo al avance del índice "j" de la sumatoria.

Como se ve, esta fórmula es equivalente a la de un promedio móvil simple si se asigna un factor erosivo igual a 1.

Para efectos de cálculo del capital en riesgo se define el rendimiento como la diferencia de precios compuesta continuamente, o log-rendimiento, y tiene la fórmula:

$$R = X_t = 100 * \ln(P_t/P_{t-1}).$$

Por su parte, el rendimiento de un portafolio será, necesariamente:

$$P = \sum_{i=1}^n m_i X_i \tag{9}$$

donde

$X_i$  = rendimiento del instrumento i y

<sup>41</sup> Estas son las siglas de un tipo de modelo bastante sofisticado cuyo nombre en ingles es *Generalized Auto-Regressive Conditional Heteroskedasticity*.

$m_i$  = monto, no proporción, invertido en el instrumento  $i$  (valor de la posición).

Con estos rendimientos se puede determinar la desviación estándar, medida representativa de la volatilidad. Como se dijo, se usarán observaciones históricas<sup>42</sup>, siempre y cuando se utilice la siguiente fórmula para incluir en la desviación de un portafolio  $P$  las correlaciones entre los instrumentos<sup>43</sup>.

$$\sigma = \sqrt{\sum_{i=1}^n m_i^2 \sigma_i^2 + 2 \sum_{i < j} m_i m_j \rho_{ij} \sigma_i \sigma_j} \quad (10)$$

donde

$\sigma_i$  = varianza del rendimiento  $i$  y

$\rho_{ij}$  = correlación entre los rendimientos  $i$  y  $j$ .

Una vez construido el vector se realiza una multiplicación matricial por la matriz de correlaciones entre las diferentes series y se obtiene un segundo vector. Este último se multiplica, a su vez, por el transpuesto del vector original, y se aplica la raíz cuadrada sobre este resultado univectorial. La mecánica se describe a continuación.

Hay tres pasos principales a seguir para el cálculo del capital en riesgo. Primero es necesario marcar todas las posiciones al mercado, procedimiento conocido como valuación "spot" o "de contado". Para tal efecto se requiere usar el valor actual de mercado para instrumentos líquidos y, para los no líquidos, descomponerlos o utilizar el método de mapeo para convertirlos a posiciones equivalentes en efectivo. En segundo término se debe estimar la futura variabilidad del valor obtenido.. Dicha variabilidad está en función de la combinación de las distintas volatilidades de los factores, así como de las correlaciones entre todos los pares posibles de éstas. Y, en tercer lugar, se evalúa un portafolio de rendimiento óptimo en base a los precios, volatilidades y correlaciones obtenidos.

Por último es necesario calcular el "capital en riesgo diario sin diversificar" (DVAR) para después poder obtener una formula para VAR. VAR se define como la pérdida máxima estimada en una posición dada que se puede esperar que ocurra en condiciones de tiempo y confianza predeterminadas, y se calcula de la siguiente forma:

<sup>42</sup> El documento técnico *Risk Metrics* (op cit) demuestra que la volatilidad y la correlación estimadas serán más exactas si se utiliza una muestra mínima de alrededor de 25 o 30 observaciones

<sup>43</sup> El Comité de Basilea no permite el uso de correlaciones para reflejar los beneficios de diversificación mas que dentro de una misma clase de instrumentos. En este sentido, los modelos comerciales estan en conflicto con la reglamentacion provisional.

$$DVAR = \sqrt{\bar{V} * [C] * \bar{V}^T} \quad (11)$$

donde

$$\bar{V} = \text{Vector DVAR} \\ = [DVAR_1 \dots DVAR_n]$$

y  $\bar{V}^T$  = Vector transpuesto de  $\bar{V}$ .

Para aquellas posiciones que no sea posible neutralizar o liquidar en un lapso de un día es necesario multiplicar el valor diario en riesgo estimado por la raíz cuadrada del periodo de que se trate. Nuevamente, esta fórmula no es adecuada para posiciones no lineales, es decir, que incluyan opciones. Por lo tanto, para posiciones lineales:

$$VAR = DVAR * \sqrt{T}$$

donde

T = tiempo remanente hasta la expiración o neutralización.

