

**INSTITUTO TECNOLÓGICO Y DE ESTUDIOS
SUPERIORES DE MONTERREY
CAMPUS MONTERREY**

**ESCUELA DE GRADUADOS EN ADMINISTRACIÓN Y
DIRECCIÓN DE EMPRESAS**



**CUANTIFICACIÓN DEL RIESGO:
UN ENFOQUE ALTERNATIVO PARA LA MEDICIÓN DE LA
INCERTIDUMBRE**

TÉSIS

**PRESENTADA COMO REQUISITO PARCIAL PARA
OBTENER EL GRADO ACADÉMICO DE:**

MAESTRA EN FINANZAS

CLAUDIA NELLY BERRONES HINOJOSA

MONTERREY, N.L.

AGOSTO DE 1999

**INSTITUTO TECNOLÓGICO Y DE ESTUDIOS
SUPERIORES DE MONTERREY
CAMPUS MONTERREY**

**ESCUELA DE GRADUADOS EN ADMINISTRACIÓN Y
DIRECCIÓN DE EMPRESAS**



**CUANTIFICACIÓN DEL RIESGO:
UN ENFOQUE ALTERNATIVO PARA LA MEDICIÓN DE LA
INCERTIDUMBRE**

TÉSIS

**PRESENTADA COMO REQUISITO PARCIAL PARA
OBTENER EL GRADO ACADÉMICO DE:**

MAESTRA EN FINANZAS

CLAUDIA NELLY BERRONES HINOJOSA

MONTERREY, N.L.

AGOSTO DE 1999


CUANTIFICACIÓN DEL RIESGO:
UN ENFOQUE ALTERNATIVO PARA LA MEDICIÓN DE LA
INCERTIDUMBRE

Tesis presentada

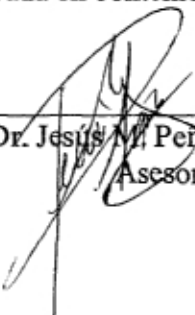
por

CLAUDIA NELLY BERRONES HINOJOSA


Aprobada en contenido y estilo por:




Lic. Jorge Arturo Martínez González.
Sinodal



Dr. Jesús M. Peña González
Asesor



Lic. Fermín Gutiérrez.
Sinodal



Dr. Roberto J. Santillán Salgado
Director de Maestría en Finanzas

A DIOS,

Por concederme una vida llena de bendiciones, así como por darme un corazón para amar, disfrutando la vida en plenitud. Gracias por esta vida tan plena.

A MIS PADRES, Guillermo y Rosa Nelly

Por su tiempo, dedicación, esfuerzos e innumerables muestras concretas de amor. No me cansaré de agradecerles su entrega total.

A JOSEF,

Por ser un extraordinario compañero durante este tiempo, además de valorarme y quererme con un corazón noble y sincero. Le doy gracias a Dios por haberte conocido, ya que eres una verdadera bendición que llegó a mi vida.

A MIS AMISTADES,

Muy en especial a mis compañeros del coro, por su comprensión y amor que en todo momento me lo demuestran. Gracias por su compañerismo y apoyo.

A MI ASESOR, Dr. Jesús Peña

Por ser un experto guía para la presente investigación y por compartir sus extraordinarios y valiosos conocimientos conmigo, pero muy en especial por haberme concedido la oportunidad de desarrollarme en el área de finanzas, ya que ejercer esta disciplina es lo que llena de felicidad y realización a mi vida profesional. Gracias, Dr. Jesús Peña. Que Dios lo bendiga siempre a usted y a su familia.

A MIS SINODALES, Lic. Fermín Gutiérrez y Lic. Jorge Arturo Martínez

Por ser una guía experta y valiosa en todo momento, al brindarme su apoyo incondicional, sincero y oportuno. Muchas gracias, y que Dios los bendiga siempre a ustedes y su familia.

ÍNDICE DE CONTENIDO
CUANTIFICACIÓN DEL RIESGO:
UN ENFOQUE ALTERNATIVO PARA LA MEDICIÓN DE LA
INCERTIDUMBRE

	Página
RESUMEN.....	iii
ÍNDICE DE ILUSTRACIONES.....	v
ÍNDICE DE ECUACIONES.....	viii

PARTE I: Antecedentes y Marco Teórico

CAPÍTULO 1

1 Antecedentes y Teoría del Riesgo: Generalidades

1.1 Orígenes históricos del Riesgo Financiero.....	1
1.2 Concepto de Riesgo y Clasificación.....	4
1.3 Proceso de Administración de Riesgos Financieros.....	9
1.4 Medición de la Exposición e Incertidumbre. Componentes fundamentales del riesgo.....	20
1.5 Importancia de la cuantificación del Riesgo de Capital.....	40
1.6 Relevancia del Riesgo de Mercado en México.....	41

CAPÍTULO 2

2 Cuantificación de Riesgos. Herramientas para Medición de la Exposición e Incertidumbre.

2.1 Conceptos Introdutorios. Fundamentos básicos de herramientas para Cuantificación de Riesgos.....	44
2.1.1 Medición de la Exposición: Sensibilidad de Portafolios.....	46
2.1.2 Medición de la Incertidumbre: Distribuciones de Probabilidad.....	47
2.1.3 Supuestos de Parámetros de Riesgo.....	50

2.2 Cuantificación del Riesgo. Métodos.....	52
2.2.1 El Valor en Riesgo (VAR). Antecedentes y Teoría Financiera.....	52
2.2.2 Modelo de Valuación de Activos de Capital (CAPM).....	71
2.2.3 Modelo de Valuación y Arbitraje de Precios (APT).....	74
2.3 Enfoques Alternativos para la Medición de la Incertidumbre.....	76
2.3.1 Método Determinístico.....	76
2.3.1.1 Análisis de Escenarios.....	76
2.3.1.2 Medidas Griegas.....	77
2.3.1.3 Pruebas de Estrés.....	78
2.3.2 Método Probabilístico.....	80
2.3.2.1 Simulación Monte Carlo.....	81
2.3.2.2 Simulación Histórica.....	82
2.3.3 Método Analítico.....	84
2.3.3.1 Autocorrelación (ARCH).....	84
2.3.3.2 Regresión Lineal.....	90
2.3.3.3 Metodología Box-Jenkins.....	92

CAPÍTULO 3

3 Modelo de Cambio en Precios Financieros.

3.1 Modelos No Condicionales.....	99
3.1.1 Distribución Normal.....	100
3.1.1.1 Propiedades de la Distribución Normal.....	101
3.1.2 Distribución t student.....	107
3.1.3 Distribución Mixed diffusion jump.....	108
3.1.4 Distribución Normal Compuesta.....	109
3.2 Modelos Condicionales.....	111
3.2.1 Modelo de Caminata Aleatoria (Random Walk).....	112
3.2.2 Modelos Estocásticos para Cálculo de Varianza.....	116
3.2.2.1 Enfoque de Simulación Histórica.....	117

3.2.2.2 Enfoque de Simulación Monte Carlo.....	118
3.2.2.3 Enfoque del Método Analítico de Varianza-Covarianza.....	118

PARTE II: Modelo Alternativo Propuesto.

CAPÍTULO 4

4 Cálculo de la Incertidumbre en el Valor en Riesgo. Modelo Analítico y Metodología en Pruebas Empíricas.

4.1 Modelo Analítico propuesto. Modelos de Promedios Móviles Autorregresivos Integrados (ARIMA): Método de Box-Jenkins.....	120
4.2 Metodología.....	128

CAPÍTULO 5

5 Aplicación y Pruebas Empíricas.

5.1 Manejo preliminar de las series de tiempo y validación de las series aleatorias.....	144
5.2 Pruebas Empíricas con Simulación Histórica.....	148
5.4 Pruebas Empíricas con Simulación Monte Carlo.....	150
5.5 Pruebas Empíricas con Modelos ARIMA. Metodología Box-Jenkins.....	152

CAPÍTULO 6

6 Análisis de Resultados del Enfoque Alternativo propuesto para cuantificación de riesgos a futuro.

6.1 Comparación de enfoques en las Pruebas Empíricas.....	154
6.2 Interpretación de los Resultados.....	156

CONCLUSIONES.....	158
--------------------------	------------

ANEXOS.....	160
--------------------	------------

ANEXO 1: Visualización gráfica Serie de Tiempo TDC MXP/USD Real.	
Serie de Tiempo TDC MXP/USD Real Mensual. Periodo Enero 1970 a Diciembre 1998.....	161
Serie de Tiempo TDC MXP/USD Real Mensual. Periodo Enero a Diciembre 1998.....	162
ANEXO 2: Visualización gráfica de Serie de Tiempo Aleatoria (o Estacionaria).	
Serie Aleatoria (o Estacionaria) TDC MXP/USD Diario. Periodo Enero a Diciembre 1998.....	163
ANEXO 3: Cortes de Muestra para Serie Aleatoria MXP/USD Diaria.	
Corte de Muestra 1: Serie Aleatoria TDC MXP/USD Diario. Periodo del 5 Enero al 30 Junio 1998.....	164
Corte de Muestra 2: Serie Aleatoria TDC MXP/USD Diario. Periodo del 1°. Julio al 23 Diciembre 1998.....	165
ANEXO 4: Pruebas de Hipótesis para comprobar aleatoriedad de la serie.	
Pruebas de Hipótesis para la Serie Estacionaria del TDC MXP/USD Diario.....	166
Estadísticos Descriptivos Serie Aleatoria.....	167
ANEXO 5: Esquema Comparativo de las Varianzas y Volatilidades obtenidas por los diferentes métodos.....	168
ANEXO 6: Ecuación Autorregresiva para el Tipo de Cambio Diario MXP/USD AR(4,16).....	176
ANEXO 7: Pruebas F de Varianzas para periodos T a T+10 (para todas las metodologías utilizadas).....	186
BIBLIOGRAFÍA.....	214

RESUMEN

Las técnicas de Administración de Riesgos están tomando un gran auge en la actualidad, en principio, a partir de la ruptura del Sistema Financiero de Bretton Woods, debido a los acontecimientos económicos y financieros que han emanado de la globalización.

A lo largo del presente proyecto de tesis, se abordó una situación problemática muy válida actualmente: las grandes pérdidas económicas que se han dado en muchas empresas, y que las han llevado incluso a la quiebra.

Este proyecto de tesis ilustra una marcada preocupación de la autora, hacia la medición de la Incertidumbre en el componente de riesgo de las empresas, conociendo y midiendo realmente este componente, y de esta forma llegar a una cuantificación más eficiente del Valor en Riesgo de una empresa, lo cual finalmente redundará en costos de cobertura menores para la misma. Lo anterior, se refiere concretamente a la siguiente premisa básica: cuando se mide la Exposición al Riesgo en conjunto con la Incertidumbre que se enfrenta, es posible seleccionar sólo aquella exposición e incertidumbre (o bien, riesgo como un todo) relevante para la empresa (de acuerdo a sus políticas y aversión al

riesgo), y de esta forma utilizar sólo la cobertura necesaria, sin necesidad de incurrir en costos de cobertura innecesarios y recurrentes para la empresa.

En particular, se pretende crear un nuevo enfoque de medición de la Incertidumbre (específicamente la Varianza de la diferencia entre la Varianza Real Ex-Post de una Serie de Tiempo vs. la Varianza de la Serie Ex-Ante que es pronosticada por cada método) en el Cálculo del Valor en Riesgo, realizando una comparación del mismo mediante tres métodos particulares principalmente:

1. Simulación Histórica.
2. Simulación Monte Carlo.
3. Modelo Propuesto: Metodología Box-Jenkins, que utiliza de Modelos ARIMA.

La selección de estos métodos como base para la presente investigación, radica en el uso extenso que han tenido los primero tres métodos, que se basan en información histórica para obtener la varianza pronosticada, en contraste con el pronóstico de la varianza utilizando componentes Autorregresivos (AR's) y de Promedios Móviles (MA's), como lo hacen los pronósticos de Modelos ARIMA. La metodología propuesta posee una cierta relación con la metodología utilizada en el Modelo de RiskMetrics, creado por JPMorgan, debido principalmente a la premisa de que los rendimientos financieros se comportan de forma diferente a la distribución normal, y más bien siguen una distribución con leptokurtosis. Sin embargo, el método RiskMetrics continúa basándose en las varianzas históricas para el cálculo del VAR.

Partiendo de estas ideas, se pretende llegar a un nuevo enfoque que sea más eficiente y más aplicable al contexto de las empresas mexicanas así como de instituciones financieras que tengan una exposición en Tipo de Cambio, ya sea por transacciones simples, o bien, en portafolios que involucren dólares. Así mismo, este enfoque es útil en la práctica cuando se operan instrumentos con Tipo de Cambio como activo subyacente, tales como futuros, opciones, swaps, Instrumentos de Deuda e Instrumentos de Renta Variable.

De esta forma es posible tener un Valor en Riesgo más certero, basado en una volatilidad calculada eficientemente, y de esta forma, este componente sea útil para la toma de decisiones.

ÍNDICE DE ILUSTRACIONES

PARTE I: Antecedentes y Marco Teórico

CAPÍTULO 1

1 Antecedentes y Teoría del Riesgo: Generalidades.

No. de Ilustración	No. Página	Descripción
1.1	2	Indicadores de Países de Asia de Enero de 1997 a Enero de 1998.
1.2	3	Comercio Bilateral Norteamericano (Miles de Millones de dólares).
1.3	11	Proceso de Administración de Riesgos Financieros.
1.4	17	Efecto del Número de Acciones en el Riesgo de un Portafolio.
1.5	17	Efectos de la Diversificación de Riesgos.
1.6	24	Media y Desviación Estándar de los Rendimientos Anuales para los Índices Básicos.
1.7	25	Correlaciones entre Rendimientos Anuales sobre los Índices Básicos.
1.8	26	Tipos de Flujos de Efectivo Contingentes para Instrumentos Financieros.
1.9	31	Movimientos posibles del Precio de una Acción, hasta su vencimiento.
1.10	35	Perfil de Riesgo para una Opción sobre la pendiente de la Curva de Rendimiento.
1.11	41	Definición de una economía emergente.

CAPÍTULO 2

2 Cuantificación de Riesgos. Herramientas para Medición de la Exposición e Incertidumbre.

No. de Ilustración	No. Página	Descripción
2.1	45	Elementos del Riesgo de Capital
2.2	51	Horizontes de Tiempo usados en Instituciones Financieras y No Financieras.
2.3	51	Resumen de las Críticas Comunes para el Cálculo del Capital o Valor en Riesgo.
2.4	53	Métodos que preceden al VAR (Valor en Riesgo).

2.5	55	Representación Gráfica de la Medida de Convexidad en Instrumentos Financieros.
2.6	58	Resumen gráfico del Concepto Básico del Valor en Riesgo (VAR).
2.7	61	Niveles de Confianza establecidos en las principales Instituciones Financieras Internacionales.
2.8	63	Definición matemática básica del Valor en Riesgo (VAR).
2.9	65	Distribución de Probabilidad Normal Acumulativa.
2.10	67	Ejemplo de Cálculo del VAR para un portafolio con 2 Instrumentos Financieros.
2.11	72	Supuesto de Expectativas Homogéneas en el Modelo e Valuación de Activos de Capital (CAPM).
2.12	78	Métodos Numéricos de Búsqueda.

CAPÍTULO 3

3 Modelo de Cambios en Precios Financieros.

No. de Ilustración	No. Página	Descripción
3.1	97	Distribución Normal vs. Distribución Leptokurtósica.
3.2	98	Frecuencias de movimientos de mercado extremos actuales vs. esperados, para Bonos Gubernamentales a 10 años en Estados Unidos.
3.3	99	Métodos de Modelación Alternativos para Rendimientos Financieros.
3.4	104	Percentiles seleccionados de la Distribución Normal Estándar.
3.5	106	Intervalo de Confianza para dos colas.

PARTE II: Modelo Alternativo Propuesto

CAPÍTULO 4

4 Cálculo de la Incertidumbre en el Valor en Riesgo. Modelo Analítico y Metodología en Pruebas Empíricas.

No. de Ilustración	No. Página	Descripción
4.1	124	Gráfica Ilustrativa de los Modelos a comparar.
4.2	140	Comportamiento de las funciones de autocorrelación para los Modelos ARIMA.

CAPÍTULO 5

5 Aplicación y Pruebas Empíricas.

No. de Ilustración	No. Página	Descripción
5.1	144	Manejo preliminar de las Series de Tiempo utilizadas.
5.2	145	Cortes de Muestra en el estudio para validación de las Series Aleatorias.
5.3	146	Planteamiento de Pruebas de Hipótesis para validar las series aleatorias.
5.4	149	Parámetros históricos del Método de Simulación Histórica.
5.5	150	Definición de los parámetros históricos diarios por escenarios, en el Método de Simulación Monte Carlo.

CAPÍTULO 6

6 Análisis de Resultados del Enfoque Alternativo Propuesto para cuantificación de riesgos a futuro.

No. de Ilustración	No. Página	Descripción
6.1	153	Muestra de Estimadores de Varianza para los Métodos comparados en la investigación, para el periodo T y T+1.

ÍNDICE DE ECUACIONES

PARTE I: Antecedentes y Marco Teórico

CAPÍTULO 1

1 Antecedentes y Teoría del Riesgo: Generalidades.

No. de Ecuación	No. Página	Descripción
1-1	16	Fórmula de la varianza de un portafolio con riesgo diversificado.
1-2	27	Relación del precio de un activo financiero entre el precio y los valores actuales de factores de riesgo.
1-3	29	Expresión de la variable aleatoria que representa el rendimiento esperado y los rendimientos de manera conjunta para el precio de una acción.
1-4	30	Fórmula del Modelo General de Valuación de Opciones de Black & Scholes.
1-5	30	Expresión de la primera derivada en el Modelo de Valuación de Opciones de Black & Scholes.
1-6	30	Expresión de la segunda derivada en el Modelo de Valuación de Opciones de Black & Scholes.
1-7	32	Aproximación del Cambio en el Precio de un Activo Financiero con el Teorema de Expansión de Taylor.
1-8	33	Aproximación del Cambio en el Precio de un Activo Financiero con el Teorema de Expansión de Taylor, para cambios extremadamente pequeños en los movimientos de precios.
1-9	33	Fórmula de la Primera Derivada para el caso de una opción call europea o sin pago de dividendos.
1-10	33	Fórmula de la Segunda Derivada para el caso de una opción call europea o sin pago de dividendos.
1-11	37	Ecuación de optimización para el problema de Administración de Riesgos.

CAPÍTULO 2

2 Cuantificación de Riesgos. Herramientas para Medición de la Exposición e Incertidumbre.

No. de Ecuación	No. Página	Descripción
2-1	46	Fórmula para el Cálculo del Valor en Riesgo (VAR), utilizada por JP Morgan.
2-2	53	Fórmula para el Cálculo de la Brecha de Maduración (Maturity Gap) empleada por Instituciones Financieras.
2-3	53	Fórmula de la Medida de Duración (Duration).
2-4	54	Fórmula de la Medida de Duración desde el punto de vista de Hicks.
2-5	62	Valor del portafolio en el tiempo T, al final del horizonte especificado.
2-6	62	Definición del valor más bajo que podría tomar un portafolio a un nivel de confianza dado.
2-7	63	Fórmula de la Definición del VAR expresado como pérdida en USD.
2-8	63	Fórmula de la Definición del VAR expresado como pérdida absoluta en USD.
2-9	63	Expresión matemática del Nivel de confianza utilizado por el VAR, referente a la probabilidad de exceder dicho valor.
2-10	63	Fórmula que indica el área bajo la curva, que se encuentra en función del monto inicial invertido.
2-11	64	Expresión matemática del Nivel de confianza utilizado por el VAR, referente a la probabilidad de exceder dicho valor.
2-12	65	Fórmula para estandarización de las diferentes áreas bajo la curva en una distribución normal estándar, dado un nivel de confianza predeterminado.
2-13	65	Fórmula del valor del área a la izquierda para una variable normal estándar acumulativa.
2-14	66	Fórmula para encontrar el Rendimiento crítico en la obtención del VAR.
2-15	66	Ecuación del Valor en Riesgo.
2-16	66	Fórmula para obtener el VAR expresado como pérdida absoluta en dólares (USD).
2-17	68	Fórmula utilizada por el Comité de Basilea, Suiza, para obtener el Valor en Riesgo, con base en un nivel de confianza establecido por el Sistema RiskMetrics.
2-18	73	Ecuación de la Beta de Riesgo para el Modelo CAPM.
2-19	73	Ecuación de la Beta de Mercado, con base en una Beta

		de Riesgo, calculada anteriormente.
2-20	74	Derivación de la Ecuación de la Beta de Riesgo para un portafolio.
2-21	74	Ecuación Final del Modelo CAPM (Capital Asset Pricing Model o Modelo de Valuación de Activos de Capital).
2-22	75	Ecuación del Modelo APT (Arbitrage Pricing Theory o Teoría de Arbitraje de Precios).
2-23	77	Ecuación para expresar la Medida Gamma en la valuación del precio de una acción.
2-24	77	Ecuación para expresar la Medida Delta en la valuación del precio de una acción.
2-25	82	Ecuación de la Simulación Histórica para aplicar ponderaciones actuales a una serie de tiempo de rendimientos históricos del activo.
2-26	83	Ecuación de la Simulación Histórica que expresa la aplicación de los cambios históricos en los precios al nivel actual de precios.
2-27	84	Ecuación que expresa los Modelos ARCH (Autorregresivos de Heteroscedasticidad Condicional) básicos.
2-28	85	Ecuación para Modelos ARCH, expresada como función o relación entre variables.
2-29	85	Fórmula de la Desviación Estándar para los Modelos ARCH.
2-30	86	Fórmula para los Modelos ARIMA, en donde se ilustra el componente autorregresivo y el componente de Promedios Móviles Polinomiales.
2-31	86	Fórmula que ilustra la condición para que el Modelo GARCH sea estacionario.
2-32	87	Ecuación que describe un Modelo No Estacionario.
2-33	87	Ecuación del Modelo GARCH Exponencial.
2-34	89	Ecuación de pronóstico utilizada por el Modelo EWMA (Exponential Weighted Moving Average) por RiskMetrics, de JPMorgan.
2-35	90	Ecuación de Regresión de Activos/Pasivos contra tipos de cambio.

CAPÍTULO 3

3 Modelo de Cambios en Precios Financieros.

No. de Ecuación	No. Página	Descripción
3-1	101	Ecuaciones implicadas en el VAR calculado por RiskMetrics, de JPMorgan.
3-2	101	Ecuación simplificada del VAR calculado por RiskMetrics, de JPMorgan.
3-3	102	Función de densidad de probabilidad normal para una variable aleatoria.
3-4	102	Expresión matemática para la Media, denotando "expectativa matemática".
3-5	102	Expresión matemática para la Varianza, denotando "expectativa matemática".
3-6	102	Fórmula de sesgo = 0 para la distribución normal.
3-7	103	Fórmula del Coeficiente de Asimetría o Sesgo de una Distribución.
3-8	103	Fórmula de la kurtosis para una distribución.
3-9	103	Fórmula del Coeficiente de Asimetría o Sesgo para una distribución.
3-10	103	Expresión matemática (la integral) para el Percentil de una distribución de probabilidad continua.
3-11	103	Función de Probabilidad de Densidad para una variable r_t .
3-12	104	Expresión del rendimiento estandarizado r_t con parámetros de la distribución normal.
3-13	105	Ecuación para calcular el nivel de probabilidad, dado un intervalo de confianza.
3-14	106	Reordenamiento de la ecuación para derivar los percentiles de los rendimientos observados.
3-15	106	Expresión para un intervalo de confianza de una cola, cuando una distribución normal es simétrica.
3-16	106	Ecuación para representar un intervalo de confianza de dos colas para una distribución normal.
3-17	106	Expresión para representar un intervalo de confianza de una cola.
3-18	107	Definición de la Distribución t student.
3-19	107	Ecuación matemática resumen para expresar la distribución t.
3-20	107	Primera condición de la ubicación de la distribución t.
3-21	107	Segunda condición de la ubicación de la distribución t.
3-22	108	Ecuación que expresa los dos componentes básicos del proceso Mixed Diffusion Jump.
3-23	108	Función de Densidad de Probabilidad de los

		rendimientos para la distribución Mixed Diffusion Jump.
3-24	109	Función de Densidad de Probabilidad para la Distribución Normal Compuesta.
3-25	110	Parámetro del vector para una Distribución Normal Compuesta.
3-26	110	Condición de simetría de la Función de densidad para una Distribución Normal Compuesta.
3-27	111	Ecuación que representa los Modelos Condicionales, bajo el supuesto de que los errores siguen un comportamiento normalmente distribuido.
3-28	111	Ecuación que representa el rendimiento del activo del periodo t-1 al periodo t.
3-29	112	Ecuación del Modelo de Caminata Aleatoria (o Random Walk (Versión utilizada por el Modelo RiskMetrics)
3-30	113	Ecuación que representa los precios convertidos a términos de unidades.
3-31	113	Ecuación que representa el Proceso Estacionario (o Mean Reverting) en Series de Tiempo.
3-32	114	Ecuación que expresa matemáticamente la evolución del Tipo de Cambio.
3-33	115	Proceso estocástico que siguen los fundamentos del tipo de cambio (supuesto).
3-34	116	Ecuación de un Modelo Estocástico para Cálculo de Varianza.
3-35	117	Ilustración de los rendimientos para calcular la varianza a partir de datos históricos.
3-36	118	Ecuación para el cálculo de los rendimientos en la Simulación Monte Carlo.
3-37	118	Ecuación de los Rendimientos Históricos Simples.

PARTE II: Modelo Alternativo Propuesto

CAPÍTULO 4

4 Cálculo de la Incertidumbre en el Valor en Riesgo. Modelo Analítico y Metodología en Pruebas Empíricas.

No. de Ecuación	No. Página	Descripción
4-1	119	Ecuación General que ilustra el Modelo ARIMA.
4-2	120	Expresión matemática que describe el pronóstico óptimo en los Modelos ARIMA.
4-3	120	Reexpresión del Modelo ARIMA incluyendo la minimización del Error de Pronóstico Cuadrado Medio Mínimo.
4-4	120	Supuesto matemático del Modelo ARIMA.
4-5	120	Expresión del Modelo ARIMA como un proceso puro de promedios móviles de orden infinito.
4-6	121	Ecuación para el cálculo de la varianza del error pronosticado.
4-7	121	Ecuación del Proceso Autorregresivo Estacionario de Primer Orden AR(1).
4-8	121	Ecuación del pronóstico de un periodo para el Proceso Autorregresivo Estacionario de Primer Orden AR(1).
4-9	122	Ilustración del Teorema de límites en los Modelos ARIMA, donde entre más largo es el tiempo, el pronóstico converge al valor de la media.
4-10	122	Ecuación del Error de Pronóstico en los procesos AR(1).
4-11	122	Ecuación del pronóstico de un periodo para el Proceso de Promedios Móviles de Primer Orden MA(1).
4-12	122	Ecuación de la Varianza del Error en el Proceso de Promedios Móviles de Primer Orden MA(1).
4-13	123	Ecuación del pronóstico de un periodo para el Proceso de Promedios Móviles Autorregresivos Mezclados ARMA(1,1).
4-14	123	Ecuación del pronóstico de un periodo para un Proceso Autorregresivo Integrado No Estacionario ARI.
4-15	123	Ecuación del pronóstico de dos periodos para el Proceso Autorregresivo Integrado No Estacionario ARI.
4-16	125	Ecuación que representa la condicionalidad en tiempo de los Modelos ARIMA.
4-17	126	Ecuación del Proceso Estocástico que siguen los Modelos ARIMA.
4-18	135	Vector de valores alternativos creados con el Método de

		Simulación Histórica.
4-19	137	Vector de valores alternativos creados con el Método de Simulación Monte Carlo.
4-20	138	Fórmula del Coeficiente de Autocorrelación.
4-21	140	Fórmula del Coeficiente de Autocorrelación Parcial.

CAPÍTULO 5

5 Aplicación y Pruebas Empíricas.

No. de Ecuación	No. Página	Descripción
LAS ECUACIONES DE ESTE CAPITULO SE PRESENTAN DENTRO DE UNA ILUSTRACIÓN.		

CAPÍTULO 6

6 Análisis de Resultados del Enfoque Alternativo Propuesto para cuantificación de riesgos a futuro.

Capítulo	No. de Ecuación	Descripción
LAS ECUACIONES DE ESTE CAPITULO SE PRESENTAN DENTRO DE UNA ILUSTRACIÓN.		

PARTE I: Antecedentes y Marco Teórico

CAPÍTULO 1

1 Antecedentes y Teoría del Riesgo: Generalidades.

1.1 Orígenes históricos del Riesgo Financiero.

La administración de riesgos de la actualidad comenzó básicamente a partir de la ruptura del Sistema Financiero de Bretton Woods (Sistema de tipos de cambio fijos), y al mismo tiempo, con la publicación de un Modelo de valuación de Opciones propuesto por los autores Black & Scholes, el cual se cubrirá en forma teórica en la presente tesis.

Estos dos acontecimientos anteriores constituyeron una especie de “parteaguas”, ya que a partir de este año de 1973, proliferó fuertemente la utilización de instrumentos derivados, como herramientas de Administración de Riesgos (de volatilidad de tipos de cambio, tasas de interés, entre otros).

Se puede observar en la siguiente tabla, los principales indicadores de países de Asia desde enero de 1997 a enero de 1998, lo cual muestra la fuerte volatilidad e incertidumbre que han mostrado los mercados financieros globales actualmente debido al desplome de los mismos, que a continuación aparecen:

Ilustración 1.1:

Indicadores de Países de Asia de Enero de 1997 a Enero de 1998.

País	Devaluación vs. dólar %	Bolsa en dólares %
Tailandia	-55	-81.0
Indonesia	-73	-85.0
Filipinas	-40	-71.0
Malasia	-46	-79
Corea	-55	-66.00
Singapur	-22	-53.00
Hong Kong	0	-40.00
Japón	-12	-34.00
México	-8.3	15.77

Fecha: Marzo, 1998.

Fuente: *Ejecutivos de Finanzas, Año XXVII, No. 3, "México y los Efectos de la Crisis Asiática: ¿Qué determina el nivel del tipo de cambio?", por Juan Carlos Leal Sosa, Director de investigación Económica. División de Estrategia Económica. T.V. Azteca.*

Para el caso de México en particular, uno de los acontecimientos más recientes (Noviembre, 1998), en el que sufrieron millonarias pérdidas un grupo de inversionistas regiomontanos, fue el relativo a inversiones apalancadas en un fondo que operaba bonos rusos.

De acuerdo a publicaciones del Wall Street Journal Americas (Noviembre, 1998), más de 200 inversionistas privados podrían haber perdido hasta unos \$300 millones haciendo apuestas muy apalancadas en bonos emitidos por Rusia, a mediados de 1997 y agosto pasado, cuando Moscú declaró una moratoria en la mayoría de los pagos de la deuda.

Esta historia comienza en 1995, cuando un grupo de financieros tuvo gran éxito comprando bonos latinoamericanos que habían sido afectados por la repentina devaluación del peso mexicano, y posteriormente se vendían cuando mejoraban los mercados.

Debido a este éxito, empezaron a seguir los mercados rusos muy de cerca, escogiendo bonos cuando el gobierno ruso sufría una de sus crisis periódicas y tomando posiciones cortas en el momento en que resurgía la confianza.

Al declararse Rusia en moratoria de pagos, los fondos enfrentaban demandas de cobertura suplementarias en muchos de sus bonos. Debido a que todos estaban cubiertos por la venta de activos dentro de los fondos, esto reducía a la mitad su valor activo neto.

Dado el cúmulo de experiencias anteriores, tanto en México, como en otros mercados, la Administración de Riesgos ha empezado a preocupar a México, ya que en el pasado no se daban pérdidas de esta naturaleza. ¿Cuál es la razón de lo anterior?, ante todo debemos de pensar en que México fue una economía cerrada durante muchos años, debido a políticas gubernamentales absurdas. Debido a ello, las empresas vivieron sin lograr desarrollar su competitividad, y ahora que México se abre al mundo, es el momento en se sienten esos impactos de vivir con una economía abierta. Es básicamente por la falta de madurez del mercado financiero mexicano para afrontar estos embates mundiales.

Para mostrar el grado paulatino de apertura de la economía mexicana al exterior en los últimos años, podemos presentar la siguiente tabla que lo ilustra:

Ilustración 1.2: Comercio bilateral norteamericano
(Miles de Millones de dólares)

	1993	1994	1995	1996e/	Var. % 1996/93
<i>Exportaciones de México a:</i>					
Estados Unidos	43.1	51.7	66.3	79.4	84.2
Canadá	1.5	1.5	2.0	2.2	46.7
<i>Importaciones de México provenientes de:</i>					
Estados Unidos	46.5	54.8	53.9	66.5	43.0
Canadá	1.2	1.6	1.4	1.6	33.3
<i>Comercio Bilateral:</i>					
México-Estados Unidos	89.6	106.5	120.2	145.9	62.8
México-Canadá	2.7	3.1	3.4	3.8	40.7

Fecha: Septiembre, 1997

Fuente: Ejecutivos de Finanzas, Año XXVI, No. 9., "Evaluación del TLC: a tres años de su entrada en vigor", por Centro de Estudios Económicos del Sector Privado, A.C.

Sin embargo, sabemos que existe el riesgo y vivimos en el mundo. Para ello, se debe hacer algo al respecto, y esto se logra a través de un Proceso completo e Integral de Administración de Riesgo.

Esta preocupación por el tema ha conducido al establecimiento de premisas básicas de trabajo en esta materia:

- A. Las decisiones de inversión de los tesoreros y administradores de recursos financieros ahora requieren ser monitoreadas por un cuerpo de especialistas independientes, los cuales estén directamente vinculados al consejo de administración y al cuerpo directivo.
- B. La información referente a la exposición de riesgos de mercado deberá dirigirse a la alta dirección, así como al consejo de administración de manera oportuna y eficaz, a fin de que permitan evaluar las pérdidas potenciales e implantar las acciones para la disminución drástica de los riesgos ante eventos adversos.
- C. La autorregulación debe contemplar esquemas profesionales internos para el desarrollo de metodologías en el control interno de los riesgos, así como el capital adecuado para el soporte de pérdidas.

1.2 Concepto de Riesgo y Clasificación.

En la literatura se habla de muchas definiciones de riesgo, hablándose de manera general, o bien, descomponiendo el riesgo en sus partes más específicas, hasta llegar a su esencia, y al llegar a su esencia ser capaz de llegar a una medición más eficiente del mismo.

El riesgo se define como la exposición a la incertidumbre, ya sea respecto a los flujos de ingresos futuros, a la presencia de un evento indeseable, a la posibilidad de presenciar un evento negativo, de obtener pérdidas, de estar en desventaja, entre otras.

Actualmente, dado que se vive en un contexto internacional, las empresas tienen mayor dificultad para predecir correctamente el evento de un cambio en las variables financieras.

De acuerdo a lo anterior, el riesgo se conforma de dos componentes:

- 1) Incertidumbre, que implica el desconocimiento de las circunstancias que impactan el resultado final, y se mide en términos de varianza o desviación estándar.
- 2) Exposición, que representa las situaciones de la empresa que impactan sus flujos, y se mide en términos del perfil de riesgo, y no tiene fecha específica generalmente.

De manera general, el riesgo puede tener tres grandes clasificaciones, desde el punto de vista de visualizar a la compañía como un todo. Es decir, existen tres grandes categorías del riesgo que resultan ser la base para la clasificación del riesgo:

1.- Riesgos Estratégicos (o Riesgo Económico).

Son los riesgos que se encuentran directamente relacionados con la situación política interna propia del país, principalmente, lo cual lo lleva a generar un riesgo inherente para el país.

A. Riesgo País.

Cada país posee situaciones propias generales en una diversidad de aspectos (políticos, económicos, culturales, sociales, etc.) que lo caracterizan, y lo hacen susceptible de un riesgo inherente para el país debido a cualquier cambio o contingencia que pudiera surgir en los diferentes aspectos que lo conforman. Este riesgo es percibido por los inversionistas extranjeros de diferente manera, de acuerdo al tiempo particular que se esté viviendo en ese país.

Por lo tanto, los factores sociales y económicos contribuyen al nivel de riesgo general del país como un todo, y el enfoque principal en este tipo de riesgo, es el desempeño económico del país. Es decir, a mejor desempeño de una nación, existe un menor nivel de probabilidad de que el gobierno tome acciones que puedan afectar en forma adversa el valor de las compañías que operan en el país. La historia reciente muestra que el impacto de factores o "choques" externos varía de nación a nación, ya que existen algunos países que son capaces de manejar exitosamente estas situaciones, mientras que para otros países resulta muy difícil el manejo de estas situaciones (Shapiro, Alan C., 1992).

B. Riesgo Político.

Debido a que en cualquier momento un país puede interferir en las transacciones internacionales tanto de su moneda, como la de otros países. Esta relación puede darse en términos de regulaciones del mercado cambiario local, movimiento de inversiones, así como limitaciones en las entradas o salidas de capitales externos. Existen dos enfoques básicos para visualizar el riesgo político: en primer lugar, desde la perspectiva del país específico, y en segundo lugar, desde la perspectiva de la compañía específica. La perspectiva original depende del análisis de riesgo país, mientras que la perspectiva más nueva depende de un enfoque desde un nivel micro.

2.- Riesgos de Negocio (o Riesgo del producto).

Consiste en que las líneas de producto del negocio lleguen a tener un nivel obsoleto, debido a la competencia enfrentada. Por lo tanto, este tipo de riesgo se refiere a la competitividad que logra la empresa en el mercado, y la forma en que le afectan los entes de la competencia a su compañía.

A. Riesgo Crediticio (default).

Es el riesgo más básico de todos los riesgo de producto para un banco, o para cualquier otro intermediario financiero, y consiste en que la contraparte no cumpla los términos establecidos en el contrato, aunque no se extienda propiamente una línea de crédito.

B. Riesgo Competitivo.

Se refiere a posibles cambios en la posición competitiva de la empresa, debido a las decisiones que se toman en la política de precios de la empresa, así como los precios del mercado para las materias primas (competitividad en costos), lo cual redundará consecuentemente en el precio del producto terminado que se les dará a los consumidores.

C. Riesgo Regulatorio.

Consiste básicamente en el enfrentamiento de una serie de regulaciones, las cuales se dan en mayor proporción en el mundo de los servicios financieros, en comparación a otros negocios.

D. Riesgo de Operación.

Se refiere a riesgo de errores o bien, fracaso en las operaciones de la compañía. De lo anterior, se deriva que la rentabilidad y el valor de mercado de una compañía, depende en gran medida de su capacidad para competir en eficiencia, y de esta forma ser viable para ser más competitiva en el largo plazo.

E. Riesgo de Liquidez.

Para los profesionales de servicios financieros con experiencia, el riesgo de mercado de capital más conocido, es aquel que corresponde a la inadecuada liquidez para cumplir con las obligaciones financieras.

F. Riesgo Laboral.

Ciertamente es complejo y difícil de medir la política de personal (reclutamiento, capacitación, motivación y retención).

G. Riesgo Legal.

Consiste en el riesgo de que el sistema legal expropiará el valor de los accionistas de compañías de servicios financieros.

3.- Riesgo Financiero (o Riesgo de Mercado).

Se le conoce también como riesgo de mercado, y se refiere a la incertidumbre en el valor de mercado futuro de un portafolio de activos y/o pasivos. Regularmente, en este apartado de riesgos, se incluye el efecto o cambio no esperado de los precios financieros existentes en el mercado.

A. Riesgo de Tasa de Interés.

Surge cuando existen brechas en la estructura de vencimientos de activos y pasivos de una empresa, o bien, cuando se da una brecha en la estructura de vencimientos en los diferentes contratos en divisas (spot, forwards, futuros, swaps y opciones).

B. Riesgo Cambiario.

Cuando una empresa o institución compra o vende divisas se crea una exposición a la que se le conoce como “posición abierta”. El tipo de cambio puede moverse en contra del valor de la empresa. El objetivo en este tipo de riesgo se enfoca en contrarrestar los cambios anticipados en el valor del tipo de cambio para los flujos de efectivo de una empresa, con cambios idénticos en el costo de sus pasivos al mismo tiempo.

C. Riesgo Commodities.

El cambio constante en los precios de commodities o productos no diferenciados, afectan en mucha proporción a los bancos, así como a otros prestamistas, en formas complejas y muchas veces sumamente impredecibles.

D. Riesgo de la base.

Es la incertidumbre de la diferencia que se dará entre el precio spot y el precio futuro de un activo financiero, ya que la cobertura con futuros nunca eliminará completamente el riesgo cambiario, es decir, siempre existirá el riesgo de la base, pero éste será menor a mantener una posición sin cubrir (es decir, al riesgo del activo).

Dada la clasificación de Riesgos anteriores, el presente proyecto se enfocará a la cuantificación de dos riesgos financieros principales: (1) Riesgo cambiario y (2) Riesgo commodities.

Al mismo tiempo, resulta conveniente tomar en cuenta los diferentes niveles de aversión al riesgo que pueden tener los diferentes inversionistas, y a continuación se explican brevemente a continuación.

Niveles de Aversión al Riesgo de un inversionista.

1. **Neutral al riesgo.** Representa aquel individuo indiferente entre un resultado seguro y uno variable, siempre y cuando ambos tengan el mismo valor esperado. Un inversionista neutral al riesgo tiene una función de utilidad lineal, lo cual implica que

no necesita un premio adicional por incurrir en un riesgo adicional. Por lo tanto, un inversionista neutral al riesgo solamente utiliza el valor esperado para basar sus decisiones de inversión.

2.- Amante al riesgo. Representa aquel inversionista que selecciona de entre varias alternativas, aquella que resulta con la varianza mayor (mayor riesgo), o bien, en otros términos sería, $U(E(x)) < E(U(X))$, en donde la utilidad esperada de un evento aleatorio es mayor que la utilidad de su valor esperado, $U(*)$ es la función de utilidad, y $E(*)$ es el operador de expectativas. En términos generales, la función de utilidad de un amante al riesgo es estrictamente creciente y convexa.

3.- Aversión al riesgo. Es aquel inversionista que prefiere comportarse conservadoramente. Este nivel se refiere a que el riesgo disminuye su utilidad, y que los inversionistas deben ser recompensados por tomar un riesgo adicional, es decir, debe darse una compensación en términos de rendimientos crecientes adicionales.

Es decir, un inversionista con aversión al riesgo, se ve en la necesidad de seleccionar entre dos eventos aleatorios, con el mismo rendimiento esperado, siempre seleccionará aquel evento que resulte con la mínima varianza (*ceteris paribus*).

La importancia de conocer estas conductas de los inversionistas en cuanto al riesgo, es relevante para seleccionar el nivel de confianza con que se solicitarán los cálculos del Valor en Riesgo, como se indicará en posteriores capítulos.

1.3 Proceso de Administración de Riesgos Financieros.

Un extracto de un documento creado por la EMFA, Parker Global Strategies, LLC (1996) habla acerca de la Administración y Medición del Riesgo de Mercado, mencionando lo siguiente:

“En los pasados 12 años se han publicado numerosas pérdidas importantes en el mercado de derivados, las cuales han sobrepasado los 16 billones de dólares. En la actualidad, el movimiento

rápido de los mercados, las estructuras complejas de instrumentos derivados, así como un considerable nivel de apalancamiento, requieren de una administración de riesgos prudente orientada a instituciones que enfrentan tales exposiciones (Parker, Virginia, 1996)”

De esta forma, vemos numerosos casos de empresas que han llegado a la quiebra debido a un mal manejo de los riesgos, tal y como se puede ver en los siguientes casos que menciona la revista Ejecutivos de Finanzas del IMEF (Noviembre,1997), proveniente de una publicación original (Jorion, 1995):

A. En noviembre de 1994 el condado de Orange invirtió en notas estructuradas y posiciones de reporto. El comportamiento de estas inversiones le imprimió pérdidas por un monto de 1,700 millones de dólares. Las decisiones tomadas por el tesorero fueron sin mediar algún proceso de control de riesgos y la probabilidad de impacto nunca fue evaluada por el cuerpo supervisor.

B. El Banco Daiwa, en septiembre de 1995, perdió la concesión de operar en EUA al ocultar pérdidas por 1,100 millones de dólares, que fueron provocadas por un operador con una inversión de bonos de largo plazo. Dicha decisión hizo evidente la falta de control interno y el desconocimiento claro en la administración de riesgos.

C. En junio de 1996 otra empresa llamada Sumimoto, asumió pérdidas por alrededor de 1,800 millones de dólares, las cuales fueron ocultadas por falta de conocimiento acerca del control interno por parte de los operadores, así como por la falla de su administración y valuación de posiciones.