Por su parte, las correlaciones se calcularon de la siguiente manera:

$$\rho_{i,j} = \frac{\text{cov}(i,j)}{\sigma_i * \sigma_j} \quad (12)$$

donde:

$\rho_{i,j}$  = Correlación entre los índices i y j. para  $i = 1, 2, \dots, n$   
 $j = 1, 2, \dots, n$

$\text{cov}(i,j)$  = Covarianza entre el índice i y el índice j. para  $i = 1, 2, \dots, n$   
 $j = 1, 2, \dots, n$

$$\text{cov}(i,j) = \frac{\sum_{k=1}^N (x_{i,k} - \bar{x}_i) * (x_{j,k} - \bar{x}_j)}{N} \quad (13)$$

El monto en riesgo sin diversificar para cada instrumento se calcula de la siguiente forma:

$$CRND_{i,j} = P_{i,j} * R_i * V_j \quad \text{para } i = 1, 2, \dots, 20 \\ j = 1, 2, \dots, n$$

donde:

$P_{i,j}$  = Posición en el día  $i$  para el índice  $j$ .

$R_j$  = Precio del índice  $j$ .

$V_j$  = Volatilidad del índice  $j$ .

$$V_i = I * \sigma_i$$

donde:

$I$  = Nivel de confianza.

Si  $I = 2$ , el nivel de confianza es del 97.5%.

Si  $I = 1.65$ , el nivel de confianza es del 95%.

$\sigma_j$  = Desviación estándar del índice  $j$ .

Así tenemos que el vector de montos en riesgo sin diversificar:

$$V = [X_1, X_2, \dots, X_{i-1}, \dots, X_n]$$

se multiplicará por la matriz de correlaciones  $C$ :

$$C = \begin{bmatrix} \rho_{11} & \rho_{12} & \dots & \rho_{1n} \\ \rho_{21} & \rho_{22} & \dots & \rho_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho_{n1} & \rho_{n2} & \dots & \rho_{nn} \end{bmatrix}$$

Donde  $\rho_{i,j}$  = correlación entre el índice  $i$  y el índice  $j$ . para  $i = 1, 2, \dots, n$   
 $j = 1, 2, \dots, n$

Y a su vez este producto se multiplicará por el transpuesto de  $V$  y se calculará la raíz cuadrada del valor absoluto final, lo cual dará como resultado el Capital en Riesgo diversificado para el portafolio  $\Pi$ .

Cabe añadir que el método histórico se basa en la recopilación de los valores de un conjunto de factores financieros en un periodo determinado, para efectos de su proyección en el futuro. Es precisamente este método el que nos ocupó ahora, debido a que es éste el más comúnmente usado en los sectores financiero y corporativo industrial<sup>44</sup>.

<sup>44</sup> Este uso responde a la comparación de las características específicas de los tres métodos, tema que será discutido en el capítulo III de esta tesis. RiskMetrics, op. cit.

#### 4.2 Evaluación con VAR de los Resultados de la Red Neural.

En esta sección se muestra el desempeño de un portafolio compuesto por instrumentos previamente seleccionados mediante el SARN de esta investigación durante el periodo de 01/03/97 a 04/15/97.

El rendimiento de el portafolio se calculó con la siguiente fórmula:

$$P = \frac{\sum_{i=1}^1 m_i X_i}{N} \quad (14)$$

donde

$X_1$  = rendimiento promedio del instrumento para el periodo y

$m_1$  = monto invertido en cada instrumento.

$N$  = número de instrumentos.

Utilizando la media simple aritmética, se obtuvo un rendimiento del 31.82%. Sin embargo, también se filtraron las series y se utilizó la media móvil exponencial, que arrojó un rendimiento del 32.02. Este último se obtuvo utilizando una *lamda* o factor erosivo de 0.95, que es la que comúnmente se utiliza para proyecciones semanales<sup>45</sup>. Cuando se suaviza exponencialmente el valor estimado se utiliza la siguiente fórmula :

$$\bar{X}_t = (1 - \lambda) \sum_{j=0}^{\infty} \lambda^j X_{t-j} \quad (15)$$

donde

$\lambda = 0.95$ ,

$X_{t-j}$  = observaciones ordenadas de la más reciente a la más antigua, de acuerdo al avance del índice "j" de la sumatoria.

Como se ve, en la medida que el factor de descomposición "lamda" se aproxima a 1, será menos responsiva la medida de la media a la información más reciente. Sin embargo en este caso, debido a que el comportamiento del mercado no cambió recientemente en un grado considerable, la suavización exponencial no es indispensable. De ahí que el promedio móvil exponencial sea tan cercano al no suavizado.

Para este portafolio, se asumieron las siguientes posiciones, en diferentes instrumentos de renta fija y variable:

#### **Vector de Posiciones.**

<sup>45</sup> Longerstacy, Jacques. 1996. An Improved Methodology for Measuring VAR. *RiskMetrics Monitor*. Segundo trimestre 19.

Cetes 1 Mes	20
Cetes 3 Meses	0
Cetes 6 Meses	15
Bondas	(7)
Ajustabonos	12
Pasivos Denom. en Dólares	(9)
Obligación 1 (AA)	15
Obligación 2 (A)	20
Papel Comercial 1	0
Título Accionario 1 (AA)	14
Título Accionario 2 (B)	20

Gráfico 12

donde las posiciones en blanco equivalen a un volumen igual a cero. A partir de estas posiciones, obtenemos el siguiente de montos en riesgo no diversificados:

**Vector de Montos en Riesgo sin Diversificar.**

Cetes 1 Mes	18
Cetes 3 Meses	0
Cetes 6 Meses	10
Bondas	(4)
Ajustabonos	5
Pasivos Denom. en Dólares	(3)
Obligación 1 (AA)	6
Obligación 2 (A)	8
Papel Comercial 1	0
Título Accionario 1 (AA)	4
Título Accionario 2 (B)	8

Gráfico 13

Siguiendo, de igual manera, la metodología explicada en detalle, se multiplica este vector por la siguiente matriz de correlaciones:

**Matriz de Correlaciones.**



De aquí se alimentan, dinámicamente, las correlaciones entre los distintos índices.

	Cetes 1 Mes	Cetes 3 Meses	Cetes 6 Meses	Bonos	Ajustabonos	Pasivos Denom. en Dólares	Obligación 1 (AA)	Obligación 2 (A)	Papel Comercial 1	Título Accionario 1 (AA)	Título Accionario 2 (B)
Cetes 1 Mes											
Cetes 3 Meses	0.9657										
Cetes 6 Meses	0.8755	0.9326									
Bonos	0.8255	0.8751	0.9227								
Ajustabonos	0.7233	0.7718	0.8179	0.9225							
Pasivos Denom. en Dólares	0.6833	0.7163	0.7375	0.8529	0.9488						
Obligación 1 (AA)	0.6721	0.7026	0.6967	0.7809	0.8661	0.9434					
Obligación 2 (A)	0.6199	0.6485	0.6435	0.7096	0.7689	0.8423	0.9441				
Papel Comercial 1	0.5322	0.5548	0.5610	0.6323	0.6745	0.7290	0.8400	0.9419			
Título Accionario 1 (AA)	0.4766	0.4895	0.4811	0.6023	0.6629	0.6953	0.7481	0.8043	0.9094		
Título Accionario 2 (B)	0.4596	0.4633	0.4336	0.5287	0.6394	0.6941	0.7010	0.6582	0.7169	0.8919	

Gráfico 14

Finalmente se multiplica el resultado de este producto por el transpuesto del vector de montos en riesgo sin diversificar, y se calcula la raíz cuadrada del valor absoluto de esta multiplicación. Esto arroja como Capital en Riesgo global diversificado 42.3, o sea, \$42,300.00 dólares con un nivel de confianza del 84%. Con una confianza del 95% el VAR sería \$69,200.00 y, con una confianza del 99.7% sería de \$84,300.00.

Como se puede observar, el cálculo manual del VAR de este portafolio sería sumamente laborioso. De ahí que sea de gran beneficio poder tomar ventaja de la capacidad que tienen las transformaciones matriciales de concentrar información numérica acerca de un gran número de instrumentos.

### Conclusiones Generales.

Con base en la aplicación del método de las Redes Neuronales sobre el IPC, son evidentes los siguientes puntos. El análisis de caos mostró un coeficiente de aleatoriedad de 0.68, considerablemente superior al de un proceso puramente determinístico. Lo anterior justifica la utilización del modelo propuesto, ya que un SARN se diseña para abstraer relaciones estadísticas dinámicas no lineales sobre un conjunto de series de datos históricos. Por su parte, la estimación arrojó un error estándar igual al 13%, considerando los criterios de eficacia predictiva, consistencia y estabilidad, lo cual avala el planteamiento de la hipótesis de trabajo. Esto es, en el 87% de los casos se obtuvo una estimación correcta del comportamiento futuro del IPC, lo que efectivamente contribuye a reducir estadísticamente la incertidumbre financiera mediante el uso de Redes Neuronales.