D. Por su parte, en México también se han dado experiencias terribles: en mayo de 1992, un grupo de bancos, casas de bolsa y sociedades de inversión tuvieron pérdidas bastante significativas debido a un aumento precipitado en las tasas de interés, el cual provocó la disminución del valor de los Ajustabonos e instrumentos de deuda de largo plazo. Este hecho constituyó una depreciación drástica en el valor de los portafolios.

E. De manera general, las empresas se han visto afectadas por los movimientos cambiarios o la inestabilidad de las tasas (diciembre 1994) al mantener exposiciones cambiarias y de GAP activo y pasivo que no se administraron adecuadamente.

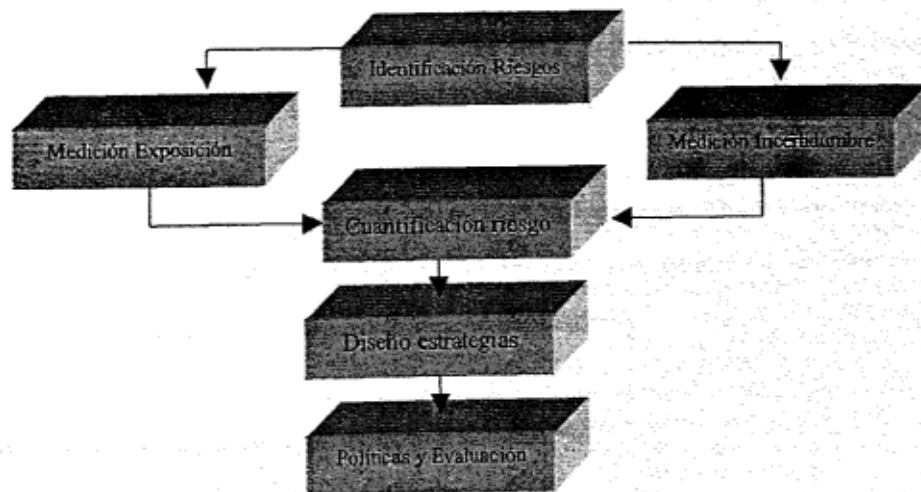
Para un adecuado manejo de las situaciones anteriores, y la prevención de pérdidas de esta naturaleza, se han abordado una serie de pasos correspondientes al Proceso de Administración de Riesgos, el cual ayuda a las empresas a ser más racionales para administrar sus riesgos, siguiendo un proceso bien estructurado.

En los años precedentes, uno de los desarrollos más importantes que se han dado en el área de Administración de Riesgos, ha sido tanto el desarrollo como la implementación de medidas de riesgo relevantes, cuya base es la medición y agregación de diferentes posiciones de riesgo financiero en una empresa o institución, y utilizando a su vez, una estructura conceptual común. Esta estructura conceptual común, básicamente comprende tres elementos de su definición:

1. Pérdida máxima posible, para una posición dada o un portafolio específico.
2. Dentro de un intervalo de confianza o de confidencia conocido.
3. Sobre un horizonte de tiempo específico.

El proceso de Administración de Riesgos que se ha propuesto por un autor de esta línea de investigación (Peña González, Jesús, 1996), consiste básicamente en lo siguiente, en términos generales. Al respecto, se presenta un anexo ilustrativo de este proceso de una manera gráfica:

Ilustración 1.3: Proceso de Administración de Riesgos Financieros.



Fecha: 1999. Fuente: Peña González, Jesús. Presentación Proceso de Administración de Riesgos Financieros.

1. Identificar los riesgos a los que se enfrenta la empresa.

Significa entender dentro del ciclo del negocio, los principales eventos que intervienen de manera directa o indirecta, sobre las variables relevantes del negocio. En este punto, resulta importante clasificar los riesgos, de acuerdo a la clasificación anteriormente descrita.

2. Medición del Riesgo:

Esta etapa comprende dos mediciones de fundamental importancia para la cuantificación de riesgos, las cuales se describen a continuación brevemente:

A. Medición de la Exposición. Consiste en aplicar una metodología que permita medir la sensibilidad de la empresa a un cambio inesperado de las diferentes variables relevantes sobre su negocio, y específicamente sus resultados en los Estados Financieros. En el siguiente apartado se especificarán más los diferentes niveles y técnicas para medir la sensibilidad del negocio antes esta serie de cambios.

B. Medición de la Incertidumbre (volatilidad). Esta medición se realiza con respecto a la variable o variables relevante(s), y una forma muy común de medirla es a través de la varianza o desviación estándar. Para esta medición se requiere del manejo eficiente de información estadística así como de conocimientos de probabilidad para obtener series que describan a la variable a futuro. En el siguiente apartado se especificarán también las diferentes metodologías y técnicas que pueden describir el comportamiento de una serie aleatoria.

Dada la importancia de estos dos puntos del proceso para la presente tesis, se irá profundizando en estos dos puntos en apartados subsecuentes, y posteriormente se profundizará aún más en la medición de la incertidumbre.

3. Cuantificación del Riesgo (Impacto sobre la variable).

Al combinarse los dos elementos de la medición del riesgo (medición de la exposición y de la incertidumbre), se llega a la medición deseada del riesgo, conocida comúnmente como capital en riesgo. La definición del riesgo de capital es la siguiente:

“El riesgo de capital es generalmente definido como la pérdida máxima posible para una posición dada o un portafolio dentro de un intervalo de confianza, sobre un horizonte de tiempo específico” (Wilson, 1994).

3. Diseñar estrategias de Ingeniería Financiera, o de cobertura para fines de transformar la Exposición al Riesgo que se enfrenta.

En este paso se deberá diseñar una estrategia para cubrir el riesgo, para lo cual pueden utilizarse diferentes alternativas, como por ejemplo, partidas de balance, a fin de cambiar el riesgo de una divisa por el riesgo de tasas domésticas.

Básicamente existen tres tipos de Estrategias utilizadas, dentro de las cuales existen subclasificaciones:

- A. Cobertura de Riesgos (Hedging).**
- B. Diversificación.**
- C. Seguro.**

A. Cobertura de Riesgos (Hedging).

La cobertura de riesgos consiste básicamente en reducir la volatilidad de los flujos de efectivo de una entidad (o básicamente reducir el riesgo de la misma), mediante el uso de instrumentos derivados financieros, con características de riesgo específicas, combinándolos de tal manera que se incremente el valor de la empresa.

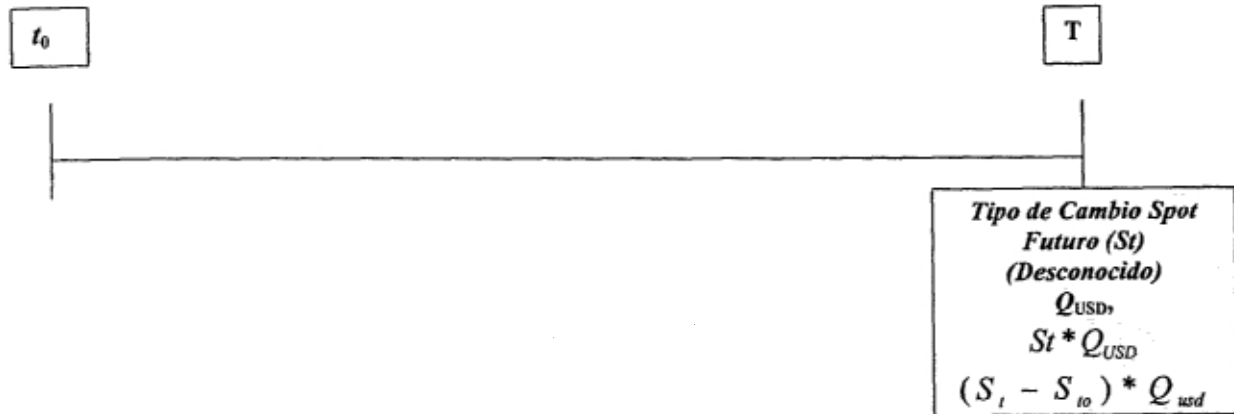
En la cobertura de riesgos pueden tenerse dos tipos de operaciones principalmente:

a) Operaciones de balance (o de cobertura).

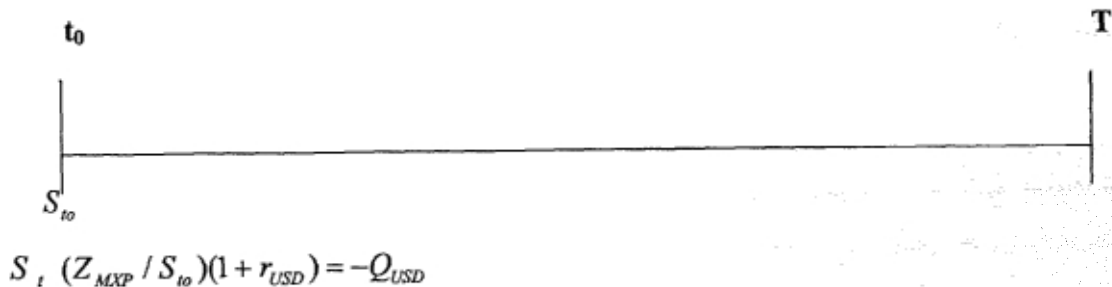
Consiste en apalancarse en la moneda doméstica para cubrir una posición en una divisa distinta a la de operación normal, por ejemplo cubrirse de una posición en dólares (USD).

A continuación, se muestra en los siguientes diagramas esta la situación que origina la cobertura, así como la solución de cobertura dada:

- 1.- Una empresa contrata un pasivo (deuda) para pagarse en el periodo T próximo.



2.- La empresa pide préstamo en MXP (pesos mexicanos), cambia el monto a USD (dólares americanos), y posteriormente deposita los dólares para pagarlos en el periodo T.



A través de esta operación, se cubre la posición en dólares, pero se están afectando los Estados Financieros, puesto que la operación representó costos, así como cambio en las razones financieras.

b) Operaciones fuera de balance (no presionan los Estados Financieros).

En este rubro se encuentran básicamente los instrumentos derivados (forwards, futuros, opciones y swaps), en donde el contrato forward toma valor a partir de un activo subyacente. Estas operaciones no se registran en el Balance General en el momento actual,

puesto que son operaciones a futuro, por lo que no se registran en la Contabilidad, sino que forman parte de las notas a los Estados Financieros.

Las ventajas de la cobertura de riesgos pueden resumirse en los siguientes puntos:

- A. Reducción de costos que pudieran implicar una quiebra.
- B. Reducción de la volatilidad de flujos de efectivo.
- C. Incremento del valor actual de la empresa.
- D. Reducción de los conflictos por intereses en la empresa (costos de agencia), ya que al reducir la volatilidad de los flujos de la empresa, se incrementa la capacidad de deuda, reduciéndose su costo de capital.
- E. Obtención de información adecuada para mejorar la toma de decisiones interna (cuando cada división de una compañía multinacional cubre sus flujos de efectivo, será posible conocer las utilidades operativas de cada división, y por ende, existirá más certidumbre para la empresa multinacional en su conjunto).
- F. Reducción de los flujos esperados si los impuestos son convexos, y no en función lineal al ingreso.

Existen actualmente algunas confusiones o falacias respecto a lo que implica la cobertura de riesgos, y por ende, con respecto a sus efectos en la empresa. A continuación se aclararán estas confusiones mediante lo siguiente:

Argumento 1. Al cubrir una divisa comprando un contrato forward con prima, resulta una cobertura costosa.

Aclaración: Para fines de medir el costo de la cobertura, una medida es la diferencia promedio entre los spreads bid-ask del mercado forward y spot.

Argumento 2. Un contrato forward con valor cero no puede cambiar el valor de una empresa.

Aclaración: Debido a que este argumento asume que los flujos de la empresa no se afectan con la cobertura, no es válido, debido a que sí se afectan con el simple hecho de que se estabilizan los flujos de efectivo para un periodo de tiempo T, y al mismo tiempo se tienen costos para estabilizar estos flujos. La clave aquí consistiría en cubrir sólo las cantidades óptimas para la empresa, y de esta forma resolver el problema de Administración de Riesgos.

Argumento 3. Con la cobertura, los impuestos sólo afectan a los intereses pagados.

Aclaración: No sólo afectan a los intereses pagados los impuestos, sino que deben considerarse también las ganancias y pérdidas de capital debido a las fluctuaciones en tasas.

Las aclaraciones anteriores, son de utilidad básica para el área de Administración de Riesgos, ya que todo lo anterior engloba la relevancia de cubrirse para una empresa.

2. Diversificación.

La relación existente entre el número de instrumentos invertidos en un portafolio, y su varianza, consiste básicamente en el siguiente concepto básico propuesto por Harry Markowitz (1965), cuya teoría de formación de portafolios constituye una piedra angular en el campo de las finanzas.

Bajo el supuesto de que se invierten cantidades iguales en cada activo de un portafolio. Con N activos, la proporción invertida en cada uno es de $1/N$. La fórmula que representaría lo anterior se resume en lo siguiente:

$$\sigma_p^2 = \sum_{j=1}^N (1/N)^2 \sigma_j^2 = 1/N \left[\sum_{j=1}^N \sigma_j^2 / N \right] \quad [1-1]$$

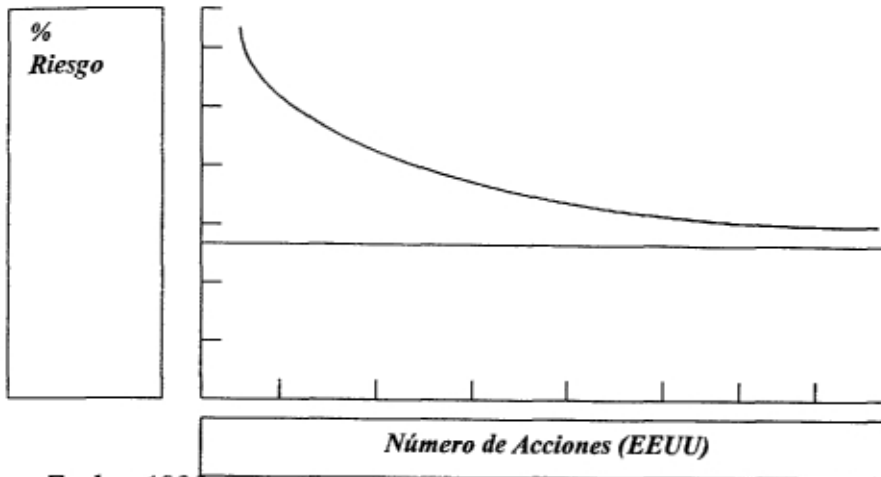
De acuerdo a la fórmula anterior, a medida que N se hace un número mayor, la varianza o riesgo del portafolio en forma global, va siendo cada vez más pequeña. Es decir, si el portafolio consta de una suficiente cantidad de activos independientes, la varianza de

un portafolio de esos activos se aproxima a cero. De manera similar ocurre en los portafolios que la empresa mantiene, ya que al contratar activos independientes entre sí, de manera global reducen la varianza del portafolio.

El efecto de diversificación anterior, puede observarse en las siguientes gráficas:

Ilustración 1.4:

Efecto del Número de Acciones en el Riesgo de un Portafolio



Fecha: 1995.

Fuente: Elton, Edwin, Gruber, Martin, "Modern Portfolio Theory and Investment Analysis". John Wiley & Sons, p. 63.

De la misma manera, es posible observar el efecto de diversificación mediante las varianzas de la siguiente tabla:

Ilustración 1.5: Efectos de la Diversificación de Riesgos

Número de Instrumentos (Activos)	Varianza Esperada del Portafolio
1	46.619
2	26.839
4	16.948
6	13.651
8	12.003
10	11.014
12	10.354
14	9.883
16	9.530
800	7.107
900	7.102
1000	7.097
Infinito	7.058

Fecha: 1995.

Fuente: Elton, Edwin, Gruber, Martin, "Modern Portfolio Theory and Investment Analysis". John Wiley & Sons, p. 61.

Sin embargo, como se puede observar tanto en el gráfico como en la tabla anterior, existe un límite para diversificación de riesgos, y en este punto, el problema de riesgos ya no lo resuelve la diversificación. A este riesgo que sí se puede diversificar, se le conoce en la teoría financiera, como riesgo no sistemático (o diversificable), mientras que el riesgo que no se puede eliminar mediante diversificación se le llama Riesgo Sistemático o Riesgo de Mercado. El presente proyecto de tesis, estará enfocado a la Administración del Riesgo de Mercado o Sistemático que enfrentan las empresas, y al cual están sometidos la mayor parte de los activos y pasivos de una empresa.

3. Aseguramiento.

El manejo del riesgo mediante el manejo de una prima de seguro, se logra a través de los instrumentos derivados específicos, llamados opciones. Las opciones son idénticas a un seguro automotriz, en donde el emisor otorga el derecho al comprador, mas no la obligación para la compra-venta de un activo. Al costo de las opciones se le denomina prima, y sí se registra en el Balance, pero en forma de una prima de seguro, la cual es erogada en ese momento.

Es importante resaltar que en este proceso es clave la identificación, así como la cuantificación del riesgo, para de esta forma sea posible lograr una buena administración del mismo.

Al mismo tiempo, se han escrito una diversidad de artículos que proponen ciertos pasos en el proceso, pero todos giran con una misma base, y hacen énfasis precisamente en ese entendimiento profundo de la identificación y medición del riesgo. Por ejemplo, de acuerdo a Gillani (1996), una estructura adecuada para el proceso de Administración de Riesgos es la siguiente:

1. Entendimiento profundo de los riesgos.

Para fines de establecer una estructura robusta de Administración de riesgos, es indispensable identificar y entender las exposiciones al riesgo. Aunque esto suene obvio, la mayoría de las compañías fracasan para evaluar y cuantificar todos los aspectos de sus exposiciones.

2. Definir la filosofía y los objetivos de riesgo.

La filosofía de Administración de Riesgos de un corporativo debe estar bien identificada y documentada. Por ejemplo, si una organización particular posee una total aversión al riesgo, el objetivo del Departamento de Tesorería sería cubrir el 100% de los flujos de efectivo pronosticados. Sin embargo, aquí se corre el riesgo de confiar demasiado en un pronóstico, del cual no se tiene la certeza.

3. Definir la política de Administración de Riesgos.

Consiste en desarrollar políticas bien definidas, las cuales identifiquen claramente la filosofía de riesgos de la compañía, objetivos, límites, estrategias amplias de cobertura, así como reporte y requerimientos de control.

4. Establecimiento de Políticas de Límites.

Las políticas unen las estrategias organizacionales con los objetivos hacia los procesos de Administración de Tesorería.

Los Administradores de Tesorería interpretan las políticas y las incorporan a planes de acción para fines de mitigar los riesgos que enfrenta la organización.

Los límites en las posiciones constituyen uno de los aspectos más críticos de las políticas, puesto que representan mecanismos de control que asegurarán que el objetivo de riesgo corporativo global sea mantenido.

En las políticas se deben describir los límites acerca de los tipos de productos que deben ser usados y los que no deben utilizarse dentro de las estrategias de Administración de Riesgos.

5. Reportes administrativos y controles internos.

Las políticas pueden ser monitoreadas mediante reportes y procesos de control, los cuales deben estar unidos a las políticas y los objetivos de la organización. Algunos de los reportes típicos podrían incluir:

- A. Análisis de Sensibilidad, que mida la utilidad potencial, así como el impacto en pérdidas, debido a movimientos en posiciones no cubiertas.
- B. Una comparación de la cobertura actual hacia límites establecidos.
- C. Una comparación de las posiciones transaccionales relevantes.

D. Una conciliación entre los flujos de efectivo pronosticados, en moneda extranjera, contra los flujos de efectivo actuales.

Beneficios de un proceso eficiente Administración de Riesgos:

- A. Reducción en la varianza de los ingresos de la empresa (no siempre es recomendable, sobre todo hacia un límite superior);
- B. Incremento en valor de la empresa con reducción de impuestos (en el caso de que éstos sean convexos, es decir, que se incrementen progresivamente con respecto al ingreso antes de impuestos);
- C. Reducción en la posibilidad de quiebra.
- D. Consolidación de la imagen de la empresa, mediante capacidad crediticia y administrativa ante acreedores.
- E. Reducción de costos de transacción.
- F. Toma de decisiones más objetiva.

1.4 Medición de la Exposición e Incertidumbre. Componentes fundamentales del riesgo.

Por lo tanto, dado lo anterior, dentro de la dimensión de Administración de Riesgos, podemos encontrar dos apartados de gran importancia dentro del proceso:

- 1) La Medición de la Exposición;
- 2) La Medición de la Incertidumbre.

Ciertamente que estos dos conceptos anteriores están muy ligados, pero es necesario identificar estas diferencias, a fin de lograr una utilización más óptima de ambas medidas.

En todos los documentos revisados se profundiza fuertemente en la medición de los riesgos (con cálculo de varianzas históricas y otros métodos), así como en el diseño de estrategias de ingeniería financiera para transformar la exposición al riesgo. Sin embargo, se ha abordado muy poco en lo referente a medición de la Incertidumbre a futuro,

considerando modelos que busquen la mayor exactitud posible, ya que el tema de incertidumbre requiere de la mayor exactitud posible.

Con ayuda de expertos en esta línea de investigación, así como de la literatura relevante revisada se consideró que resulta acertado profundizar en el uso de las técnicas existentes para medir esta incertidumbre a futuro y además, con ello, de una manera más eficiente, y a la vez más accesible para los administradores de riesgos.

Medición de la Exposición.

Como se mencionó brevemente en el apartado anterior, la Exposición al riesgo representa el componente de la sensibilidad financiera de la empresa hacia cambios en ciertas variables relevantes para la empresa, que le afectan a sus activos. Entre otras características importantes de la Exposición al riesgo, se incluyen las siguientes:

- A. Es medido en unidades de moneda extranjera (cantidad de moneda extranjera).
- B. Tiene una fecha específica.
- C. Impacto en moneda doméstica sobre los compromisos financieros de la misma, por unidad de cambio en el tipo de cambio.
- D. En términos matemáticos, es la derivada parcial.
- E. En términos estadísticos, es el coeficiente de regresión.
- F. Representa el efecto inesperado total en la posición financiera de una empresa en el tiempo T , medido en moneda doméstica/ Cambio inesperado en S_t (Terminología: T = Fecha futura, S_t = Tipo de cambio Spot).

La posición financiera de la empresa incluye básicamente dos puntos importantes:

- 1) Estados Financieros.
- 2) Flujo de Efectivo de la Empresa.

Por ejemplo, una compañía está expuesta al riesgo en el tipo de cambio si su posición financiera se ve afectada por cambios inesperados en el tipo de cambio. Una gran exposición, significa que el cambio en el Tipo de Cambio tiene un fuerte impacto sobre la empresa.

La Exposición mide la forma en que el valor de la empresa es afectado por cambios en el Tipo de Cambio.

Más específicamente, la exposición se refiere a la medición del riesgo especialmente con el enfoque de mercados financieros y de commodities, y para esta medición se utilizan *índices de factores de riesgo*, los cuales reflejan los cambios en los principales sectores de los mercados financieros. También se describe el comportamiento histórico de estos factores de riesgo.

Es importante definir los Instrumentos Financieros sujetos a la medición anterior, ya que existen una diversidad de los mismos, con diferentes comportamientos y características particulares:

1. Acciones comunes de corporativos listados en los mercados emergentes de Estados Unidos, Europa, Japón y otros.
2. Obligaciones de Renta Fija en Estados Unidos y otros gobiernos.
3. Instrumentos de Mercado de Dinero.
4. Bonos Corporativos con diferentes niveles de riesgo de inversión.
5. Bonos Municipales.
6. Instrumentos Amortizables Colateralizados.
7. Instrumentos derivados comercializados, o bien, vendidos “sobre el mostrador” (over-the-counter o a la medida), los cuales son: contratos forward, de opciones, de futuros y de swaps.
8. Instrumentos híbridos, como bonos ligados a un commodity.
9. Commodities de Inversión, tales como oro y plata.

Dinámica de Factores de Riesgo.

Entre la comunidad financiera, existen ciertos factores de riesgo aceptados, los cuales se pudieran considerar en cierta forma como factores de riesgo “estándar” o “básicos” a considerar, los cuales se pueden resumir en los siguientes, de acuerdo a Ayman Hindy (1996):

PRINCIPALES FACTORES DE RIESGO FINANCIERO:

- (1) Factores de riesgo que afectan los *Mercados de Capital* en los *principales países industrializados*.

- (2) Factores de riesgo de *tasas de interés de corto, mediano y largo plazo*.
- (3) Factores de riesgo de *relación entre tipos de cambio de varias monedas a nivel internacional*.
- (4) Factores de riesgo que *manejan los precios de los principales commodities*, tales como petróleo y oro.

Este proceso de obtención de la dinámica entre los factores de riesgo de la empresa, es de fundamental importancia para lograr una eficiente medición de la exposición, primer paso del proceso de Administración de Riesgos. A continuación se muestran los pasos clave a seguir para fines de dimensionar los factores de riesgo:

1. Obtener los principales factores de riesgo de la empresa particular, así como los índices utilizados para medirlos. En este punto, es necesario considerar que existen N factores medidos por N índices, los cuales pueden tener la notación x_1, x_2, \dots, x_N .
2. Obtener un estimado de la volatilidad de los cambios en cada índice, así como la correlación entre los cambios en los índices. Esta información puede resumirse en la matriz V (o “volatility matrix”). Cada elemento v_{ij} , en el renglón i_{th} y la columna j_{th} de la matriz, representa un estimado de la covarianza entre los cambios de los índices x_i y x_j sobre un horizonte de decisión.

Con respecto a este importante punto del cálculo de la volatilidad, es importante mencionar algunos datos obtenidos en investigaciones relativas, así como algunos resultados obtenidos por Ayman Hindy (1996), en su documento titulado como “Elements of Quantitative Risk Management”.

- A. Aún y cuando los índices cambian aleatoriamente a través del tiempo, difieren significativamente en las propiedades estadísticas de su movimiento aleatorio. Dependiendo de cada índice, es su comportamiento y variación a través del tiempo. Por ejemplo, el rendimiento de los U.S. Treasury bills se mueve en un rango más amplio y estable en relación a otros índices, como por ejemplo, los rendimientos en

el crecimiento de las acciones de Estados Unidos, que muestran cambios pronunciados de un mes al siguiente.

- B. La variabilidad se expresa comúnmente como la desviación estándar de los rendimientos mensuales, y representa una medida de la volatilidad del factor de riesgo subyacente.

A continuación, en la siguiente tabla se muestra un ejemplo de este paso del proceso, que consiste, como se mencionó anteriormente, en obtener el rendimiento históricos promedio mensual, así como su desviación estándar:

**Ilustración 1.6: Media y Desviación Estándar de los Rendimientos
Anuales para los Índices Básicos:**

Factor de Riesgo	Rendimiento Promedio Anual	Desviación Estándar
Treasury bills (E.U.A.)	8.23	0.94
Bonos a largo plazo (E.U.A.)	13.08	12.64
Bonos Corporativos (E.U.A.)	12.72	09.08
Hipotecas (E.U.A.)	12.84	09.94
Bonos Extranjeros	11.76	12.47
Valor de Acciones (E.U.A.)	15.60	15.14
Crecimiento de Acciones (E.U.A.)	15.72	17.42
Acciones Europeas	12.48	17.74
Acciones Japonesas	17.40	25.39
Monedas Europeas	8.04	10.63
Yen Japonés	11.28	12.40

Fecha: 1996.

Fuente: Hindy, Ayman (Professor, Graduate School of Business, Stanford University). Risk Management: Problems & Solutions. "Elements of Quantitative Risk Management", p.113.

Sin embargo, dado que los rendimientos y la volatilidad varían entre los factores de riesgo, se considera necesario poner en evidencia en la presente tesis, el cálculo de esta volatilidad basándose sólo en información histórica, ya que no hay razón para creer que la historia se repetirá, y que los patrones de movimientos del pasado continuarán efectivamente y de la misma forma en el futuro. Desde el punto de vista del presente proyecto de tesis, los estimados históricos deben ser considerados sólo como un punto de

partida para generar volatilidades pronosticadas y ubicarlas al mismo tiempo en un Cálculo del Valor en Riesgo más acertado.

Otra parte importante de este apartado se refiere al cálculo de las matrices de varianzas y covarianzas a partir de la información anterior, de tal forma que sea posible obtener las correlaciones entre cada factor de riesgos correspondiente. A continuación se presenta una matriz de correlaciones entre los rendimientos anuales sobre los índices de factores de riesgo básicos para este caso particular investigado por Ayman Hindy:

Ilustración 1.7:

Correlaciones entre Rendimientos Anuales sobre los Índices Básicos:

	Treasury bills	Bonos Largo plazo	Bonos Corporativos	Hipotecas	Bonos Extranjeros	Valor Accion
T-bills	1.00	0.16	0.21	0.21	0.01	-0.70
Bonos l.p.		1.00	0.94	0.89	0.43	0.33
Bonos corp.			1.00	0.95	0.42	0.35
Hipotecas				1.00	0.39	0.29
Bonos ext.					1.00	0.07
Valor acc.						1.00

Fecha: 1996

Fuente: Hindy, Ayman (Professor, Graduate School of Business, Stanford University). Risk Management: Problems & Solutions. "Elements of Quantitative Risk Management", p.114.

Cabe mencionar que las tablas mostradas anteriormente, son estimados preliminares de la matriz de volatilidad V que se obtendrá, la cual corresponderá a la que contenga los índices de riesgo seleccionados de manera particular por la empresa.

3. El siguiente paso del proceso corresponde a realizar una descripción de los principales eventos exógenos que se darán en cuanto a cada índice, así como los estimados de probabilidad de cada evento sobre un horizonte de tiempo relevante.

Posteriormente, dentro de la Exposición se incluye un análisis de herramientas, que se refiere al cálculo de los diferentes costos implicados en los instrumentos derivados, una de las principales herramientas de administración de riesgo en los mercados financieros.

De esta forma, después de haber identificado los factores de riesgo y sus correspondientes índices asociados, así como la volatilidad con la matriz V, es posible analizar los perfiles de pago, ligados a los valores de los índices básicos.

Para el análisis de cualquier instrumento financiero que afecte directa o indirectamente al portafolio de la empresa, se deben considerar 3 aspectos básicos:

A. Pagos de Contingencia.

En la Exposición Transaccional, sobre la cual se enfoca la presente investigación, los valores y vencimientos de los diferentes flujos de efectivo son básicos para obtener la forma en que varían a la par con el valor futuro de los índices obtenidos.

La información anterior, ayuda a desarrollar el portafolio de instrumentos más adecuado para cumplir con los requerimientos mínimos disponibles de flujos de efectivo necesarios para la empresa.

Existen muchos tipos de Flujos de Efectivo contingentes entre los instrumentos financieros disponibles en el mercado, cada uno de acuerdo a las necesidades específicas del inversionista o bien, del administrador de fondos. A continuación se presenta una tabla comparativa en que se muestran las diferencias de Flujos de Efectivo para cada instrumento:

Ilustración 1.8:

Tipos de Flujos de Efectivo Contingentes para Instrumentos Financieros

Instrumento Financiero	Comportamiento del Flujo de Efectivo
Treasury bill	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Cantidad fija de dólares al vencimiento.
Contrato Forward DEM (Deutsche marks)	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Diferencia entre el Precio Forward y el Precio Spot del DEM (Deutsche marks) al vencimiento.
Contrato de Futuros	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Flujos de Efectivo diarios hasta el vencimiento, equivalente a los cambios diarios en el precio establecido al inicio del contrato (settlement price).
Swap de Tasa de Interés Simple	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Flujos de Efectivo Trimestrales o Semianuales iguales a la diferencia entre la tasa fija y la tasa variable, sobre una cantidad de principal.
Contrato de Opciones	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Representa Pagos No Lineales. ▪ La opción más simple (Opción Call Europea) representa un flujo realizado por el exceso en el precio de la acción al vencimiento, sobre el precio de ejercicio.

Fecha: 1996.

Fuente: Hindy, Ayman (Professor, Graduate School of Business, Stanford University). *Risk Management: Problems & Solutions. "Elements of Quantitative Risk Management", p.114.*

En la tabla anterior se mostraron algunos ejemplos de los flujos de efectivo para instrumentos derivados básicos, sin considerar algunas combinaciones entre los mismos. Al respecto, es conveniente tomar en cuenta que en principio, es posible diseñar cualquier patrón deseado de flujos de efectivo, siendo un contrato hecho a la medida de las necesidades. Esto se puede lograr especialmente con alguna Casa de Bolsa o cualquier otra institución financiera facultada para la realización de estas operaciones.

B. Arbitraje de Precios.

Posteriormente, se hace necesario realizar el cuestionamiento relacionado con el precio del instrumento, así como su dependencia sobre el valor actual de $\{x_1, x_2, \dots, x_N\}$, aunado a su correspondiente matriz de volatilidad.

Para el cálculo del Precio del Instrumento, se utiliza P y A (Precio y Atributos), en donde los atributos incluyen las siguientes características:

1. Madurez del Instrumento Financiero.
2. Precio de Ejercicio (si aplica para el instrumento).
3. Flujos de Efectivo mínimos y máximos durante el periodo que se mantiene el instrumento.
4. Fórmulas que describen la forma en que los flujos de efectivo dependen de los valores futuros de los factores de riesgo.

Para asignar Precio a un instrumento, es necesario comprender la relación entre el precio y los valores actuales de factores de riesgo, del estimado actual de la matriz de volatilidad, así como de los atributos del instrumento. De una forma ideal, esta relación anterior podría expresarse de la siguiente forma:

$$P = F(x_1, x_2, \dots, x_N, V, A) \quad [1-2]$$

En donde F es una expresión algebraica o bien, una representación de la relación entre:

$$P, \{x_1, x_2, \dots, x_N\}, V \text{ y } A.$$

Para un entendimiento más profundo de este apartado, es necesario abordar la derivación del Modelo Black & Scholes, la cual representa una herramienta básica matemática, sobre la cual se derivan el resto de las herramientas utilizadas en Administración de Riesgos, y especialmente cuando los portafolios incluyen instrumentos derivados.

Lo anterior se deriva del hecho de que el desarrollo sistemático de las relaciones de precios comienzan con el análisis de las opciones sobre acciones utilizadas por Black and Scholes, así como con el análisis de Merton. Posterior a estos modelos, se han desarrollado muchos otros de una manera subsecuente, sin embargo, la idea básica del Modelo de Black and Scholes ha sido fundamental para todos los modelos. La idea básica de Black, Scholes y Merton es la siguiente:

“En muchas circunstancias es posible duplicar los flujos de efectivo de un instrumento contingente, mediante su movimiento en el mercado bursátil, así como mediante prestar y pedir prestado. Típicamente, esta duplicación requiere de movimiento bursátil frecuente y del ajuste dinámico de portafolios, conforme cambia el valor de los factores de riesgo” (Black, Scholes y Merton, ref. 1996).

Esta duplicación de estrategias utilizada por Black, Scholes y Merton, requiere de algún fondo inicial para comprar el portafolio a replicar, y el resto de los ajustes realizados al portafolio pueden ser financiados mediante prestar y pedir prestado a la tasa de interés libre de riesgo. En la actualidad, debido a los altos costos de comercializar instrumentos financieros (trading), cantidad del portafolio duplicado representará una aproximación del original, por lo que no serán sustitutos exactos.

Para la derivación del Modelo Black & Scholes, se puede utilizar la valuación de riesgo neutral, y de esta forma obtener la fórmula de precios para las opciones. Antes de llegar a esta derivación de la fórmula, se hace necesario definir el concepto de riesgo neutral, que sería el enfoque de Valuación de Precios con Riesgo Neutral:

A. Un trader con riesgo neutral no se ajusta de acuerdo al riesgo, sino que calcula el precio de algún instrumento descontando sus flujos de efectivo esperados, con el uso de una tasa de interés libre de riesgo. Para la valuación de demandas contingentes, se asume que los rendimientos esperados sobre todos los instrumentos

son iguales a la tasa de interés libre de riesgo. El precio de este flujo sería de esta forma, la tasa de descuento esperada bajo este supuesto.

B. Es importante aclarar que este enfoque no implica que las actitudes hacia el riesgo no afectan los precios de los pagos de contingencia, sino que entre mayor aversión al riesgo tenga el inversionista, mayor será la tasa de rendimiento mínima requerida para el mismo nivel de riesgo.

C. El Enfoque de Valuación de Precios con Riesgo Neutral puede utilizarse para calcular los precios de muchos instrumentos derivados.

A continuación se presenta la derivación formal matemática del Modelo Black & Scholes, representando una base fundamental en la Teoría de Riesgos de la actualidad:

1. Considerar una acción que no paga dividendos, con precio actual S .
2. Asumir que los rendimientos sobre la acción están normalmente distribuidos sobre un periodo T , con una varianza de $v^2 t$. Este supuesto implica que la varianza de los rendimientos es proporcional a la duración del periodo inicial, lo cual significa por ejemplo, que la varianza de los rendimientos anuales representa cuatro veces la varianza de los rendimientos trimestrales. Además, se debe considerar en este punto, que la varianza de los rendimientos de la acción es independiente del nivel de precios de las acciones.
3. El Modelo Simple de Movimientos en Precio de la Acción, asume que para un trader con riesgo neutral, el rendimiento esperado sobre la acción para cualquier periodo, sería: r_t , donde r es la tasa de interés constante libre de riesgo.

De esta forma, el rendimiento esperado y la varianza de los rendimientos de manera conjunta, implican que el precio de la acción en el tiempo T , denotado por $S(T)$, está dado mediante la siguiente variable aleatoria:

$$S(T) = S \exp\left\{(r - (v^2 / 2))T + v\sqrt{T}Z\right\} \quad [1-3]$$

La notación anterior indica lo siguiente:

Z = Variable aleatoria normal estándar, con media 0 y varianza unitaria.

Paralelamente, si se considera una opción call Europea sobre la acción anterior, con vencimiento T , precio de ejercicio K , y precio C :

A. El tenedor de esta opción posee un compromiso o demanda en el tiempo T , para la diferencia máxima que se presente entre $S(T) - K$ y cero. Esta cantidad se denota como $(S(T) - K)^+$.

B. El precio de la opción anterior es simplemente la siguiente expectativa:

$e^{-rT} (S(T) - K)^+$. Mediante el cálculo de esta expectativa y al mismo tiempo, utilizando las propiedades de la variable aleatoria normal Z , se obtiene el Modelo de Valuación de Opciones de Black & Scholes, cuya fórmula es la siguiente.

$$C = SN(d_1) - KN(d_2) \quad [1-4]$$

$$d_1 = \left[\ln(S/K) + (r + v^2/2)T \right] / v\sqrt{T} \quad [1-5]$$

$$d_2 = d_1 - v\sqrt{T} \quad [1-6]$$

La notación utilizada anteriormente indica lo siguiente:

$N(x)$ = Distribución de Probabilidad Acumulada para una variable normal estándar.

Para el desarrollo de este tipo de relaciones de precios, en que se requiere una estrategia dinámica de trading que sea capaz de duplicar flujos de efectivo, se hace necesaria la utilización de algoritmos computacionales numéricos.

Al respecto, uno de los algoritmos básicos en la Teoría Financiera es el Modelo de Valuación Binomial de Sharpe, el cual se describe a continuación.

Modelo de Valuación Binomial de Sharpe.

A. Para fines de especificar la estrategia de duplicación dinámica de flujos de efectivo, se deben anticipar todos los posibles valores de precios en todas las fechas futuras.

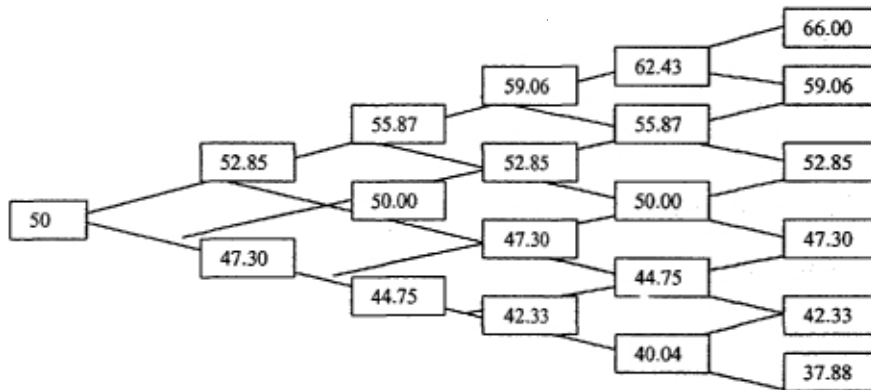
Estos Valores Futuros Anticipados deben ser consistentes con el concepto de volatilidad de los rendimientos sobre un activo específico.

B. Posterior a la descripción anterior de todos los valores futuros anticipados, se deberá especificar la estrategia de duplicación en cada fecha, y para cada contingencia. Cabe mencionar que los fondos originales para iniciar la estrategia de duplicación, son iguales al valor del Flujo de Efectivo de contingencia, debido a la Ley de un Sólo Precio.

C. El Modelo Binomial de Sharpe, describe todos los posibles movimientos en el precio del activo, mediante la construcción de un árbol binomial: el activo puede moverse sólo en los tiempos predeterminados, el número de veces requerido. En cada vez, el precio de la acción sólo puede tomar dos valores, los cuales están relacionados con la volatilidad del rendimiento sobre el activo. La dinámica anterior, es posible visualizarla mediante la gráfica mostrada a continuación.:

Ilustración 1.9:

Movimientos posibles del Precio de una Acción, hasta su Vencimiento



Fecha: 1996.

Fuente: Fite David (Vice Presidente Bankers Trust), Pfleiderer Paul (Professor, Graduate School of Business, Stanford University). "Risk Management: Problems and Solutions". Should Firms Use Derivatives to Manage Risk?

Como se muestra en la figura, las reglas anteriormente mencionadas se combinan y producen un amplio rango de posibilidades para el precio de la acción hasta la fecha de vencimiento del monto particular. Por lo tanto, el árbol binomial representa una

característica clave para todos los programas de Administración de Riesgos, los cuales deben anticipar y planear para cualquier posible contingencia que se presente.

En el caso del árbol binomial, esta técnica incorpora una amplia gama de posibles movimientos en el precio del activo estudiado (movimientos por pago de dividendos, por cambios en la volatilidad, o por movimientos repentinos en el precio del activo). En el área de Casas de Bolsa, son muy utilizados este tipo de Modelos de precios de factor múltiple.

Además, es importante mencionar que el modelo de árbol binomial representa una opción para resolver numéricamente la ecuación de valuación de activos fundamental. Lo anterior, básicamente debido a que el Modelo de Black and Scholes muestra el precio de cualquier flujo de contingencia, como una función del precio del activo subyacente y del tiempo, lo cual satisface una ecuación diferencial parcial (derivada parcial).

C. Perfil de Riesgo.

Esta herramienta representa un vehículo que resume consistentemente el impacto del riesgo financiero de la empresa, sobre sus diferentes posiciones. Básicamente proporciona una respuesta acerca de la forma en que cambia el valor de un instrumento cuando cambian sus factores de riesgo o bien, la matriz de volatilidad.

De acuerdo a David Fite (Vicepresidente Bankers Trust), el perfil de riesgo para cualquier instrumento financiero consiste en la respuesta del precio del activo financiero, a cambios en el valor de los índices subyacentes.

Para fines de cálculo del cambio en precio, por aproximación, se utiliza el Teorema de Expansión de Taylor, para de esta forma llegar a una aproximación adecuada:

$$F(x_1 + \Delta x_1, \dots, x_N + \Delta x_N, V, A) \approx F(x_1, \dots, x_N, V, A) + \sum_{i=1}^{i=N} F_{i,j} \Delta x_i + \sum_{i,j=1}^{i,j=N} F_{ij} \Delta x_i \Delta x_j \quad [1-7]$$

Para cambios extremadamente pequeños en los movimientos de precios:

$$F(x_1 + \Delta x_1, \dots, x_N + \Delta x_N, V, A) \approx F(x_1, \dots, x_N, V, A) + \sum_{i=1}^{i=N} F_i \Delta x_i \quad [1-8]$$

Significado de la notación utilizada:

F_i, F_{ij} = Primera y Segunda derivada, respectivamente, de F con respecto a x_i y x_j .

Respecto a lo anterior, resulta importante resaltar que los valores de la primera y segunda derivada cambia conforme el valor del cambio de los índices subyacentes cambia.

Para el caso de una opción call europea, o bien, una acción sin pago de dividendos, la primera derivada estaría dada por:

$$\partial C / \partial S \qquad [1-9]$$

La primera derivada es baja para valores bajos del precio S de la acción, y aumenta a medida que S aumenta.

Por otra parte, la segunda derivada de la opción call europea está dada por la siguiente expresión:

$$\partial^2 C / \partial^2 S \qquad [1-10]$$

Por su parte, la segunda derivada es mayor cuando el precio de la acción S , está cercano al Precio de Ejercicio, K y disminuye conforme el precio de la acción se mueve en cualquier dirección con respecto a K (precio de ejercicio).

Δ = razón de cobertura.

τ = convexidad de la opción.

Para el caso de pagos contingentes con estructuras lineales, tales como forwards, futuros o contratos swaps simples, la convexidad siempre es 0. La afirmación anterior significa que los instrumentos contingentes que muestran pagos lineales, no son sensibles a cambios en la volatilidad y la correlación de los índices subyacentes. Esta neutralidad a

cambios en la volatilidad contrasta con la reacción de los instrumentos con pagos no lineales.

Resulta relevante resumir toda la información relacionada con un instrumento derivado, a través del perfil de riesgo, el cual nos muestra un resumen de su impacto. Para la construcción del perfil de riesgo de un instrumento, es necesario incluir lo siguiente:

1. Índices subyacentes.
2. Descripción del Flujo de Efectivo contingente.
3. Arbitraje de precios del instrumento.
4. Sensibilidad del precio a cambios en las variables subyacentes, dadas por el vector de cambios $\{\Delta_1, \dots, \Delta_N\}$.
5. Coeficientes de convexidad dados por los parámetros τ_{ij} para $i, j = 1, \dots, N$.
6. Coeficientes de sensibilidad a cambios en la varianza y correlación de los índices subyacentes dados por los parámetros Λ_{ij} para $i, j = 1, \dots, N$.

En los siguientes apartados se presentará un ejemplo de un perfil de riesgo para un instrumento financiero.

Etapas de Administración de la Exposición.

Básicamente esta sección consiste en describir la manera de formular e implementar un programa de Administración de la exposición al riesgo, construyendo el perfil de riesgo de un portafolio de instrumentos con perfiles de riesgo individuales. Se enfoca en combinar diferentes instrumentos para producir un portafolio con un perfil de riesgo específico.

La Administración de la Exposición al Riesgo puede verse como un problema de optimización, de tal forma que dadas las características de riesgo de cada instrumento, se puedan seleccionar posiciones que estén muy cercanamente relacionadas al perfil de riesgo objetivo que se busca.

Niveles de Medición de la Exposición:

1. Nivel Transaccional (Micro: transacción o posición).

Desde una perspectiva de Administración de Riesgos, toda la información relevante acerca de un instrumento financiero en particular, debe estar contenida en su perfil de riesgo diario, de tal forma que se puedan tomar decisiones respecto a la formación de portafolios más complejos, agregando las características de riesgo de las diferentes posiciones financieras.

De esta forma, dos instrumentos diferentes pueden llegar a ser iguales en cuanto a su perfil de riesgo para un periodo particular, de tal forma que son iguales para fines de su utilización en un portafolio con mayor cantidad de instrumentos. Por ejemplo, un préstamo hipotecario y una posición en un bono de la Tesorería a largo plazo, combinado con un swap amortizable, pueden tener el mismo perfil de riesgo para un periodo particular, aún y cuando sus características como instrumento tengan diferencias entre sí. Esto significaría que por ejemplo, para el caso de un banco comercial, puede ser posible sustituir el Bono de la Tesorería o bien, el Portafolio de swaps, a cambio de un préstamo hipotecario, sin que exista un cambio en el perfil de riesgo global para el banco. La diferencia en este caso sería en lo referente al tratamiento contable de una posición o de otra, ya que un Bono de la Tesorería o un portafolio de swaps resultan ser más atractivos en términos contables.

A continuación se muestra un ejemplo del Perfil de Riesgo individual (micro) para un instrumento financiero común, como lo es el Bono de la Tesorería a largo plazo.

Ilustración 1.10: Perfil de Riesgo para una Opción sobre la pendiente de la Curva de Rendimiento

1- Índices subyacentes.	x_1 x_2	-Rendimiento sobre el Bono de la Tesorería (Treasury Bond) a 2 años en pb (puntos base). -Rendimiento sobre el Bono de la Tesorería (Treasury Bond) a 10 años en pb (puntos base).
2- Características del Instrumento.	Vencimiento Spread Ejerc. Pagos	6 Meses 40 puntos base $(x_2 - x_1 - 40)^+ * 0.01 * \$1,000,000$
3- Precio.	15 pb	Valor facial = \$100,000
4- Delta.	Δ_1	-0.67

	Δ_2	+0.73
5- Convexidad.	Γ_{11}	-0.011
	Γ_{22}	+0.015
	Γ_{12}	-0.008
6- Vega	Λ_{11}	+0.12
	Λ_{22}	+0.08
	Λ_{11}	-0.06

Fecha: 1996.

Fuente: Fite David (Vicepresidente, Bankers Trust), Pflleiderer Paul (Professor, Graduate School of Business, Stanford University), "Risk Management: Problems and Solutions". Should Firms Use Derivatives to Manage Risk?

El perfil de riesgo de la opción, proporciona una idea clara acerca del significado del nivel micro en la Administración de Riesgos, ya que este nivel involucra el análisis de un instrumento particular o una transacción, o bien, un portafolio formado por sólo un instrumento. En la presente tesis se dará un enfoque del cálculo de la incertidumbre para cada instrumento financiero particular de un portafolio, de tal forma que se logre una medición más exacta de su perfil de riesgo en particular.

Como complemento de lo anterior, a fin de tomar mejores decisiones al respecto, un administrador de riesgos deberá presentar también la siguiente información:

- 1) Varianza de los cambios en el valor del portafolio sobre el horizonte de tiempo relevante y específico. En este punto, se deberá presentar un Vector de sensibilidades para el portafolio. La varianza del portafolio está dada por v^2 , que es aproximadamente $\Delta * V \Delta * T$, donde T denota la transposición de un vector.
- 2) En el caso de portafolios expuestos a más de una fuente de riesgo, se recomienda mostrar la correlación entre cambios de los factores de riesgo.
- 3) Explicar las fuentes de volatilidad del portafolio, lo cual puede darse mediante Análisis de Escenarios, o bien, mediante el cálculo del Valor en Riesgo (VAR).

Nivel Portafolio (Macro: portafolio o agregado del nivel anterior, de las transacciones o posiciones).

En la Administración de la Exposición al Riesgo pueden combinarse los diferentes instrumentos de acuerdo a la Teoría Moderna de Portafolios, ilustrada por Markowitz (1952), y de esta forma construir un portafolio con un perfil de riesgo específico. Por ejemplo, un objetivo específico para un portafolio, puede consistir en que un banco comercial busque un portafolio que se comporte como una opción dado el spread o la diferencia existente entre las tasas de interés a corto y a largo plazo. El banco en este caso, se beneficiaría de un incremento en el spread de tasas de interés, mientras que evita la reducción de este spread por abajo de un valor crítico predeterminado.

Debido a que el problema de Administración de Riesgos se involucran una serie de decisiones óptimas de posiciones o transacciones financieras individuales, se dice que la Administración de la Exposición al Riesgo corresponde a un problema de optimización.

Dadas las características individuales de riesgo para cada instrumento, puede ser posible seleccionar posiciones de trading que mejor se ajuste al perfil de riesgo que sea más adecuado para la empresa.

Formulación del Problema de Administración de Riesgos:

estos:

1. Existen M instrumentos básicos expuestos a N factores de riesgo.

El análisis de riesgo del instrumento m , donde $M = 1..M$, produce un perfil de riesgo resumido por diferentes números clave como P_m , Δ_{im} , Γ_{ij}^m , Λ_{ij}^m , para $i, j = 1, \dots, N$.

Un portafolio de estos instrumentos posee α_m acciones de instrumentos m .

2. Un administrador de riesgos busca un perfil de riesgo meta con características particulares para el portafolio: P^* , Δ^* , Γ_{ij}^* , Λ_{ij}^* , para $i, j = 1, \dots, N$.

El administrador de riesgos asigna ciertas ponderaciones para cada instrumento del portafolio (w), para las diferentes características de riesgo del portafolio.

En sí, el problema de Administración de Riesgos a nivel macro, puede resumirse de la siguiente forma, como un problema de optimización:

Minimizar:

$$\sum_{ij} \left[(w\Delta_i - \Delta_i^*)^2 + w\Gamma_{ij} (\Gamma_{ij}^P - \Gamma_{ij}^*)^2 + w\Lambda_{ij} (\Lambda_{ij}^P - \Lambda_{ij}^*)^2 \right] \quad [1-11]$$

Seleccionando $\alpha^1, \dots, \alpha^M$, en donde

$$\Delta_i^P = \sum_{m=1}^{M=m} \alpha^m \Delta_i^m$$

$$\Gamma_{ij}^P = \sum_{m=1}^{m=M} \alpha^m \Gamma_{ij}^m$$

$$\Lambda_{ij}^P = \sum_{m=1}^{m=M} \alpha^m \Lambda_{ij}^m$$

Sujeto a las siguientes restricciones:

$$\sum_{m=1}^{m=M} \alpha^m P^m = W \quad \text{y,}$$

$$\alpha^m \leq \alpha^m \leq \alpha^{-m}, \text{ para } m=1, \dots, M$$

Significado de las notaciones:

W y P_m = denotan el Valor del Portafolio y los instrumentos individuales, respectivamente.

Constantes $\alpha^m \alpha^{-m}$ = representan restricciones sobre el mantenimiento de los diferentes activos.

Para resolver lo anterior, se puede utilizar cualquier algoritmo estándar de nización.

Nivel Contable (Traducción).

Se refiere únicamente a el impacto en las partidas monetarias y no monetarias en los los Financieros, debido a cambios inesperados en los precios financieros del mercado.

Nivel Estratégico (Económico: factores de competitividad).

Corresponde a factores más globales, y no tan específicos para las posiciones cieras de las empresas. Este nivel particular no será abordado en el presente proyecto, es necesario mencionarlo para fines de obtener un panorama más completo de los les que involucra la Administración de Riesgos.

Clasificación de la Incertidumbre.

Debido a que este tema es el objeto de profundización de la presente tesis, en este ado sólo se presentará la clasificación general. Sin embargo, en el capítulo 2 se ndiza más en los diferentes métodos para la medición de la incertidumbre, que se ionan a continuación:

1. Método Determinístico.

- A. Análisis de Escenarios.
- B. Medidas Griegas.
- C. Pruebas de Estrés.

2. Método Probabilístico.

- A. Simulación Montecarlo.
- B. Simulación Histórica.

3. Método Analítico.

- A. Autocorrelación (ARCH).
- B. Regresión Lineal.
- C. Método Box-Jenkins.

1.5 Importancia de la Cuantificación del Riesgo de Capital.

Antes de comenzar propiamente definiendo las diferentes técnicas de cuantificación de riesgos, se hace necesario conocer los usos que proporciona la medición del riesgo de capital. El Riesgo de Capital es una medida muy útil para la mayor parte de las instituciones financieras debido a tres importantes razones:

(1)Comparabilidad del Riesgo. El riesgo de capital puede ser aplicado consistentemente a lo largo de una amplia variedad de diversas posiciones de riesgo y portafolios, permitiendo la importancia relativa de cada uno, a fin de ser directamente comparado y agregado. Esta agregación de las diferentes posiciones de riesgo de mercado pueden agregarse, de tal manera que se tomen en cuenta todos los riesgos implicados en una institución. Para cumplir con estos objetivos de interpretación de la importancia relativa de cada factor de riesgo individual o bien, para agregar las diferentes categorías de riesgo a un solo nivel de negocio o institución.

(2)Determinación de la Adecuación de Capital. Al calcularse el riesgo de capital en unidades monetarias, y al estar diseñado para cubrir la cantidad máxima posible, sin embargo, no necesariamente cubrir todas las pérdidas que podría enfrentar un portafolio. Intuitivamente, la interpretación de este punto es la cantidad de capital económico que debe mantener la empresa para soportar un nivel de riesgo de una actividad de negocio particular. En este punto, es básico resaltar que la filosofía del riesgo de capital económico está incrementando su importancia a través del tiempo para fines de determinación de requerimientos de capital para un negocio riesgoso, ya que el ámbito de la Administración de Riesgos, está siendo cada vez más regulado y supervisado entre las instituciones, por las pérdidas incurridas con experiencias del pasado.

(3)Medición del Desempeño. Finalmente, otra de las razones por la cual es importante la medición del riesgo de capital, es precisamente para ayudar a evaluar el desempeño de las unidades de negocio y estrategias sobre una base de riesgo ajustado. Lo anterior, bajo el supuesto de que el riesgo de capital sea definido como el capital mínimo requerido para

sostener un negocio riesgoso. Regularmente, para fines de medir el desempeño relativo de una entidad, evaluando su desempeño contra otros negocios, se calcula el ROE (Return on Equity o Retorno sobre Capital), en donde se define el capital como riesgo, más que como un capital regulatorio requerido. Por ejemplo, una medida de desempeño de riesgo ajustada, sería el RAROC (Risk Adjusted Return on Capital), la cual utiliza el concepto de retorno de capital para ajustar los rendimientos para la cantidad de riesgo tomada para cada posición del negocio. Este tipo de medidas son utilizadas por la alta administración para evaluar el desempeño relativo y absoluto de diferentes unidades de negocio, y de esta forma, realizar una análisis comparativo de los mismos.

1.6 Relevancia del Riesgo de Mercado en México.

La fuerte inestabilidad macroeconómica que se ha presentado en los mercados financieros internacionales en la última década, ha originado opiniones significativas acerca del riesgo de mercado en los mercados emergentes, las cuales tienden a considerar al riesgo de mercado como un mayor efecto en los mercados emergentes (BIS, 1996, 1997; Goldstein y Turner, 1996; JP Morgan, 1996).

Antes de continuar hacia el caso específico de México, vale la pena mencionar algunos aspectos importantes acerca de los mercados emergentes.

En primer lugar, la definición de un mercado emergente depende de una serie de factores, los cuales se muestran en la siguiente tabla (Alexander, Carol. "The Handbook of Risk Management and Analysis, 1996):

Ilustración 1.11: Definición de una economía emergente

Factores	Características en Economía Emergente
1) Producto Nacional Bruto (PNB o GNP per cápita)	635 – 7,909 USD (de acuerdo a criterio del Banco Mundial).
2) Tasa de Crecimiento de la Población.	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Mayor que las economías maduras o estables. ▪ Mayor al crecimiento del PNB per cápita anual.
3) Estabilidad Política y Económica.	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Menor que las economías maduras o estables.
4) Distribución del Ingreso	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Mayor concentración del Ingreso en ciertos segmentos de la población.
5) Cobertura de necesidades	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Mayor cobertura de necesidades primarias.

primarias vs. actividad industrial.	
6) Concentración de la actividad económica de un sector.	▪ Mayor tendencia a este fenómeno.
7) Grado de intervención gubernamental.	▪ Algo grado de intervención gubernamental.
8) Control de sectores económicos importantes.	▪ Mayor control.
9) Proteccionismo y regulación.	▪ Mayor tendencia a estas medidas.

Fecha: 1996.

Fuente: Alexander, Carol. "The Handbook of Risk Management and Analysis". John Wiley & Sons.

Los factores anteriores definen en conjunto el concepto de economía emergente. Sin embargo, también es necesario considerar las características que poseen estos mercados para un inversionista, ya sea en mercados de capital o bien, en mercados de renta fija pertenecientes a economías emergentes. Estas características se enlistan a continuación:

1. Disponibilidad limitada en investigación e información, frecuentemente sólo disponible de manera local.
2. Acceso limitado al mercado.
3. Alta volatilidad.
4. Alta concentración del mercado en pocos inversionistas.
5. Procedimientos y regulación inadecuados.
6. Mayor sensibilidad al desempeño político en relación a las consideraciones económicas.
7. Mayor sensibilidad al desempeño de ciclos económicos específicos (por ejemplo, de commodities).

Las características anteriores, provocan frecuentemente que un inversionista considere a los mercados emergentes como un tipo de activo diferente, ya que lo consideran como una inversión calificada como de Alto Riesgo / Alto Rendimiento de la inversión.

Al respecto, el uso de herramientas estadísticas en México se vuelve cada vez más relevante para fines del análisis de características de los factores de mercado en México. En un estudio realizado acerca del riesgo de mercado en México (Elizondo, Alan, Segundo Lugar en la Categoría de Investigación del XIV Premio Nacional de Investigación

Financiera IMEF, 1998) se encontró que a pesar de que los cambios en los principales factores de mercado en México, muestran básicamente la misma naturaleza cualitativa que los cambios en los factores de mercado en los países industrializados (es decir, más cambios extremos que los de una distribución normal, heteroscedasticidad condicional e incondicional y eventos extremos), éstos se manifiestan con mayor frecuencia, además de que la volatilidad tiende a ser generalmente más alta para países como México. Dado lo anterior, en la presente tesis se muestra una metodología que pretende ser capaz de medir más eficientemente esta volatilidad para periodos futuros, y de esta forma obtener un Valor en Riesgo (VAR) más exacto cuando una empresa tiene necesidad de medir su riesgo para diferentes horizontes de tiempo alternativos en el futuro.

CAPÍTULO 2

2 Cuantificación de Riesgos. Herramientas para Medición de la Exposición e Incertidumbre.

2.1 Conceptos Introdutorios. Fundamentos básicos de herramientas para Cuantificación de Riesgos.

De acuerdo a Thomas Wilson (The Handbook of Risk Management and Analysis, 1996), el capital en riesgo para cualquier empresa, puede visualizarse como un todo con dos elementos distintivos fundamentales:

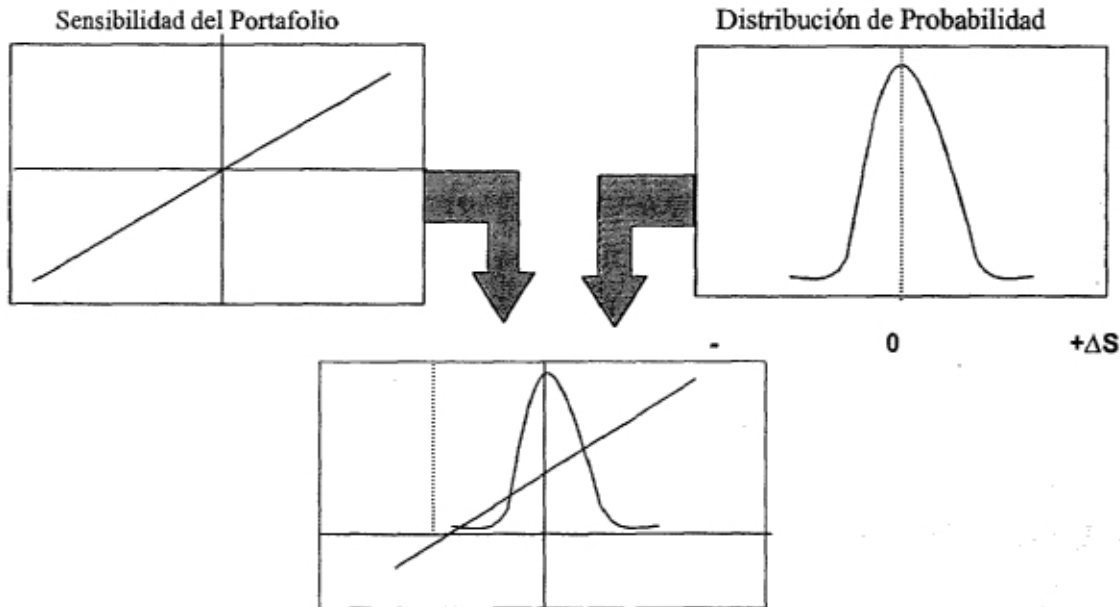
1. Sensibilidad del Portafolio.
2. Distribución de Probabilidad.

1. La Sensibilidad del Portafolio. Básicamente, la sensibilidad en el valor de mercado del portafolio, en relación a cambios en las tasas de mercado, constituye una representación del cambio a nivel agregado que se da en el valor mark-to-market de un portafolio, conforme las tasas de mercado cambian, con el cambio en el valor sobre el eje de las y y el cambio en las tasas de mercado sobre el eje de las x .

2. La Distribución de Probabilidad Conjunta de cambios en las tasas de mercado sobre el horizonte deseado a reportar. La curva de distribución de probabilidad puede visualizarse como una función de densidad de probabilidad para cambios en la tasa de mercado de un periodo dado, con probabilidad indicada en el eje de las y y el cambio en las tasas de mercado sobre el eje de las x .

A continuación podrán visualizarse en la siguiente figura, los dos componentes anteriores en los cuales se descompone el concepto de Riesgo de Capital:

Ilustración 2.1: Elementos del Riesgo de Capital.



Fecha: 1996. Fuente: Wilson, Thomas. The Handbook of Risk Management and Analysis.

Al combinarse los dos conceptos ilustrados en la figura anterior, surge la definición del riesgo de capital, el cual se describe como sigue: la pérdida máxima posible, dentro de un intervalo de confianza, sobre un horizonte de tiempo determinado.

En el cálculo práctico del riesgo de capital, es necesario incluir supuestos relacionados con alguno de los dos componentes anteriores (la sensibilidad del portafolio y la distribución conjunta de tasas de mercado). Para fines de ilustrar lo anterior en la fórmula

práctica del cálculo del Valor en Riesgo, a continuación se muestra la fórmula siguiente, utilizada por RiskMetrics, de JPMorgan:

$$VaR = \alpha \sqrt{w} \sum w \sqrt{\Delta t} \quad [2-1]$$

Significado de los términos:

α = Constante que proporciona el intervalo de confianza apropiado de una cola para la distribución normal estandarizada. Es igual a 2.33 para un 99% de confianza.

W = Vector N X 1 de ponderaciones para posiciones en el portafolio.

Σ = Matriz de covarianzas N X N anualizada, para los rendimientos de las posiciones.

ΔT = Horizonte de tiempo mantenido como una fracción de un año.

En las siguientes tres secciones se explicarán los supuestos fundamentales que basan la definición del riesgo de capital explicada anteriormente. En cada apartado se explicará a lo que se refiere el supuesto, y las críticas básicas que enfrentan tales supuestos.

2.1.1 Medición de la Exposición: Sensibilidad de Portafolios.

Las críticas referentes a esta sección de supuestos de sensibilidad del portafolio, pueden dividirse en 3 categorías básicamente:

1. *Cobertura de factor de riesgo.* Se refiere al cuestionamiento de si las medidas locales usadas en el cálculo del riesgo de capital, reconocen todas las fuentes potenciales de riesgo, que podrían afectar el valor de un portafolio. Un ejemplo claro de lo anterior, se refiere al hecho de que para el cálculo del valor en riesgo en algunos portafolios que contienen opciones, se ignora frecuentemente la volatilidad o el riesgo de la vega (por conveniencia). Este riesgo de la vega se ignora aún y cuando constituye una de las principales fuentes de riesgo en el área de trading.

2. *Medidas locales no suficientes.* Las medidas de sensibilidad estándares, son las medidas “griegas” (deltas, gammas y vegas) y se utilizan como una base para representar el perfil de pago del portafolio al calcularse el riesgo de capital. A este tipo de medidas se les conoce como “locales” debido a que miden la sensibilidad en el valor del portafolio, para cambios infinitesimales en los precios del mercado, alrededor de los precios actuales. Posteriormente, estas medidas locales son utilizadas para construir una expansión de Series de Taylor, y de esta forma representar el perfil de pago del portafolio. Mediante el procedimiento anterior, se simplifican los cálculos. Esta crítica se fundamenta básicamente en que estas representaciones del perfil de pago, basadas en medidas locales, podrían no ser suficientes para fines de caracterizar el perfil de pago del portafolio para eventos de mayor magnitud en el mercado.

Lo anterior se debe básicamente a que los portafolios de opciones pueden presentar grandes cambios en sus deltas y gammas, y por lo tanto, en sus valores, bajo movimientos de mercado extremos, y estos movimientos extremos no los capturan las medidas locales como la convexidad o el riesgo de la gamma. Por tanto, la utilización de medidas de riesgo locales de manera aislada, podrían ser inadecuadas para el cálculo del capital en riesgo.

Para fines prácticos de calcular estos riesgos globales (no locales), las técnicas de simulación son las más adecuadas para estos fines (en portafolios que contienen opciones complejas).

3. *Modelo de riesgo de precios.* La mayoría de los modelos de precios para instrumentos derivados, que se utilizan para valuar transacciones, y calcular sus perfiles de riesgo, están basados en supuestos sencillos acerca de la liquidez del mercado, lo cual contradice la esencia propia de los cálculos del riesgo de capital.

2.1.2 Medición de la Incertidumbre: Distribuciones de Probabilidad.

Para fines de poder calcular la pérdida máxima posible dentro de un intervalo de confianza conocido, las medidas de sensibilidad del portafolio, deben combinarse con una

medida de probabilidad, definiendo la forma en que los movimientos adversos se comportan actualmente.

Básicamente, las críticas respecto a estos supuestos se basan en supuestos simplificados respecto al uso de las distribuciones.

A. Colas de distribución amplias.

Una serie de estudios empíricos, han demostrado que las distribuciones de los rendimientos históricos, en una amplia variedad de mercados, demuestran que los movimientos en tasas de mercado, se comportan de una manera muy diferente a lo que predice la distribución normal (a esta propiedad estadísticas se le conoce como “kurtosis” o “colas amplias”). Al mismo tiempo, en estos estudios se ha observado que estos rendimientos muestran un “pico” en la media de la distribución, el cual se predice mediante la distribución normal (propiedad llamada “leptokurtosis”).

B. Relaciones estables.

La mayoría de los métodos de cálculo del riesgo de capital, se basan fuertemente en estimados de volatilidades y correlaciones de tasas o precios de mercado, para fines de agregar diversas posiciones riesgosas.

Los parámetros implicados en estos métodos, están estimados por modelos estadísticos específicos, muchos de los cuales requieren que los parámetros sean constantes sobre el periodo muestra, o bien aún más, requieren que estos parámetros sean constantes a través del tiempo.

Por ejemplo, en el caso de la medida de correlación, tan importante en el valor de los portafolios compuestos por activos diversos, la correlación es altamente inestable en el periodo de la crisis de 1992. Por lo tanto, la cantidad de riesgo de capital podría ser más alta, al ser sumamente inestable en tiempos de stress financiero y económico. Con respecto a esta inestabilidad en ciertos periodos, muchos autores se dirigen hacia modelos estadísticos alternativos, para fines de describir y pronosticar la dinámica de los precios financieros en el mercado. Por ejemplo, el Modelo GARCH, de factores, así como las representaciones de cointegración.

Así mismo, se han realizado esfuerzos para integrar el hecho de que las volatilidades y las correlaciones podrían ser inestables para el cálculo del capital en riesgo (Alexander, 1994 y Wilson, 1993). Los esfuerzos anteriores se han enfocado principalmente en generar un mejor pronóstico para la matriz de covarianzas, lo cual indicará los rendimientos de los próximos periodos (Alexander, 1994), a diferencia de incorporar la incertidumbre del pronóstico de volatilidad y correlación por sí mismo, dentro del cálculo del riesgo de capital. La única excepción respecto a la idea anterior estaría dada por Wilson (1993), quien demuestra que la incertidumbre del pronóstico, podría llevar al fenómeno de “colas amplias” en las distribuciones de probabilidad.

Las críticas con respecto a estos métodos llamados de la “próxima generación”, son muy similares. Cabe mencionar que la propuesta de la presente tesis se basa en las ideas descritas en el párrafo anterior, al realizar un esfuerzo por un mejor pronóstico para la matriz de covarianzas, lo cual indicará los rendimientos de los próximos periodos. Otras críticas a este tipo de modelos se basan en la siguiente idea acerca de las correlaciones y volatilidades:

La representación de correlaciones y volatilidades podría ser válida en periodos “normales” o de “2 sigmas”, pero no se sabe qué es lo que sucede en periodos de stress financiero y económico, por ejemplo, con “5 sigmas”, cuando estos parámetros inobservables también muestran movimientos extremos a los que el modelo predice. Por ello, el desempeño de estos modelos debe ser probado continuamente contra los desarrollos actuales del mercado.

C. Relaciones de arbitraje ignoradas.

Al realizar el cálculo del Capital en Riesgo, se ignoran una serie de hechos importantes:

- a. El arbitraje triangular entre los tipos de cambio spot.
- b. Los procesos de tasas de interés siguen un proceso de movimiento geométrico de Brownian. Esta dinámica de las tasas de interés se estima utilizando datos de mercado, sin verificar si el proceso se encuentra o no, libre de arbitraje.

- c. Distribuciones sesgadas y no realistas. Otro problema con el supuesto de las innovaciones en tasas de mercado normalmente distribuidas, corresponde a que la distribución normal es simétrica, mientras que las distribuciones empíricas tienden a ser sesgadas (ejemplo, JPM, 1994-95), lo cual implica que se tiene riesgo de capital sub o sobre asignado, dependiendo de las posiciones cortas o largas del portafolio.
- d. Dependiendo de la forma en que el proceso de precios de mercado sea discreto, se asume normalidad en los precios de mercado, lo cual implica que las tasas de interés, precios de acciones y tipos de cambio, podrían convertirse en negativos, con probabilidad positiva. Esto no es una propiedad deseable para muchos procesos de precios de mercado.
- e. Se asume que las innovaciones en los precios de mercado están idénticamente distribuidos (JPM, 1994-95). Esta cuestión contradice muchos de los estudios empíricos y modelos de no arbitraje que se han descubierto.

D. Modelos de Riesgos.

La mayoría de los modelos de precios de opciones, están basados en supuestos de procesos de tasas de mercado, los cuales poseen una dinámica de precios diferente durante los periodos de stress. Por ejemplo, muchos modelos asumen que los precios de mercado evolucionan de forma continua, que están fundamentados por un proceso de difusión (diffusion process), más que un proceso de "salto" (jump process), los cuales se explicarán más a detalle durante el capítulo 3, que ilustra las características entre las diferentes distribuciones de probabilidad.

2.1.3 Supuestos de Parámetros de Riesgo.

La principal fuente de crítica para estos modelos, se refiere al arbitraje relativo de los parámetros clave (intervalo de confianza y horizonte de tiempo reportado), los cuales determinan la cantidad de capital a ser mantenido contra cualquier posición riesgosa. Por ejemplo, en el siguiente cuadro se muestran los diferentes horizontes de tiempo utilizados por algunas instituciones financieras y no financieras:

Ilustración 2.2: Horizontes de Tiempo usados en Instituciones Financieras y No Financieras

Institución	Parámetro: Horizonte de Tiempo
The Group of Thirty Report (1993) y JPM (1994-95)	Horizonte de tiempo: overnight
Bankers Trust (1994)	Horizonte de tiempo: 1 año para todas las posiciones.
Barclays de Zoete Weed	Arregla sus diferentes horizontes de tiempo, y los iguala de acuerdo a su periodo de liquidación ordinario.

Fecha: 1996; Fuente: Jorion, Phillippe. "Valor en Riesgo. Un nuevo paradigma para el control de riesgos con derivados. Limusa Noriega Editores.

Como se puede observar, existen una serie de críticas acerca de los diferentes métodos para calcular el capital en riesgo. Sin embargo, es importante resaltar que estas críticas están menos relacionadas directamente con el concepto en sí mismo del Valor en Riesgo, sino que están más relacionadas con la implementación técnica del concepto.

A continuación, se muestra una tabla ilustrativa y resumida de las críticas anteriormente descritas:

Ilustración 2.3: Resumen de las Críticas Comunes para el Cálculo del Capital o Valor en Riesgo

Supuestos de Sensibilidad de Portafolios	Supuestos de Distribución de Probabilidad	Supuestos de Parámetros Arbitrarios
1) Las medidas locales no son suficientes. <ul style="list-style-type: none"> • La Delta ignora la gamma o el riesgo de convexidad. • La Delta y la Gamma no proporcionan buenas aproximaciones para movimientos extremos. 	1) Colas amplias. 2) Relaciones Estables y Explotables: <ul style="list-style-type: none"> • Correlaciones. • Volatilidades. 	1) Intervalos de Confianza.
2) Otros Riesgos ignorados frecuentemente: <ul style="list-style-type: none"> • Volatilidad o Riesgo de 	3) Relaciones de Arbitraje ignoradas: <ul style="list-style-type: none"> • Arbitraje Triangular de 	2) Horizonte de Tiempo del Reporte: <ul style="list-style-type: none"> • Overnight.

la Vega. • Rho (Correlación) o riesgo de tasa.	Tipos de Cambio Spot. • Procesos de Tasas de Interés.	• Base Liquidez. • Anual.
4) Modelo de Riesgo: • Rebalanceo continuo en mercados con liquidez. • Procesos simétricos y de difusión.	4) Distribuciones Realistas y Sesgadas: • Distribuciones Simétricas. • Tasas Negativas. • Incrementos Independientes.	No No

Fecha: 1996. Alexander, Carol. "The Handbook of Risk Management and Analysis". The University of Sussex, Ed. Wiley & Sons, pp. 171-359.

2.2 Cuantificación del Riesgo. Métodos.

En la presente sección, se presentará una clasificación, así como una breve descripción de las herramientas para cuantificación de riesgos, las cuales pueden resumirse en tres métodos que se describirán a continuación:

2.2.1 El Valor en Riesgo (VAR). Antecedentes y Teoría Financiera.

A medida que los portafolios de las empresas y de las instituciones financieras, se han vuelto más complejos, es más difícil llegar a una medida lo más integrada posible que sea capaz de medir el riesgo de mercado. Actualmente, la medida que resume de la mejor forma el riesgo de mercado, es precisamente el Valor en Riesgo (VER o VAR.- Value at Risk). Sin embargo, el hecho de que esta medida sea la más utilizada, no significa que sea la mejor, simplemente es *"donde la profesión financiera se encuentra actualmente, es decir el VAR no es el final de la historia financiera, ni tampoco es el inicio de la misma"* (Smithson, Charles, 1998). Debido a que la profesión financiera se encuentra actualmente en este punto, se le concederá mayor espacio a esta teoría del Valor en Riesgo en la presente tesis.

Semblanza Histórica.

Debido a que el VAR no representa “el final de la historia”, a continuación se presentará una breve descripción de los métodos que lo preceden:

Ilustración 2.4: Métodos que preceden al VAR (Valor en Riesgo)

Método General	Descripción del método y subclasificaciones correspondientes
<p>1. Medidas de Sensibilidad de Tasas de Interés.</p>	<p>Son medidas tradicionales de riesgo de mercado, que toman en cuenta sólo un factor de mercado al mismo tiempo. La mayor parte de estas medidas, se enfocan al factor de tasa de interés.</p> <p>(1) Brecha de Maduración (Maturity Gap). A. Representa una medida de flujo, más que una medida estática. B. Se enfoca en el impacto de la tasa de interés sobre los ingresos o los gastos, más que sobre el valor mark-to-market (diario) del portafolio. C. Es empleado principalmente por instituciones financieras, fines de medir el impacto en las tasas de interés sobre su Ingreso Neto Financiero, como se puede observar a continuación:</p> $Gap = \Delta NII / \Delta r \quad [2-2]$ <p>(2) Duración (Duration). Antes de comenzar a explicar este método, es importante definir que el valor de un 01 mide el cambio en el valor del activo o de un pasivo asociado con un punto base de cambio paralelo en la curva de rendimiento, como se muestra en la siguiente fórmula:</p> $Valor\ de\ 01 = \Delta V / \Delta r \quad [2-3]$ <p>En donde, en la fórmula anterior, el Δr se define como un punto base. Los creadores de este método poseían objetivos muy diferentes para fines de crear la medida de duración:</p> <p>A. Desde el punto de vista de Federich Macaulay (1938), su objetivo fue el de definir una medida mediante la cual se pudieran comparar dos bonos con el mismo vencimiento, pero con estructuras de pago divergentes a ser comparados. En el sentido de Macaulay, la duración mide cuándo se recibe en promedio, el valor del bono.</p> <p>B. Desde el punto de vista de John Hicks, se intenta medir con la duración la sensibilidad de la tasa de interés para cualquier bono en particular, por lo que desde este punto de vista, la duración</p>

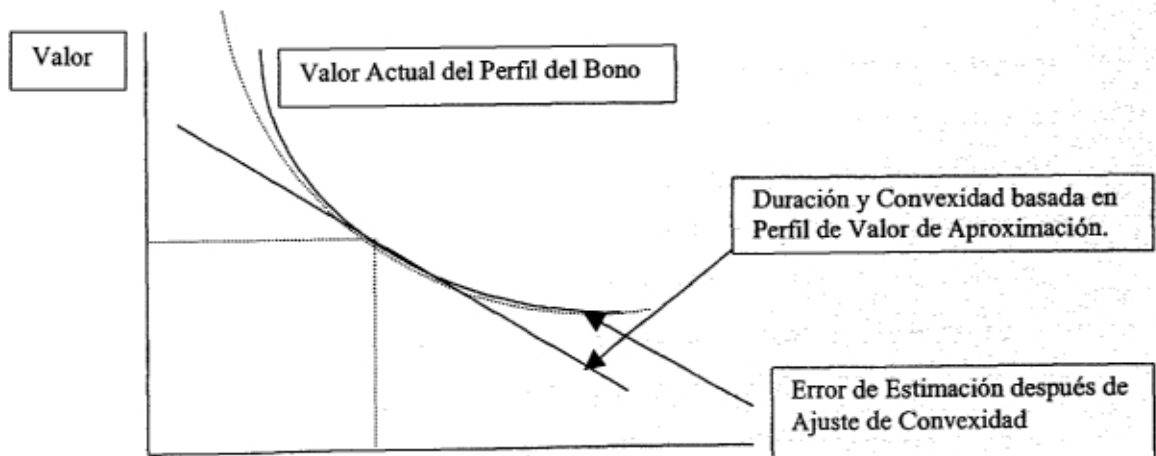
	<p>proporciona una medida de la exposición del bono al riesgo de tasa de interés. Utilizando el punto de vista de Hicks en la duración, se define duración como:</p> $D = -(\text{porcentaje de cambio en valor})/(\text{porcentaje de cambio en la tasa de descuento})$ $D = -(\Delta V / V) / [\Delta r / (1 + r)]$ $= -(\Delta V / \Delta r) \times (1 + r) / V \quad [2-4]$ <p>Las medida de duración, así como de valor 01 representan medidas lineales de riesgo, ya que en ambas ecuaciones, la medida de riesgo es la pendiente del perfil de valor, $\Delta V / \Delta r$. La desventaja de estas medidas al ser lineales, es que constituyen sólo una aproximación lineal del riesgo en comparación al riesgo real. Es decir, si las tasas de interés cambian en gran medida o proporción, el error de aproximación puede ser mayor.</p> <p>(3) Convexidad.</p> <p>A. Representa esencialmente una medida de la pendiente del perfil de valor en las tasas de interés actuales y los precios de bonos.</p> <p>B. Es una medida de la curvatura, o bien, del cambio en la pendiente, del perfil de valor, contra las tasas de interés y los precios de bonos.</p> <p>C. La convexidad es también una medida de aproximación, siendo notorio un error de aproximación mayor cuando se dan cambios muy extremos en las tasas de interés, como se puede observar en la Gráfica 2.5, que se muestra al finalizar la presente tabla.</p>
<p>2.- Medidas de Sensibilidad basadas en opciones.</p>	<p>Las críticas en la mayoría de las medidas de riesgo, van enfocadas hacia el hecho de que no toman en consideración el fenómeno de no linealidad en los perfiles de valor de los instrumentos en los portafolios, y esta linealidad se debe básicamente a el hecho de que el portafolio contenga opciones, lo cual es cada vez más común para los portafolios actuales.</p> <p>Por ejemplo, para un portafolio de Instrumentos Hipotecarios Colateralizados (Mortgage Backed Securities o MBS) no funciona la medida de duración, puesto que este tipo de portafolios contiene opciones, llamadas comúnmente como opciones de pre-pago, que por su naturaleza de tener el derecho de pagar la hipoteca en cualquier momento, sin ningún cargo extra, se le puede denominar también como una opción sobre tasas de interés.</p> <p>Las medidas de riesgo especializadas para los instrumentos derivados conocidos como opciones, son la delta, la gamma y la</p>

	vega, las cuales se explicarán con un poco más de detalle en capítulo posterior dentro de esta sección.
3.- Debilidad de las medidas tradicionales.	<p>Los siguientes puntos representan algunas de las críticas realizadas para este tipo de medidas de riesgo tradicionales utilizadas, y que preceden a su vez, al Valor en Riesgo (VAR):</p> <p>A. No es posible que estas medidas sean agregadas (o no presentan propiedad aditiva), de tal forma que se tomen en cuenta todos los factores de riesgo existentes. Un ejemplo claro lo constituyen las medidas delta y vega.</p> <p>B. No miden propiamente el Capital en Riesgo o bien, el Valor en Riesgo. Dado lo anterior, resulta difícil implementar un desempeño de riesgo ajustado.</p> <p>C. Las medidas de riesgo tradicionales no facilitan el control, lo cual significa que los límites de posición por factor de riesgo frecuentemente no son efectivas.</p>

Fecha: 1998. Fuente: Beaver, William H., Parker, George. "Risk Management. Problems and Solutions". Stanford University. Financial Services Research Initiative. McGraw Hill, Inc.

A continuación se muestra una gráfica complementaria a la anterior, en la cual ayuda a visualizar la medida de convexidad, para cambios en tasas de interés.

Ilustración 2.5: Representación Gráfica de la Medida de Convexidad en Instrumentos Financieros



Fecha: 1998, Fuente: Smithson, Charles W., "Managing Financial Risk". A guide to Derivative Products, Financial Engineering and Value Maximization. Third Edition. Irwin Library of Investment & Finance. Mc Graw Hill.

En general, la tendencia que siguen las medidas de riesgo anteriormente mencionadas, carecen de un componente resumen del riesgo, es decir, lo anterior no era suficiente, sino que se requería de una medida resumen acerca del riesgo de mercado, y esta medida fue precisamente el Valor en Riesgo, que se definirá y calculará con mayor detalle en la presente investigación de tesis.

Con el fin de no perder el punto y visualización exacta en donde se encuentra este riesgo de mercado del que tanto se habla, a continuación se presenta una explicación al respecto, la cual busca resumir brevemente los conceptos explicados en el capítulo 1 de la presente tesis:

Las Casas de Bolsa y las Instituciones de Crédito comercializan activos diversos, los cuales pueden ir desde el rango de instrumentos tradicionales (p.ej. instrumentos del mercado de capital, como acciones de empresas y bonos o emisión de deuda) hasta el rango de utilizar estrategias exóticas con instrumentos derivados. Al respecto, todas las posiciones financieras en que se incurren, tienen en común precisamente el riesgo que se deriva de las mismas, lo cual puede traer como consecuencia una fuerte pérdida monetaria en muchas ocasiones.

La fuente de riesgo conocida como riesgo de mercado (riesgo de tasa de interés, cambiario, commodities y de la base), representa la mayor fuente de riesgo, y por lo tanto, posee el mayor efecto sobre los participantes de los mercados financieros.

Dada la importancia de esta fuente de riesgo (en la cual se incluye tanto el riesgo de mercado sistemático y no sistemático que se explica en la teoría de portafolios) han surgido diferentes medidas orientadas a la búsqueda de un riesgo agregado de las diferentes posiciones financieras. A estas medida resumida de riesgo de mercado se le conoce de diferentes formas en los diversos ámbitos financieros: Capital en Riesgo (Capital at Risk, CAR), Valor en Riesgo (Value at Risk, VAR), Utilidades Diarias en Riesgo (Daily Earnings at Risk, DEAR), Dólares en Riesgo (Dollars at Risk, DAR) y Dinero en Riesgo (Monety at Risk, MAR). Sin embargo, la forma más común utilizada para esta medida es la utilizada por JPMorgan: Valor en Riesgo (Value at Risk, VAR).

La medida de Valor en Riesgo (VAR) se comenzó a utilizar en la década de los 80's entre instituciones financieras, especialmente en el sector bancario de los EU. La empezaron a formular los Bancos Chase Manhattan Bank, JP Morgan y Bankers Trust, en principio para su propio uso, y posteriormente para la venta de su tecnología a otros bancos.

En los últimos años se ha dado la tendencia de que también lo utilicen las empresas industriales y comerciales para manejo de flujos de efectivo, así como de exposiciones cambiarias y de tasas de interés. Lo anterior fue como respuesta a la existencia de un criterio unificador dentro de la compañía, además de efectos de comparación.

Definición Conceptual Fundamental.

El concepto de VAR es muy simple, mas no el cálculo del mismo, ya que pueden existir diferentes formas de calcularlo, siendo algunas de ellas más adecuadas para algún tipo de situación particular. Sin embargo, no se ha logrado evidenciar aún acerca de cuál es el método más exacto y fidedigno para el cálculo del VAR, simplemente en la práctica se obtiene este cálculo a través de diferentes métodos, para posteriormente realizar una comparación entre ellos.