Sin embargo, no debe perderse de vista que las cifras obtenidas corresponden a un estudio controlado y que la mejor prueba técnica será la aplicación continua de la metodología en inversiones reales. La relativa estabilidad observada en el periodo estudiado (elección que se hizo para fines de ilustración y actualidad al momento de la elaboración de la tesis) contribuye a que el desempeño de la metodología haya sido satisfactorio. Como se anotó, en caso de que el patrón de comportamiento de los precios hubiese cambiado dramáticamente, existiría un periodo de ajuste en el que los datos vaticinados no serían tan cercanos a la realidad observada.

Por otra parte, al conocerse mejor el valor intrínseco de los instrumentos bursátiles analizados se contribuirá a la formación de precios. Esto es debido a que una mayor precisión predictiva (para fines de valuación) se traduce, por corolario, a un grado de certidumbre con respecto al comportamiento futuro de los instrumentos también mayor, eliminando la necesidad de la especulación, que eleva los costos de intermediación. Asimismo, en la medida que se fomente una mayor participación en el MDV mexicano será menos factible que la tendencia en los precios se vea sesgada por cualquier otro efecto que no esté relacionado con las simples fuerzas agregadas de oferta y demanda. Lo anterior, de nueva cuenta, conduce a aceptar la hipótesis.

Cabe mencionar que la aceptación de la hipótesis de trabajo está supeditada al adecuado monitoreo de los riesgos financieros en que se incurre en la operación. En este sentido se presentó un modelo tipo VAR de cuantificación de riesgos bursátiles, y se aplicó sobre un portafolio diversificado con instrumentos operados de acuerdo a un SARN. Ello permite dar seguimiento al grado de exposición al riesgo de mercado que resulta de utilizar Redes Neuronales. Por otra parte, sin la propia inserción del modelo en un sistema integral de administración de riesgos, su éxito es difícilmente asequible.

**ESTA TESIS NO DEBE  
SALIR DE LA BIBLIOTECA**

De ahí la importancia de acotar debidamente los alcances de un modelo tipo VAR, reconociendo su valor para fines de avalúo de la exposición a riesgos financieros.

Por último, es importante recordar que la importancia de VAR deriva de su complementariedad a las Redes Neuronales. Sólo de esta manera fue posible ofrecer un esquema que atiende los dos aspectos más importantes de la inversión: el riesgo y el rendimiento.

## **APÉNDICE: Lineamientos a Seguir para la Administración de Riesgos de un Portafolio de Inversión Optimizado.**

El tener controles apropiados sobre la administración de riesgos de un portafolio como el formulado depende de una estructura organizacional adecuada –que permita un monitoreo constante. Es necesario decidir cuáles departamentos deberán involucrarse en la administración de los riesgos financieros, así como establecer sus diferentes responsabilidades y documentar en manuales todos los procedimientos.

Las políticas en cuanto a la administración de riesgos deberán delinearse con el mayor detalle posible, a fin de evitar malas interpretaciones a nivel operativo. Esto es, la tesorería de la empresa estará a cargo de hacer del conocimiento y entendimiento generales las operaciones en riesgo cotidianas, a pesar de que el departamento de Administración de Riesgos deberá ser siempre de carácter independiente.

A continuación figuran más de veinte de las recomendaciones pertinentes a toda empresa que planea tener éxito en su desarrollo de la función de la Administración de Riesgos (AR):

1. Tanto los tesoreros como sus operadores deberán usar los productos financieros derivados en una forma consistente con la función global de la AR. Estas políticas deberán ser revisadas y modificadas en la medida que las circunstancias económicas y de mercado cambian. Asimismo, las políticas sobre el uso de derivados deberán ser claramente definidas, incluyendo los propósitos que cumplen estas operaciones. La alta dirección deberá aprobar los controles y procedimientos para implantar dichas políticas, y el personal administrativo será el responsable de llevarlas a la práctica.
2. Se deberá calcular el valor de mercado de las posiciones en riesgo, al menos con una periodicidad diaria, para efectos de AR<sup>46</sup>. Esto es, toda empresa que mantenga operaciones en riesgo deberá utilizar un modelo de valuación que produzca una utilidad marcada al mercado, con la información de mercado que ofrezcan fuentes tanto externas como internas. Como atributo adicional, el modelo podrá llevar a cabo análisis de sensibilidad y generar proyecciones de flujos de efectivo. Además, es importante que la evaluación del desempeño del modelo se efectúe por obra de un asesor independiente.
3. Los portafolios de los títulos bursátiles que coticen diario deberán ser valuados con base a sus niveles medios de mercado menos ajustes

<sup>46</sup> En la industria de servicios financieros norteamericana, el 96% de las empresas marcaban al mercado sus posiciones en septiembre de 1995, mientras que el resto planeaba comenzar a hacerlo en los próximos 12 meses. Por su parte, en el sector no financiero, solamente 86% de las compañías marcan al mercado sus posiciones periódicamente. Controlling Risk, *Risk Magazine*, Suplemento Especial, Septiembre-Junio, 15.

específicos; o en su defecto en los niveles apropiados de compra y venta. Los ajustes deberán incluir los costos futuros esperados como los de inversión, fondeo y administrativos.