En primera instancia, es importante la definición del VAR desde varias perspectivas de manera sencilla y concreta, para de esta forma de lograr una visualización más profunda del concepto:

1. Desde el punto de vista Conceptual:

- A. Es un indicador de los movimientos del mercado "normales".
- B. Es un concepto muy relevante en Administración de Riesgos.

2. Desde el punto de vista Estadístico:

- A. El VAR es una medida estadística de las máximas posibles pérdidas de un portafolio.
- B. Es el lado más bajo del intervalo de confianza para el cambio de un portafolio sobre un horizonte de tiempo.

3. Desde el punto de vista Matemático:

- A. Es un valor escalar con una divisa como unidad.

4. Desde el punto de vista Económico:

A. Es el precio del riesgo, que incluye la probabilidad y el horizonte de tiempo.

5. Desde el punto de vista Financiero:

A. Define el monto máximo de dinero que se espera perder bajo cierta probabilidad, en cierto periodo de tiempo.

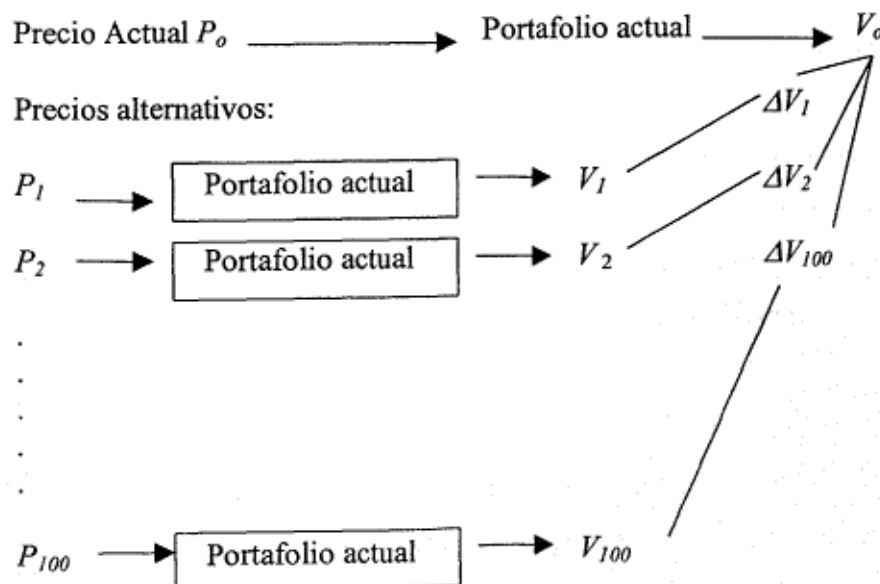
Básicamente este método fue diseñado para visualizar principalmente el riesgo de mercado, y representa un intento por medir el riesgo de pérdida para un portafolio, que resulta de movimientos en factores de mercado. El VAR arroja un cálculo que expresa la cantidad máxima de pérdida o ganancia, sobre cierto periodo de tiempo (horizonte de tiempo específico), dentro de un intervalo de confianza dado (o para algún nivel de probabilidad determinado).

La interpretación de esta definición es muy concreta y puede ser concebida desde un punto de vista de un programa de optimización bien definido.

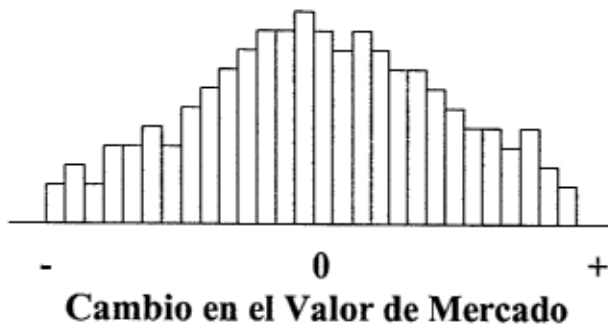
Es importante entender el concepto de VAR, el cual es muy simple y puede ser ilustrado como a continuación se describe el siguiente proceso de una manera gráfica (Smithson, Charles, 1998):

Ilustración 2.6:

Resumen gráfico del Concepto Básico del Valor en Riesgo (VAR).



- (a) El proceso preliminar al cálculo del VAR se ilustró en la gráfica precedente, y consiste en simular los cambios en el valor del portafolio.



Fecha: 1998. Fuente: Smithson, Charles W., "Managing Financial Risk". A guide to Derivative Products, Financial Engineering and Value Maximization. Third Edition. Irwin Library of Investment & Finance. Mc Graw Hill.

- (b) Posteriormente, como se muestra en la gráfica anterior, se obtienen 100 cambios simulados para ΔV , a fin de proporcionar una distribución de los cambios en el valor de mercado del portafolio.

Dada la distribución de cambios obtenida a partir de los cambios en valores desplegada en la figura anterior, el VAR se especificará en términos del nivel de confianza.

En este punto es importante describir claramente la utilidad del cálculo del VAR para cualquier empresa, ya que es posible calcular la cantidad máxima que puede perder una institución sobre un horizonte de tiempo específico, a un nivel de probabilidad específico. Además, un administrador de riesgo puede definir para fines prácticos, la máxima pérdida para un periodo de un día, a un nivel de probabilidad específico, de acuerdo a los estándares propios del Departamento de Administración de Riesgos del ejecutivo tomador de decisiones.

En general, mediante la descripción anterior, es posible concluir acerca del VAR, que es un estado de probabilidad acerca del cambio potencial en el valor del portafolio, lo

cual es resultante de cambios en los factores de mercado, sobre un intervalo de tiempo especificado. El conocimiento de este cambio potencial en el valor del portafolio de una empresa, es básico para optimización de sus costos de cobertura, y en general, para llevar un fuerte control y exactitud en su administración de riesgos.

Dada esta búsqueda por una mayor exactitud en el monto óptimo a ser cubierto, existen una serie de métodos que calculan el VAR, tomando un cálculo diferente de los diferentes parámetros que inciden en el VAR.

Perspectivas e Implementación Práctica por Phillippe Jorion.

De acuerdo a la perspectiva teórica de Phillippe Jorion, autor experto y líder en el cálculo del Valor en Riesgo, el VAR resume la pérdida máxima esperada (o bien, la peor pérdida), sobre un horizonte de tiempo objetivo y, calculada dentro de un intervalo de confianza.

La principal ventaja de esta forma de mostrar los resultados, es básicamente que proporciona una medida que es capaz de resumir la exposición total de una institución al riesgo de mercado. Con ello, esta herramienta se convierte en esencial para la presentación de los riesgos operativos para presentarlos a los ejecutivos, directores y accionistas de una institución. De esta forma, es posible mostrarles el nivel de riesgo de una manera entendible y útil para la toma de decisiones en cuanto a sus posiciones de riesgo.

PROCESO PARA CUANTIFICACIÓN DEL VALOR EN RIESGO (VAR)

(sugerido por Phillippe Jorion (1999), líder en el VAR):

(1) Se eligen dos factores cuantitativos: horizonte de tiempo y nivel de confianza.

Para elegir ambos factores, prácticamente se sigue un proceso arbitrario, ya que la elección de estos factores depende mucho de la interrelación entre los derechos y los compromisos de pago posteriores de una empresa en particular, o bien, de la interrelación entre las posiciones de riesgo de la misma.

1. Horizonte de Tiempo.

Un ejemplo de fijación del horizonte de tiempo sería el correspondiente al caso de los portafolios de inversión, como los fondos de pensión, que generalmente ajustan sus

posiciones de riesgo de una manera más lenta, por lo cual se elige mucho el horizonte de tiempo de un mes para propósitos de inversión.

2. Nivel de Confianza.

Para la elección de este factor, se dispone de menos pautas, ya que depende mucho de factores subjetivos, como la aversión al riesgo de cada institución, por lo que fijan niveles de confianza que varían ampliamente. Por ejemplo, a continuación se muestran los diversos niveles de confianza para algunas de las principales instituciones financieras internacionales:

Ilustración 2.7:

Niveles de Confianza establecidos en las principales Instituciones Financieras Internacionales

Instituciones (Usuarios del VAR)	Nivel de Confianza
Bankers Trust	99 por ciento
Chemical Bank	97.5 por ciento
Chase Manhattan Bank	97.5 por ciento
Citibank	95.4 por ciento
Bank of America	95 por ciento
J.P. Morgan	95 por ciento

Fecha: 1996. Fuente: Jorion, Phillipe. "Valor en Riesgo. El nuevo paradigma para el control de riesgos con derivados". Limusa Noriega Editores.

Es necesario mencionar que a niveles de confianza más elevados, el VAR obtenido es mayor.

Una pauta básica para seleccionar el nivel confianza corresponde a la utilización del VAR para diferentes fines, los cuales se describen a continuación:

1. Para selección de requerimientos de capital.

En este caso, será crucial la elección de un nivel de confianza, ya que dicha selección deberá reflejar el grado de aversión al riesgo de la empresa, así como el costo de una pérdida por exceder el VAR.

Por ejemplo, a mayor aversión al riesgo de la empresa, o bien, un costo mayor, implicaría que las posibles pérdidas deberán cubrirse con un mayor monto de capital, lo cual conduce a fijar un mayor nivel de confianza.

2. Para proporcionar criterio interno aplicable a la empresa.

Para la comparación de riesgos entre los diferentes mercados, la elección del nivel de confianza no es tan importante. Sin embargo, la determinación del nivel de confianza sí es importante para la validación del modelo. En este caso, el nivel de confianza deberá ser elegido de preferencia a un nivel mayor, y así daría una medida de pérdida en que sólo rara vez será excedida.

Además, al fijar un nivel de confianza mayor, regularmente resulta que debemos esperar más tiempo en promedio, para confirmar realmente que el modelo se ajusta a la realidad. Por lo tanto, en promedio tomará mucho tiempo detectar si se consideraron demasiadas observaciones que exceden al VAR.

Por la situación descrita anteriormente, toma más tiempo detectar si se consideraron demasiadas observaciones que exceden el VAR. Dado lo anterior, es importante elegir un nivel de confianza que permita a los usuarios verificar las estimaciones regularmente.

(2) Cuantificación del VAR de un portafolio.

A. Enfoque para Distribuciones Generales.

Para la cuantificación del VAR de un portafolio, se define W_0 como la inversión inicial, y R como su tasa de rendimiento. Por tanto, el valor del portafolio en el tiempo T al final del horizonte especificado, estaría dado por:

$$W = W_0(1 + R^*) \quad [2-5]$$

Sin embargo, el factor " R " está sujeto a cambios en el rendimiento esperado y la volatilidad, dados por μ (Miu) y σ (sigma).

Por tanto, dado lo anterior, la definición del valor más bajo que podría tomar el portafolio a un nivel de confianza dado, se definiría como:

$$W^* = W_0(1 + R^*) \quad [2-6]$$

El VAR se define entonces como la pérdida en USD, relativa a la media, o bien, como la pérdida absoluta en USD (relacionada a 0 o sin referencia al valor esperado), como se muestra a continuación:

Ilustración 2.8: Definición matemática básica del Valor en Riesgo (VAR).

Definición del VAR	Fórmula
(1) Como pérdida en USD.	$E(W) - W^* = -W_0(R^* - \mu)$ [2-7]
(2) Como pérdida absoluta en USD.	$W_0 - W^* = -W_0 R^*$ [2-8]

Fecha: 1996. Fuente: Jorion, Phillippe. "Valor en Riesgo. El nuevo paradigma para el control de riesgos con derivados". Limusa Noriega Editores.

Para ambos casos, el cálculo del VAR es equivalente a identificar el valor mínimo para W^* (monto real a obtener sobre una inversión), o bien, el rendimiento crítico R^* .

De manera general, el VAR puede derivarse de la distribución de probabilidad para el valor futuro del portafolio $f(w)$.

Bajo un nivel de confianza dado, con el VAR se pretende obtener la peor realización posible W^* , de tal forma que la probabilidad de exceder dicho valor esté dada precisamente por el nivel de confianza (c):

$$c = \int_{w^*}^{\infty} [f(w)dw] \quad [2-9]$$

o bien, tal que la probabilidad de un valor inferior a W^* , $P = P(W \leq W^*)$, sea $1 - c$:

$$1 - c = \int_{w^*}^{\infty} [f(w)dw] = P(W \leq W^*) = P \quad [2-10]$$

La fórmula anterior, indica el área bajo la curva, la cual se encuentra en función del monto inicial invertido.

El área bajo la curva anteriormente descrita con la ecuación anterior, que va de $-\infty$ a W^* , debe sumar $P = 1 - c$ (ej. 5 por ciento). El número W^* (cantidad o monto de la inversión), es denominado como el cuantil muestral de la distribución, sin utilizar en este caso la desviación estándar para encontrar el VAR (especificación válida para cualquier distribución discreta o continua, delgada o extendida). De esta forma, es posible derivar el VAR en un nivel de confianza del 95 por ciento, a partir del 5 por ciento del lado izquierdo de la “región de pérdida” del histograma.

B. Enfoque para distribuciones paramétricas.

Para fines de simplificar la cuantificación del VAR, se puede suponer inicialmente que la distribución es normal. En este caso, el VAR puede derivarse directamente de la desviación estándar del portafolio, utilizando un factor multiplicativo dependiente del nivel de confianza.

A este enfoque paramétrico se le llama así debido a que implica la estimación de un parámetro de la desviación estándar, en lugar de la simple lectura del cuantil fuera de la distribución empírica.

Es importante aclarar que este enfoque paramétrico para cálculo del VAR es básico para el modelo que se propone sugerir en la presente tesis.

Para calcular el VAR con este enfoque, se deberá seguir el siguiente proceso:

Etapas 1. Traducir la distribución general ($f(w)$) en una distribución normal estándar $\phi(\varepsilon)$, donde ε tiene como media cero y como desviación estándar la unidad.

Al mismo tiempo, se asocia W^* con el rendimiento crítico R^* tal que $W^* = W_0(1 + R^*)$, siendo R^* regularmente negativo, denotándose como $-|R^*|$.

Posteriormente también puede asociarse R^* con una desviación normal estándar $\alpha > \phi$, estableciendo:

$$-\alpha = (-|R^*| - \mu) / \sigma \quad [2-11]$$

Por tanto, con la fórmula anterior se estandarizan (o son equivalentes) las diferentes áreas bajo la curva:

$$1 - c = \int_{-\infty}^{-|R^*|} f(w)dw = \int_{-\infty}^{-|R^*|} f(r)dr = \int_{-\infty}^{-|R^*|} \phi(\varepsilon)d\varepsilon \quad [2-12]$$

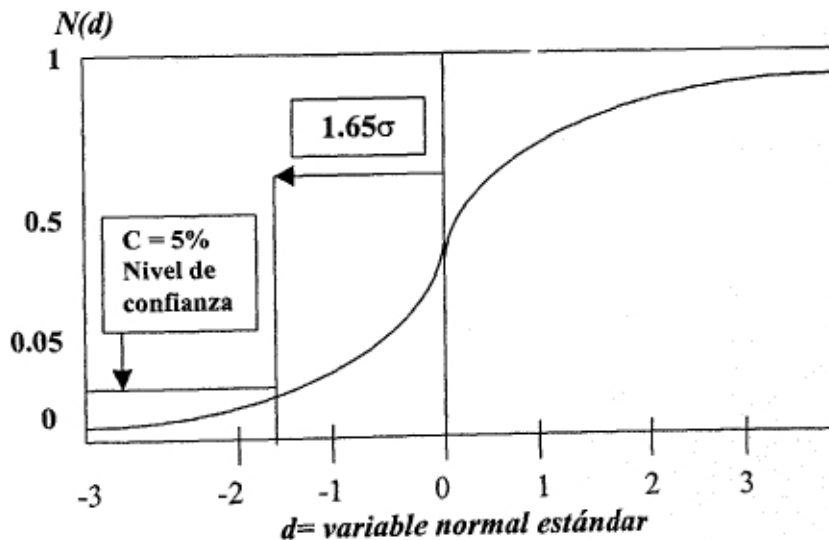
Etapa 2. Verificar las tablas de la distribución normal acumulativa, de tal forma que encontrar el valor en riesgo, sea equivalente a encontrar la desviación tal que el área a su izquierda sea igual a $1 - c$.

Consultando las tablas de distribución normal estándar acumulativa, la cual nos muestra el área a la izquierda de una variable normal estándar con valor igual a:

$$N(d) = \int_{-\infty}^d \phi(\varepsilon)d\varepsilon \quad [2-13]$$

La ilustración de la función de densidad acumulativa (*fda*) $N(d)$ se muestra a continuación:

Ilustración 2.9: Distribución de Probabilidad Normal Acumulativa.



Fecha: 1999. *Fuente:* Jorion, Phillippe. "Valor en Riesgo. Un nuevo paradigma para el control de riesgos con derivados". Limusa Noriega Editores.

Etapa 3. Posteriormente, para obtener el VAR de una variable normal estándar, se selecciona el nivel de confianza deseado en el eje vertical (p.ej. 5 por ciento). Esto correspondería a un valor de $\alpha = 1.65$ debajo de ϕ (variable normal estándar que corresponde al centro o la media de los datos de la distribución).

Etapa 4. A partir del dato encontrado anterior (α), regresamos a encontrar el rendimiento crítico R^* y el VAR.

$$R^* = -\alpha\sigma + \mu \quad [2-14]$$

Por ejemplo, si se asume que los parámetros μ y σ están expresados en una base anual, el intervalo de tiempo considerado es Δt , en años.

Etapa 5. Por último, se sustituyen los datos anteriores en la ecuación del Valor en Riesgo:

$$\text{Valor en Riesgo (media)} = -W_o(R^* - \mu) = W_o\alpha\sigma\sqrt{\Delta t} \quad [2-15]$$

La ecuación anterior indica claramente que el VAR representa un múltiplo de la desviación estándar de la distribución, multiplicado por un factor de ajuste, el cual está directamente relacionado con el nivel de confianza.

Para obtener el VAR en la forma de pérdida absoluta en dólares, tenemos la siguiente ecuación:

$$\begin{aligned} \text{Valor en Riesgo (cero)} &= -W_o R^* = W_o(\alpha\sigma\sqrt{\Delta t} - \mu\Delta t) \\ &= -W_o R^* = W_o(\alpha\sigma\sqrt{\Delta t} - \mu\Delta t) \end{aligned} \quad [2-16]$$

El método anterior puede generalizarse para otras funciones de probabilidad acumulativa, como la normal, mientras que toda la incertidumbre se encuentra contenida en la desviación estandar (σ).

Con el fin de visualizar de manera práctica y sencilla el cálculo del VAR para un portafolio con 2 instrumentos financieros, a continuación se ilustra un ejemplo al respecto.

En primer lugar, sólo se requiere lo siguiente:

1. Horizonte de tiempo.
2. Intervalo de Confianza especificado.
3. Base de datos con volatilidades y matriz de covarianza.

Ilustración 2.10:

Ejemplo de Cálculo del VAR para un portafolio con 2 Instrumentos Financieros.

Posición	Volatilidades		Intervalo de confianza al 95% (1.65)	Posición VAR
	260 Días	1 Día		
\$6 millones S&P	9.96%	0.62%	2*0.62%	\$74,400
\$4 millones US Treasury Bonds	4.36%	0.27	2*0.27	\$21,600
Valor en Riesgo del Portafolio				\$96,000

Fecha: 1996. Fuente: VAR. Value at Risk, Market Risk Management and Measurement, Newsletter Extract. <http://emfa.org/emfasite/articles/parjul96.htm>

Etapa 6. Conversión de los parámetros del VAR.

Mediante el uso de la distribución normal, las mediciones del VAR dependen de 2 parámetros básicamente:

1. El horizonte elegido, el cual define a $\sigma\Delta t$ y;
2. El nivel de confianza (el cual define a α).

Ambos parámetros anteriores, pueden ajustarse dependiendo de las necesidades o el Modelo interno utilizado por el Comité de Riesgos o bien, el Departamento de Administración de Riesgos de cada empresa. Por ejemplo, para el caso de RiskMetrics, éste

propone un intervalo de confianza del 95 por ciento (1.65σ) para 10 días. Mientras tanto, la propuesta de Basilea es más estricta, ya que define un intervalo de confianza del 99% para 10 días. El ajuste asumiría la siguiente forma, comparando ambos niveles de confianza propuestos:

$$VAR_{BC} = VAR_{RM} (2.33/1.65)\sqrt{10} = 4.45VAR_{RM} \quad [2-17]$$

Por tanto, con lo anterior, obtenemos que el VAR del Comité de Basilea representa 4 veces el VAR del sistema RiskMetrics. Cabe aclarar que el ajuste anterior es válido sólo cuando se asumen posiciones constantes, y el portafolio no contiene opciones.

Opiniones y Críticas Divergentes.

A pesar de que el Valor en Riesgo es utilizado frecuentemente, básicamente entre las instituciones financieras, se han dado numerosos debates en contra del Valor en Riesgo, cuyo principal líder y representante es Phillippe Jorion.

Por ejemplo, en un documento en línea (<http://www.derivatives.com/archives/1997/>), se ilustra un debate de Nassim Taleb contra las ideas propuestas por Jorion en su análisis del Valor en Riesgo.

El punto de vista propuesto por Taleb acerca del Valor en Riesgo consiste básicamente en la idea de que el VAR es menos útil como una herramienta de administración de riesgos, pero sí tiene mayor utilidad en el campo de la ingeniería financiera. Algunos de los principales argumentos propuestos por Nassim Taleb, así como las respuestas respectivas dadas por Phillippe Jorion, se ilustran a continuación:

Crítica 1.

El propósito del VAR no es describir los peores resultados posibles, sino simplemente proporcionar un estimado del rango de posibles ganancias y pérdidas.

Argumento 1.

Una de las principales ventajas de esta medida cuantitativa se reporta en unidades con facilidad para entender, es decir, en dólares. Además, su aplicación es muy práctica, ya

que actualmente la mayoría de los bancos comerciales monitorean el VAR de sus diferentes portafolios dentro de una base diaria. Por último, otra ventaja de este indicador, es básicamente no existe otra medida con la cual una institución pueda adquirir un estimado del perfil de riesgo global.

Crítica 2.

El VAR involucra una matriz de covarianzas solamente, y no trabaja con perfiles de pago asimétricos.

Argumento 2.

A. No necesariamente siempre sucede esto, ya que puede utilizarse una aproximación normal (o simétrica) para portafolios grandes, en los cuales, las fuentes independientes de riesgo (por la ley de los grandes números), tiende a crear distribuciones normales.

B. Por su parte, otro tipo de implementaciones del VAR, sí proveen perfiles de pago asimétricos, tal como la implementación delta-normal.

Crítica 3.

El enfoque del VAR es menos útil, debido a que las volatilidades y correlaciones cambian a través del tiempo.

Argumento 3.

A. Aún con los cambios que ocurren, el grado de precisión en las volatilidades diarias es más alto que en los rendimientos esperados.

B. Además, con el tiempo, se ha aprendido cada vez más a modelar volatilidades que cambian a través del tiempo (p.ej. con el Modelo GARCH). De acuerdo al punto de vista de Jorion, se requiere mejorar el pronóstico de los riesgos, en lugar de descartar por completo todo el enfoque del VAR. Es en este punto precisamente, el que marca la pauta de la presente tesis, ya que el enfoque que se pretende dar a los resultados, se orienta precisamente hacia una mejor medición del VAR, a través de un mejor pronóstico de las volatilidades.

Crítica 4.

El VAR es menos útil debido a que no es perfecto o exacto totalmente (a diferencia de las medidas de las ciencias físicas).

Argumento 4.

Se admite que el VAR no es perfecto. Sin embargo, a la ingeniería se le ha descrito como el “arte de la aproximación”, y la misma definición se aplica para el VAR.

Crítica 5.

Un problema del VAR es el referente al aspecto de “dialéctica”, ya que si un administrador de riesgos impone un Sistema VAR para penalizar a los intermediarios financieros por los riesgos incurridos, estos intermediarios podrían tener un incentivo para “jugar” con el VAR. Lo anterior significa que el VAR puede provocar que los intermediarios financieros cambien sus instrumentos e inversiones a otros mercados que parecieran tener menor riesgo, debido a razones equivocadas o incorrectas.

Por ejemplo, en 1994, los traders de divisas pudieron haber tomado posiciones largas con el peso mexicano (MXP), el cual mostraba una volatilidad histórica muy baja, pero sin embargo, poseía un alto riesgo de devaluación. Es aquí otro punto en donde se puede enfatizar nuevamente acerca de la importancia de un eficiente y exacto pronóstico de la volatilidad.

Argumento 5.

Jorion está de acuerdo en esta limitación del VAR. Es por ello, que la Administración de Riesgos no es tan simple, sino que se requiere de un proceso dinámico, en el cual un administrador de riesgos competente, debe estar conciente de la adaptación humana a este tipo de Sistemas de Administración de Riesgos.

Como se observó en las posturas anteriores, en que se describieron las críticas de Nassim Taleb contra Phillippe Jorion, estos dos expertos están de acuerdo en algunos puntos centrales de la Teoría del Valor en Riesgo. Sin embargo, tienen un desacuerdo básicamente en su conclusión fundamental:

- A. Nassim Taleb desea suspender la versión actual del VAR, por considerarla como una práctica negativa en la Administración de Riesgos.
- B. El punto de vista de Phillippe Jorion es complementar el VAR con otros métodos.

-
- C. El punto de vista propio de la autora de la presente tesis corresponde a la idea de Phillipe Jorion, ya que el VAR es muy útil y puede ser mejorado y complementado sustancialmente con otras técnicas, principalmente enfocadas a un mejor pronóstico de la volatilidad o incertidumbre, como lo que se propone en la presente tesis.

Enfoques Alternativos para la Medición del Valor en Riesgo (VAR).

Las diferentes herramientas alternativas al VAR, utilizan análisis estadístico para una distribución de rendimientos históricos o para la volatilidad implicada en el pronóstico potencial de movimientos de mercado. Algunos aspectos generales respecto a estos enfoques, se mencionan a continuación:

- A. La mayor parte de los análisis asumen una distribución normal de los datos, aún y cuando los rendimientos del mercado tienden a ser de naturaleza lognormal (o sesgada a la derecha).
- B. La mayoría de los análisis dependen de rendimientos históricos, los cuales no muestran qué podría suceder a futuro con la volatilidad de los rendimientos. Además, los rendimientos históricos muestran tiempo discreto y no tiempo continuo.
- C. La mayor parte de los instrumentos derivados no se operan activamente, por lo que se debe enfocar el modelo hacia el mercado específico.

2.2.2 Modelo de Valuación de Activos de Capital (CAPM).

El Modelo CAPM (Modelo de Valuación de Activos de Capital) es otro método de cuantificación de riesgos que ha proliferado mucho mediante el cálculo de una medida específica para estos fines conocida como Beta (β).

El Modelo de Valuación de Activos de Capital (CAPM por sus siglas en inglés: Capital Asset Pricing Model), representa un modelo de equilibrio en los Mercados de Capital, y tiene múltiples aplicaciones, entre las cuales destacan: (1) Estimación de tasas de descuento; (2) Como componente dentro del Cálculo del Costo de Capital Promedio Ponderado; (3) Para obtener una medida de riesgo, como se mencionó anteriormente, la cual es llamada beta de la acción o del proyecto.

Los fundamentos del Modelo CAPM se basan en una serie de supuestos, siendo los más relevantes los siguientes:

A. Expectativas homogéneas.

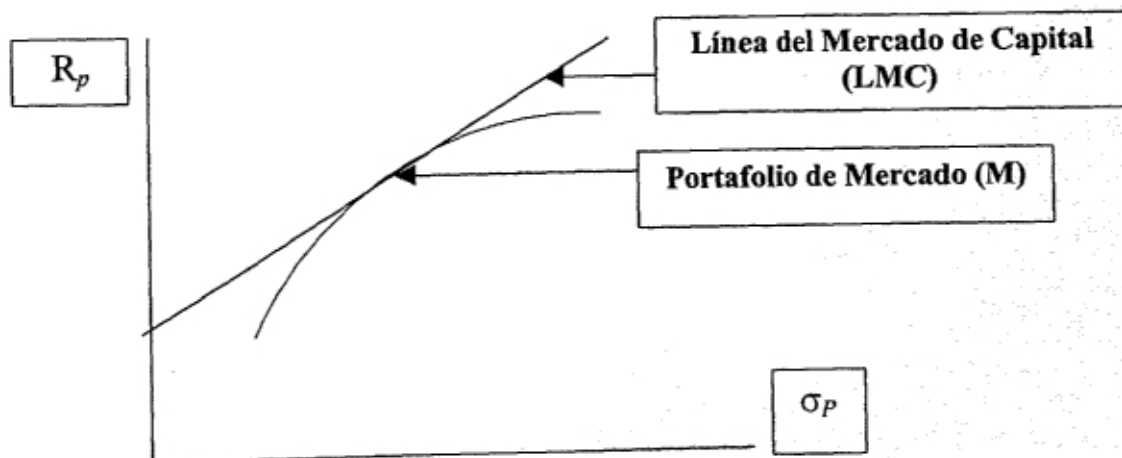
Este supuesto indica que en condiciones de equilibrio, la oferta de cada activo debe ser igual a la demanda por el mismo activo. Sin embargo, se debe considerar que únicamente se demanda el portafolio M (portafolio de mercado que un inversionista selecciona, basado en el Modelo de Markowitz y cada uno está de acuerdo sobre R_i y σ_{ij} para todo i y j para el siguiente periodo).

Por lo tanto, dado lo anterior, este supuesto presenta algunas implicaciones relevantes (Rodríguez Raymundo, 1997) :

1. Una frontera eficiente única.
2. El portafolio para cada inversionista estará dado por una combinación de M , y del activo libre de riesgo.
3. Todos los activos riesgosos forman parte de M (portafolio de mercado).

A continuación se presenta una gráfica que representa los supuestos anteriores de una manera más sencilla:

Ilustración 2.11: Supuesto de Expectativas Homogéneas en el Modelo de Valuación de Activos de Capital (CAPM)



Fecha: 1997, Fuente: Rodríguez Raymundo. Documento de trabajo sin publicar. Manual del curso: Administración de Portafolios de Inversión, EGADE.

Este supuesto de expectativas homogéneas tiene la implicación práctica de que si un inversionista comete errores en forma consistente, es muy probable que salga del mercado, ya que tal vez permanezca por algún tiempo aún con errores, pero si comete éstos sistemáticamente, no puede permanecer en el mercado.

B. Relación lineal entre riesgo y rendimiento.

Al formar un portafolio combinando una proporción de α de M y $(1 - \alpha)$ de la acción riesgosa j (acción que forma parte de del portafolio M), el conjunto de puntos (σ_p, R_p) descritos por estos portafolios debe ser tal que:

- 1) Dicho conjunto pase por el portafolio M y,
- 2) El conjunto sea tangente a la línea del Mercado de Capital en el portafolio M .

Por otra parte, la derivación de este Modelo de Equilibrio es muy extensa, pero conviene hacer mención de las ecuaciones finales del mismo, ya que resulta de fundamental importancia la ecuación de la Beta de riesgo, como a continuación se ilustra:

$$\beta_j = \frac{\sigma_{jM}}{\sigma^2_M} = \frac{Cov(R_j, R_M)}{Var(R_M)} \quad [2-18]$$

Con base en la fórmula anterior, a continuación se obtiene el valor de la beta de mercado finalmente:

$$\beta_M = \frac{Cov(R_M, R_M)}{Var(R_M)} = \frac{Var(R_M)}{Var(R_M)} = 1 \quad [2-19]$$

Dado lo anterior, se hace necesario definir esta medida de riesgo, la beta, la cual comprende el siguiente concepto fundamental:

$$\text{Riesgo total} = \text{Riesgo Sistemático} + \text{Riesgo No Sistemático.}$$

$$\sigma_j = \rho_{jM} \sigma_j + (1 - \rho_{jM}) \sigma_j$$

$$\beta_j = \frac{\text{Cov}(R_j, R_M)}{\sigma_M^2} = \frac{\sigma_j \sigma_M \rho_{jM}}{\sigma_M^2} = \frac{\rho_{jM} \sigma_j}{\sigma_M} = \frac{\rho_{jM} \sigma_j}{\rho_{MM} \sigma_M} \quad \text{ya que } \rho_{MM} = 1$$

[2-20]

Por lo tanto, de manera consecuente con las ecuaciones anteriores, se puede concluir que la beta es la razón o cociente del riesgo sistemático de la acción j al riesgo (sistemático) de mercado. Por definición, puede decirse que el riesgo total del portafolio de mercado es igual a su riesgo sistemático (Rodríguez Raymundo, 1997).

Por su parte, la ecuación final del modelo CAPM que resulta de la derivación correspondiente, se muestra a continuación:

$$R_j = R_F + (R_M - R_F) \beta_j \quad [2-21]$$

En la ecuación final del Modelo CAPM, puede observarse que indica básicamente que los rendimientos de un activo se encuentran dados por dos factores básicos: (1) El rendimiento de un activo libre de riesgo; (2) la prima o premio que otorga el rendimiento de un activo, en relación directa con el nivel de riesgo que ofrece el mismo.

2.2.3 Modelo de Valuación y Arbitraje de Precios (APT).

La teoría de Arbitraje de Precios (APT) es un enfoque diferente para fines de determinación de precios de los activos, y está basada en la Ley de un solo precio, es decir, toma como base que dos activos no pueden venderse a diferentes precios en diferentes lugares. En este modelo, los supuestos rígidos que se manejan en el CAPM no son necesarios.

La descripción de este modelo de equilibrio es más general, en relación al CAPM, en el sentido de que los precios sí pueden ser afectados por otras influencias externas, que van más allá de las medias y de las varianzas. Es decir, el modelo considera factores externos que pueden afectar.

En este modelo, el supuesto de las expectativas homogéneas se hace necesario. Sin embargo, el supuesto de que los inversionistas utilizan una estructura basada en medias y varianzas, se reemplaza por el supuesto de generación de rendimientos de los activos.

El Modelo APT requiere que los rendimientos sobre todos los activos sean lineales en relación a los índices que se muestran en la siguiente ecuación:

$$R_i = a_i + b_{i1}I_1 + b_{i2}I_2 + \dots + b_{ij}I_j + e_i \quad [2-22]$$

En donde,

a_i = nivel esperado de rendimiento para el activo i, si todos los índices tienen un valor de cero.

I_j = valor del índice j, que impacta el rendimiento sobre el activo i.

b_{ij} = sensibilidad del rendimiento de la acción i al índice j.

e_i = término de error aleatorio con media igual a cero y varianza igual a σ_{ei}^2 .

En conclusión, el Modelo APT representa los rendimientos esperados que pueden ser derivados de los rendimientos generados mediante un modelo multi-índices, es decir, tomando en cuenta el impacto de una diversidad de factores externos que pueden afectar al cambio los precios de los activos.

2.3 Enfoques Alternativos para la Medición de la Incertidumbre.

De manera general, las técnicas de medición de la incertidumbre, componente del riesgo que se analiza en la presente tesis, se pueden clasificar en tres grandes apartados:

2.3.1 Método Determinístico.

Este tipo de métodos se basan en la certidumbre, y es importante tener en cuenta esto durante su estudio. Estos métodos poseen ciertos requerimientos básicos para su uso, lo cual debe tomarse muy en cuenta para decidir su utilización:

- A. Especificación de las tasas futuras de mercado.
- B. Valuación de posiciones.

Algunas desventajas o problemas con estos métodos se basan en lo siguiente:

- A. Alta orientación a la transacción.
- B. Dificultad para adaptarse fácilmente a un portafolio con diversos instrumentos, como por ejemplo, con instrumentos derivados.

En los Métodos Determinísticos se incluyen los siguientes, y se analizarán con mayor detalle en el siguiente apartado:

1. Análisis de Sensibilidad o de Escenarios.
2. Medidas Griegas.
3. Pruebas de Estrés.

2.3.1.1 Análisis de Escenarios.

Se emplea cuando una empresa cuenta con portafolios simples, y básicamente consiste en:

1. Utilizar Modelos de Precios;
2. Asumir un cambio en algún o todos los factores de mercado y;

3. Determinar el cambio de valor en el portafolio.

Este concepto involucra el desarrollo de una serie de escenarios para fines de investigar los efectos de condiciones de mercado extremas, proceso que dependerá de cada administrador en particular.

Este análisis radica en lo siguiente, en términos generales:

- A. Inicia creando escenarios extremos (con dispersiones muy superiores o inferiores a los precios y tasas de mercado actuales).
- B. Radica en crear situaciones inesperadas y de esta forma, analizar los impactos no sólo con los factores actuales, sino con todos los factores que puedan verse influenciados por éstos.

2.3.1.2 Medidas Griegas.

Las medidas delta y gamma se pueden utilizar en conjunto para fines de predecir el tipo de cambio en el precio de una opción, con respecto al precio del activo, divisa o commodity.

El significado conceptual de ambas medidas es el siguiente:

A. La Delta (Δ) indica la variación en el precio de un instrumento o portafolio cuando el precio del activo, divisa o commodity, cambia.

De forma gráfica, la delta es la pendiente de una recta tangente a la función del precio de la opción, al tipo de cambio actual.

B. La Gamma (Γ) se define como la derivada parcial de delta (o la segunda derivada parcial del precio de la opción), al tipo de cambio actual.

La ecuación para expresar lo anterior sería la siguiente:

$$\text{Gamma} = \Gamma = \delta\Delta(S) / \delta S = \delta^2 C(S) / \delta S^2 \quad [2-23]$$

Cambio en el precio =

$$\Delta(\text{Delta}) * \Delta PA + 1/2 \Gamma * \Delta PA^2 \quad [2-24]$$

donde:

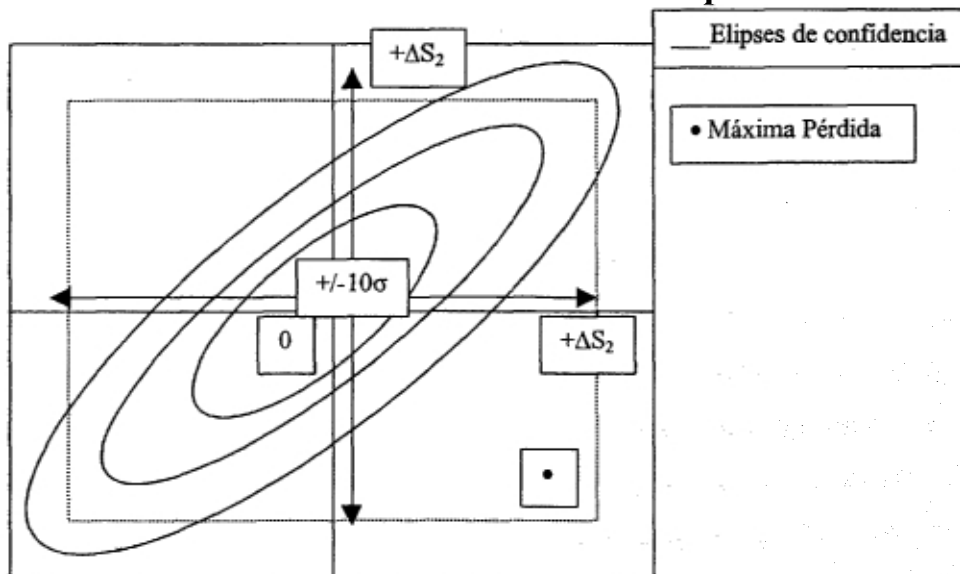
ΔPA = Cambio en el precio del Activo.

ΔPao = Cambio en el precio del Activo subyacente de la opción.

2.3.1.3 Pruebas de Estrés.

Básicamente, este método representa un intento para reflejar el hecho de que las relaciones estadísticas relevantes, tales como las correlaciones y las volatilidades, se mantienen válidas solamente durante periodos de mercado “normales”, ya que en periodos con movimientos de mercado extremos, es muy probable que estos números ya no tengan validez. Por ello, este método, trata de hacer un esfuerzo para calcular movimientos de mercado extremos, en el momento en que las correlaciones de los periodos “normales” ya no resultan con validez, y que ignora las relaciones estadísticas a través del proceso que se ilustra a continuación:

Ilustración 2.12: Métodos Numéricos de Búsqueda



Fecha: 1996

Fuente: Thomas Wilson. *The Handbook of Risk Management and Analysis*.

El proceso a seguir para este método es básicamente el siguiente:

1. En primer lugar, se especifica una región dentro de la cual se busca el resultado más pesimista. Para el caso de la figura anterior, se seleccionó un rectángulo de dos dimensiones, en donde la longitud de cada lado se establece arbitrariamente, equivaliendo a una desviación estándar de diez sigmas en base a las tasas de mercado relevantes para el estudio en cuestión.

2. Se utiliza el perfil de pago actual, o una función de pago aproximada sobre la región, pudiéndose utilizar una línea cúbica de N dimensiones, o bien una línea cúbica polinomial, o una interpolación lineal. La línea anterior debe estar basada en las sensibilidades del portafolio, evaluadas a intervalos de una sigma alrededor de las tasas de mercado actuales. De forma similar que para las técnicas de simulación, la creación de un perfil de pago aproximado es opcional, a menos que todas las transacciones del portafolio puedan accesar y evaluarse directamente.

3. Por último, se busca el perfil de pago sobre esta región, con el resultado menos favorable (el peor evento). Si se utiliza un método de búsqueda gradiente, se deberán utilizar varias condiciones iniciales, a fin de asegurarse que se alcanza un indicador global más que un mínimo local solamente.

Así mismo, es importante mencionar los diferentes supuestos e implicaciones de este método, a fin de tomarlos en cuenta al estar trabajando con el mismo:

- A. El Método de Búsqueda Numérica no hace supuestos relativos al proceso estocástico que sigue la generación de rendimientos, a excepción de el máximo número posible de sigmas establecidas en el método, las cuales las establece la administración. Es importante concretar que el establecimiento de el número de sigmas debe estar básicamente orientado a capturar el máximo riesgo de capital que se enfrenta, de tal forma que se cubran los movimientos más extremos en los precios financieros sujetos de análisis, concretamente en el momento en que las relaciones estadísticas de “normalidad” en la distribución tienden a no cumplirse.

- B. Además, ignora la información potencial útil, así como sus relaciones, las cuales podrían impactar más fuertemente a los mercados durante periodos de tiempo “normales” (o con rendimientos distribuidos normalmente).
- C. En términos de sensibilidades de precios, en algunas ocasiones se toma el supuesto de que la función de pago del portafolio está cercanamente aproximada por una función que se encuentra sobre la región de búsqueda relevante, dependiendo de la disponibilidad de los datos de la transacción.

En el momento de aplicar este método, es importante tomar en cuenta que el desarrollo del mismo está enfocado o centrado únicamente en encontrar absolutamente el peor escenario para un portafolio, ignorando todas las correlaciones históricas, así como las volatilidades. Por tanto, es conveniente tomar en cuenta este método a manera de complemento con otras medidas de riesgo de capital que son válidas para periodos de tiempo en que existe normalidad en los precios financieros.

Se emplea cuando una empresa cuenta con portafolios simples, y básicamente consiste en:

1. Utilizar Modelos de Precios;
2. Asumir un cambio en algún o todos los factores de mercado y;
3. Determinar el cambio de valor en el portafolio.

2.3.2 Método Probabilístico.

A diferencia de los métodos determinísticos, cuya base radica en la certidumbre, estos métodos miden los riesgos resultantes de diversas posiciones, tanto de tasas como de precios.

Estos métodos se fundamentan en las siguientes bases:

- A. Definición de una función de distribución, que describe el rango de certidumbre en una tasa futura o precio variable con que se opera.

B. Se basan en la covarianza.

Algunas desventajas que presentan estos métodos se pueden resumir en lo siguiente:

- A. Se necesitan muchos requerimientos estadísticos para trabajar con el modelo, a fin de definir los supuestos y determinar la distribución de los precios y tasas.
- B. Su principal debilidad radica en los beneficios que se ofrecen de reducir muchas observaciones en la Simulación Monte Carlo, así como al empleo de todas las observaciones en la Simulación Histórica.

En los Métodos Probabilísticos se incluyen los siguientes:

1. Simulación Monte Carlo.
2. Simulación Histórica.

2.3.2.1 Simulación Monte Carlo.

Esta simulación es muy similar a la Simulación Histórica, y su diferencia fundamental radica en que para este método particular se selecciona una distribución estadística que mejor se aproxime a los cambios en los factores de mercado.

Después de lo anterior, se genera un número aleatorio para generar “n” cambios hipotéticos en los factores de mercado.

Este método cubre en mayor extensión, un rango de valores posibles en las variables financieras, además de tomar en consideración las correlaciones.

El método de Simulación Monte Carlo puede dividirse en dos grandes etapas si se visualiza como un proceso:

ETAPA 1.

El administrador de riesgo especifica un proceso estocástico para variables financieras, así como los parámetros del proceso. Estos parámetros (p.ej. riesgo y correlaciones) pueden derivarse de datos históricos o implícitos de opciones.

ETAPA 2.

Se simulan series de precios ficticias para todas las variables de interés. En cada horizonte considerado, el cual puede ir de un día a varios meses, el portafolio es valuado utilizando una valuación completa. Con las simulaciones estocásticas anteriores, se forman distribuciones de rendimientos, de las cuales puede obtenerse un VAR.

Algunas Ventajas que presenta el Método de Simulación Montecarlo, se pueden visualizar a continuación:

1. La especificación de distribuciones se construye de una manera más teórica.
2. La agregación a través de los mercados es simple y consistente.
3. La capacidad para la realización de Análisis de Sensibilidad y Pruebas de Esfuerzo.
4. Se debe especificar una distribución para cada factor de mercado.

Entre las desventajas para este mismo método, son relevantes las siguientes:

1. Se requieren modelos de precios para todos los instrumentos.
2. Los precios simulados se cambian en un nivel, en comparación a los precios del “mundo real”.
3. Posee una mayor complejidad de programación.

Para fines de mayor especificación práctica del método de Simulación Montecarlo, en el capítulo 4, en el apartado de metodología, se especificará el proceso a detalle para realizar una Simulación Montecarlo.

2.3.2.2 Simulación Histórica.

Este método proporciona una implementación directa de la valuación completa, y consiste básicamente en regresar en el tiempo, por ejemplo, a los últimos 90 días, y aplicar ponderaciones actuales a una serie de tiempo de rendimientos históricos del activo, como lo describe la siguiente ecuación:

$$R_{p,\Gamma} = \sum_{i=1}^N w_{i,t} R_{i,\Gamma} \quad \Gamma = 1, \dots, t. \quad [2-25]$$

Es conveniente especificar que las ponderaciones de la ecuación ($w_{i,t}$), se mantienen en sus valores actuales, y aún y cuando este rendimiento no representa un portafolio real, sí reconstruye la historia en una buena proporción, de un portafolio hipotético, utilizando la posición corriente. Los precios futuros hipotéticos para el escenario t , se obtienen aplicando cambios históricos en los precios, al nivel actual de precios, como se muestra en la siguiente ecuación:

$$P^*_{i,\Gamma} = P_{i,0} + \Delta P_{i,\Gamma} \quad i = 1, \dots, N. \quad [2-26]$$

Posteriormente, se obtiene un nuevo valor del portafolio $P^*_{i,\Gamma}$ con el conjunto completo de precios hipotéticos. De esta forma, el Valor en Riesgo se obtiene a partir de la distribución completa de los rendimientos hipotéticos.

Es importante mencionar que al suavizar la distribución mediante la utilización de una distribución normal, se reduce el efecto de la irregularidad en la distribución, debido a las variaciones de la muestra. Lo anterior, proporciona estimaciones más precisas del VAR, mientras la distribución real, no difiera demasiado en relación a la distribución normal.

Para fines de mayor especificación práctica del presente método, en el capítulo 4, dentro del apartado de metodología, se especificará el proceso práctico para realizar una Simulación Histórica.

Entre las ventajas que presenta el Método de Simulación Histórica, destacan las siguientes:

1. No se realizan supuestos acerca de distribuciones.
2. Las volatilidades y correlaciones se obtienen a partir de lo que ocurre actualmente.
3. La agregación a través de los mercados es lineal.
4. Pueden realizarse hojas de cálculo programables.

Las desventajas que presenta este método, se enlistan a continuación:

1. Las tendencias reflejadas en los datos históricos, pueden distorsionar las medidas de riesgo.
2. Se requieren modelos de precios para todos los instrumentos.
3. Dificultad para conducir los Análisis de Sensibilidad y las Pruebas de Esfuerzo.

2.3.3 Método Analítico.

Son similares a los métodos probabilísticos, ya que pretenden describir el comportamiento de las tasas. Sin embargo, los métodos analíticos pretenden estimar las tasas futuras actuales, por lo que las herramientas estadísticas son más complejas:

- A. Variaciones del análisis de autocorrelación (ARCH, GARCH, etc.) en técnicas lineales.
- B. Redes neuronales y matrices difusas en técnicas no lineales.

En los Métodos Analíticos se incluyen los siguientes:

1. Autocorrelación (ARCH).
2. Regresión Lineal.
3. Metodología Box-Jenkins (Modelos ARIMA).

2.3.3.1 Autocorrelación (ARCH).

Este Enfoque Heteroscedasticidad Condicional Autorregresiva (ARCH) representa un modelo de rendimientos, lo cual implica que la varianza sigue un proceso de cambio a través del tiempo. La principal característica de estos modelos radica en que la varianza condicional es observable en el tiempo t , lo cual indica que la función es completamente determinística de los términos de error previos y de las varianzas. La media se asume que permanece constante.

Los Modelos ARCH pueden clasificarse como sigue:

1. Modelo ARCH básico.

Características del Modelo:

-
- A. Este modelo es básicamente de Promedios Móviles.
 - B. La varianza está en función de los términos de error cuadrado medio obtenidos previamente.
 - C. La ecuación que expresan los Modelos ARCH básicos, se muestra a continuación:

$$E[X^2_t | F_t] = \sigma^2_t \quad [2-27]$$

$$F_t = [X_1, \dots, X_{t-1}, \sigma_1, \dots, \sigma_{t-1}] \quad [2-28]$$

$$\sigma^2_t = \alpha_0 + \sum_{k=1}^q \alpha_k X^2_{t-k} \quad [2-29]$$

donde $\alpha_0 > 0$ y $\alpha_k \geq 0$ para $k = 1, \dots, q$.

$$\sum_{k=1}^q \alpha_k < 1$$

Los parámetros deben restringirse para asegurar que la varianza permanecerá positiva, ya que si σ^2_t se considera que sigue un proceso estacionario, debe imponerse esta restricción.

2. Modelo ARMA (0, q).

Características del Modelo:

- A. Tiene autocorrelaciones diferentes de cero en los periodos (o rezagos) 1 al q solamente.
- B. El nivel de q debe ser igual al rezago de la autocorrelación significativa mas alta de la serie a ser modelada.
- C. Si el rezago más alto es grande, entonces existirán muchos parámetros en el Modelo, y el Modelo ARCH se convertirá en un modelo difícil de estimar.
- D. Es un modelo factible sólo para niveles bajos de q .

3. Modelo ARCH Generalizado (GARCH).

Este tipo de modelos para estimación de la volatilidad, se caracterizan por conferir una ponderación mayor a la información más reciente. Este modelo se caracterizó por ser el primero de este tipo, y fue propuesto por Engle y Bollerslev (1992).

El Modelo GARCH asume que la varianza de los rendimientos sigue un proceso predecible, es decir, básicamente se deben tomar en cuenta dos aspectos importantes con este modelo:

- 1) La varianza condicional depende de la última innovación.
- 2) La varianza condicional depende también de la varianza condicional previa.

Características del Modelo:

A. Es el Modelo extendido (o más completo) para un Modelo ARMA (p, q), el cual incluye básicamente dos componentes:

- 1) Componente Autorregresivo.
- 2) Componente de Promedios Móviles Polinomiales.

Los dos componentes anteriores se pueden observar en la fórmula siguiente:

$$\sigma^2_t = \alpha_0 + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma^2_{t-j} + \sum_{k=1}^q \alpha_k X^2_{t-k} \quad [2-30]$$

$$\sum_{k=1}^q \beta_j + \sum_{k=1}^q \alpha_k < 1 \quad [2-31]$$

Mediante la fórmula [2-31], puede observarse que una condición para que el modelo GARCH sea estacionario, la suma de los parámetros $\alpha_1 + \beta$ debe ser menor a la unidad.

Además, lo anterior incrementa la versatilidad del modelo, ya que pueden incorporarse rezagos o periodos largos en el modelo, con un pequeño número de parámetros.

- A. Se deben imponer más restricciones para los parámetros de este modelo GARCH, ya que por ejemplo, el modelo es estacionario, lo cual significa que el polinomio ARMA (p,q) debe ser estacionario.
- B. Una ventaja del método es que proporciona un modelo con pocos parámetros, que parece ajustar los datos adecuadamente. Por ello, estos modelos se han convertido en un importante apoyo para el análisis de series de tiempo en los mercados financieros, los cuales muestran sistemáticamente agrupamientos de volatilidades.
- C. El inconveniente de estos modelos es básicamente su no-linealidad, ya que los parámetros deben estimarse mediante máxima verosimilitud, lo cual implica el desarrollo de una optimización numérica.

4. Modelo GARCH Integrado (IGARCH).

Características del Modelo:

- A. Es un Modelo No Estacionario, en donde la ecuación que lo describe se da a continuación:

$$\sum_{j=1}^p \beta_j + \sum_{k=1}^q \alpha_k = 1 \quad [2-32]$$

- B. El Modelo Final es el GARCH Exponencial, el cual es diferente de otros modelos, al ser no lineal, sino logarítmico:

$$\ln \sigma^2_t \alpha_0 + \sum \beta_j \ln \sigma^2_{t-j} + \sum_{k=1}^q \alpha_k \left[\theta Y_{t-k} + \psi |\psi_{t-k}| - (2/\Pi)^{1/2} \right]$$

$$\psi_{t-k} = X_{t-k} / \sigma_{t-k} \quad [2-33]$$

- C. El resto de los modelos sólo incorporan la magnitud de Xt, pero no el signo. Es decir, el Modelo EGARCH puede reconocer el signo, y reaccionar asimétricamente a los cambios.

D. La varianza condicional siempre es positiva, sin algunas restricciones sobre los parámetros.

En general, todos los modelos ARCH poseen tres problemas significativos al utilizarlos como herramientas de pronóstico:

1. Necesitan una base de datos muy extensa para lograr una estimación robusta.
2. Los Modelos Complejos con un gran número de parámetros, tienden a caer fuera de la muestra. Es decir, los modelos pueden trabajar satisfactoriamente para una cierta base de datos específica, dando un buen ajuste, pero éstos pueden ser no válidos posteriormente para nuevos datos. Lo que se busca es que el modelo de pronóstico sea útil, y lo suficientemente estable a través del tiempo, a fin de mantenerlo conforme el tiempo pase.
3. Los modelos están enfocados un paso delante de los pronósticos. Los pronósticos hacia delante eventualmente tienden a converger hacia una varianza de largo plazo.

Por su parte, los Modelos Empíricos para fundamentados en el Modelo Autorregresivo Condicional Heteroscedástico, han mostrado los siguientes resultados:

- A. En una prueba empírica por Figlewski (ref. tesis 1996), realizó una prueba sobre el Modelo GARCH (1,1), para pronosticar la volatilidad para el índice S&P 500. El propósito de este estudio fue encontrar la volatilidad pronosticada para los próximos 5 años. Al respecto, encontró que el Modelo GARCH tiende a ser menos exacto y más difícil de usar, en comparación con la simple varianza histórica estimada. En conclusión, los errores de pronóstico fueron más pronunciados o mayores, para horizontes de tiempo más largos.
- B. Por su parte, un estudio llevado a cabo por West y Cho (ref. tesis 1996), comparó el enfoque GARCH contra una varianza histórica simple para pronosticar la volatilidad. Al respecto, se encontró que el GARCH resultó significativamente mejor para horizontes de tiempo más cortos.
- C. En otro estudio empírico realizado, Heynen y Kat (ref. tesis 1996) utilizaron el GARCH sobre tipos de cambio y rendimientos de acciones en su estudio. Ellos

encontraron que los Modelos GARCH poseen un poder de predicción mayor en relación con la varianza estimada histórica, para tipos de cambio, con un horizonte de tiempo menor a 20 días.

Por su parte, conviene mencionar el Enfoque de Risk Metrics (JPMorgan, 1996) utiliza una variación de estos métodos analíticos de autocorrelación. Este enfoque adopta un enfoque pragmático para modelar el riesgo, ya que las varianzas son modeladas utilizando un pronóstico exponencial. Por tanto, el pronóstico para el periodo t es un promedio ponderado del pronóstico previo, utilizando la ponderación λ , así como de la última innovación al cuadrado, utilizando la ponderación $(1 - \lambda)$, y puede llevarse a la siguiente ecuación:

$$h_t = \lambda h_{t-1} + (1 - \lambda) r_{t-1}^2 \quad [2-34]$$

En la ecuación anterior, el parámetro λ es llamado el factor de caída o deterioro, y debe ser menor a la unidad. Además, cabe mencionar que este modelo puede visualizarse como un caso especial del proceso GARCH, y algunas pruebas empíricas realizadas, concluyen que produce resultados muy cercanos a los obtenidos con el modelo GARCH.

Otras características del Modelo:

- A. El modelo exponencial es fácil de implementar porque maneja un solo parámetro. Por lo tanto, es mejor para fines del error de estimación, en comparación con otros modelos.
- B. El estimador es recursivo, de la misma forma que para el modelo GARCH.
- C. El pronóstico está basado en el pronóstico previo y en la última innovación, por lo que toda la historia se resume en un número h_{t-1} . Este aspecto contrasta con el método de promedios móviles, en donde se necesitan los últimos rendimientos m para construir el pronóstico.
- D. El único parámetro en este modelo es el factor de caída λ . En teoría, este factor puede encontrarse mediante la función de máxima verosimilitud, y desde el punto

de vista operacional, es difícil realizar esta tarea a diario para más de 450 series en la base de datos del RiskMetrics.

- E. El factor de caída puede variar no sólo entre las series, sino también con el tiempo, perdiendo consistencia en diferentes periodos.
- F. Los valores diferentes de λ crean incompatibilidad para los términos de covarianza y pueden conducir a coeficientes de correlaciones mayores a la unidad.

Así mismo, a través de la investigación realizada por RiskMetrics (1998), se encontraron resultados interesantes y diferentes acerca del supuesto de que los precios log están idéntica e independientemente distribuidos, lo cual asume el Modelo Random Walk:

- A. Fenómeno de Agrupamiento de Volatilidad (“Volatility Clustering”).
- B. Independencia. Con respecto al supuesto de independencia, se obtuvo que los cambios en precios log diarios tienen pequeñas autocorrelaciones. Así mismo, los cambios en precios log cuadrados tienen autocorrelaciones significativas.
- C. Los horizontes más lejanos (1 mes o 1 trimestre), tienen distribuciones diferentes de las de los rendimientos diarios.

2.3.3.2 Regresión Lineal.

Este método se basa en la idea de que el grado de riesgo cambiario se relaciona a la exactitud en las predicciones del tipo de cambio, y esto a su vez, se relaciona a las propiedades estadísticas de los tipos de cambio a través del tiempo.

La exposición al tipo de cambio en cada divisa está dada por un coeficiente de regresión en esa moneda, dentro de una regresión múltiple de tipos de cambio contra el valor de la moneda doméstica de un activo o pasivo.

A continuación se presenta una ecuación de regresión de Activos/Pasivos contra tipos de cambio:

$$V(\$) = \alpha + \beta_1 ER(TDC_1) + \beta_2 ER(TDC_2) + \dots + \mu \quad [2-35]$$

$V(USD)$ = Valor del Activo/Pasivo en dólares.

$ER(TDC_1)$ = Tipo de cambio 1 dado en cotización americana o europea.

$ER(TDC_2)$ = Tipo de cambio 2 dado en cotización americana o europea.

β_1 = Coeficiente de regresión y exposición en (TDC_1)

β_2 = Coeficiente de regresión y exposición en (TDC_2)

μ = Error de la regresión

Dada la ecuación anterior, la cantidad de exposición y por lo tanto, el tamaño de alguna cobertura requerida, está dada por los coeficientes de regresión.

Sin embargo, el valor práctico de este método como una medida de exposición y requerimientos de cobertura, es limitado porque los coeficientes de regresión son estimados con error (esto significa que algo de riesgo ocurre solamente proveniente del “riesgo de la regresión”).

En opinión de los autores Levi y Zechner (1995), la definición de exposición medida como coeficientes de regresión es correcta sólo si se refiere a coeficientes verdaderos. Por lo tanto, dado que se tiene la imposibilidad de conocer estos coeficientes verdaderos, el valor práctico de la definición de coeficientes de regresión, se demerita significativamente. Por lo tanto, se considera que dado lo anterior, existe un área de oportunidad para mejorar esta técnica de medición de la Exposición Económica.

Por su parte, la regresión cruzada seccional (cross sectional) representa en términos muy generales, una variación de la primera metodología, y consiste en obtener valores futuros para el Tipo de Cambio Spot y calcular los Flujos Esperados.

En los casos en que la Exposición Operativa es No Lineal, se sigue un procedimiento específico:

1. Selección de portafolio de opciones con valor aproximado al flujo de operación, y se permanece con él para cubrirse.

2. Se divide el horizonte de tiempo $T - t$ en 15 subperiodos y se construye un árbol binomial que corresponda a la volatilidad de S_t .
3. Se cubre la exposición dinámicamente con una secuencia de coberturas lineales revisadas periódicamente.

2.3.3.3 Metodología Box-Jenkins.

Este modelo es el que se propone para fines del presente estudio, y a continuación se presentará un breve panorama del mismo, para posteriormente, en el capítulo 4, profundizar más con el Modelo Matemático que lo fundamenta.

Este método forma parte de los Modelos de Pronósticos, los cuales se dividen en dos grandes apartados, con sus respectivas subsecciones, las cuales se enlistan a continuación:

1.- Métodos Cualitativos.

2.- **Métodos Cuantitativos.** Involucran análisis de datos históricos para predecir los valores futuros. Se dividen a su vez en:

Modelos de Series de Tiempo. Los datos históricos sobre la variable a ser pronosticada, son analizados en un intento para identificar un patrón de datos. Asumiendo que siguen el mismo patrón, este patrón es extrapolado para producir pronósticos futuros.

- a) **Método de Suavización Exponencial.** Se utiliza como pronóstico un promedio ponderado de los valores recientemente observados. Los valores más recientes reciben mayor peso que los más antiguos.
- b) **Método de Holt-Winters.** Es una versión más sofisticada del método de promedios móviles y es utilizado para datos con patrones de tendencia y estacionalidad.
- c) **Método de Descomposición.** Las Series de Tiempo poseen 4 componentes básicos: tendencia, estacionalidad, ciclo y aleatoriedad. En este método se estiman tres de estos componentes, y se utilizan para pronosticar valores futuros de pronóstico.

d) **Método de Box-Jenkins.** En estudios recientes se han realizado numerosos estudios acerca del comportamiento de las utilidades en forma trimestral, y se ha encontrado que este proceso de generación de ganancias muestra un comportamiento con tendencia y estacionalidad. Esto implica que las utilidades predecidas en el periodo trimestral o en el año t , son iguales a las utilidades para el trimestre q , en el año $t-1$, más un grado de error. Dado lo anterior, Foster, Watts Griffin y Brown Rozeff (1987), utilizaron la técnica del Método Box-Jenkins, llamada ARIMA (Auto Regressive Moving Average o Modelo del Promedio móvil Autorregresivo Integrado) para desarrollar modelos de generación de utilidades en forma trimestral.

Cada uno de los Modelos ARIMA eliminan una porción del error transitorio de cambios pasados en las utilidades trimestrales, de tal forma que de otra manera afectarían los pronósticos de las utilidades trimestrales.

Foster (1987) concluyó que los Modelos ARIMA son mejores que los modelos estacionales y no estacionales en 2 formas básicamente:

- 1) Predicciones más exactas de utilidades trimestrales futuras.
- 2) Mayor correlación con los movimientos de precios de acciones anormales.

El Método de Box-Jenkins, sugerido por George E.P. Box y Gwilym M. Jenkins en su libro "Análisis de Series de Tiempo: Pronóstico y Control" (Primera publicación en 1970), es un enfoque para pronosticar series de tiempo, el cual es sumamente útil en el área financiera y de análisis económico.

La principal ventaja del Método de Box Jenkins es que los pronósticos de corto plazo que arroja este método son usualmente más acertados que aquellos producidos por cualquier otro método. Este método es ampliamente utilizado para el pronóstico del corto plazo, debido a su mayor exactitud.

La principal desventaja de este método, es básicamente que resulta difícil de entender, lo cual ha inhibido su uso en aplicaciones administrativas en los negocios. Lo anterior se refiere básicamente a que el proceso de identificar el modelo correcto de los modelos posibles es difícil de entender, es lento y costoso en términos de tiempo de cálculo.

Sin embargo, este método ha sido más ampliamente usado para el mediano y corto plazo, cuando los altos riesgos asociados con errores de pronóstico justifican el alto costo de usar el método.

e) **Métodos de Pronóstico Bayesianos.**- Permite especificar un rango de modelos para los datos, más que un modelo sencillo, con probabilidades asociadas. Este método incluye tanto Suavización Exponencial, así como Modelos ARIMA.

Modelos Causales. Involucran la identificación de otras variables relativas a las de predicción.

a) Métodos de Regresión Múltiple.

A1. Indica la relación entre las variables dependientes e independientes entre sí.

A2. Se estiman coeficientes de las variables independientes en la ecuación de regresión.

A3. La ecuación de regresión es utilizada para pronosticar a la variable dependiente.

b) Métodos Econométricos.

B1. Involucran Sistemas de Ecuaciones de regresión interrelacionadas.

B2. Se realiza un análisis de regresión para estimar los coeficientes de estas ecuaciones.

c) Métodos de Box-Jenkins Multivariados.

C1. Son más exactos.

C2. Es una extensión del Método de Box-Jenkins univariado, lo cual intenta relacionar estas variables independientes a las variables dependientes, mediante funciones de transferencia.

Según O'Donovan (1983), se ha encontrado que para pronósticos de corto plazo y mediano plazo, el Método de Box-Jenkins es más acertado que los métodos econométricos complejos, los cuales son más costosos.

El Método de Box-Jenkins multivariado es más exacto que el univariado, dado que usa información acerca de otras variables relacionadas con la variable pronosticada.

Por otra parte, no se han encontrado muchas aplicaciones del Método de Box-Jenkins multivariado, por lo que no se ha demostrado que estos métodos sean más exactos que el Método univariado para pronósticos de corto y largo plazo.

La principal desventaja de los Modelos Causales es que son todavía más difíciles de entender y más costosos que los Modelos de Series de Tiempo. Estos altos costos son por el desarrollo del modelo, y por la recolección y análisis de datos.

INSTITUTO VENEZOLANO DE INVESTIGACIONES CIENTÍFICAS Y TECNOLÓGICAS
CENTRO VENEZOLANO DE INVESTIGACIONES EN CIENCIAS DE LA TIERRA Y DEL ESPACIO
VENEZUELA

CAPÍTULO 3

3 Modelo de Cambios en Precios Financieros.

De acuerdo a la literatura en Finanzas (1963-1965), los cambios en los precios financieros se les denomina como rendimientos financieros, los cuales, según estudios e investigación en Finanzas, tienden a estar normalmente distribuidos, al menos en forma no condicional. Estos estudios se han enfocado en mayor porcentaje, a la investigación de los cambios en precios de alta frecuencia o diarios, y al respecto, se concluyen algunas observaciones básicas:

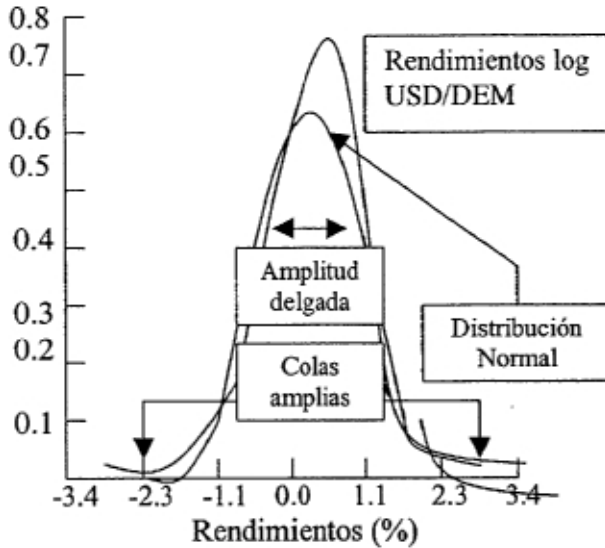
Observación 1. Las distribuciones de los rendimientos financieros poseen “colas amplias” (fat tails), lo cual implica que movimientos extremos en precios ocurren más frecuentemente, en comparación a lo que indica una distribución normal. Con respecto a este comportamiento de los rendimientos, es posible observar que presentan una distribución leptokurtósica (leptokurtotic), lo cual implica lo siguiente:

- A. Los rendimientos tienen autocorrelaciones pequeñas.
- B. Los rendimientos cuadrados tienen frecuentemente autocorrelaciones significativas.

Este comportamiento especial de las distribuciones históricas de los rendimientos, se ha encontrado que tiene una gran incidencia en una amplia variedad de mercados, los

cuales muestran evidencia de movimientos de mercado bastante considerables, y pueden predecirse mediante la distribución normal, además de que a la vez posee un pico más alto en la media, el cual es predecido a través de la distribución normal estándar (una propiedad llamada "leptokurtosis").

Ilustración 3.1: Distribución Normal vs. Distribución Leptokurtósica



Fecha: 1998

Fuente: RiskMetrics, JP Morgan. Zangari, Peter. Morgan Guaranty Trust Company. Risk Management Research.

Como se puede observar, la distribución leptokurtósica representa un histograma suavizado, llamado así debido a que se obtiene con un proceso de suavización conocido como "Estimación de densidad de Kernel". El Estimador de densidad de Kernel, es utilizado para producir una línea suavizada, que es más fácil de comparar a la función de densidad verdadera (normal, en este ejemplo).

Para una más clara ilustración de lo anterior, a continuación se muestra una tabla en donde se observan las frecuencias de movimientos de mercado extremos actuales vs. esperadas. Para lo anterior, los rendimientos semanales corresponden a Bonos Gubernamentales a 10 años de los 5 años anteriores a 1994:

Ilustración 3.2:
Frecuencias de movimientos de mercado extremos actuales vs. esperados,
para Bonos Gubernamentales a 10 años en EU (1989-1994).

Desv.Est.	GBP	USD	DEM	Probabilidad Esperada
3	2.3%	2.8%	1.5%	0.300%
4	0.6%	0.4%	0.2%	0.006%
5	0.2%	0.4%	0.0%	0.000%
6	0.2%	0.1%	0.0%	0.000%
Movim. Máx. Desv.Est.	6.4	7.6	4.1	

Fecha: 1994

Fuente: The Handbook of Risk Management and Analysis. Edición de: Carol Alexander (The University of Sussex). Editorial John Wiley & Sons, p. 201.

Esta tabla indica que los movimientos de las 3 desviaciones estándar, ocurrieron con una frecuencia de 2.3% del tiempo para el periodo de muestra de 10 años de la libra esterlina (GBP) (y respectivamente 2.8% para el USD, 1.5% para el DEM) de los Mercados de Bonos Gubernamentales. Mientras tanto, la distribución normal predeciría estos eventos como 0.3% del tiempo, lo cual es sumamente contrastante para fines del cálculo del riesgo.

Lo anterior, debido a que aún y cuando, en base a la distribución normal, se están reflejando 2 ó 3 sigmas, lo más cercano a la realidad es basarse en 4 ó 6 sigmas, si la base es la distribución empírica (la distribución con leptokurtosis).

Observación 2. La cúspide de la distribución de rendimientos es más alta y más angosta que la predecida por la distribución normal (característica de distribución con “cintura delgada o angosta”).

Debido a que se encontró que la distribución normal no representaba una distribución para fines de modelación de rendimientos con mayor exactitud, los investigadores comenzaron a sugerir métodos de modelación alternativos, cuya clasificación se puede observar a continuación, así como sus características:

Ilustración 3.3:

Métodos de Modelación Alternativos para Rendimientos Financieros

Método	Características
1.- Métodos No Condicionales (Independientes de Tiempo)	1.1 Asumen que los rendimientos son independientes uno del otro. 1.2 Asumen que el proceso de generación de rendimientos es lineal, con parámetros independientes de las realizaciones pasadas. 1.3 Ejemplos de distribuciones independientes de tiempo: 1-Distribución Normal Estándar (con μ y σ). 2-Distribuciones de Pareto con Varianza Simétrica y Asimétrica Infinita. 3-Distribuciones con Varianza Finita: Normal, t student, Mixed Diffusion Jump, Normal Compuesta.
2.- Métodos Condicionales (Dependientes en Tiempo).	2.1 Surge de la evidencia del rechazo en los supuestos de independencia e identidad en los rendimientos. Por ejemplo: GARCH, Volatilidad Estocástica. 2.2 Tratan la volatilidad como un proceso persistente, dependiente del tiempo. 2.3 Toman en cuenta el agrupamiento de la volatilidad, lo cual es un fenómeno frecuentemente observado en las series de rendimientos.

En la presente tesis, se considera necesario estudiar las propiedades de las distribuciones estadísticas más utilizadas para el cálculo del Valor en Riesgo, de tal forma que se utilice la más adecuada y útil, considerando los estudios académicos y prácticos que se han realizado con respecto al comportamiento de los rendimientos financieros en el tiempo.

3.1 Modelos No Condicionales.

Este tipo particular de Modelos, mantienen el supuesto de independencia en el Tiempo, es decir, suponen que los rendimientos actuales son independientes de los rendimientos históricos. Básicamente poseen 2 tipos de modelos básicos:

A. Con Varianza Infinita.

A.1 Distribución Simétrica Estable (Mandelbrot, 1963).

A.2 Distribución Asimétrica Estable de Pareto (Tucker, 1992).

B. Con Varianza Finita.

B.1 Distribución Normal (Bachelier, 1900).

B.2 Distribución t student (Blattberg & Gonedes, 1974).

B.3 Mixed Diffusion Jump (Jorion, 1988).

B.4 Normal Compuesta (Kon, 1988).

Cabe mencionar que cada uno de los procesos anteriores es lineal, con parámetros que son independientes de las realizaciones históricas del proceso.

3.1.1 Distribución Normal.

La distribución normal posee dos ventajas básicas en el aspecto práctico:

1. Facilidad de manejo matemático, debido a que representa adecuadamente muchas distribuciones empíricas. Lo anterior, debido básicamente a que la media y la Varianza describen muy bien la distribución univariada, la cual puede extenderse también a una generalización multivariante (con el vector de la media y la matriz de varianzas y covarianzas).
2. Facilidad de manejo estadístico, debido a tres razones principales:
 - (1) Las variables en muchos casos pertenecen a una población genuinamente normal;
 - (2) Las distribuciones empíricas regularmente se aproximan a una distribución normal;
 - (3) De acuerdo al Teorema del Límite Central, la variable aleatoria que es la suma de n variables aleatorias independientes, satisface condiciones generales, y es aproximadamente normalmente distribuida para muestras con $n > 10$.

Esta teoría de la Distribución Normal, se aplica principalmente para portafolios grandes y bien diversificados, pero no es válido para portafolios con un fuerte componente de opciones, así como con una fuerte exposición a un pequeño número de riesgos financieros.

Con el fin de dar una dimensión de la importancia de la Distribución Normal Estándar para el cálculo del Valor en Riesgo de un activo simple, a continuación se presentan las ecuaciones implicadas en el VAR calculado por RiskMetrics, de JPMorgan:

$$VAR_t = [1 - \exp(-1.65\sigma_{\eta|t-1})]V_{t-1} \quad [3-1]$$

$$VAR_t = 1.65\sigma_{\eta|t-1}V_{t-1} \quad [3-2]$$

Significado de Términos y Notación:

V_{t-1} = valor marked-to-market del instrumento financiero.

$\sigma_{\eta|t-1}$ = Desviación Estándar de los rendimientos compuestos continuamente para el tiempo t hecho en el tiempo $t-1$ (un periodo anterior).

Dada la ecuación descrita anteriormente, podemos observar que para el cálculo del Valor en Riesgo realizado por RiskMetrics, se encuentra directamente implicada la distribución normal, puesto que el Valor en Riesgo depende de los parámetros manejados por dicha distribución, con un nivel de confianza del 95%.

De manera concreta, la definición de la distribución normal es posible describirla mediante lo siguiente: es una distribución no condicional, puesto que la Media y la Varianza no son dependientes de tiempo, y por lo tanto, no dependen del tiempo (RiskMetrics de JPMorgan, 1998).

3.1.1.1 Propiedades de la Distribución Normal.

Las propiedades específicas para la Distribución Normal de Rendimientos son válidas bajo el supuesto de que los rendimientos se generan de acuerdo a la Distribución Normal.

1. Media y Varianza.

La distribución normal de rendimientos se caracteriza por dos parámetros: Media y Varianza. En términos matemáticos, la función de densidad de probabilidad normal para una variable aleatoria es la siguiente:

$$f(r_t) = 1 / \sqrt{2\pi\sigma^2} \exp\left[-1/2\sigma^2 (r_t - \mu)^2\right] \quad [3-3]$$

Significado de Términos y Notación:

μ = Media de la variable aleatoria, la cual afecta la ubicación de la distribución.

σ^2 = Varianza de la variable aleatoria, la cual afecta la amplitud de la distribución.

$\pi = 3.1416$

Las expresiones matemáticas para la Media y la Varianza son importantes en el sentido de que denotan “expectativa matemática”:

$$\mu = E[r_t] \quad (\text{Media}) \quad [3-4]$$

$$\sigma^2 = E[(r_t - \mu)^2] \quad (\text{Varianza}) \quad [3-5]$$

2. Sesgo.

Este término caracteriza o refleja la asimetría de una distribución alrededor de su media, y comúnmente se denota como la desviación estándar de los rendimientos elevada al cubo (S^3).

Para la distribución normal, el sesgo es 0, es decir, no posee sesgo ($S^3 = 0$).

$$S^3 = E[r_t - \mu]^3 \quad (\text{Fórmula Sesgo}) \quad [3-6]$$

En la práctica, es más utilizado el coeficiente de asimetría o sesgo de una distribución, el cual se calcula con la siguiente fórmula:

$$\gamma = E[(r_t - \mu)^3] / \sigma^3 \quad [3-7]$$

3. Kurtosis.

La kurtosis mide la forma relativa de la distribución en cuanto a su forma angosta o plana. A continuación, se presenta la fórmula para el término kurtosis, así como para el Coeficiente de kurtosis respectivamente:

$$S^4 = E[r_t - \mu^4] \quad (\text{Fórmula Kurtosis}) \quad [3-8]$$

$$K = E[(r_t - \mu)^4] / \sigma^4 \quad (\text{Fórmula Coeficiente de Asimetría o Sesgo}) \quad [3-9]$$

4. Percentiles.

El Riesgo de Mercado es medido muy frecuentemente mediante el uso del percentil (o referido también como cuantil) de una distribución de rendimientos de un portafolio.

El percentil, pth, de una distribución de rendimientos, por definición, corresponde al valor que excede el % p de los rendimientos, el cual representa en forma matemática, la integral (área bajo la curva) de la función normal de probabilidad de densidad, como a continuación se muestra:

$$\int_{-\infty}^{\infty} f(r) dr \quad (\text{Percentil de una distribución de probabilidad continua}) \quad [3-10]$$

En donde $f(r) = PDF$ (Función de probabilidad de densidad para una variable r_t)

$$f(r_t) = 1 / \sqrt{2\pi\sigma^2} \exp\left[-1/2\sigma^2 (r_t - \mu)^2\right] \quad [3-11]$$

Las dos principales ventajas de medir el riesgo de mercado mediante un percentil o cuantil, en contraposición con la medición que proporciona la varianza, son las siguientes:

1. El percentil corresponde tanto a:

- a) Una magnitud (por ejemplo, la cantidad de dólares en riesgo).
- b) Una probabilidad exacta (por ejemplo, la probabilidad de que la magnitud no sea excedida).

Es importante enfatizar que cuando se habla de percentiles, se está hablando de una distribución estandarizada, la cual implica una distribución de variables centradas en su media, escaladas mediante su desviación estándar.

2. El rendimiento estandarizado r_t , es establecido mediante los parámetros que corresponden a la distribución normal:

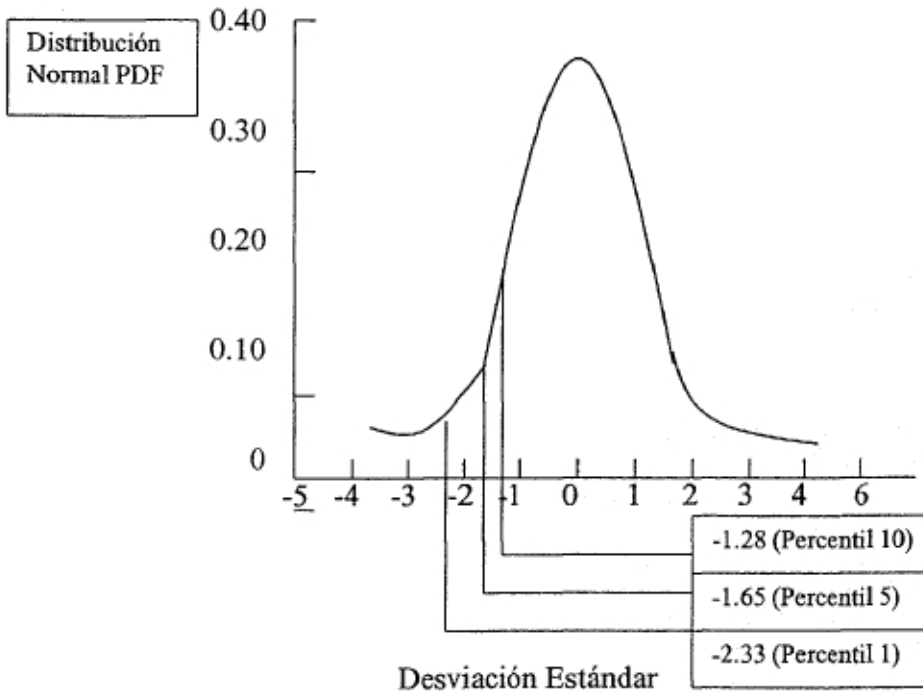
$$\bar{r}_t = (r_t - \mu) / \sigma_t$$

(Rendimiento estandarizado r_t con parámetros de la distribución normal, μ y σ)
[3-12]

Para el cálculo anterior en el que se obtiene el rendimiento estandarizado, se asume que la distribución de r_t es normal, con $\mu=0$ y $\sigma=1$.

Ilustración 3.4:

Percentiles seleccionados de la Distribución Normal Estándar



Fecha: 1998 Fuente: RiskMetrics, JP Morgan, Zangari, Peter. Morgan Guaranty Trust Company. Risk Management Research.

Resulta de suma importancia el conocimiento del cálculo de los percentiles de los rendimientos observados, ya que este concepto constituye una base fundamental para el cálculo del Valor en Riesgo (VAR). Por ejemplo, si se desea encontrar el quinto percentil de r_t , bajo el supuesto de que los rendimientos financieros se encuentran normalmente distribuidos, es necesario partir de las siguientes ecuaciones:

$$\text{Probabilidad } (\bar{r}_t < -1.65) = 5\%$$

$$\text{Probabilidad } [(r_t - \mu) / \sigma_t < -1.65] = 1.65\% = 5\% \quad [3-13]$$

Para derivar los percentiles de los rendimientos observados, es posible reordenar la ecuación de la siguiente manera:

$$\text{Probabilidad } (r_t < -1.65\sigma_t + \mu_t) = 5\%$$

$$(r_t - \mu_t) / \sigma_t < -1.65$$

$$r_t - \mu_t < -1.65\sigma_t$$

$$r_t < -1.65\sigma_t + \mu_t \quad [3-14]$$

Como se puede observar en la ecuación anterior, existe un 5% de probabilidad de que un rendimiento observado en el tiempo t , sea menor al tiempo t (-) 1.65 veces la desviación estándar, sumándole la media respectiva.

Cuando se cumple la propiedad de que μ_t sea igual a 0, se cae en el resultado estándar, el cual resulta ser la base para el cálculo del VAR.

5. Intervalos de confianza de 1 cola y 2 colas.

Existen diferentes formas de establecer el intervalo de confianza asociado con el mismo nivel de tolerancia al riesgo. Por ejemplo, dado que la distribución normal es simétrica, entonces, puede establecerse el Intervalo de confianza de una cola y dos colas, de la siguiente manera:

Para un intervalo de confianza de una cola, cuando una distribución normal es simétrica, sería el siguiente:

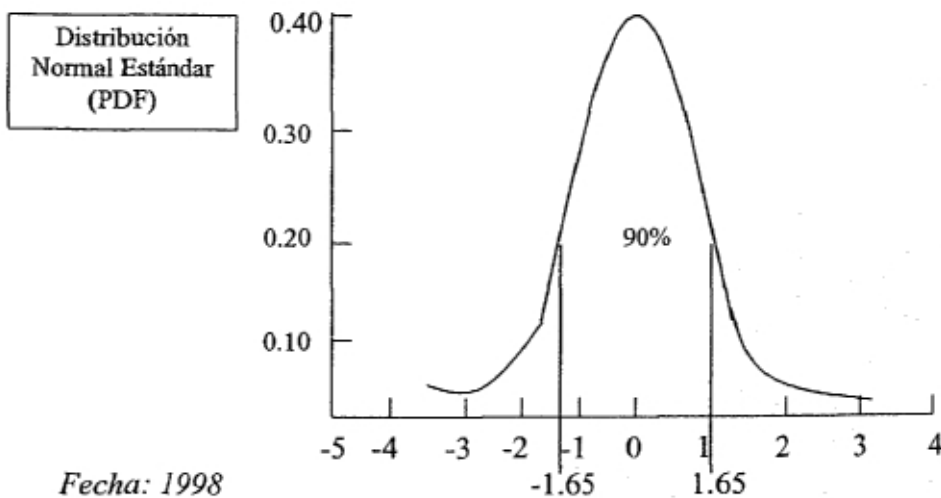
$$\text{Probabilidad } (r_t < -1.65\sigma_t) = 5\% \quad [3-15]$$

Para un intervalo de confianza de dos colas, también para una distribución normal, la función de probabilidad se representaría de la siguiente manera:

$$(-1.65\sigma_t + \mu_t < r_t < 1.65\sigma_t + \mu_t) = 90\% \quad [3-16]$$

$$(-1.65\sigma_t + \mu_t < r_t) = 95\% \quad [3-17]$$

Ilustración 3.5: Intervalo de Confianza para dos colas



Fecha: 1998

Fuente: RiskMetrics, JP Morgan, Zangari, Peter. Morgan Guaranty Trust Company.
Risk Management Research.

3.1.2 Distribución t student.

La teoría básica acerca de esta distribución, puede ser resumida en lo siguiente: Si Z representa una variable aleatoria normal y x^2 es una variable aleatoria chi-cuadrada, con ν grados de libertad. Entonces, bajo el supuesto de que Z y x^2 son independientes, puede definirse la distribución t de la siguiente manera:

$$T = \frac{Z}{\sqrt{x^2 / \nu}} \quad [3-18]$$

Si Y_1, Y_2, \dots, Y_n , es una muestra aleatoria de una población normal, con una media μ y una varianza σ^2 puede aplicarse el teorema que corresponde a la distribución normal para demostrar que Z tiende a ser descrito por una distribución normal estándar.

El Modelo t visualiza cada observación sobre los rendimientos, de manera independiente, para una función de densidad t idéntica. Esta distribución puede resumirse en la siguiente ecuación:

$$g(x_i | \theta) = \frac{\Gamma\left[\frac{(1+\nu)/2}{\nu}\right] \nu^{1/2} \sqrt{H} \left[\nu + H(x_i - m)^2\right]^{-\frac{(1+\nu)/2}{\nu}}}{\Gamma\left(\frac{1}{2}\right) \Gamma\left(\frac{\nu}{2}\right)} \quad [3-19]$$

m = Ubicación

H = Escala

ν = Grados de libertad.

$\theta = [m, H, \nu]$ (vector de parámetro)

$$E(x_i) = m \text{ para } \nu > 1 \quad [3-20]$$

$$VAR(x_i) = m \text{ para } \nu > 2 \quad [3-21]$$

Dado lo anterior, cuando $\nu = 1$, se puede observar que la función es diferente a la aproximación de la distribución normal. Conforme ν aumenta hasta infinito, la distribución converge hacia la distribución normal, pero no muestra sesgo en la distribución.

3.1.3 Distribución Mixed diffusion jump.

El proceso general se modela mediante un componente descrito por Brownian, así como por un proceso Poisson compuesto, independiente y homogéneo, el cual muestra regularmente amplitudes de salto normalmente distribuidos.