4. Se deberán medir los componentes de los ingresos regularmente, y en suficiente detalle, a fin de entender las fuentes del riesgo.
5. Se deberá utilizar una medida estadísticamente sólida para cuantificar de manera diaria el riesgo de mercado de las posiciones con instrumentos bursátiles. Asimismo, es menester comparar dicha medida con los parámetros límite que se hayan establecido para efectos de control de operaciones<sup>47</sup>.
6. Se deberán efectuar simulaciones regularmente para determinar cómo reaccionarían los portafolios ante un escenario extremadamente adverso.
7. Se deberán estimar periódicamente los requisitos en efectivo de inversión y financiamiento que resulten de la operación con instrumentos bursátiles.
8. Deberá existir una función independiente de AR, que opere con una clara autonomía, para garantizar que se cumplan las siguientes responsabilidades:
  - Desarrollar las políticas de límites de riesgo y monitorear las transacciones y posiciones para asegurar la adhesión a tales políticas.
  - Diseñar escenarios teóricos adversos para medir el impacto de las condiciones de mercado que puedan originar brechas en el mercado, cambios en la volatilidad o disturbios en las principales relaciones entre los instrumentos, o que puedan reducir la liquidez del mercado de cara a unos fenómenos de mercado desfavorables, una formación de mercado demasiado concentrada o el agotamiento del crédito a corto plazo.
  - Elaborar reportes de ingresos que cuantifiquen la contribución de los diferentes componentes del riesgo financiero, así como de medidas de riesgo como el VAR.
  - Monitorear la varianza entre la volatilidad real del valor del portafolio y la estimada por la medida de riesgo.
  - Revisar y autorizar los modelos de valuación utilizados por el personal de administración de cuentas y control de operaciones, así como desarrollar procedimientos de conciliación en caso de que se usen sistemas diferentes.
9. Será necesario elaborar un sistema de cobertura de operaciones en riesgo que corresponda a las políticas en torno a riesgo y rendimiento de la empresa. El gráfico 4.9 muestra los principales componentes de un programa de cobertura, de acuerdo a lo recomendado por la bolsa de futuros de Nueva York (NYMEX)<sup>48</sup>. Destacan en este proceso los siguientes pasos:

<sup>47</sup> De acuerdo a José A. López, vocero de la Reserva Federal de Nueva York, ya se autorizó que a partir de 1988 los bancos comerciales de los EE.UU. determinen sus provisiones de capital para cubrir exposición a riesgo de mercado utilizando modelos tipo VAR. Regulatory Evaluation of Value-at-Risk Models, 1997. New York Fed Research Papers. 1. En México, como se anotó en el capítulo I, la CNBV emitió un documento donde describe el procedimiento de ponderación que debe seguirse para calcular tales provisiones.

<sup>48</sup> A Practical Guide to Hedging, Operational and Accounting Controls, Financial Reporting and Federal Income Taxes. New York Mercantile Exchange, 1995. 19.

planeación, desarrollo, autorización, ejecución y evaluación posterior a la ejecución. En los próximos incisos se abordan diferentes aspectos de cada uno de estos pasos.

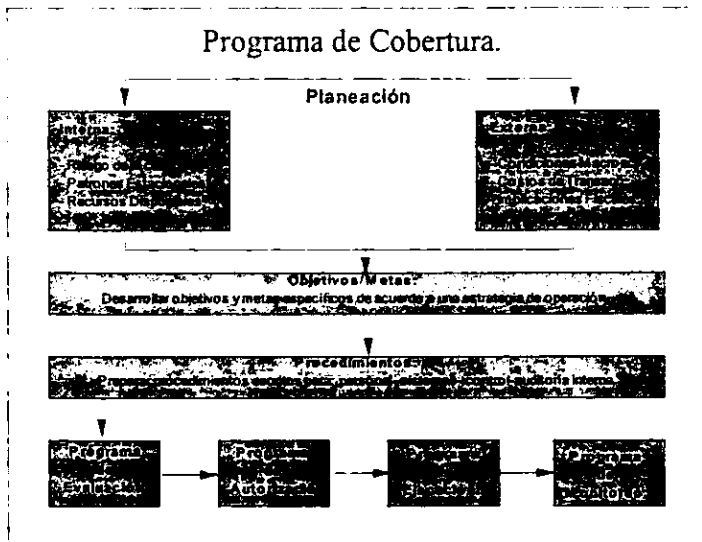


Gráfico 15 Este gráfico fue transcrito con la anuencia del departamento de documentación de la Bolsa Mercantil de Nueva York; la transcripción es directa de la página 18 de la obra citada al calce.