Los dos componentes básicos del proceso Mixed Diffusion Jump, se pueden visualizar en la siguiente expresión:

$$X_t = (\alpha - \sigma^2 / 2)t + \sigma \varepsilon_t + \sum_{n=1}^{P(t)} J_{tn} \quad \text{donde } \varepsilon_t \approx NID \quad [3-22]$$

$P(t)$ = Proceso de conteo Poisson con parámetro $\lambda > 0$.

J_{tn} = Variable aleatoria distribuida $N(\mu_J, \sigma_J)$.

α = Tasa de rendimiento esperada instantánea condicional, por unidad de tiempo.

σ^2 = Varianza Condicional Instantánea de Rendimiento por unidad de tiempo.

$\theta = [\mu, \sigma, \lambda, \mu_J, \sigma_J]$ (vector de parámetro)

De esta forma los rendimientos que son generados mediante este proceso anteriormente descrito, tendrán la función de densidad de probabilidad que a continuación se presenta:

$$g(x_t | \theta) = \sum_{n=0}^{\infty} \frac{e^{-\lambda t}}{n!} (\lambda t)^n N(x_t | \mu_t + n\mu_J, \sigma^2 + n\sigma_J^2) \quad [3-23]$$

en donde $\mu = \left(\alpha - \frac{\sigma^2}{2} \right)$

La función de densidad anterior es leptokurtósica si $\lambda > 0$ y sesgada si μ_j es diferente de 0. Dado lo anterior, es conveniente considerar que al agregar el término compuesto, éste aumenta la volatilidad. Así mismo, la transformación de la información hacia cambios en los precios, se modela en dos etapas separadas:

1.- Por una parte, la incorporación de información reciente es considerada que sigue un proceso discreto, representada por un proceso Poisson. Esta información reciente provoca un salto en la variabilidad, mediante la incorporación de una nueva variable normalmente distribuida.

Lo anterior podría conducirnos al supuesto razonable de que el nivel de información reciente o nueva en el modelo, lo cual provoca cambios en precios, no es constante. La información no siempre está dada por un flujo continuo y estable, sino que sigue un proceso discreto.

2.- Por otra parte, los eventos extraordinarios pueden conducir a una explosión de información impredecible, lo cual debe ser explicado por el mercado.

3.1.4 Distribución Normal Compuesta.

Además de la Distribución Normal tradicional, pueden existir varios tipos de distribuciones, con diferentes parámetros. De esta forma, el rendimiento es generado en dos etapas:

Primera Etapa.

Se definen una serie de parámetros, los cuales definen la distribución normal, de la cual se describe un rendimiento i .

Segunda Etapa.

El proceso anterior, proporciona una distribución normal compuesta, con la siguiente función de densidad de probabilidad:

$$g(x_i|\theta) = \sum_{i=1}^k N(x_i|\mu_i, \sigma_i) \quad \text{donde} \quad \sum_{i=1}^k \alpha_i = 1 \quad [3-24]$$

α_i = La probabilidad del rendimiento siendo distribuido por:

$$N(\mu_i, \sigma_i), i = 1, \dots, k.$$

$$\theta = [\alpha_1, \dots, \alpha_k, \mu_1, \sigma_1, \dots, \sigma_k] \text{ (parámetro del vector)} \quad [3-25]$$

Esta función de densidad puede tener un amplio rango de formas, y es simétrica cuando:

$$\mu_i = \mu \text{ ó } \alpha_i = 1/k \text{ y } \sigma_i = \sigma \text{ para toda } i = 1, \dots, k. \quad [3-26]$$

Es importante mencionar que las diferentes distribuciones normales de probabilidad, pueden reflejar diferentes situaciones en un mercado, sólo que el uso y la importancia de los cambios en la información más reciente, cambia de manera aleatoria. Por ejemplo, un alto nivel de información que es decisivo para el mercado, también propocionará cambios de gran magnitud, tal como lo refleja el caso concreto de los rendimientos negativos los días Lunes, así como el efecto de declinación de precios en Diciembre, para incrementarse nuevamente en el mes de Enero.

Las distribuciones normales compuestas son no condicionales debido a que no diferencian entre los días de la semana o los meses del año, solamente modelan el efecto agregado del rendimiento, siendo descrito mediante diferentes tipos de poblaciones que siguen una distribución normal.

3.2 Modelos Condicionales.

La mayoría de los modelos condicionales, no poseen una gran dependencia en el nivel correspondiente a la media. Sin embargo, sí poseen algunas dependencias en el aspecto correspondiente a la volatilidad.

Lo importante en estos modelos condicionales, es que el concepto de que la volatilidad es condicional, significa que puede descomponerse en dos componentes básicos:

(1) Un componente predecible; (2) Un componente no predecible.

(1) Componente Predecible.

En una serie de tiempo de rendimientos, este componente representa la varianza condicional (σ^2_t) de la serie. La modelación de lo anterior, traduce los rendimientos para encontrar una relación entre la información disponible en el tiempo t y la volatilidad futura. La información de una serie de datos, normalmente está restringida a los datos históricos de la serie a ser analizada. Es importante mencionar que para estos Modelos Condicionales, puede utilizarse cualquier distribución, pero sin embargo, para fines de simplificación, a continuación se presenta una ecuación que representa los Modelos Condicionales, bajo el supuesto de que los errores siguen un comportamiento normalmente distribuido:

$$F_t = [x_1, \dots, x_{t-1}, \sigma_1, \dots, \sigma_{t-1}] \quad [3-27]$$

x_t = Rendimiento del activo de t-1 a t.

P_t = Precio en t (el precio aquí indica tanto precios ordinarios, como tasas).

T = tiempo.

$$X_t = \ln \frac{P_t}{P_{t-1}} = \sigma_t \varepsilon_t, \quad \text{donde } \varepsilon_t \approx NID(0,1) \quad [3-28]$$

En los Modelos Condicionales, las observaciones de los rendimientos tienen características típicas que motivan una volatilidad condicional: agrupamiento y persistencia de tendencias extremas en ciertos periodos. Es decir, estas medidas extremas son normalmente aquellas medidas que poseen una fuerte desviación en relación a las otras medidas. Como se mencionará de manera más detallada en la siguiente sección, se ha descubierto que estas medidas extremas tienden a agruparse, fenómeno que se conoce como *clustering*. La persistencia mide el nivel de agrupamiento, y una serie que presenta muchos agrupamientos de eventos inusuales, se dice que muestra persistencia. Estas características implican una dependencia no lineal entre rendimientos.

A continuación se procederá a una explicación de los Modelos Condicionales más conocidos en el medio financiero de la actualidad, a fin de realizar un énfasis especial en la segunda parte de esta sección, al cálculo de la varianza (o volatilidad) para cada uno de estos métodos. Es importante dar este enfoque en el presente capítulo, debido a que el Modelo Matemático a proponer en el Capítulo 4, tendrá bases teóricas fundamentales en el cálculo y las propiedades de las varianzas para los diferentes enfoques condicionales.

3.2.1 Modelo de Caminata Aleatoria (Random Walk).

Para fines de describir el origen de este modelo, es necesario pensar en que la dinámica que describe los cambios en los precios futuros, requiere una modelación de dos aspectos básicos:

1. La dinámica temporal de los rendimientos, es decir, modelar la evolución de los rendimientos a través del tiempo.
2. La distribución de los rendimientos en cualquier punto en el tiempo.

Precisamente en este último aspecto, cabe mencionar que uno de los tipos o clases de modelos que describen la evolución de los rendimientos de precios, se basan en la noción de que los precios financieros siguen una caminata aleatoria o al azar (random walk).

Para fines de describir la evolución de los precios financieros a través del tiempo, se introdujeron 3 versiones del Modelo de Caminata Aleatoria "Random Walk". La versión particular utilizada por el Modelo de RiskMetrics, el cual utiliza precios en forma de logaritmo base 10, se resume en la siguiente ecuación:

$$P_t = \mu + P_{t-1} + \sigma \varepsilon_t \quad [3-29]$$

$$\varepsilon_t \approx IID \quad N(0,1)$$

$$P_t = P_{t-1} \exp(x)(\mu + \sigma \varepsilon_t), \text{ donde,} \quad [3-30]$$

$$\text{Exp}(x) = e^x \quad y \quad e = 2.718$$

Básicamente, las ecuaciones anteriores expresan la idea básica de que en cualquier punto en el tiempo, el precio actual P_t , depende de:

1. Un parámetro fijo, μ .
2. El precio del periodo anterior, P_{t-1} .
3. Una variable aleatoria normalmente distribuida.

Dado lo anterior, μ y σ , afectan la media y la varianza de la distribución de P_t (precio actual).

Es importante considerar que el modelo anterior posee propiedades de dependencia en el tiempo, por lo que se hace necesario resaltar la diferencia entre dos diferentes procesos que siguen las series de tiempo, las cuales se explicarán y describirán más a detalle en la presente investigación de tesis, cuando se realice el análisis de resultados correspondiente.

1. Proceso Estacionario (Estacional o Mean-Reverting).

En esta categoría de series de tiempo, la media y la varianza son constantes y finitas en el tiempo, y se puede generalizar en este modelo:

$$P_t = \mu + c * P_{t-1} + \varepsilon_t \text{ donde } \varepsilon \sim IID \quad N(0,1), P_0 = 0 \quad [3-31]$$

Y donde c representa un parámetro.

De esta forma, una serie de tiempo estacionaria se genera con la condición esencial de que $-1 < c < 1$. Es decir, una serie de tiempo estacionaria, fluctúa alrededor de su media, es decir, tiende a mostrar un “retorno a la media”, debido a que sin importar la amplitud de las fluctuaciones, la serie vuelve a su media.

2. Proceso No Estacionario (o No Estacional).

En este caso, la serie de tiempo no fluctúa alrededor de una media fija, por lo que se observa lo siguiente:

- A. La media y la varianza del precio log son función del tiempo, por lo que conforme aumenta el tiempo t , así también aumentan los precios, los cuales condicionan en gran escala la media y la varianza.
- B. La media y la varianza cambian con el tiempo, y son más volátiles conforme el tiempo aumenta.

Ambos procesos anteriormente descritos, se observarán de manera práctica en el capítulo 4, en donde se describe el Modelo Matemático propuesto, el manejo de las series de tiempo, así como la metodología seguida en la obtención de resultados.

De manera práctica y como una perspectiva acerca de la utilidad del Modelo de Caminata Aleatoria en los mercados financieros mexicanos, a continuación se plantea un Modelo sencillo derivado de un Estudio Estadístico realizado por el Banco de México (Werner, Alejandro, Marzo, 1997):

En un modelo sencillo de determinación del tipo de cambio, que se deriva del enfoque monetario con una política monetaria flexible de precios, el tipo de cambio se determina, al igual que el precio de cualquier activo. Lo anterior, indica que el precio de la divisa extranjera será igual a la utilidad que se deriva del activo en el periodo presente, más las ganancias de capital esperadas que genere este activo durante el periodo siguiente. Por lo tanto, la evolución del tipo de cambio puede describirse mediante la siguiente ecuación:

$$S_t = f_t + \alpha(S^e_{t+1} - S_t) \quad [3-32]$$

Donde:

S_t = logaritmo del tipo de cambio.

f_t = determinantes fundamentales del tipo de cambio.

α = semi-elasticidad de la demanda por dinero con respecto a su costo de oportunidad.

$S^e_{t+1} - S_t$ = depreciación esperada entre el periodo t y el $t+1$.

Y complementando la ecuación anterior, se hace el supuesto de que los fundamentos siguen el proceso estocástico siguiente:

$$f_t = f_{t-1} + E_t \quad [3-33]$$

En donde E_t representa una innovación estocástica con media 0 y varianza constante (σ^2).

Esta representación indica que los fundamentos de la economía siguen una caminata al azar, o bien, que cuando los determinantes fundamentales de la economía se comportan como una caminata al azar, las variaciones en el tipo de cambio son impredecibles.

Por su parte, los modelos empíricos de determinación del tipo de cambio que incluyen variables macroeconómicas como variables explicativas, han tenido poco éxito en pronosticar movimientos cambiarios de corto plazo. Por lo tanto, esto indica que los cambios diarios en el tipo de cambio se comportan como un "ruido blanco" (lo cual

significa que de este modo, el nivel del tipo de cambio seguirá una caminata al azar) (Meese y Rogoff, 1983).

Por otra parte, una serie de estudios han demostrado que la distribución estadística de las fluctuaciones en el tipo de cambio, exhibe leptokurtosis, lo cual significa que la probabilidad de fluctuaciones extremas en el tipo de cambio es mayor que la que se observaría si estas innovaciones estuvieran distribuidas normalmente.

3.2.2 Modelos Estocásticos para Cálculo de Varianza.

La premisa básica del cálculo de una varianza con un proceso estocástico, radica en que la varianza no corresponde solamente a una función de las varianzas históricas, como ocurre con los Modelos ARCH (Autorregresive Conditional Heteroscedasticity), los cuales se describirán en esta sección del capítulo.

De esta forma, el cálculo de una varianza estocástica implica dos aspectos fundamentales:

1. Es condicional en el tiempo.
2. Además, es dependiente de la variable estocástica η_t .

$$\ln \sigma^2_t = \alpha_0 + \sum_{j=1}^p \alpha_j \ln \sigma^2_{t-j} + \eta_t \quad [3-34]$$

donde $\alpha_0 > 0$

Actualmente, los Modelos Estocásticos para cálculo de varianza, se han orientado primordialmente en técnicas de estimación.

Por su parte, algunos estudios empíricos para un mejor cálculo de la volatilidad, han sugerido los siguientes resultados:

A. Al comparar la varianza estimada mediante el enfoque GARCH, EGARCH y SV sobre tipos de cambio, se encontró que el mejor modelo para el cálculo de una baja volatilidad, estuvo dado por el Modelo de Varianza Estocástica (SV), mientras que el

EGARCH resultó un mejor método para el pronóstico de volatilidades altas (Ruiz, Esther, 1996).

B. Por otra parte, en otra investigación (Bevan John Blair), se comparó el desempeño del pronóstico de un Modelo de Varianza Estocástica contra Modelos ARCH. Este estudio se realizó para los índices Nikkei, NZSE y S&P500. El estudio concluyó que la varianza estocástica tuvo un mayor desempeño que los Modelos ARCH, tanto para horizontes de corto y largo plazo.

3.2.2.1 Enfoque de Simulación Histórica.

Para el pronóstico de la varianza en este modelo de simulación particular, se parte de la idea de crear precios futuros hipotéticos, aplicando cambios históricos en los precios al nivel actual de precios. Cabe mencionar que se simulan las diferencias o variaciones de los precios del activo para el cual se obtiene la varianza.

Por tanto, la varianza se obtiene, a partir de los siguientes rendimientos, con cambios históricos:

$$P^*_i = P_{i,0} + \Delta P_{i,T} \quad [3-35]$$

Por tanto, dado que los rendimientos en la Simulación Histórica son totalmente de naturaleza histórica, el cálculo de la varianza depende totalmente de la historia, es decir, de los rendimientos observados a través de la historia, simulando las variaciones en los rendimientos a través de información y parámetros históricos. Cabe mencionar que este enfoque se ha seguido muy de cerca, y ha tenido amplia difusión, debido a que representa uno de los más sencillos y fáciles de implementar prácticamente. Sin embargo, a través del tiempo se han buscado nuevos enfoques que sean capaces de mejorar la cuantificación de los riesgos en las empresas.

3.2.2.2 Enfoque de Simulación Monte Carlo.

En la Simulación Monte Carlo, para obtener la varianza y realizar el cálculo del Valor en Riesgo con este dato, se utilizan los cambios en los rendimientos simulados, no de una manera histórica, como ocurre con la Simulación Histórica, sino que los valores son aleatorios. En base a parámetros históricos, se generan n variaciones en los precios totalmente aleatorias, lo cual permite crear diferentes escenarios extremos.

A continuación se representan mediante una ecuación los rendimientos que utiliza este modelo para fines de obtener la varianza en el mismo:

$$P_t = P_0 e^{\sigma\sqrt{t}Y} \quad [3-36]$$

Sin embargo, este método se utiliza en la práctica, en conjunto con la Simulación Histórica, ya que no ha demostrado ser más eficiente, sino que es menos exacto que éste.

Esta opinión representa la experiencia de una conocida Casa de Bolsa regiomontana, quienes actualmente dicen que calculan el VAR con los diferentes métodos que tienen disponibles y los comparan. Sin embargo, le conceden una mayor importancia, a los métodos que se basan en lo histórico, debido a la experiencia que se ha tenido al respecto.

3.2.2.3 Enfoque del Método Analítico de Varianza-Covarianza.

Este enfoque es muy similar al enfoque de Simulación Histórica, ya que también utiliza datos históricos para estimar varianzas y covarianzas de los diferentes instrumentos o activos, bajo el supuesto fundamental de que los rendimientos se encuentran normalmente distribuidos. Este supuesto resulta contradictorio en muchas ocasiones, ya que se ha descubierto, mediante estudios realizados por RiskMetrics, que los rendimientos financieros no siguen una distribución normal, sino más bien leptokurtósica. En la práctica,

se continúa asumiendo el supuesto de normalidad en los rendimientos, debido a que finalmente la mayoría de las distribuciones tienden a seguir una distribución normal.

Por lo tanto, la varianza en este método, estaría dado mediante los rendimientos históricos simples:

$$P^*_i = P_{i,0}$$

[3-37]

Cabe mencionar que este enfoque representa el enfoque más tradicional, y mediante el cual se han fundamentado el resto de los modelos. Es decir, este enfoque representa el enfoque base más fundamental de las teorías de Administración de Riesgos.

En el siguiente capítulo se abordará más específicamente la metodología que se sigue en cada uno de los métodos anteriormente descritos.

PARTE II: Modelo Alternativo Propuesto

CAPÍTULO 4

4 Cálculo de la Incertidumbre en el Valor en Riesgo. Modelo Analítico y Metodología en Pruebas Empíricas.

4.1 Modelo Matemático propuesto.

Para obtener el pronóstico Y_t para el periodo $t+1$, el Modelo ARIMA utiliza la siguiente ecuación general:

$$\phi(B)\Delta^d Y_t = \theta(B)\varepsilon_t \quad [4-1]$$

De esta forma, con el pronóstico anterior se calcula la varianza de los rendimientos. Es importante realizar el cálculo más acertado de parámetros del modelo, ya que a mayor desconocimiento de los parámetros del modelo, se da un mayor error de pronóstico. Es decir, lo importante en este tipo de modelos, se centra básicamente en dos objetivos:

- A. Predecir valores futuros de una serie de tiempo.
- B. Calcular la predicción anterior con el menor error posible.

De esta forma, se debe considerar el pronóstico óptimo, el cual tiene el menor error de pronóstico de mínimos cuadrados, considerando que este error pronosticado es una variable aleatoria, en términos matemáticos. La premisa anterior, se indica mediante la siguiente expresión matemática:

tal que,

$$\hat{y}_t(l) = E[e^2_T(l)] = E\{y_{t+l} - \hat{y}(l)\}^2 \quad [4-2]$$

Sea minimizado.

Para probar lo anterior, es decir, que el error de pronóstico cuadrado medio mínimo, sea minimizado, se reescribe el Modelo ARIMA de la siguiente manera:

$$\phi(B)(1-B)^d y_t = \theta(B)\varepsilon_t \quad [4-3]$$

dado,

$$\begin{aligned} \Delta &= (1-B) \\ y_t &= \phi^{-1}(B)(1-B)^{-d} \theta(B)\varepsilon_t \\ &= \Psi(B)\varepsilon_t \sum_{j=0}^{\infty} \Psi_j \varepsilon_{t-j} \end{aligned} \quad [4-4]$$

De esta forma, el Modelo ARIMA es un proceso puro de Promedios Móviles de orden infinito, dado por la siguiente expresión:

$$\begin{aligned} Y_{t+1} &= \Psi_0 \varepsilon_{t+1} + \Psi_0 \varepsilon_{t+1-1} + \dots + \Psi_1 \varepsilon_T + \Psi_{+j} \varepsilon_{T-j} \dots \\ &= \sum_{j=0}^{\infty} \Psi_{1+j} \varepsilon_{T-j} \end{aligned} \quad [4-5]$$

Lo anterior, se visualiza como una suma ponderada de los términos de error, los cuales pueden estimarse.

Por lo tanto, de acuerdo a lo anterior, teóricamente el Modelo que genera la mínima varianza es el que posee las siguientes dos características básicamente:

- 1.- El que genera mejores parámetros (más cercanos a lo real).
- 2.- El que genera menor error de pronóstico.

Para calcular la varianza del error pronosticado, se utiliza la siguiente ecuación:

$$E[e^2_T(l)] = (\psi^2_0 + \psi^2_1 + \dots + \psi^2_{l-1}) \sigma^2_e \quad [4-6]$$

Supuesto:

Los parámetros ϕ_1, \dots, ϕ_p y $\theta_1, \dots, \theta_q$ son conocidos de manera exacta.

Los pronósticos ARIMA poseen diferentes propiedades y pueden seguir diferentes procesos, los cuales se explican a continuación:

1. Proceso AR (1). Proceso Autorregresivo Estacionario de Primer Orden.

Este proceso está dado por la siguiente ecuación:

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \delta + \varepsilon_T \quad [4-7]$$

Para este proceso, el pronóstico de un periodo está dado por:

$$\begin{aligned} \hat{y}_T(l) &= E[y_{T+l} / y_T, \dots, y_1] \\ &= \phi_1 y_T + \delta \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \hat{y}_T(2) &= \phi_1 y_T(1) + \delta \\ &= \phi^2_1 y_T + (\phi_1 + 1)\delta \end{aligned} \quad [4-8]$$

En este proceso, conforme al teorema de límites, entre más grande o largo es el tiempo, el pronóstico converge al valor de la media.

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \hat{Y}_T(t) = \delta \sum_{j=0}^{\infty} \phi_{1j} = \delta / (1 - \phi_1) = \mu_y \quad [4-9]$$

Lo anterior, se da en los casos en que la serie de tiempo es estacionaria. Por ello, conforme el periodo de tiempo es más largo, el mejor pronóstico está dado en este proceso, por la media estacionaria de la serie.

El error en este proceso está dado por:

$$E[e^2_T(t)] = (1 + \theta^2_1 + \theta^2_2 + \theta^4_1 + \dots + \theta^{2t-2}_1) \sigma^2_\varepsilon \quad [4-10]$$

La varianza anterior aumenta o es más inexacta, conforme el periodo de tiempo es mayor o más largo.

2. Proceso MA (1). Proceso de Promedios Móviles de Primer Orden.

El pronóstico con este modelo está dado por la siguiente ecuación:

$$Y_t = \delta + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} \quad [4-11]$$

Este modelo posee un comportamiento similar al Modelo de Caminata Aleatoria (o Random Walk).

La varianza del error está dada por:

$$\begin{aligned} \sigma^2_\varepsilon &= E[(\varepsilon_{T+1} - \theta_1 \varepsilon_{T+1-1})^2] \\ &= (1 + \theta^2_1) \sigma^2_\varepsilon \end{aligned} \quad [4-12]$$

3. Proceso ARMA (1,1). Proceso de Promedios Móviles Autorregresivos mezclados.

El cálculo del pronóstico se realiza con la siguiente ecuación:

$$y_t = \phi_1 y_{t-1} + \delta + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} \quad [4-13]$$

4. Proceso ARI (Proceso Autorregresivo Integrado no estacionario).

El pronóstico para el periodo Y_t sería el siguiente:

$$\begin{aligned} \hat{Y}_t(1) &= y_T + \phi_1 (y_T - y_{T-1}) + \delta \\ &= (1 + \phi_1) y_T - \phi_1 y_{T-1} + \delta \end{aligned} \quad [4-14]$$

Así mismo, el pronóstico para dos periodos está dado por:

$$\hat{W}_T(2) = \phi_1 \hat{W}_T(1) + \delta \quad [4-15]$$

El pronóstico hace uso de los datos más recientes, y se adapta de acuerdo a esto, es decir, es un proceso de naturaleza adaptativa.

En base a los anteriores procesos, se fundamenta el Modelo Matemático de la presente tesis, para lo cual se seleccionará el mejor modelo, tal que generará los mejores parámetros, y con el menor error cuadrado medio posible para la extrapolación a partir del pronóstico de la variable original, en relación a los modelos más utilizados actualmente.

A continuación se presenta una gráfica ilustrativa de los diferentes modelos que se pretenden comparar contra este Modelo Analítico particular, con sus respectivas fórmulas para las varianzas correspondientes, tanto para el periodo T (actual), como para el pronóstico a un periodo particular hacia el futuro ($T+1$).

Es importante tener en consideración estas diferentes metodologías, para que de esta forma sea posible realizar comparaciones de los resultados entre éstas, y observar cuál de estos cálculos es el más eficiente para aplicarlo en la realidad.

Ilustración 4.1: Gráfica ilustrativa de los Modelos a comparar.

Modelo	Cálculo de réplica histórica para la variable original Periodo T : 1 día (Réplica histórica generada por el método)	Cálculo de Extrapolación a futuro a partir del pronóstico de la variable original. (Extrapolación generada por cada método, en base a la réplica histórica) Periodo T+1
Método Simulación Histórica	$\sigma^2_H = \sum_{T=1}^T \frac{[S_H - \bar{S}_H]^2}{T-1}$ <p>Donde: S_H = logaritmo natural de las primeras diferencias (rendimientos continuos) para el Tipo de Cambio Spot Nominal MXP/USD.</p>	$\sigma^2_{H,T+1} = \sigma_H^2 * t$ <p>Donde: σ_H^2 = Varianza Clásica y/o EWMA con rendimientos continuos en base a la historia.</p>
Método de Simulación Monte Carlo	$\sigma^2_M = \sum_{T=1}^T \frac{[S_M - \bar{S}_M]^2}{T-1}$ <p>Donde: S_M = logaritmo natural de las primeras diferencias (rendimientos continuos) simuladas "n" veces en base a parámetros históricos para el Tipo de Cambio Spot Nominal MXP/USD.</p>	$\sigma^2_{M,T+1} = \sigma_M^2 * t$ <p>Donde: σ_M = Varianza Clásica y/o EWMA con rendimientos continuos simulados en base a la historia.</p>
Metodología Box-Jenkins (Modelos ARIMA)	$\sigma^2_{BJ} = \sum_{T=1}^T \frac{[S_{BJ} - \bar{S}_{BJ}]^2}{T-1}$ <p>Donde: S_{BJ} = logaritmo natural de las primeras diferencias (rendimientos continuos) generadas por la réplica histórica mediante componentes autorregresivos (AR) y/o de promedios móviles (MA) para el Tipo de Cambio Spot Nominal MXP/USD.</p>	$\sigma^2_{BJ,T+1} = \sum_{T=1}^T \frac{[Y_t - \bar{Y}]^2}{T-1}$ <p>Donde: $\hat{y}_t = C + \alpha_1 y_{-1,t} + \alpha_2 y_{-2,t} + \gamma_t$ (Constante + Rezago + Residuo)</p> $Y = \ln\left(\frac{Y}{Y_{t-1}}\right)$

Fecha: Julio, 1999. Fuente: Elaboración propia para fines de la presente tesis.

Como es posible observar, cada método de cuantificación de riesgo, extrapola a partir del pronóstico de la variable original, de una manera diferente, por lo que se pretende comparar la eficiencia de los Modelos ARIMA, con respecto a los demás métodos utilizados en el mercado.

De esta forma, se pretende encontrar el Método que genera la mínima varianza, es decir, la menor variación entre la serie real ex-post y la serie pronosticada ex-ante por cada método. Cabe mencionar que teóricamente una extrapolación dada por un Modelo ARIMA, tiende a mostrar una mayor exactitud, principalmente para periodos de corto plazo.

Los Modelos ARIMA poseen las siguientes características, de manera general, las cuales resultan de fundamental importancia para fines de profundizar y sintetizar lo que se refiere a las características del presente modelo analítico propuesto.

1. Condicionales en tiempo.

Se ha observado que un Modelo de Promedios Móviles de orden "q", posee una "memoria" de sólo "q" periodos, por lo que los datos observados afectarán al pronóstico si el periodo de tiempo "T" es menor que el "q". Lo anterior significa que el pronóstico tiende a la media de la serie conforme el periodo "T" es más largo, y la razón de lo anterior, es precisamente que la serie es estacionaria. Por tanto, para un periodo de tiempo mayor, el mejor pronóstico sería la media de la serie de tiempo. La característica anterior puede visualizarse claramente en la siguiente ecuación:

$$\lim_{t \rightarrow \infty} Y_T(t) = \delta \sum_{j=0}^{\infty} \phi^j = \delta / (1 - \phi) = \mu_y \quad [4-16]$$

2. Autorregresivos.

Esta característica indica que estos modelos poseen una memoria de longitud infinita, ya que todas las observaciones anteriores tendrán algún efecto en el pronóstico, y sólo las observaciones más recientes tendrán un mayor efecto en el mismo.

3. Estacionarios.

Básicamente esta característica significa que las series de tiempo a utilizar deben contener solamente el componente aleatorio (o estocástico) de la serie, de tal forma que ésta sea estacionaria (que la serie fluctúe alrededor de una media y varianza constante).

4. Estocásticos (con un componente aleatorio o Random Walk).

Esta característica indica que no sólo depende el presente modelo de las varianzas históricas (como en el Modelo ARCH), sino que además es dependiente de una variable estocástica (o aleatoria) η_t , suponiendo como constante la media de la serie de tiempo, o bien, un proceso de volatilidad que varía en el tiempo, como se ilustra en la siguiente ecuación:

$$\ln \sigma^2_t = \alpha_0 + \sum_{j=1}^p \alpha_j \ln \sigma^2_{t-j} + \eta_t. \quad [4-17]$$

De manera empírica, se ha observado que este tipo de modelos muestran un mejor desempeño en el corto plazo.

A continuación, en los siguientes apartados se obtendrán resultados empíricos, con respecto a la teoría del modelo analítico expuesta en el presente apartado.

Con el Modelo propuesto anteriormente, el cual, de acuerdo a la literatura revisada, es más exacto para pronosticar el corto plazo, se pretende llegar a un Modelo de Medición de la Incertidumbre en el riesgo, con la mayor exactitud posible para las empresas e instituciones financieras y no financieras de la actualidad, considerando que el corto plazo es más relevante para México, por el particular comportamiento volátil de las variables económicas en este país.

Es decir, en este enfoque particular, se pretende extrapolar los parámetros a partir de la variable original de la serie aleatoria y estacionaria con el Modelo ARIMA, y comparar la exactitud de lo anterior contra otros dos métodos anteriormente mencionados.

4.2 Metodología.

Objetivo General de la Investigación:

Cuantificar el componente de la incertidumbre para la serie de tiempo del Tipo de Cambio Peso-Dólar (MXP/USD) que puede impactar los flujos de una empresa multinacional, a través de diferentes metodologías alternativas, y obtener la mejor extrapolación a partir de un pronóstico de la variable original para la serie de tiempo. Se entenderá por incertidumbre en este estudio, aquellas variaciones (variación real contra estimada) en la serie de tiempo que no se pueden explicar, o bien, que no se espera que ocurran, y pudiera considerarse también como el error que arroja el pronóstico de cada método.

Objetivos Específicos:

1. Comparar la exactitud y utilidad en la práctica, de 3 métodos existentes para medición de la Incertidumbre en el Valor en Riesgo. Las metodologías existentes se basan en el cálculo de la desviación estándar (o bien, de la varianza) con información histórica (Método de Simulación Histórica, Método de Simulación Monte Carlo o Probabilística), y a futuro, realizan una extrapolación con una metodología conocida como agregación en el tiempo. Mientras tanto, la propuesta alternativa, pretende cuantificar el riesgo extrapolando a futuro a partir de un pronóstico de la variable original con Modelos de Series de Tiempo (Método Box-Jenkins), de tal forma que no todo el pronóstico de la variación dependa de los parámetros históricos, sino de un componente autorregresivo o de promedios móviles.
2. Comparar la variación entre la Varianza Real Ex-Post vs. la Extrapolación a partir del pronóstico de la variable original Ex-Ante para la variable del tipo de cambio peso-dólar, y de esta forma, encontrar el método que genere la mínima varianza de los anteriormente mencionados. Lo anterior, con el fin de conocer el grado de exactitud del nuevo enfoque propuesto en la presente tesis, en comparación con las metodologías más utilizados en el mercado actualmente.

A continuación, se dividirá la metodología del presente estudio, en las etapas siguientes:

ETAPA 1.

El presente estudio inicia teniendo en consideración los siguientes aspectos principales:

- A. Manejo de series de tiempo aleatorias y estacionarias, y en este caso se manejará para fines del presente estudio, únicamente la variable del tipo de cambio peso/dólar (MXP/USD) Para ello, se manejará como año fundamento 1998 (como la Serie de Tiempo Real Ex-Post, para fines de comparación entre métodos). Lo anterior, indica que la serie de tiempo a utilizar, deberán poseer solamente el componente aleatorio y estacionario de la serie, el cual será probado mediante las Pruebas de Hipótesis correspondientes para Medias y para Varianzas. (Pruebas T medias de dos muestras emparejadas y Prueba F para varianzas de dos muestras), así como también, se podrá visualizar mediante el correlograma, el cual muestra las funciones autocorrelación parcial para la serie de tiempo.

El aspecto correspondiente al manejo de series de tiempo estacionarias tiene su fundamento teórico-práctico, en la premisa básica de que las series de tiempo poseen regularmente cuatro componentes básicos, los cuales se describirán a continuación:

1. Tendencia.

Consiste en un movimiento persistente de alza o de baja de los datos, sobre un periodo de tiempo largo. Este componente refleja el crecimiento a largo plazo o la declinación en la serie de tiempo. Algunos ejemplos de las series de tiempo comunes que manejan este componente, serían las siguientes: (a) Ventas de compañías; (b) Población; (c) Producto Nacional Bruto (PNB); así como mucho otros negocios o indicadores económicos. Para eliminar este patrón o componente en la serie de tiempo, y observar realmente las variaciones intrínsecas de la serie, se deberán obtener las primeras diferencias

de la serie. Es importante mencionar que si la serie de tiempo no contiene algún componente de tendencia, se dice que la serie de tiempo es estacionaria.

En este caso, se eliminó la tendencia de las series a través del uso de las primeras diferencias relativas (expresándose como P_t/P_{t-1}), como se recomienda frecuentemente en la literatura que comprende la cuantificación de riesgos (Jorion, Phillippe, 1997).

Adicionalmente a estas primeras diferencias, se obtuvo el logaritmo natural de estas primeras diferencias porcentuales, debido a algunas razones y ventajas fundamentales explicadas en una de las obras de Phillippe Jorion (1997):

(1) Primero, desde el punto de vista económico los rendimientos continuos $\ln(P_t/P_{t-1})$, podrían ser más significativos que los rendimientos aritméticos (P_t/P_{t-1}) , ya que los rendimientos continuos se distribuyen normalmente, por lo que la distribución nunca puede conducir a un precio negativo, dado que la cola izquierda de la distribución $\ln(P_t/P_{t-1}) \rightarrow -\infty$ se obtiene como $(P_t/P_{t-1}) \rightarrow 0$, ó $P_t \rightarrow 0$. En contraste, la cola izquierda de la distribución de los rendimientos aritméticos se obtiene como $(P_t/P_{t-1}) - 1 < -1$, ó $P_t < 0$. Desde un punto de vista económico, esto no resulta significativo, por lo que imponer una distribución normal sobre una curva de rendimiento aritmética permite una conducta inestable en los precios, lo cual no conduce a la distribución normal que se maneja para fines de cuantificación.

Además, particularmente para series de tiempo como el tipo de cambio, la utilización de un rendimiento relativo es también más consistente, ya que los tipos de cambio se expresan en dos divisas base distintas. Esto indica que al expresar los rendimientos relativos y además, a través de logaritmos, pueden compararse fácilmente los rendimientos desde el punto de vista de ambos inversionistas implicados con las divisas.

(2) La segunda ventaja que presenta la utilización de rendimientos relativos es que permiten fácilmente extensiones a periodos múltiples, lo cual significa que el rendimiento puede ser descompuesto más fácilmente para diferentes periodos (por ejemplo, el rendimiento de dos meses, es simplemente la suma de los dos rendimientos mensuales).

2. Estacionalidad.

Se refiere a un patrón de cambios en los datos que se completa por sí mismo dentro de un calendario anual, y que se repite sobre una base anual. Estas variaciones existen cuando la serie de tiempo es influenciada por algún factor estacional, tal como la moda y el clima. Algunos ejemplos de series de tiempo estacionales son: las ventas de una tienda departamental en fechas especiales, o alguna época específica del año.

Para eliminar la estacionalidad, se deberán obtener las variaciones de un punto en el tiempo, contra el valor de la variable durante el mismo periodo de tiempo del año previo.

Lo anterior provoca que se pierdan observaciones, dependiendo de la disponibilidad de los datos. Para este caso particular, no fue necesario eliminar este componente, debido a que las series diarias no cuentan con éste, como se explicará a continuación en el siguiente apartado que corresponde al ciclo en las series de tiempo.

3. Ciclo.

Es el cambio a la alza o a la baja en el patrón de datos, que ocurre sobre una duración de 2 a 10 años, o bien, por un periodo de tiempo mayor. El mejor ejemplo de un ciclo es básicamente el curso normal de un ciclo de negocios, frecuentemente medido en términos de un Producto Nacional Bruto en términos reales. Por ejemplo, un periodo de prosperidad seguido de un periodo de recesión, causará que la tendencia en los datos cambie de una alza (o expansión) hacia una baja (contracción).

Con respecto a la eliminación de este componente, puede ser eliminado con un logaritmo natural, sin embargo, cabe mencionar que muy pocas series económicas son cíclicas en este sentido estricto.

Para el caso de la serie de tiempo manejada en el presente estudio, cabe mencionar que no posee este componente por naturaleza, ya que se está utilizando información diaria.

El hecho de manejar información diaria básicamente tiene el objetivo de eliminar de manera natural este componente, ya que éste tiende a presentarse más comúnmente en periodos de tiempo más largos (por ejemplo, en términos mensuales, anuales, entre otros).

En el ANEXO 1 puede visualizarse claramente el componente de ciclo que presenta la serie mensual para el tipo de cambio peso-dólar (MXP/USD). En esta serie mensual en

términos reales (descontando la inflación) para estas dos variables, puede observarse la tendencia, el ciclo y estacionalidad en las series, debido al lapso de tiempo que comprenden éstas.

4. Aleatoriedad.

Al eliminar los tres componentes anteriormente descritos en una serie, sólo queda este componente de aleatoriedad, también conocido como fluctuaciones irregulares, y representan movimientos erráticos en una serie de tiempo, que no posee un patrón establecido o bien definido. Estas fluctuaciones son causadas frecuentemente por la influencia de eventos externos sobre los datos de la serie de tiempo.

Para trabajar con las series de tiempo en esta investigación, se requerirá que todas las series de tiempo sólo contengan este componente de aleatoriedad, con el fin de eliminar la influencia de ciertos patrones en los datos, que pudieran causar una visión inadecuada de las variaciones reales en la serie, o bien, posteriormente obtener una extrapolación sesgada por componentes propios de la naturaleza de la serie, no por las variaciones reales, que es lo que se busca obtener.

En el ANEXO 2 puede observarse gráficamente una gráfica ilustrativa de la serie de tiempo manejada en el estudio, la cual ilustra la serie aleatoria y estacionaria final a las que se llegó en términos diarios. Cabe mencionar que para el resto de los periodos ($T+2$, $T+3$, $T+4$, etc.) se sigue el mismo método para obtener la serie aleatoria y estacionaria con la metodología anteriormente descrita, de eliminación de los diversos componentes de la serie.

Así mismo, conviene mencionar que esto se realizó en términos nominales para la serie, ya que no existen en el mercado Índices de Precios al Productor en Estados Unidos y en México, con periodicidad diaria, únicamente mensual y anual. Por esta razón, se manejó la serie diaria en el presente estudio en términos nominales.

ETAPA 2.

Posterior al manejo de las series de tiempo anteriores, como se describió anteriormente se procedió a plantear las siguientes hipótesis básicas:

A. Hipótesis 1.

Hipótesis Nula: $VAR(S_i R - SE_H) = 0$

La Varianza Ex Ante extrapolada por el Método de Simulación Histórica a partir del pronóstico de la variable original, es estadísticamente similar a la Varianza Real Ex Post para el Tipo de Cambio Peso-Dólar (tomando como base el año de 1998 para extrapolar 10 días de 1999).

Hipótesis Alternativa: $VAR(S_i R - SE_H) \neq 0$

La Varianza Ex Ante extrapolada por el Método de Simulación Histórica a partir del pronóstico de la variable original, es estadísticamente diferente a la Varianza Real Ex Post para el Tipo de Cambio Peso-Dólar (tomando como base el año de 1998 para extrapolar 10 días de 1999).

B. Hipótesis 2.

Hipótesis Nula: $VAR(S_i R - SE_M) = 0$

La Varianza Ex Ante extrapolada por el Método de Simulación Monte Carlo a partir del pronóstico de la variable original, es estadísticamente similar a la Varianza Real Ex Post para el Tipo de Cambio Peso-Dólar (tomando como base el año de 1998 para pronosticar 10 días de 1999).

Hipótesis Alternativa: $VAR(S_i R - SE_M) \neq 0$

La Varianza Ex Ante extrapolada por el Método de Simulación Monte Carlo a partir del pronóstico de la variable original es estadísticamente diferente a la Varianza Real Ex Post para el Tipo de Cambio Peso-Dólar (tomando como base el año de 1998 para pronosticar 10 días de 1999).

C. Hipótesis 2.

Hipótesis Nula: $VAR(S_i R - SE_{BJ}) = 0$

La Varianza Ex Ante extrapolada por la Metodología de Box-Jenkins a partir de la variable original, es estadísticamente similar a la Varianza Real Ex Post para el Tipo de Cambio Peso-Dólar (tomando como base el año de 1998 para pronosticar 10 días de 1999).

Hipótesis Alternativa: $VAR(S_i R - SE_{BJ}) \neq 0$

La Varianza Ex Ante extrapolada por la Metodología de Box-Jenkins a partir del pronóstico de la variable original, es estadísticamente diferente a la Varianza Real Ex Post para el Tipo

de Cambio Peso-Dólar (tomando como base el año de 1998 para pronosticar 10 días de 1999).

En donde:

$VAR(S_i R - SE)$ = Varianza de la Serie Real para el Tipo de Cambio Peso-Dólar vs. la Varianza de la Serie Extrapolada por cada método, lo cual representa la incertidumbre per se, es decir, lo que realmente se desconoce de la serie de tiempo.

ETAPA 3.

Posterior al planteamiento de hipótesis, se requiere seguir una metodología específica para aplicar las pruebas empíricas con los diferentes métodos de cuantificación de riesgos a manejar. Para ello, a continuación se describirán de manera general los diferentes pasos a seguir para cada enfoque a comparar, ya que se entrará a mayor profundidad en el capítulo 5, referente a las pruebas empíricas realizadas.

Paso 1.

Recolección de información histórica de la variable seleccionada en el presente estudio: tipo de cambio peso-dólar (MXP/USD).

En este caso, se manejará únicamente información diaria, por las razones anteriormente descritas, para la siguiente variable macroeconómica:

Tipo de Cambio MXP/USD.

Esta información se considerará para todo el año de 1998, para fines de extrapolar su valor a partir del pronóstico de la variable original (rendimientos continuos de la serie) para los meses de Enero y Febrero de 1999.

Paso 2.

Se calcula la varianza con los enfoques propuestos por los diferentes métodos. Es importante mencionar que básicamente la diferencia en metodología va a radicar en la metodología de extrapolación en base al pronóstico de la variable original y de la comparación de las variaciones reales vs. las extrapoladas por cada método. Por otra parte, es necesario mencionar que el estudio excluye mediciones para portafolios, es decir, se

procederá a trabajar para transacciones económicas simples únicamente (nivel micro), para fines de simplificación en el presente estudio.

1. Método de Simulación Histórica.

Los resultados de este método tienden a ser muy similares a los del Método Analítico de Varianza-Covarianza, por tratarse de manejo de información histórica, difieren en la forma en que se manejan estos datos históricos.

A continuación se muestra la metodología que se seguirá para este método a partir del cálculo de la varianza únicamente (paso 3), los pasos anteriores ya se describieron al inicio.

Paso 3.

Se obtienen las primeras diferencias continuas, a partir del vector original. En este caso, ya no es necesario, debido a que la serie ya se convirtió completamente en aleatoria y estacionaria, por lo cual ya contiene las primeras diferencias citadas anteriormente.

Paso 4.