- De acuerdo a la naturaleza, tamaño y complejidad de sus actividades con instrumentos bursátiles, los usuarios finales deberán adoptar las mismas prácticas de valuación y administración de riesgos que utilizan los operadores. Específicamente, deberán valorar al mercado sus transacciones bursátiles, estimar los requerimientos de efectivo para inversión y fondeo periódicamente y establecer una función con autoridad e independencia claras que se responsabilice por el estricto seguimiento de una prudente administración de riesgos.
- Deberá medirse la exposición a riesgo crediticio de dos formas:
- Exposición actual, que es el riesgo que implica el incumplimiento *inminente* de alguna contraparte.
- Exposición potencial, que es un estimado probabilístico (con un alto grado de confianza, por lo menos 95%) del incumplimiento *posible* de alguna contraparte.
- La exposición crediticia y de otros tipos hacia una contraparte deberá ser agregada tomando en consideración un acuerdo previo de compensación o neteo. Adicionalmente, la exposición crediticia deberá ser mensurada regularmente y comparada con los límites de riesgo de crédito preestablecidos.

- La función independiente de administración de riesgos será responsable, además de lo expuesto en el punto 7, de:
- Aprobar los estándares de medición del riesgo crediticio.
- Establecer y monitorear el uso de los límites de riesgo crediticio de la empresa.
- Revisar periódicamente los acuerdos de reducción de riesgos, como se explica en el punto 14.
- Se deberán utilizar acuerdos generalizados o "master" (tanto como sea posible) con cada contraparte para documentar las transacciones extrabursátiles existentes y a futuro, además de los de contratos adelantados y opciones en Bolsa. Los acuerdos "master" deberán abordar la compensación de los pagos, como medida ante incumplimiento contingente.
- Se deberán evaluar tanto los beneficios como los costos de los acuerdos crediticios en materia de calificación de cartera y de contraparte. Es decir, un descenso en la calificación crediticia de una contraparte implicará el término del contrato o la inclusión o extensión de colaterales.
- Deberán identificarse y recomendarse soluciones en torno a las responsabilidades jurídicas de las partes en una operación, especialmente cuando éstas pertenezcan a diferentes jurisdicciones, en la medida que las actividades bursátiles evolucionen y se desarrollen nuevos tipos de transacciones.
- Los operadores deberán cerciorarse de que la operación bursátil sea efectuada por personal profesional, en número suficiente y con los niveles adecuados de experiencia y especialización. Dentro de estos profesionales destacan los "especialistas" o "locales" que operan y administran los riesgos involucrados, sus supervisores y aquéllos responsables de procesar, reportar, controlar y auditar las actividades bursátiles.
- Es necesario garantizar la existencia de sistemas apropiados para la captura y procesamiento de datos, control de pagos, reporte de operaciones. Esto es con el fin de que las transacciones bursátiles se conduzcan de una manera ordenada y eficiente, en cumplimiento con las políticas de la empresa. Los usuarios finales deberán contar con sistemas informáticos que midan el grado de exposición crediticia y de mercado en sus operaciones en función de la naturaleza, tamaño y complejidad de éstas.
- Se deberá designar quién está autorizado para efectuar las operaciones bursátiles de la empresa y hacerlo del conocimiento tanto de las corredurías como de las contrapartes. Asimismo, los procedimientos internos de aprobación para las transacciones individuales y la constante documentación del portafolio existente deberán ser claramente documentados.
- Deberá buscarse la armonización internacional de los estándares contables para fines de reporte de operaciones bursátiles. Debido a que dicha armonización sigue pendiente, cabe tener en cuenta las siguientes recomendaciones:
- Los instrumentos bursátiles deberán reportarse en su valor de mercado, en la medida que lo permita la liquidez del instrumento en el que operan. Los

cambios cotidianos en valor del portafolio deberán contabilizarse ya sea como ganancias de capital o intereses para cada periodo.