Para la variable manejada, se creará un vector de valores alternativos $AF(j)$, 249 en este caso específico, agregando a cada uno de los valores en el vector de cambios históricamente observados, al valor actual del factor de mercado. Cabe mencionar que el vector de valores alternativos se creará en base a los parámetros históricos obtenidos con el método analítico de varianza-covarianza, para la serie de tiempo que indica los rendimientos continuos (precios en ln), ya explicados anteriormente.

$$AF(j)_1 = F(j)_0 + \Delta F(j)_{-1}$$

$$AF(j)_1 = F(j)_0 + \Delta F(j)_{-2}$$

$$AF(j)_1 = F(j)_0 + \Delta F(j)_{-100}$$

[4-18]

Sin embargo, dado que en este estudio lo que interesa es básicamente la cuantificación de la variación en los precios, no se sumará el vector de 249 valores

alternativos al precio. Con lo anterior se obtiene una estimación de la réplica histórica por este método, la cual se utilizará para el siguiente paso.

Paso 5.

Posteriormente, a partir del último valor del dato que se va extrapolar, se obtendrán las variaciones extrapoladas para el siguiente año mediante este método. Este pronóstico se obtiene con un modelo conocido en econometría como Agregación en el tiempo ($S^2_{H,T+1} * t$), que representa un método de escalación en el tiempo para mover la volatilidad a diferentes periodicidades, y el cual es descrito también por el autor Phillippe Jorion (1997).

Posteriormente, se integra la serie a términos nominales, a través de la obtención del Exponencial de la Serie (debido a que la serie manejada se encuentra expresada en términos logarítmicos).

Paso 6.

Por último se obtiene la extrapolación del pronóstico de la variable original (o ex-ante) con la réplica de la historia, incluyendo la extrapolación generada por el método de Simulación Histórica.

Es importante recalcar que en este método, los cambios en los precios financieros, se obtienen directamente de los datos históricos.

2. Método de Simulación Monte Carlo.

Este método es similar en algunos aspectos al método de Simulación Histórica, sin embargo, posee algunas diferencias importantes, como se especificarán a continuación. A continuación se muestra la metodología que se seguirá para este método a partir del cálculo de la varianza únicamente (paso 3), los pasos anteriores ya se describieron al inicio.

Paso 3.

Se simulan los cambios en los valores (10,000 y 1,000 valores alternativos) de la serie de tiempo, sin considerar exactamente los parámetros observados históricamente, sino que se deben también especificar parámetros aleatorios en base a posibles escenarios económicos. Para lo anterior, la información más importante para obtener estos estimados

es a través de datos históricos, sin embargo, en este método debe tomarse sólo como referencia, y simular en base a parámetros diferentes a los históricos, de preferencia, considerando escenarios extremos. La especificación del escenarios considerado para este método, así como de los periodos correspondientes, se presenta en el capítulo 5.

Paso 4.

Se utilizan las técnicas o las distribuciones de Simulación Monte Carlo para obtener m cambios simulados en los n factores de mercado, $S\Delta F(j)_i$, sobre el horizonte de tiempo a ser utilizado.

Paso 5.

Se reemplazan los cambios históricos en los factores de mercado, con cambios simulados en base a parámetros diferentes a los históricos, aunque basados en éstos.

$$AF(j)_1 = F(j)_0 + S\Delta F(j)_1$$

$$AF(j)_1 = F(j)_0 + S\Delta F(j)_2$$

$$AF(j)_1 = F(j)_0 + S\Delta F(j)_{100}$$

[4-19]

Paso 6.

Posteriormente, a partir del último valor del dato del año anterior, se obtendrá la extrapolación a partir del pronóstico de la variable original para el siguiente año con este método. Este pronóstico se obtiene con un modelo conocido en econometría como Agregación en el tiempo ($S^2_{H,T+1} * t$), que representa un método de escalación en el tiempo para mover la volatilidad a diferentes periodicidades, y el cual es descrito también por el autor Phillippe Jorion (1997).

Posteriormente, se integra la serie a términos nominales, a través de la obtención del Exponencial de la Serie (debido a que la serie manejada se encuentra expresada en términos logarítmicos).

Paso 7.

Por último se obtiene la extrapolación a partir de un pronóstico de la variable original (o ex-ante) con la réplica de la historia, incluyendo el pronóstico que generó el método de Simulación Histórica.

Es importante recalcar que en este método, los cambios en los precios financieros, así como los cambios en la volatilidad se obtienen directamente de los datos históricos.

Es importante recalcar que en este método, los cambios en los precios financieros, se obtienen a partir de datos históricos, pero tomando en cuenta diferentes escenarios aleatorios (es decir, la diferencia con el método de Simulación Histórica, es que se trabaja con una distribución normalizada, debido al número de iteraciones manejadas). Sin embargo, es necesario realizar el mismo análisis bajo diferentes perspectivas históricas.

3. Metodología Box-Jenkins.

Este procedimiento puede se puede dividir en diferentes etapas o pasos, los cuales consisten de manera general en: (1) Identificación; (2) Estimación; (3) Verificación del diagnóstico; (4) Pronóstico.

Etapas 1. Identificación.

Esta etapa consiste en: (1) Eliminar la tendencia de la serie de tiempo, y convertirla en una serie de tiempo aleatoria y estacionaria, es decir, esto significa que la serie de tiempo fluctúa sobre una media constante, como ya se explicó anteriormente, para posteriormente, (2) Identificar un modelo tentativo: autorregresivo, de promedios móviles, así como autorregresivo y de promedios móviles integrados, principalmente.

En este procedimiento de identificación se estudia el comportamiento de las funciones de autocorrelación y autocorrelación parcial, principalmente, las cuales se obtienen mediante paquetes computacionales, y en este caso se utilizará el paquete Econometric Views.

Para identificar el modelo tentativo es necesario analizar el comportamiento (o patrón) de las funciones de autocorrelación y de autocorrelación parcial. Este patrón se ilustra normalmente en una gráfica llamada correlograma, y este patrón de autocorrelación puede ser utilizado para verificar la aleatoriedad y estacionaridad de la serie.

A continuación se explicará brevemente el concepto y análisis de los coeficientes de autocorrelación:

1.- Coeficiente de Autocorrelación.

Este coeficiente mide la relación, o bien, la correlación, entre un conjunto de observaciones y un conjunto de periodos de observaciones en una serie de tiempo.

Dada una serie de tiempo $(Z_1, Z_2, Z_3, \dots, Z_n)$, la autocorrelación entre Z_t y Z_{t+k} (denotada por el coeficiente de correlación, ρ_k), mide la correlación entre pares de observaciones en la serie de tiempo.

Para obtener el coeficiente de autocorrelación de la muestra (r_k), el estimado de ρ_k , se obtiene de la siguiente manera:

$$r_k = \frac{(Z_t - Z)(Z_{t+k} - Z)}{(Z_t - Z)^2} \quad [4-20]$$

donde,

Z_t = los datos de la serie de tiempo estacionaria.

Z_{t+k} = los datos k de los periodos de tiempo hacia adelante.

Z = la media de la serie de tiempo estacionaria.

r_k = la medida de la relación entre los dos conjuntos de datos.

Cuando se calculan los coeficientes de autocorrelación para cada periodo, y se grafican, al resultado de este procedimiento se le conoce como función de autocorrelación de la muestra, también llamado correlograma. De esta forma, esta gráfica se utiliza para determinar si la serie de tiempo es o no estacionaria, así como para identificar un modelo ARIMA tentativo.

Teóricamente, una serie de tiempo es estacionaria si todas las autocorrelaciones son cero (lo cual indica un error aleatorio), o bien, si son diferentes de cero sólo para pocos periodos.

Para probar si el coeficiente de autocorrelación es estadísticamente diferente de cero, se utiliza el estadístico t . Por ejemplo, si se desea probar a un nivel de significancia de 0.05 (o un nivel de confianza de 95%), se puede utilizar como valor crítico el número 2, y probar las hipótesis en base a este número, obteniendo los estadísticos t calculados para la muestra.

2.- Coeficiente de Autocorrelación Parcial.

Este coeficiente corresponde a la medida de la relación entre dos variables, cuando el efecto de otras variables ha sido eliminado o bien, permanece constante. De esta forma, este coeficiente representa la medida de la relación entre las variables de la serie de tiempo estacionaria, Z_t y Z_{t+k} , cuando el efecto de las variables que intervienen, Z_{t+1} , Z_{t+2} , Z_{t+k-1} , ha sido eliminado.

Este ajuste se realiza para observar si la correlación entre Z_t y Z_{t+k} , se debe a variables que intervienen en forma de alguna relación específica con otra variable.

$$r_{kk} = \frac{r_k - \sum (r_{k-1,j})(r_{k-j})}{1 - \sum (r_{k-1,j})(r_j)} \quad [4-21]$$

donde,

r_k = El coeficiente de autocorrelación para k periodos.

r_{kj} = El coeficiente de autocorrelación para k periodos, aislados cuando el efecto de j interviene en periodos, es decir, con el efecto de j eliminado.

Posteriormente, se sigue el mismo procedimiento de pruebas de hipótesis que se siguió con el coeficiente de autocorrelación explicado anteriormente.

El segundo paso dentro de esta primera etapa, consiste en identificar el Modelo de Box-Jenkins para la serie de tiempo analizada:

- (1) Modelos de Promedios Móviles.
- (2) Modelos Autorregresivos.
- (3) Modelos de Promedios Móviles Autorregresivos Integrados.

En general, el comportamiento de los Modelos ARIMA pueden visualizarse en la siguiente tabla, de acuerdo a sus funciones de autocorrelación y sus funciones parciales de autocorrelación.

Ilustración 4.2: Comportamiento de la funciones de autocorrelación para los Modelos ARIMA

Modelo	Función de Autocorrelación	Función Parcial de Autocorrelación
Promedios móviles de orden q	Corte después del periodo q (q = 1 ó 2)	Caída exponencial gradual hacia abajo.
Autorregresivo de orden p	Caída exponencial gradual hacia abajo.	Corte después del periodo p (p=1 ó 2).
Modelo Mezclado	Caída exponencial gradual hacia abajo.	Caída exponencial gradual hacia abajo.

Fecha: 1994. Fuente: Gaynor, Patricia E., Kirkpatrick, Rickey C. "Introduction to Time-Series Modeling and Forecasting in Business and Economics". McGrawHil, Inc.

Etapas 2. Estimación de los parámetros del Modelo.

Para esta etapa se deberán obtener los estimadores para una constante y una serie de coeficientes en una ecuación de regresión, utilizando algoritmos de mínimos cuadrados, a través de una combinación de rutinas de búsqueda y aproximaciones sucesivas para obtener el punto estimado final de mínimos cuadrados de los parámetros. Esta etapa se realizará basándose totalmente en el paquete computacional Econometric Views, versión 2.0.

Etapas 3. Verificación del diagnóstico.

Antes de extrapolar propiamente con la ecuación final a obtener, es necesario realizar una serie de pruebas de diagnóstico para fines de validar la bondad de ajuste del modelo. Si el modelo no tiene un buen ajuste, las pruebas pueden indicar la forma de encontrar un mejor modelo. Para lograr un buen modelo, deben cumplirse las siguientes condiciones:

1. El proceso iterativo debe converger. Esto significa que el proceso se detiene en el momento en que no se encuentra otro parámetro que sea un mejor estimador (con un cambio relativo menor o igual a 0.001), de tal forma que tenga el menor Error Cuadrado Medio.
2. Las condiciones de invertibilidad y estacionarias, deben satisfacerse.
3. Los residuales, o errores de pronóstico, deben ser aleatorios y aproximados a una distribución normal.
4. Todos los parámetros estimados deben ser significativamente diferentes de cero (es decir, valores significativos para las Pruebas t).
5. El modelo debe encontrarse en la forma más simple.
6. El modelo debe tener el menor Error Cuadrado Medio.

Una buena forma para verificar la adecuación de un Modelo de Box-Jenkins global, es mediante el análisis de los residuales $(Y_t - \hat{Y}_t)$. De esta forma, si los residuales son verdaderamente aleatorios, tanto las autocorrelaciones como las autocorrelaciones parciales calculadas, deben ser estadísticamente iguales a cero. En caso de que no sea así, esto es un indicador de que no se ha ajustado el modelo correcto a los datos. Cuando este es el caso, los residuales de las funciones de autocorrelación, poseerán información de los modelos a considerar.

Por otra parte, aún y cuando muchos modelos pueden ser ajustados a los datos, no todos los parámetros estimados son estadísticamente significativos, por lo que en el modelo deben conservarse sólo aquellos términos que sean significativamente mayores al valor crítico.

Para seleccionar finalmente el mejor modelo, existirán regularmente diferentes modelos tentativos que pueden ser identificados para un conjunto de datos de una serie de tiempo. Esta etapa de verificación del diagnóstico, elimina o descarta normalmente muchos de estos modelos, pero también puede ser posible terminar esta etapa seleccionando 1 ó más modelos adecuados. Si se da este caso, se escogerá el modelo con las siguientes características finalmente: (1) Con el número mínimo de parámetros; (2) Con el menor Error Cuadrado Medio de la raíz (RMSE).

Etapa 4. Pronóstico.

Posterior a la selección del modelo final, se deberán generar pronósticos para los periodos de tiempo a futuro. En este punto, es importante mencionar que debido a que el modelo se escribe en forma de una serie de tiempo aleatoria y estacionaria, debe ser reconvertido o integrado nuevamente hacia la forma de la serie original, antes de obtener los puntos o intervalos de pronóstico.

Para obtener los puntos de pronóstico, el modelo final (o ecuación), debe ser escrito nuevamente en términos de los datos originales (no diferenciados), para posteriormente ser resuelto algebraicamente para Y_t .

Conforme existe un mayor número de datos disponibles, debe utilizarse el mismo modelo de pronóstico para otros periodos de tiempo futuros, en caso de que se determine que la característica de la serie no cambiará a través del tiempo y los estimadores de los parámetros deben ser recalculados.

CAPÍTULO 5

5 Aplicación y Pruebas Empíricas.

5.1 Manejo preliminar de las Series de Tiempo y Pruebas de Hipótesis.

El manejo previo de las series de tiempo fue explicado a detalle en el capítulo anterior, en la sección de metodología del presente estudio. Básicamente, la serie aleatoria y estacionaria se obtuvo obteniendo el logaritmo natural de las primeras diferencias $\left(\frac{TDC}{TDC_{-1}}\right)$ en forma del rendimiento periódico (en este caso, diario) del activo, para posteriormente obtener el logaritmo natural de estas diferencias. Lo anterior, puede visualizarse de manera general en el siguiente gráfico, para el Tipo de Cambio:

Ilustración 5.1:
Manejo preliminar de las Series de Tiempo utilizadas.

Periodo	Precio del Activo	Precio Relativo $\left(\frac{TDC}{TDC_{-1}}\right)$	Cambio porcentual histórico de la depreciación MXP/USD $\ln\left(\frac{TDC}{TDC_{-1}}\right)$

Fecha: Julio, 1999. Fuente: Elaboración propia para fines del presente estudio.

Sin embargo, antes de comenzar propiamente con los resultados de las pruebas empíricas, es importante visualizar también de alguna manera la validación estadística de las series que se utilizaron, para el tipo de cambio MXP/USD Nominal. La muestra que se utilizó para fines del tipo de cambio comprendió el año de 1998 (Enero a Diciembre 1998), con una periodicidad diaria en los datos (249 observaciones), siendo esta muestra a su vez dividida en cortes iguales, con el criterio de visualización de la variable en la gráfica, eligiéndose un corte a la mitad de la serie para validar que la serie es estacionaria o aleatoria (estadísticamente con Media=0 y Varianza Constante). De esta forma, de acuerdo a este criterio, los cortes de muestra utilizados para un periodo diario se muestran a continuación, mientras que en el ANEXO 3 pueden observarse los cortes de las muestras de manera gráfica:

Ilustración 5.2: Cortes de muestra en el estudio para validación de las Series Aleatorias.

Muestra Diaria

Corte muestral	Periodo comprendido en el corte
Corte 1	2 Enero 1998 – 30 Junio 1998
Corte 2	1 Julio 1998 – 24 Diciembre 1998

Fecha: Mayo, 1999. Fuente: Elaboración propia para fines del presente estudio.

Por otra parte, la razón de haber realizado estos cortes anteriores, es básicamente para comparar las diferentes muestras obtenidas a partir de los mismos, mediante la realización de pruebas de hipótesis para medias (Prueba *t* para medias de dos muestras).

Estas pruebas tuvieron la función básica de probar lo anterior, y de esta forma, concluir o no previamente si las fluctuaciones que se dan en el tipo de cambio a través del tiempo, realmente presentan un patrón de cambios aleatorio y estacionario.

En el ANEXO 4 pueden observarse los resultados para las pruebas de hipótesis de medias y varianzas, para la variable manejada en el presente estudio (tipo de cambio peso-dólar (MXP) cotización diaria para el año de 1998).

Respecto a estas pruebas, básicamente se plantean las siguientes hipótesis, comparando estadísticos de media y varianza para los cortes de muestra, en ambas variables:

Ilustración 5.3: Planteamiento de Pruebas de Hipótesis para validar las series aleatorias.

Prueba de Hipótesis para Medias Muestrales. Corte de Muestra 1 y 2:
$H_0: M_1 - M_2 = 0$
$H_1: M_1 - M_2 \neq 0$
Prueba de Hipótesis para Varianzas. Corte de Muestra 1 y 2:
$H_0: S_1 - S_2 = 0$
$H_1: S_1 - S_2 \neq 0$ (o es diferente estadísticamente para cada muestra).

Fecha: Mayo, 1999. Fuente: Elaboración propia para fines del presente estudio.

Con los resultados anteriores, se puede observar que en la Prueba t para medias de dos muestras emparejadas, es decir, con el mismo número de observaciones, el valor crítico del estadístico t es de 1.65 (correspondiente a un nivel de confianza del 95%).

Este valor crítico representa el límite para rechazar o no rechazar la hipótesis nula (de que la diferencia de las medias de ambas muestras es igual a 0, o bien, que no hay diferencia entre un corte de muestra y otro, estadísticamente). En este caso, se llega a la conclusión de no rechazar la hipótesis nula (debido a que el estadístico t calculado es igual a 0.185316, lo cual cae dentro del rango de la hipótesis nula).

Por lo tanto, puede inferirse estadísticamente que la media entre ambas muestras es igual a 0, para esta serie de tiempo.

Por su parte, en lo que respecta a la Prueba de hipótesis F para varianzas de dos muestras, puede observarse también el planteamiento correspondiente en la Ilustración 5.3.

De esta prueba F para varianzas de dos muestras, se puede concluir que no se rechaza la hipótesis nula de que las varianzas entre ambas muestras son constantes, ya que

el valor crítico para F es igual a 0.74063, mientras que el estadístico F calculado es de 0.42316, el cual cae en la región de la hipótesis nula.

Los resultados de las dos pruebas anteriores, proporcionan la pauta para continuar con el estudio utilizando esta serie de tiempo, ya que las pruebas indican finalmente que la serie de tiempo es estacionaria y aleatoria (es decir, que fluctúa alrededor de una media igual a cero, con una varianza constante). Estas dos condiciones fundamentales de media y varianza, proporcionan la base teórica para que la serie tienda a formar una distribución normal, la cual es una distribución muy práctica y útil en la actualidad, debido a su simplicidad de uso, así como a las diferentes pruebas que se pueden realizar con ésta. Además, estas dos características de las series son básicas en el manejo de las pruebas empíricas.

Además, como se había mencionado anteriormente, dado que los rendimientos financieros normalmente no siguen esta distribución, es necesario modelarlos con una distribución normal, a fin de hacer uso de metodologías eficientes de cuantificación de riesgos, las cuales utilizan como premisa básica, el manejo de series aleatorias y estacionarias.

Como nota aclaratoria importante, cabe mencionar que se manejarán los términos de varianza clásica y varianza ponderada exponencial (EWMA). Con respecto a estos términos, conviene mencionar que por varianza clásica se entiende la fórmula tradicional que se maneja en la literatura, dada por la desviación de cada dato de la media en la serie, dividida entre el número de datos menos la unidad. Se entenderá por varianza ponderada exponencialmente, aquella que utiliza el Sistema RiskMetrics, y que se basa en un factor de caída, en donde se le concede mayor peso a las observaciones más recientes, pero se calcula con la misma fórmula que la varianza clásica, sólo que aplicando un factor de caída exponencial a cada rendimiento geométrico, como se mencionó anteriormente.

Los siguientes tres métodos fueron sometidos a comparación, la cual se ilustra claramente en el ANEXO 5 (Cuadro Comparativo de Varianzas y Volatilidades para los diferentes periodos considerados), y cabe mencionar que se trabajó en los tres métodos calculando las varianzas en dos etapas fundamentales para cada uno, con sus Pruebas F de varianzas correspondientes:

- 1) Estimación Histórica. En esta etapa se calculó la varianza con la réplica histórica que genera cada método, para fines de extrapolar posteriormente en la siguiente etapa.
- 2) Estimación a Futuro. En esta segunda etapa se calculó la varianza, agregando el dato pronosticado a la réplica histórica para cada periodo correspondiente ($T+1$, $T+2$, $T+3$, ..., $T+10$), es decir, que se extrapoló a partir de un pronóstico de la variable original con cada uno de los métodos sometidos bajo estudio.

Como nota técnica y aclaratoria importante, cabe mencionar que se utilizó cálculo de varianzas debido a la existencia de pruebas de hipótesis para comparar varianzas de dos muestras, como lo requirió el presente estudio para fines de validación de los resultados.

5.2 Pruebas Empíricas con Simulación Histórica.

Para la aplicación de este método, simplemente se utiliza la serie aleatoria y estacionaria obtenida (logaritmo natural de las primeras diferencias del activo en este caso), para posteriormente obtener los datos simulados diarios (en este caso, son 249 tipos de cambios diarios para el año de 1998), y para los siguientes 10 días, como es el caso del presente estudio. Estos datos simulados se calculan en base a la historia, y se aplican al último dato inmediato anterior, que en este caso sería el tipo de cambio peso-dólar al 31 de diciembre de 1998. Sin embargo, para extrapolar en este método, se deberá seleccionar primero un periodo específico, seleccionándose en este caso 10 días hábiles siguientes después del 31 de diciembre de 1998.

Para realizar lo anterior, se deben tomar los cambios logarítmicos entre periodos, en este caso de 10 días, de la serie de tiempo histórica (Enero 1998).

Es decir, para extrapolar el segundo día hábil de Enero de 1999, se calculó el cambio logarítmico entre el 7 de Enero de 1998 y el 5 de Enero de 1998 (sólo ambos números para este cálculo). Posteriormente, a la desviación estándar generada por estos cambios logarítmicos obtenidos, se modeló con la metodología de agregación en el tiempo, para un periodo de 2 días, multiplicándose la varianza obtenida con el método, por 2 (debido a que se utilizó un periodo de 2 días históricos para calcular la desviación o cambio logarítmico en este periodo de 2 días). Esta misma metodología se siguió para pronosticar los días subsecuentes (T+1, T+2, T+3,T+10). Es decir, lo anterior se realiza de la misma forma para 3 días, 4 días, 5 días, etc., multiplicándose la varianza de cada periodo correspondiente, por el número t del periodo en cuestión.

Finalmente, se obtuvo el exponencial de este número para lograr la integración inversa, es decir, obtener la estimación en precio y poder aplicarla directamente a la última paridad o tipo de cambio de 1998.

Con lo anterior, se obtuvo la extrapolación a partir de un pronóstico de la variable original con la Simulación Histórica, el cual fue utilizado para calcular a su vez, las varianzas correspondientes (estas dos medidas se calculan con 249 datos hacia atrás, partiendo de cada dato que va pronosticando el método hacia el futuro).

Los parámetros de la serie aleatoria que se utilizaron en la Simulación Histórica para el Tipo de Cambio peso-dólar en el año de 1998 (para un periodo de 1 día), son los siguientes:

Ilustración 5.4:
Parámetros históricos del Método de Simulación Histórica.

Parámetros históricos	Escenario Histórico
PERIODO (DIARIO)	Enero Diciembre 1998
Media	0.0008493779
Desviación Estándar	0.0069561987
Varianza	0.0000483887

Fecha: Julio, 1999. Fuente: Elaboración propia para fines de la presente investigación.

Los resultados obtenidos en el presente método se ilustran en el ANEXO 5, para fines de comparación entre métodos, para cada periodo (1 día a 10 días), tanto para la estimación de la réplica histórica, como para la estimación a futuro.

5.3 Pruebas Empíricas con Simulación Monte Carlo.

La Simulación Monte Carlo, posee una estrecha similitud con la Simulación Histórica, con la diferencia básica de que los datos que se simulan pertenecen a una distribución ya normalizada, es decir, al simular estos datos con 10,000 iteraciones, la distribución de estos cambios porcentuales (o cambio porcentual en la depreciación) se convierte en una distribución casi evidentemente normal, o bien, en una distribución normal totalmente. Por lo anterior, los resultados son similares a los obtenidos en la Simulación Histórica.

A continuación se muestran los parámetros históricos diarios para tres escenarios económicos que pueden ser considerados para la Simulación Monte Carlo, así como los periodos que comprende cada escenario utilizado.

Ilustración 5.5: Definición de los parámetros históricos diarios por escenarios, en el Método de Simulación Monte Carlo.

Parámetros históricos	Escenarios	Escenarios	Escenarios de Crisis
	normales	Adversos	
PERIODO (DIARIO)	Enero - Diciembre 1993	Enero 1994 - Noviembre 1994	Diciembre 1995 Diciembre 1996
Media	0.0000122589	-0.0004382938	-0.0001548777
Desviación Estándar	0.0029059750	0.0042596658	0.0045886630
Varianza	0.0000084447	0.0000181448	0.0000210558

Fecha: Julio, 1999. Fuente: Elaboración propia para fines de la presente investigación.

La definición de los escenarios anteriores fue definida de la siguiente manera:

- 1) **Escenarios Normales.** Representados por periodos de estabilidad en la economía a través del tiempo, es decir, las fluctuaciones en las variables económicas y financieras se encuentran dentro de un rango de estabilidad preestablecido por una economía específica de un país.
- 2) **Escenarios Adversos.** Representados por un periodo en el cual las fluctuaciones en las variables económicas originan pérdidas para los inversionistas.
- 3) **Escenarios de Crisis.** Representados por un periodo en el cual las fluctuaciones en las variables económicas pueden llegar a un extremo tal, de llevar a la quiebra a un inversionista.

Cabe mencionar que para el presente estudio se seleccionó sólo el Escenario Normal para los diferentes periodos manejados, a fin de comparación entre métodos, ya que el año de 1998 es considerado como un Escenario Normal, y esta es la serie de tiempo que se está utilizando para fines de comparación de Varianza Real Ex Post entre métodos.

Mediante los cálculos de este método, se obtuvo la extrapolación a partir del pronóstico de la variable original para 10 periodos hacia adelante ($T+1$, $T+2$, $T+3$, $T+10$), representando de esta manera una extrapolación Ex-Ante, la cual se comparará con los pronósticos de los diferentes métodos contra la Varianza real (o Varianza Ex Post).

Para los cálculos a través del Método de Simulación Monte Carlo se generaron 10,000 números aleatorios para cada periodo, tomando los parámetros históricos especificados anteriormente para escenarios normales diarios. La misma metodología se utilizó para periodos subsecuentes, con los cambios logarítmicos para cada día correspondiente.

Posteriormente, este cambio logarítmico obtenido se modeló con la metodología de agregación en el tiempo, para un periodo de 2 días, multiplicándose la varianza de la serie aleatoria simulada 10,000 veces por 2 (debido a que para este caso, se utiliza un periodo de 2 días históricos para calcular la desviación o cambio logarítmico en este periodo de 2 días). Esta misma metodología se siguió para extrapolar los días subsecuentes ($T+1$, $T+2$, $T+3$, $T+10$).

Finalmente, se obtuvo el exponencial de este número para lograr la integración inversa, es decir, obtener la estimación en precio y poder aplicarla directamente a la última paridad o tipo de cambio de 1998.

De esta forma, se obtuvo extrapolación a futuro con la Simulación Monte Carlo, el cual fue utilizado para calcular a su vez, las varianzas y desviación estándar correspondientes (estas dos medidas se calculan con 249 datos hacia atrás, partiendo de cada dato que va pronosticando hacia adelante el método).

Los tres métodos anteriormente descritos, se basan casi en su totalidad en información histórica, y realizan una extrapolación en base a agregación en el tiempo. A continuación se describirá en el siguiente apartado el método alternativo propuesto en el presente proyecto, el cual se diferencia notablemente de los métodos anteriores.

5.4 Pruebas Empíricas con Modelos ARIMA. Metodología Box-Jenkins.

Para obtener la ecuación óptima de pronóstico en este modelo, se parte de una serie aleatoria y estacionaria, al igual que en los métodos anteriores. A partir de esta serie histórica se replica la serie hacia el futuro, mediante una ecuación de regresión que contiene componentes Autorregresivos (o que considera rezagos en los datos utilizados). Lo anterior se realiza con el fin de obtener el mejor pronóstico de la variable original, con el menor error estándar, para la serie de tiempo.

Para seleccionar la ecuación que sea un mejor estimador hacia el futuro se toman en consideración básicamente los siguientes aspectos, en orden de importancia:

- 1) La estabilidad y secuencia a través de las observaciones, para las funciones de autocorrelación y parcial de autocorrelación. Dicha estabilidad se mide a través del estadístico Q, el cual puede observarse claramente en el correlograma, además de los niveles de probabilidad, los cuales deben ser cercanos a la unidad, o bien, óptimamente, la unidad.
- 2) La significancia estadística de cada uno de los parámetros autorregresivos que se obtienen en el modelo. Esta significancia se calcula a través del estadístico t.
- 3) El Estadístico Durbin-Watson, el cual tiene que ser muy cercano a 2, lo cual representa que no existe problema de autocorrelación en la serie de tiempo, y

hace válida la ecuación, al corroborar que se está trabajando con una serie estacionaria o aleatoria en el modelo.

Los resultados obtenidos en el presente método, pueden resumirse mediante las tablas comparativas presentadas en el ANEXO 5 de la presente investigación.

Con respecto a la ecuación seleccionada del Modelo ARIMA, puede observarse más a detalle en el ANEXO 6 los parámetros obtenidos a través del paquete Econometric Views, el correlograma, así como la gráfica de la serie que se replicó con la ecuación.

A partir de los resultados anteriores, puede llegarse a conclusiones interesantes con respecto a la exactitud de cada uno de los métodos. Así mismo, al comparar el cálculo de varianza obtenido en cada método se aplicó una Prueba F para varianzas (Varianza Real Ex-Post vs. Extrapolación en base al pronóstico de la varianza de la serie original), a fin de validar si la diferencia entre la varianza pronosticada y la real es significativamente diferente, para cada uno. La interpretación y conclusión de los resultados obtenidos con la metodología anteriormente descrita, se muestran en el capítulo 6 del presente estudio.

CAPÍTULO 6

6 Análisis de Resultados del Enfoque Alternativo Propuesto para cuantificación de riesgos a futuro.

6.1 Comparación de Enfoques en las Pruebas Empíricas.

Para fines de resumir de manera práctica, las diferentes extrapolaciones obtenidas de los diferentes modelos, en el ANEXO 5 se muestra una tabla comparativa en donde se pueden visualizar gráficamente los diferentes resultados obtenidos. Los resultados que se obtuvieron se analizarán desde las dos perspectivas utilizadas en el estudio:

- 1) Perspectiva de Estimación Histórica (réplica histórica de la serie generada por cada método, con el fin de pronosticar la variable original a futuro).
- 2) Perspectiva de Estimación a Futuro (réplica histórica de la serie generada por cada método, incorporando el pronóstico para cada periodo subsecuente: $T+1$, $T+2$, $T+3$, $T+4$,... $T+10$).

Para fines de visualizar lo anterior de una manera más clara, se diseñó una tabla para cada periodo, la cual contiene el cálculo de las varianzas por método en un esquema comparativo, así como la Prueba F de varianzas, correspondiente a la comparación de la varianza de cada método (estimación histórica y a estimación a

futuro) contra la varianza real Ex-Post (como ya se mencionó, esta varianza Real Ex-Post corresponde al periodo diario de 1998 y 10 días reales de 1999). Así mismo, los cuadros sombreados en la tabla indican que la diferencia entre varianzas de ambas series (Real vs. Estimada por el método) sí es estadísticamente significativa, por lo cual, se rechaza la hipótesis nula en estos casos, lo cual se indica explícitamente dentro de cada cuadro correspondiente. Por ejemplo, en la siguiente ilustración se presenta una muestra de los resultados obtenidos en el ANEXO 5 (para periodo T= 1 a T=10 y para periodos T+1 al T+10).

Ilustración 6.1:
Muestra de Réplicas históricas y Extrapolaciones con base al pronóstico de la variable original para los Métodos comparados en la investigación, para el periodo T y T+1

Estimadores de Volatilidades Estimadas para cada uno de los métodos
Varianza Clásica Serie Real Ex-Post 1998 y 1999 (Inicio) = 0.048051232*10³

Punto de vista	Método	T (Réplica histórica)	T+1 (Extrapolación)
Punto de vista Matemático	Simulación Histórica	$\sigma^2_H = \sum_{T=1}^T \frac{[S_H - \bar{S}_H]^2}{T-1}$	$\sigma^2_{H,T+1} = \sigma^2_H * t$
	Simulación Monte Carlo	$\sigma^2_M = \sum_{T=1}^T \frac{[S_M - \bar{S}_M]^2}{T-1}$	$\sigma^2_{M,T+1} = \sigma^2_M * t$
	Modelos ARIMA (Metodología Box-Jenkins).	$\sigma^2_M = \sum_{T=1}^T \frac{[S_{BJ} - \bar{S}_{BJ}]^2}{T-1}$	$\sigma^2_{BJ,T+1} = \sum_{T=1}^T \frac{[Y_t - \bar{Y}]^2}{T-1}$
Punto de vista Empírico	Simulación Histórica	0.0818300373*10 ³ [0.7873] Acepto Ho [0.81149]	0.2706436078*10 ³ [4.49661] Rechazo Ho [0.23229]
	Simulación Monte Carlo	0.0547561515*10 ³ [0.180356] Acepto Ho [0.967635]	0.0467614*10 ³ [0.000001523] Acepto Ho [0.967635]
	Modelos ARIMA (Metodología Box-Jenkins)	0.0759611649*10 ³ [9.086725] Rechazo Ho [1.24162]	0.0756409*10 ³ [0.11087] Acepto Ho [0.80577]

Fecha: Julio, 1999. Fuente: Elaboración propia para fines de la presente investigación.

De acuerdo al cuadro anterior, que representa una muestra del ANEXO 5, se basará la interpretación de los resultados que a continuación se presenta.

6.3 Interpretación de los Resultados.

Básicamente los resultados se dividirán en dos apartados para su interpretación:

1) Estimaciones Históricas.

Para fines de la réplica histórica generada por cada método, se encontró que la mayoría (con excepción de tres ocasiones con cálculo de varianza EWMA) de las varianzas generadas por el Método de Simulación Histórica son muy cercanas a las de la serie real ExPost (histórica), y esto se puede explicar claramente debido a la propia naturaleza del método, puesto que éste genera una réplica para extrapolar, totalmente basado en la historia. Por su parte, el Método de Simulación Monte Carlo generó una réplica histórica muy cercana a la Serie Real para los diferentes 10 periodos estudiados. Es decir, este Método de Simulación Monte Carlo resultó ser mejor que la Simulación Histórica para la generación más exacta de la réplica histórica. En lo que respecta a la Metodología Box-Jenkins, en los 10 diferentes periodos se rechazó la hipótesis nula con la varianza clásica, lo cual indica que este método no generó empíricamente la mejor réplica histórica. Esto puede interpretarse lógicamente si se conoce que esta metodología está diseñada para estimaciones a futuro, por lo que se espera que sea más eficiente a futuro.

2) Estimaciones a Futuro.

Para las estimaciones a futuro, incorporando la réplica histórica para cada método, resultaron ser más eficientes para el total de los 10 periodos estudiados, tanto el Método de Simulación Monte Carlo, como la Metodología Box-Jenkins. Sin embargo, cabe mencionar que el Método de Simulación Monte Carlo requiere de mayor capacidad computacional en una base de datos convencional (como lo es el paquete Excel). Por su parte, la Metodología Box-Jenkins se obtiene mediante el paquete E-views, el cual es muy sencillo, rápido y exacto en los cálculos estadísticos de los estimadores. La eficiencia en ambos métodos, puede observarse

por el hecho de que generan la mínima varianza entre la Serie Real ExPost y la pronosticada por estos dos métodos, lo cual se probó con las Pruebas de Hipótesis F para varianzas de dos muestras. Mientras tanto, la Simulación Histórica resultó ser el método menos eficiente para estimaciones a futuro, dado que en todos los periodos a futuro se rechazó la hipótesis nula, lo cual indica que si hay diferencia significativa entre lo que pronosticó el método, en contraste con la serie real que resultó.

En lo que respecta a las ventajas y limitaciones de los métodos que resultaron ser más eficientes para este periodo bajo estudio, cabe mencionar que la Simulación Monte Carlo es más probable que se entienda más fácilmente en una empresa, en cuanto a la teoría que lo sustenta ("normalizar" la historia), además de que replica eficientemente la historia y pronosticó a futuro eficientemente, para escenarios normales, en este periodo particular.

Sus limitaciones están relacionadas con la gran cantidad de soporte computacional requerido para ser eficiente en la operación diaria (que es lo que requiere una empresa), además de que requiere más inversión en tiempo, en relación a la Metodología Box-Jenkins.

Por su parte, la Metodología Box Jenkins tiene entre sus ventajas principales, que es muy exacto en el corto plazo en relación a otros métodos, además de que puede ser más entendible y más práctico para operar en comparación al GARCH, el cual es un método más complicado y con mayor demanda de tiempo, dado que requiere el cálculo de la función de Máxima Verosimilitud. Las limitaciones del método son relativas a que el plazo que pronostican no es útil para periodos de más largo plazo, además de que puede llevar más tiempo seleccionar la mejor ecuación de pronóstico. Sin embargo, lo anterior no elimina la exactitud del pronóstico en el corto plazo, además de su facilidad de operación y funcionalidad práctica en las empresas.

CONCLUSIONES

La comprensión de la varianza y de la incertidumbre en los mercados financieros internacionales, resulta de fundamental importancia para fines de análisis y cuantificación de riesgos en una empresa o en una institución financiera. Si bien es cierto que en la actualidad, las compañías que poseen un sistema desarrollado de Administración de Riesgos comparan los resultados de los diferentes métodos existentes en el mercado, cada vez más se hace necesario profundizar en la teoría financiera, a fin de encontrar aquellos métodos que pronostiquen más eficientemente la volatilidad, y especialmente para periodos de corto plazo, como lo exigen los mercados financieros en México.

En la presente investigación se propuso el pronóstico de Modelos ARIMA (Metodología Box-Jenkins) para tipo de cambio, como un enfoque alternativo a los utilizados consistentemente en el mercado (basados totalmente en la historia). Al respecto, se encontró que efectivamente el uso de un componente autorregresivo en la ecuación de regresión para pronosticar, produce que la varianza de la diferencia en la serie de tiempo real vs. la pronosticada (la volatilidad o bien, lo que realmente se desconoce) sea menor, lo que significa que el componente desconocido (incertidumbre), resulta ser menor con los Modelos ARIMA, para los periodos de tiempo estudiados de tipo de cambio peso-dólar. Sin embargo, también resultó ser eficiente el Método de Simulación Monte Carlo, el cual simula la historia y extrapola a futuro a partir de una variable estacionaria y aleatoria manejada, teniendo como fundamento 10,000 iteraciones, en este caso.

Por tanto, puede concluirse que con la Metodología Box-Jenkins, se logra tener una mejor extrapolación de la serie de tiempo real, en relación al método tradicional de Simulación Histórica, que utiliza la historia como factor fundamental o básico en su extrapolación. Sin embargo, resultó ser también eficiente un método basado en la historia, pero con diferente enfoque que la Simulación Histórica, es decir, el Método de Simulación Monte Carlo. Así mismo, la Metodología de Box-Jenkins resulta ser más eficiente cuando se utiliza para estimaciones futuras, que es lo que realmente le interesa a quien desea pronosticar las variables económicas y financieras que le afectarán a futuro.

Cabe mencionar que estos resultados se dieron para el periodo específico del Año de 1998 (Enero a Diciembre de 1998 e inicio de 1999 para el cálculo de la varianza Ex-Post) para extrapolar 10 días del Año de 1999, en base al pronóstico de la variable original utilizada (serie aleatoria y estacionaria, que representa rendimientos continuos para el tipo de cambio MXP/USD). Sin embargo, puede considerarse que el presente estudio puede sentar una base teórica de finanzas para el futuro, de tal forma que estas mismas comparaciones puedan realizarse con otras series de tiempo y para otros periodos. De esta forma, al hacer uso de esta metodología para cuantificación de riesgos, pueden darse resultados más satisfactorios para la empresa.

ANEXOS

ANEXO 1:

Visualización gráfica Serie de Tiempo TDC MXP/USD Real.

ANEXO 2:

Visualización gráfica de Serie de Tiempo Aleatoria (o Estacionaria).

ANEXO 3:

Cortes de Muestra para Serie Aleatoria MXP/USD Diaria.

ANEXO 4:

Pruebas de Hipótesis para comprobar aleatoriedad de la serie.

ANEXO 5:

Esquema Comparativo de las Varianzas obtenidas por los diferentes métodos.