- Los movimientos de efectivo con las contrapartes sólo se compensarán cuando exista un derecho legal para hacerlo, mediante un acuerdo comercial de compensación. En caso de no ser esto posible será necesario documentar en notas todas las transferencias.
- Los estados financieros deberán contener información suficiente acerca de las operaciones bursátiles efectuadas para facilitar el entendimiento de los objetivos de las transacciones, de el rendimiento y riesgo esperados y de la contabilización de las operaciones. Las siguientes revelaciones son pertinentes:
  - Información suficiente acerca de la política empresarial en torno a los riesgos financieros, el uso de los instrumentos bursátiles y el control y monitoreo de la exposición general.
  - Políticas contables utilizadas.
  - Análisis de posiciones al día de emisión del Balance General.
  - Análisis del riesgo crediticio inherente a dichas posiciones.

En síntesis, aunque los lineamientos arriba descritos no logran cubrir todo posible aspecto de la administración de riesgos, sí son representativas de los requisitos generales que garantizan una operación bursátil segura. En particular, el hecho de que estas recomendaciones están dirigidas específicamente a los participantes domésticos en el MDV de México, permite matizar las guías estratégicas, contables, operativas y técnicas de mayor pertinencia para los inversionistas domésticos.



### Bibliografía y Obras Citadas.

Abraham, R. H., y C. D. Shaw. 1982, Dynamics: The Geometry of Behavior. Part One. Periodic Behavior. Part Two. Santa Cruz, CA: Aerial Press.

Ambrose, Brent y Esther Weinstock. 1993, Fractal Structure in the Capital Markets Revisited. *Financial Analysts Journal*. 62, 73.

Asakwa, T.K. 1990, Stock Market Prediction System with Modular Neural Networks. En Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks (San Diego).

Aspe, A. Pedro. 1992, El Camino Mexicano de la Transformación Económica. México, D.F.: Fondo de Cultura Económica. 102-126.

Babcock, B. 1989, Trading Systems. Homewood, IL: Dow Jones Irwin.

Baker, G.L., y J.P. Gollub. 1990, Chaotic Dynamics: An Introduction. Cambridge: Cambridge University Press.

Barrera, Pablo. 1992, Un punto de vista sobre el desarrollo de los métodos de gradiente conjugado no lineal. La Habana: Academia.

Bergerson, K., y D. Wunsch. 1987, A Commodity Trading Model Based on a Neural network-Expert System Hybrid. New York: John Wiley and Sons.

Boulding, Keneth E. 1981, Evolutionary Economics. Beverly Hill,s CA: Sage Publications.

Brennan, J. Michael. 1995, Investment Analysis and Price Formation in Securities Markets, *Journal of Financial Economics*, 38, 361-381.

Brock, H. W. 1993, Forecast and Risk Assessment. Strategic Economic Decisions Inc.

Brock, H. W. 1986 Distinguishing Random and Deterministic Systems: Abridged Version. *Journal of Economic Theory*, 40, 75-79..

Brock, H. W. 1991, Nonlinear Dynamics, Chaos, and Instability: Statistical Theory and Economic Evidence. Cambridge, MA: The MIT Press.

Dybvig, P. H. y J. E. Ingersoll, Jr. 1991, Mean-Variance Theory in Complete Markets. *Journal of Business*. 55, 233-251.

Colby, R.W., y T.A. Meyers. 1988, The Encyclopedia of Technical market Indicators. Homewood, IL: Business One Irwin.

Cortina Ortega, Gonzalo. 1986. Prontuario Bursátil y Financiero. México, D.F.: Editorial Trillas, S.A. de C.V.

Edwards, F. R. 1988, Does Futures Trading Increase Stock Volatility? *Financial Analysts Journal*, 17, Enero-Febrero, 25-32.

Elder, J. F. 1991, Creating Optimally Complex Models for Forecasting. *Financial Analysts Journal*. 46, 115-122.

Elton, Edwin J., y Martin J. Gruber. 1991, Modern Portfolio Theory and Investment Analysis. 4a. Edición. Nueva York: John Wiley & Sons.

Fama, Eugene F. & French, Kenneth R. 1992, The cross-section of expected stock returns, *Journal of Finance*, 47, 427-466.

Feder, J. Fractals. 1988, New York: Plenum Press, 65-92.

Fisher, Ronald A. 1992, Theory of Statistical Estimation. Proceedings of Cambridge Philosophical Society, 22, 700-725.

Friedman, Milton M. & Savage, Leonard J. 1948, The Utility Analysis of Choices involving Risk, *The Journal of Political Economy*, 56, 279-304.

Galbraith, J. K 1990, A short History of Financial Euphoria: Financial Genius Is Before the Fall. Whittle Direct Books.

Garman, M.B. 1980, On the Estimation of Security Price Volatilities from Historical Data. *Journal of Business* 53(1).

Georgescu-Roegen, Nicholas. 1971, Entropy Law and Economic Processes. Boston, MA: Harvard University Press.

Goetzmann, William. 1993, Patterns in Three Centuries of Stock Market Prices, *Journal of Business*, 66, 249-270.

Goetzmann, William. 1993, Re-emerging Markets. Yale University. Publicación Interna.

Hammel, S. 1990 A Noise Reduction Method for Chaotic Systems, *Physics Letters A* 148(8,9).

- Hawley, D. D. 1990, Artificial Neural Systems: A New tool for Financial Decision-making, *Financial Analysts Journal*, 35, 90-102.
- Hernández B., Reynaldo. 1985, El Mercado de Valores. México. 195-199.
- Heyman, Timothy. 1988, Inversión contra Inflación. 3a. Edición. México, D.F.: Editorial Milenio, S.A. de C.V.
- Jacobs, B. y K. Levy. 1989, The Complexity of the Stock Market, *Journal of Portfolio Management* 16, 29-41.
- Kaufman, P.J. The New Commodity Trading Systems and Methods. New York: John Wiley & Sons, 1987.
- Lagunilla Iñárritu, Alfredo. La Bolsa en el Mercado de Valores de México y su Ambiente Empresarial, 1933-1970. BMV de México, S.A. de C.V. 1973.
- Larain, M. 1991, Testing Chaos and Non-Linearities in T-bill Rates, *Financial Analysts Journal*, Sep-Oct.
- Markowitz, Harry M. Portfolio Selection: Efficient diversification of Investment. 2a Edición. Cambridge, MA: Basil Blackwell.
- Marshall, Alfred. 1994, On knowledge in Finance. *International Review of Financial Analysis*, 1., 161-177.
- Meyer, David. Dinámica no lineal en la bolsa de valores. México: Centro de Investigación y Docencia Económicas, 1992. (Documento de Trabajo. Economía.)
- Mitchell, Brian, International Historical Statistics. The Americas 1750-1988. The Stockton Press: Nueva York, NY. 1993.
- Murhead, R. J. Aspects of Multivariate Statistical Theory. 1982. John Wiley, Nueva York.
- Murphy, J. John. Technical Analysis of the Futures Markets. 1988. New York Institute of Finance.
- Peters, E. 1989, Fractal Structure in the Capital Markets, *Financial Analysts Journal*, 22, 34-38.
- Ramaswami, Murali. 1990, Multiple versus Multivariate Valuation Models. *Financial Analysts Journal*, 16., 73-76.

Sangjoon, Kim y Neil Shephard. 1996, Stochastic Volatility: Likelihood Inference and Comparison. *Salomon Brothers Asia Publications*, 6, 55-59.

S. J. Grossman. 1988. Program Trading and Market Volatility. A Report on Interday Relationships. *Financial Analysts Journal*. 24.

Scheinkman, J.A. y B. LeBaron. 1992, Nonlinear dynamics and Stock Returns. *Journal of Business* 67(3).

Schwert, William G. 1990, Stock Market Volatility. *Financial Analysts Journal*, 28., Mayo-Junio, 23-34.

Shackle, G.L. Expectations in Economics. Cambridge University Press. 1949. Segunda Edición.

Skinner, D. J. 1989, Options Markets and Stock Return Volatility. *Journal of Financial Economics*, 52.

Smith, M. Neural Networks for Statistical Modeling. New York: Van Nostrand Reinhold, 1993. 4.

Thompson, J. M. Non-linear Dynamics and Chaos. New York: John Wiley & Sons, 1986.

•

Asociación Mexicana de Casas de Bolsa, A.C. Análisis Cuantitativo para la Selección de Inversiones en México. México, D.F. Subdirección de Análisis de la AMCB, A.C.

Banco de México. Informe Anual. México, D.F. Banco de México. Dirección de Investigación Económica. 1980-1995.

Banco de México. Indicadores Económicos. México, D.F. Banco de México. Dirección de Investigación Económica. 1980-1994.

Bolsa Mexicana de Valores, S.A. de C.V. Anuario Financiero y Bursátil. 1980-1995.