ANEXO 6:

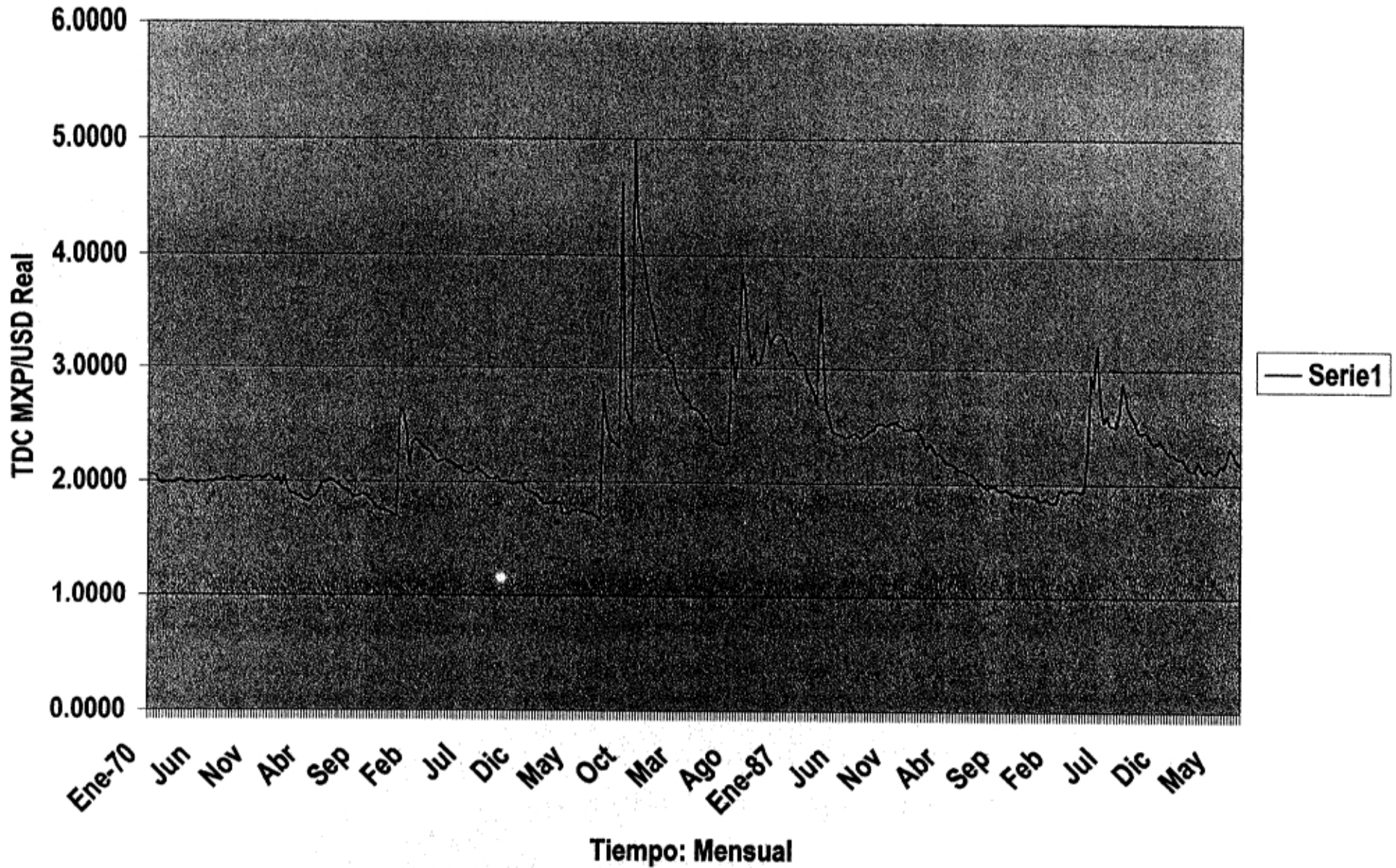
Ecuación Autorregresiva para el Tipo de Cambio Diario MXP/USD AR(4,16)

ANEXO 7:

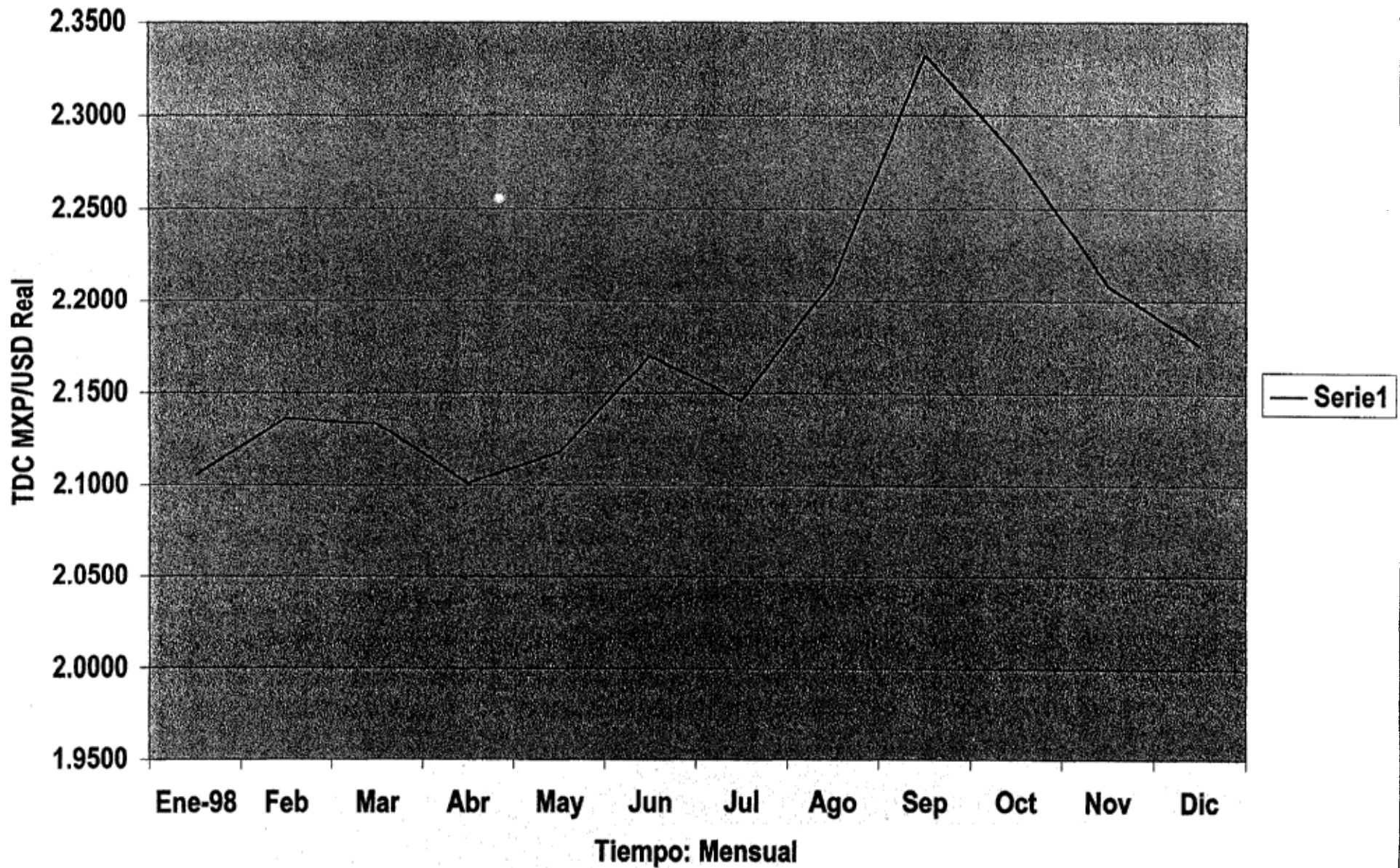
Pruebas F de Varianzas para periodos T y T+X (para todas las metodologías utilizadas)

Serie de Tiempo TDC MXP/USD Real Mensual

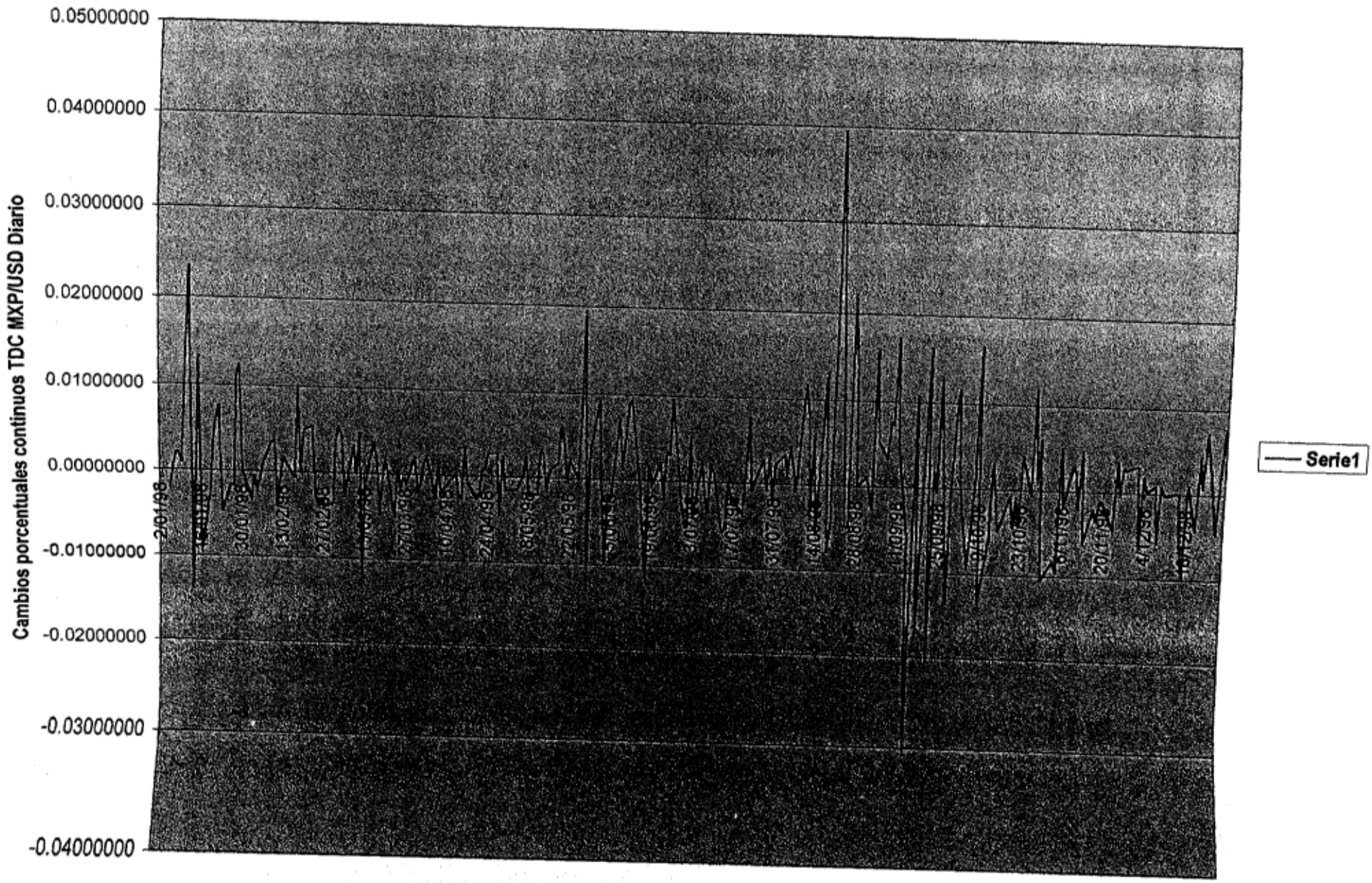
Periodo: Ene-70 a Dic-98



ANEXO 1:
Serie de Tiempo TDC MXP/USD Real Mensual
Periodo: Ene-98 a Dic-98

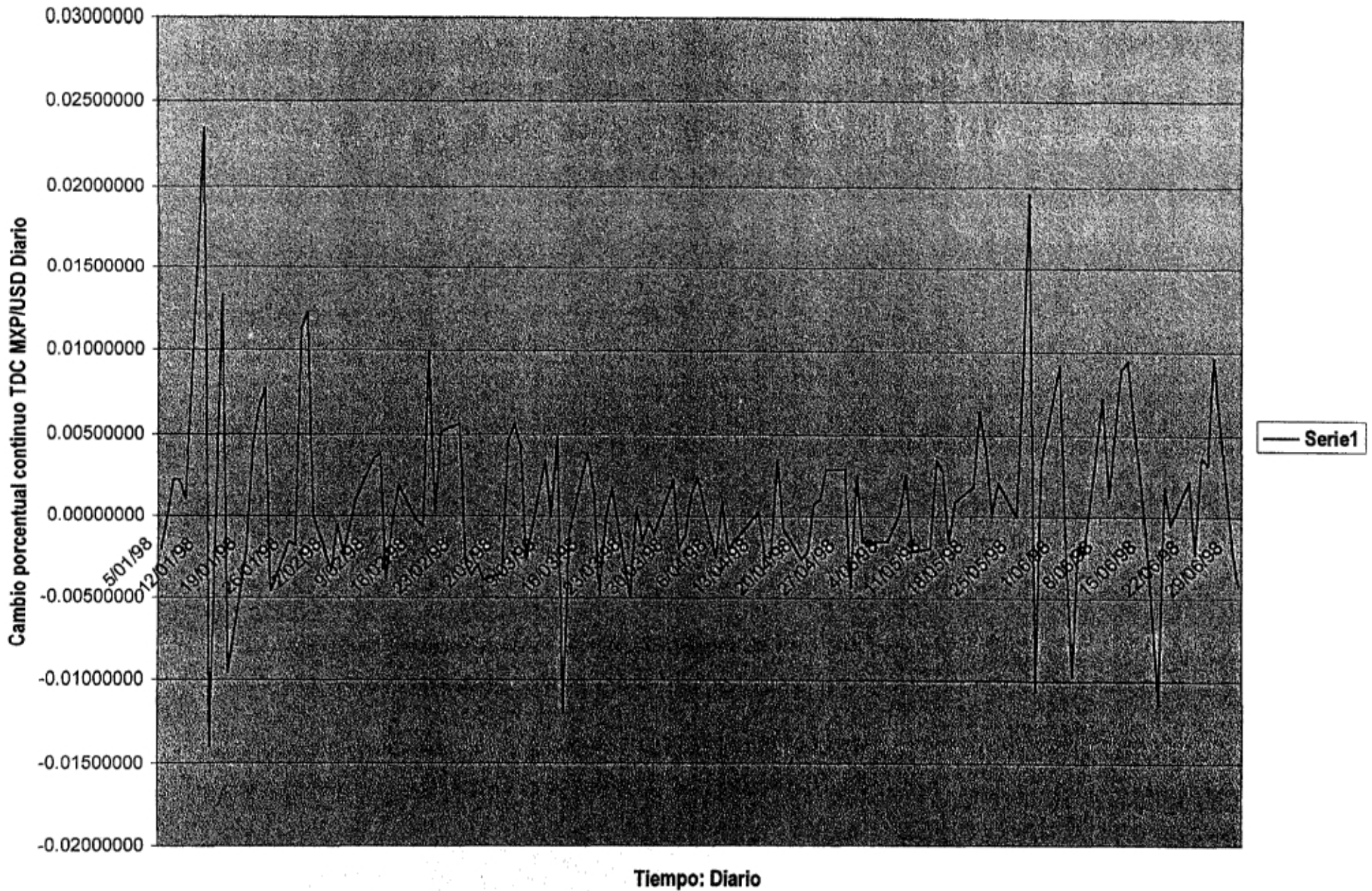


ANEXO 2:
Serie Aleatoria TDC MXP/USD Diario In(TDC/TDC-1)
Periodo Enero - Diciembre 1998

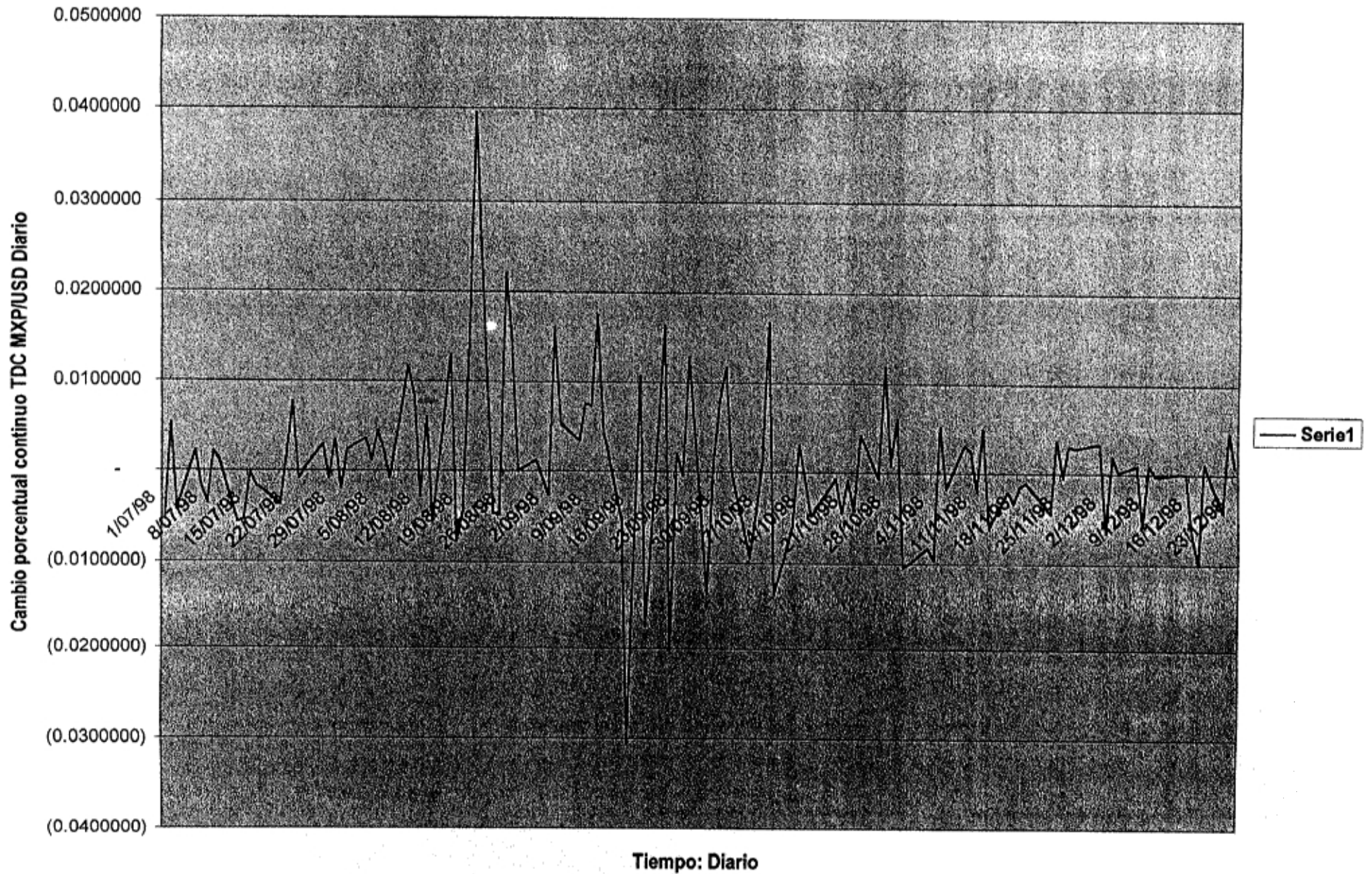


Tiempo: Diario

ANEXO 3:
Corte de Muestra 1: Serie Aleatoria TDC MXP/USD Diario
Periodo: 5 Enero - 30 Junio 1998



ANEXO 3:
Corte de Muestra 2: Serie Aleatoria TDC MXP/USD Diario
Periodo: 1 Julio - 23 Diciembre 1998



ANEXO 4:

Estadísticos Descriptivos y Pruebas de Hipótesis para la Serie Estacionaria del TDC MXP/USD

Prueba t para medias de dos muestras emparejadas		
	Muestra 1	Muestra 2
Media	0.0008922241	0.0007201989
Varianza	0.0000289457	0.0000684029
Observaciones	122.0000000000	122.0000000000
Coefficiente de correlación de Pearson	-0.0874110721	
Diferencia hipotética de las medias	0.0000000000	
Grados de libertad	121.0000000000	
Estadístico t	0.1853162842	
P(T<=t) una cola	0.4266456220	
Valor crítico de t (una cola)	1.6575449990	
P(T<=t) dos colas	0.8532912441	
Valor crítico de t (dos colas)	1.9797653295	

Prueba F para varianzas de dos muestras		
	Muestra 1	Muestra 2
Media	0.000892224	0.000720199
Varianza	2.89457E-05	6.84029E-05
Observaciones	122	122
Grados de libertad	121	121
F	0.423163954	
P(F<=f) una cola	1.6556E-06	
Valor crítico para F (una cola)	0.740638662	

ANEXO 4:

Estadísticos Descriptivos y Pruebas de Hipótesis para la Serie Estacionaria del TDC MXP/USD

Estadísticos Descriptivos Serie Aleatoria	
Media	1.0008493779
Error típico	0.0004408312
Mediana	1.0002102607
Moda	1.0000000000
Desviación estándar	0.0069561987
Varianza de la muestra	0.0000483887
Curtosis	6.0750363536
Coefficiente de asimetría	0.7069979649
Rango	0.0706075045
Mínimo	0.9698288560
Máximo	1.0404363605
Suma	249.2114951094
Cuenta	249.0000000000
Mayor (1)	1.0404363605
Menor(1)	0.9698288560
Nivel de confianza(95.0%)	0.0008682498

ANEXO 5:

Esquema comparativo de las Varianzas obtenidas por los diferentes métodos.

ESTIMACIONES HISTÓRICAS	Simulación Histórica	Simulación Monte-Carlo Escenario Normal	Método Box-Jenkins
Periodo T a 1 DÍA.- Varianza Serie Real 1998 y 1999 (Inicio)= $0.048051232 \cdot 10^{-3}$			
Varianza Tradicional (vs. Media) $VAR(S_i - \bar{S})$ (Réplica histórica)	$0.0379770874 \cdot 10^{-3}$	$0.844339323 \cdot 10^{-5}$	$0.005486518 \cdot 10^{-3}$
Varianza Real vs. Estimada (Réplica histórica con variable original)			
$VAR(S_{IR} - S_E)$ Clásica	$0.0818300373 \cdot 10^{-3}$ [0.7873] Acepto Ho [0.81149]	$0.0547561515 \cdot 10^{-3}$ [0.180356] Acepto Ho [0.967635]	$0.0759611649 \cdot 10^{-3}$ [9.086725] Rechazo Ho [1.24162]
$VAR(S_{IR} - S_E)$ EWMA	$0.01226586 \cdot 10^{-5}$ [0.93961] Rechazo Ho [0.81149]	$0.00826432 \cdot 10^{-5}$ [0.300000] Acepto Ho [0.967635]	$0.0116435 \cdot 10^{-5}$ [0.11366] Acepto Ho [0.80539]
Periodo T a 2 DÍAS.- Varianza Serie Real 1998 y 1999 (Inicio)= $0.0910635277 \cdot 10^{-3}$			
Varianza Tradicional (vs. Media) $VAR(S_i - \bar{S})$ (Réplica histórica)	$0.0634794462 \cdot 10^{-3}$	$0.0171090749 \cdot 10^{-3}$	$0.005486518 \cdot 10^{-3}$
Varianza Real vs. Estimada (Réplica histórica con variable original)			
$VAR(S_{IR} - S_E)$ Clásica	$0.13922908 \cdot 10^{-3}$ [0.6948] Acepto Ho [0.81149]	$0.1052752999 \cdot 10^{-3}$ [0.1933] Acepto Ho [0.967635]	$0.0759611649 \cdot 10^{-3}$ [9.086725] Rechazo Ho [1.24162]
$VAR(S_{IR} - S_E)$ EWMA	$0.00020750 \cdot 10^{-3}$ [0.90478] Rechazo Ho [0.81149]	$0.00015972280 \cdot 10^{-3}$ [0.331775] Acepto Ho [0.967635]	$0.000116435 \cdot 10^{-3}$ [0.11366] Acepto Ho [0.80539]
Periodo T a 3 DÍAS.- Varianza Serie Real 1998 y 1999 (Inicio)= $0.1317756768 \cdot 10^{-3}$			
Varianza Tradicional (vs. Media) $VAR(S_i - \bar{S})$ (Réplica histórica)	$0.0818180744 \cdot 10^{-3}$	$0.026936 \cdot 10^{-3}$	$0.005486518 \cdot 10^{-3}$
Varianza Real vs. Estimada (Réplica histórica con variable original)			
$VAR(S_{IR} - S_E)$ Clásica	$0.1907316 \cdot 10^{-3}$ [0.61876] Acepto Ho [0.81149]	$0.156886 \cdot 10^{-3}$ [0.20925] Acepto Ho [0.967635]	$0.0759611649 \cdot 10^{-3}$ [9.086725] Rechazo Ho [1.24162]
$VAR(S_{IR} - S_E)$ EWMA	$0.02777 \cdot 10^{-5}$ [0.74946] Acepto Ho [0.81149]	$0.02496296 \cdot 10^{-5}$ [0.347615] Acepto Ho [0.967635]	$0.0116435 \cdot 10^{-5}$ [0.11366] Acepto Ho [0.80539]

ESTIMACIONES HISTÓRICAS	Simulación Histórica	Simulación MonteCarlo Escenario Normal	Método Box-Jenkins
-------------------------	----------------------	--	--------------------

Periodo T a 4 DÍAS.- Varianza Serie Real 1998 y 1999 (inicio) = 0.1641401709 * 10⁻³

Varianza Tradicional (vs. Media) VAR (Si - S̄) (Réplica histórica)	0.1123926877 * 10 ⁻³	0.037234 * 10 ⁻³	0.005486518 * 10 ⁻³
--	---------------------------------	-----------------------------	--------------------------------

Varianza Real vs. Estimada (Réplica histórica con variable original)

VAR (S _{IR} - S _E) Clásica	0.24153718 * 10 ⁻³ [0.68203] [0.81149]	0.2001988 * 10 ⁻³ [0.232397] [0.967635]	0.0759611649 * 10 ⁻³ [9.086725] [1.24162]
---	---	--	--

VAR (S _{IR} - S _E) EWMA	0.035077 * 10 ⁻⁵ [0.86351] [0.81149]	0.03176655 * 10 ⁻⁵ [0.393729] [0.967635]	0.0116435 * 10 ⁻⁵ [0.11366] [0.80539]
--	---	---	--

Periodo T a 5 DÍAS.- Varianza Serie Real 1998 y 1999 (inicio) = 0.2187645178 * 10⁻³

Varianza Tradicional (vs. Media) VAR (Si - S̄) (Réplica histórica)	0.1390616577 * 10 ⁻³	0.0500834665 * 10 ⁻³	0.005486518 * 10 ⁻³
--	---------------------------------	---------------------------------	--------------------------------

Varianza Real vs. Estimada (Réplica histórica con variable original)

VAR (S _{IR} - S _E) Clásica	0.3233527 * 10 ⁻³ [0.633123] Acepto Ho [0.81149]	0.2721511 * 10 ⁻³ [0.227778] Acepto Ho [0.967635]	0.0759611649 * 10 ⁻³ [9.086725] Rechazo Ho [1.24162]
---	---	--	---

VAR (S _{IR} - S _E) EWMA	0.0004869 * 10 ⁻³ [0.80608] Acepto Ho [0.81149]	0.000431835 * 10 ⁻³ [0.38132196] Acepto Ho [0.967635]	0.000116435 * 10 ⁻³ [0.11366] Acepto Ho [0.80539]
--	--	--	--

Periodo T a 6 DÍAS.- Varianza Serie Real 1998 y 1999 (inicio) = 0.2710026563 * 10⁻³

Varianza Tradicional (vs. Media) VAR (Si - S̄) (Réplica histórica)	0.1703655258 * 10 ⁻³	0.0588902763 * 10 ⁻³	0.005486518 * 10 ⁻³
--	---------------------------------	---------------------------------	--------------------------------

Varianza Real vs. Estimada (Réplica histórica con variable original)

VAR (S _{IR} - S _E) Clásica	0.41132551 * 10 ⁻³ [0.62615] Acepto Ho [0.81149]	0.33211658 * 10 ⁻³ [0.21545] Acepto Ho [0.967635]	0.0759611649 * 10 ⁻³ [9.086725] Rechazo Ho [1.24162]
---	---	--	---

VAR (S _{IR} - S _E) EWMA	0.00063618 * 10 ⁻³ [0.62615] Acepto Ho [0.81149]	0.0005223591 * 10 ⁻³ [0.357198] Acepto Ho [0.967635]	0.000116435 * 10 ⁻³ [0.11366] Acepto Ho [0.80539]
--	---	---	--

ESTIMACIONES HISTÓRICAS	Simulación Histórica	Simulación MonteCarlo Escenario Normal	Método Box-Jenkins
-------------------------	----------------------	--	--------------------

Periodo T a 7 DÍAS.- Varianza Serie Real 1998 y 1999 (inicio) = $0.3213322350 \cdot 10^{-3}$

Varianza Tradicional (vs. Media) VAR ($S_i - \bar{S}$) (Réplica histórica)	$0.1925000699 \cdot 10^{-3}$	$0.0620579796 \cdot 10^{-3}$	$0.005486518 \cdot 10^{-3}$
--	------------------------------	------------------------------	-----------------------------

Varianza Real vs. Estimada (Réplica histórica con variable original)

VAR ($S_{IR} - S_E$) Clásica	$0.4921959 \cdot 10^{-3}$ [0.60436] Acepto Ho [0.81149]	$0.3922 \cdot 10^{-3}$ [0.1996353] Acepto Ho [0.96763]	$0.0759611649 \cdot 10^{-3}$ [9.086725] Rechazo Ho [1.24162]
--------------------------------	---	--	--

VAR ($S_{IR} - S_E$) EWMA	$0.0007656 \cdot 10^{-3}$ [0.60436] Acepto Ho [0.81149]	$0.0006109557 \cdot 10^{-3}$ [0.3260157] Acepto Ho [0.967635]	$0.000116435 \cdot 10^{-3}$ [0.11366] Acepto Ho [0.80539]
-----------------------------	---	---	---

Periodo T a 8 DÍAS.- Varianza Serie Real 1998 y 1999 (inicio) = $0.3695607989 \cdot 10^{-3}$

Varianza Tradicional (vs. Media) VAR ($S_i - \bar{S}$) (Réplica histórica)	$0.2077760906 \cdot 10^{-3}$	$0.0688296509 \cdot 10^{-3}$	$0.005486518 \cdot 10^{-3}$
--	------------------------------	------------------------------	-----------------------------

Varianza Real vs. Estimada (Réplica histórica con variable original)

VAR ($S_{IR} - S_E$) Clásica	$0.56817379 \cdot 10^{-3}$ [0.5612] Acepto Ho [0.81149]	$0.42522131 \cdot 10^{-3}$ [0.191497] Acepto Ho [0.967635]	$0.0759611649 \cdot 10^{-3}$ [9.086725] Rechazo Ho [1.24162]
--------------------------------	---	--	--

VAR ($S_{IR} - S_E$) EWMA	$0.00090350 \cdot 10^{-3}$ [0.5612] Acepto Ho [0.81149]	$0.0006564196 \cdot 10^{-3}$ [0.308659] Acepto Ho [0.967635]	$0.000116435 \cdot 10^{-3}$ [0.11366] Acepto Ho [0.80539]
-----------------------------	---	--	---

Periodo T a 9 DÍAS.- Varianza Serie Real 1998 y 1999 (inicio) = $0.4324224438 \cdot 10^{-3}$

Varianza Tradicional (vs. Media) VAR ($S_i - \bar{S}$) (Réplica histórica)	$0.2346266367 \cdot 10^{-3}$	$0.0711398541 \cdot 10^{-3}$	$0.005486518 \cdot 10^{-3}$
--	------------------------------	------------------------------	-----------------------------

Varianza Real vs. Estimada (Réplica histórica con variable original)

VAR ($S_{IR} - S_E$) Clásica	$0.66600765 \cdot 10^{-3}$ [0.541511] Acepto Ho [0.81149]	$0.49146694 \cdot 10^{-3}$ [0.16957] Acepto Ho [0.967635]	$0.0759611649 \cdot 10^{-3}$ [9.086725] Rechazo Ho [1.24162]
--------------------------------	---	---	--

VAR ($S_{IR} - S_E$) EWMA	$0.00109067 \cdot 10^{-3}$ [0.541511] Acepto Ho [0.81149]	$0.0007753 \cdot 10^{-3}$ [0.259314] Acepto Ho [0.967635]	$0.000116435 \cdot 10^{-3}$ [0.11366] Acepto Ho [0.80539]
-----------------------------	---	---	---

ESTIMACIONES HISTÓRICAS	Simulación Histórica	Simulación MonteCarlo Escenario Normal	Método Box-Jenkins
Periodo T a 10 DIAS - Varianza Serie Real 1998 y 1999 (inicio) = $0.5013081391 \cdot 10^{-3}$			
Varianza Tradicional (vs. Media) VAR ($S_i - \bar{S}$) (Réplica histórica)	$0.2639066299 \cdot 10^{-3}$	$0.0762166 \cdot 10^{-3}$	$0.005486518 \cdot 10^{-3}$
Varianza Real vs. Estimada (Réplica histórica con variable original)			
VAR ($S_{IR} - S_E$) Clásica	$0.77317762 \cdot 10^{-3}$ [0.52896] Acepto Ho [0.81149]	$0.56647126 \cdot 10^{-3}$ [0.15554] Acepto Ho [0.967635]	$0.0759611649 \cdot 10^{-3}$ [9.086725] Rechazo Ho [1.24162]
VAR ($S_{IR} - S_E$) EWMA	$0.0012777 \cdot 10^{-3}$ [0.52896] Acepto Ho [0.81149]	$0.000925119 \cdot 10^{-3}$ [0.223547] Acepto Ho [0.967635]	$0.000116435 \cdot 10^{-3}$ [0.11366] Acepto Ho [0.80539]

ESTIMACIONES A FUTURO	Simulación Histórica	Simulación MonteCarlo Escenario Normal	Método Box-Jenkins
T + 1 .- Varianza Serie Real Ex Post 1998 y 1999 (Inicio)= 0.048051232*10⁻³			
Varianza Tradicional (vs. Media) VAR (Si - S̄) (Réplica histórica con Estimación T+1)	0.2160679449*10 ⁻³	0.0000071221*10 ⁻⁵	0.005465*10 ⁻³
Varianza Real vs. Estimada (Extrapolación en base al pronóstico de la variable original)			
VAR (S_{IR} - S_E) Clásica	0.2706436078*10 ⁻³ [4.49661] Rechazo Ho [1.23229]	0.0467614*10 ⁻³ [0.00001523] Acepto Ho [0.967635]	0.0756409*10 ⁻³ [0.11087] Acepto Ho [0.80577]
VAR (S_{IR} - S_E) EWMA	0.0007993716*10 ⁻³ [10.63303] Rechazo Ho [1.23229]	0.008333304*10 ⁻⁵ [0.29999] Acepto Ho [0.967635]	0.0001150*10 ⁻³ [0.11367] Acepto Ho [0.80577]
T + 2 .- Varianza Serie Real Ex Post 1998 y 1999 (Inicio)= 0.0910635277*10⁻³			
Varianza Tradicional (vs. Media) VAR (Si - S̄) (Réplica histórica con Estimación T+2)	0.4299522481*10 ⁻³	0.0170957344*10 ⁻³	0.005448051*10 ⁻³
Varianza Real vs. Estimada (Extrapolación en base al pronóstico de la variable original)			
VAR (S_{IR} - S_E) Clásica	0.54597944*10 ⁻³ [4.72145] Rechazo Ho [1.23229]	0.105262093*10 ⁻³ [0.193153] Acepto Ho [0.967635]	0.0755330*10 ⁻³ [0.1098] Acepto Ho [0.80577]
VAR (S_{IR} - S_E) EWMA	0.00165397*10 ⁻³ [11.44681] Rechazo Ho [1.23229]	0.01613617032*10 ⁻⁵ [0.3343106] Acepto Ho [0.967635]	0.0000739*10 ⁻³ [0.1123] Acepto Ho [0.80577]
T + 3 .- Varianza Serie Real Ex Post 1998 y 1999 (Inicio)= 0.1317756*10⁻³			
Varianza Tradicional (vs. Media) VAR (Si - S̄) (Réplica histórica con Estimación T+3)	0.6418662208*10 ⁻³	0.0269243375*10 ⁻³	0.005432395*10 ⁻³
Varianza Real vs. Estimada (Extrapolación en base al pronóstico de la variable original)			
VAR (S_{IR} - S_E) Clásica	0.8146608*10 ⁻³ [4.87090] Rechazo Ho [1.23229]	0.1568740959*10 ⁻³ [0.209155] Acepto Ho [0.967635]	0.075495672*10 ⁻³ [0.1095] Acepto Ho [0.80577]
VAR (S_{IR} - S_E) EWMA	0.0024797*10 ⁻³ [11.34255] Rechazo Ho [1.23229]	0.02516708*10 ⁻⁵ [0.34738] Acepto Ho [0.967635]	0.000081738*10 ⁻³ [0.11094] Acepto Ho [0.80577]

ESTIMACIONES A FUTURO	Simulación Histórica	Simulación MonteCarlo Escenario Normal	Método Box-Jenkins
-----------------------	----------------------	--	--------------------

T + 4.- Varianza Serie Real Ex Post 1998 y 1999 (Inicio)= $0.1641401709 \cdot 10^{-3}$

Varianza Tradicional (vs. Media) VAR (Si - \bar{S}) (Réplica histórica con Estimación T+4)	$0.8616175932 \cdot 10^{-3}$	$0.037213 \cdot 10^{-3}$	$0.005422796 \cdot 10^{-3}$
Varianza Real vs. Estimada (Extrapolación en base al pronóstico de la variable original)			
VAR (S_{IR} - S_E) Clásica	$1.06509605 \cdot 10^{-3}$ [5.24927] Rechazo Ho [1.23229]	$0.2001771123 \cdot 10^{-3}$ [0.2322671] Acepto Ho [0.967635]	$0.075458331 \cdot 10^{-3}$ [0.109316] Acepto Ho [0.80577]
VAR (S_{IR} - S_E) EWMA	$0.00323446 \cdot 10^{-3}$ [12.47683] Rechazo Ho [1.23229]	$0.032024215 \cdot 10^{-5}$ [0.3934046] Acepto Ho [0.967635]	$0.0076844 \cdot 10^{-5}$ [0.10959] Acepto Ho [0.80577]

T + 5.- Varianza Serie Real Ex Post 1998 y 1999 (Inicio)= $0.2187645178 \cdot 10^{-3}$

Varianza Tradicional (vs. Media) VAR (Si - \bar{S}) (Réplica histórica con Estimación T+5)	$1.0840706854 \cdot 10^{-3}$	$0.0500407747 \cdot 10^{-3}$	$0.005422 \cdot 10^{-3}$
Varianza Real vs. Estimada (Extrapolación en base al pronóstico de la variable original)			
VAR (S_{IR} - S_E) Clásica	$1.3592132 \cdot 10^{-3}$ [4.95542] Rechazo Ho [1.23229]	$0.2721074542 \cdot 10^{-3}$ [0.2275846] Acepto Ho [0.967635]	$0.075438394 \cdot 10^{-3}$ [0.10931] Acepto Ho [0.80577]
VAR (S_{IR} - S_E) EWMA	$0.0040862 \cdot 10^{-3}$ [11.70803] Rechazo Ho [1.23229]	$0.04352881 \cdot 10^{-5}$ [0.3808396] Acepto Ho [0.967635]	$0.0101378 \cdot 10^{-5}$ [0.10824] Acepto Ho [0.80577]

T + 6.- Varianza Serie Real Ex Post 1998 y 1999 (Inicio)= $0.2710026563 \cdot 10^{-3}$

Varianza Tradicional (vs. Media) VAR (Si - \bar{S}) (Réplica histórica con Estimación T+6)	$1.3302327539 \cdot 10^{-3}$	$0.0588244628 \cdot 10^{-3}$	$0.005422322 \cdot 10^{-3}$
Varianza Real vs. Estimada (Extrapolación en base al pronóstico de la variable original)			
VAR (S_{IR} - S_E) Clásica	$1.65140088 \cdot 10^{-3}$ [4.90855] Rechazo Ho [1.23229]	$0.3323086145 \cdot 10^{-3}$ [0.2164747] Acepto Ho [0.967635]	$0.075639018 \cdot 10^{-3}$ [0.108769] Acepto Ho [0.80577]
VAR (S_{IR} - S_E) EWMA	$0.0049103189 \cdot 10^{-3}$ [11.57250] Rechazo Ho [1.23229]	$0.05264877 \cdot 10^{-5}$ [0.35659] Acepto Ho [0.967635]	$0.0081387 \cdot 10^{-5}$ [0.1069] Acepto Ho [0.80577]

ESTIMACIONES A FUTURO	Simulación Histórica	Simulación MonteCarlo Escenario Normal	Método Box-Jenkins
-----------------------	----------------------	--	--------------------

T + 7 - Varianza Serie Real Ex Post 1998 y 1999 (inicio) = $0.3213322350 \cdot 10^{-3}$			
Varianza Tradicional (vs. Media) VAR (Si - \bar{S}) (Réplica histórica con Estimación T+7)	$1.5813394288 \cdot 10^{-3}$	$0.0622971771 \cdot 10^{-3}$	$0.005415261 \cdot 10^{-3}$
Varianza Real vs. Estimada (Extrapolación en base al pronóstico de la variable original)			
VAR (S _{IR} - S _E) Clásica	$1.9159428 \cdot 10^{-3}$ [4.92119] Rechazo Ho [1.23229]	$0.3713550055 \cdot 10^{-3}$ [0.1973922] Acepto Ho [0.967635]	$0.073554626 \cdot 10^{-3}$ [0.11251] Acepto Ho [0.80577]
VAR (S _{IR} - S _E) EWMA	$0.0056337 \cdot 10^{-3}$ [11.48534] Rechazo Ho [1.23229]	0.06159853 [0.32586] Acepto Ho [0.967635]	$0.0079231 \cdot 10^{-5}$ [0.10559] Acepto Ho [0.80577]

T + 8 - Varianza Serie Real Ex Post 1998 y 1999 (inicio) = $0.3695607989 \cdot 10^{-3}$			
Varianza Tradicional (vs. Media) VAR (Si - \bar{S}) (Réplica histórica con Estimación T+8)	$1.8291950346 \cdot 10^{-3}$	$0.0677390117 \cdot 10^{-3}$	$0.005263631 \cdot 10^{-3}$
Varianza Real vs. Estimada (Extrapolación en base al pronóstico de la variable original)			
VAR (S _{IR} - S _E) Clásica	$2.10343916 \cdot 10^{-3}$ [4.94964] Rechazo Ho [1.23229]	$0.4258041766 \cdot 10^{-3}$ [0.189133] Acepto Ho [0.967635]	$0.071722507 \cdot 10^{-3}$ [0.111509] Acepto Ho [0.80577]
VAR (S _{IR} - S _E) EWMA	$0.00609448 \cdot 10^{-3}$ [9.39197] Rechazo Ho [1.23229]	$0.06618914 \cdot 10^{-5}$ [0.308642] Acepto Ho [0.967635]	$0.0070121 \cdot 10^{-5}$ [0.10427] Acepto Ho [0.80577]

T + 9 - Varianza Serie Real Ex Post 1998 y 1999 (inicio) = $0.4324224438 \cdot 10^{-3}$			
Varianza Tradicional (vs. Media) VAR (Si - \bar{S}) (Réplica histórica con Estimación T+9)	$2.1144175655 \cdot 10^{-3}$	$0.0715795764 \cdot 10^{-3}$	$0.005265817 \cdot 10^{-3}$
Varianza Real vs. Estimada (Extrapolación en base al pronóstico de la variable original)			
VAR (S _{IR} - S _E) Clásica	$2.32542674 \cdot 10^{-3}$ [4.88970] Rechazo Ho [1.23229]	$0.4735812904 \cdot 10^{-3}$ [0.174586] Acepto Ho [0.967635]	$0.0717973 \cdot 10^{-3}$ [0.111313] Acepto Ho [0.80577]
VAR (S _{IR} - S _E) EWMA	$0.00663686 \cdot 10^{-3}$ [10.37429] Rechazo Ho [1.23229]	$0.07817138 \cdot 10^{-5}$ [0.25921] Acepto Ho [0.967635]	$0.0086342 \cdot 10^{-5}$ [0.10297] Acepto Ho [0.80577]

ESTIMACIONES A FUTURO	Simulación Histórica	Simulación MonteCarlo Escenario Normal	Método Box-Jenkins
-----------------------	----------------------	--	--------------------

T + 10.- Varianza Serie Real Ex Post 1998 y 1999 (inicio) = $0.5013081391 \cdot 10^{-3}$			
Varianza Tradicional (vs. Media) VAR ($S_i - \bar{S}$) (Réplica histórica con Estimación T+10)	$2.4169098757 \cdot 10^{-3}$	$0.0750851472 \cdot 10^{-3}$	$0.005217108 \cdot 10^{-3}$
Varianza Real vs. Estimada (Extrapolación en base al pronóstico de la variable original)			
VAR ($S_{IR} - S_E$) Clásica	$2.64097198 \cdot 10^{-3}$ [4.821206] Rechazo Ho [1.23229]	$0.5726825903 \cdot 10^{-3}$ [0.15406186] Acepto Ho [0.967635]	$0.070781256 \cdot 10^{-3}$ [0.11174] [0.80577]
VAR ($S_{IR} - S_E$) EWMA	$0.00747889 \cdot 10^{-3}$ [10.23918] Rechazo Ho [1.23229]	$0.09326387 \cdot 10^{-5}$ [0.223286] Acepto Ho [0.967635]	$0.0089227 \cdot 10^{-5}$ [0.10167] [0.80577]

Fecha: Julio, 1999.

Fuente: Elaboración propia para fines de la presente investigación.

NOTAS TÉCNICAS IMPORTANTES DEL ANEXO:

1. Los cuadros sombreados, indican que se rechaza la hipótesis nula para la prueba F de varianzas, es decir, que sí hay diferencia significativa entre varianzas de ambas muestras.
2. Las diferencias entre métodos para la F crítica, se debió a que para cada método se compararon las varianzas con diferente número de observaciones por la misma naturaleza de cada método. Sin embargo, todos los métodos iniciaron con una muestra de 249 observaciones (periodo de 249 días hábiles para el Tipo de Cambio Diario de 1998 e inicio de 1999).
3. La Simulación Histórica replica la historia con 249 observaciones, la Simulación Monte Carlo con 10,000 escenarios para el Tipo de Cambio, mientras que la Metodología Box-Jenkins, hace una réplica con menos observaciones, ya que con el parámetro autorregresivo se afectan los grados de libertad considerados.
4. Todos los cálculos se muestran con notación científica.
5. Para la Simulación Histórica y Simulación Monte Carlo se utilizó el paquete Excel versión 5.0, mientras que para la Metodología Box-Jenkins se hizo uso del paquete Econometric-Views versión 2.0, con licencia del Lic. Fermín Gutiérrez.

LS // Dependent Variable is LOG(SPOT)
 Date: 07/19/99 Time: 17:32
 Sample(adjusted): 1/27/1998 12/17/1998
 Included observations: 233 after adjusting endpoints

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.000725	0.000428	1.693527	0.0917
LOG(SPOT(-4))	0.268939	0.061989	4.338472	0.0000
LOG(SPOT(-16))	-0.192122	0.059888	-3.208030	0.0015
R-squared	0.118063	Mean dependent var		0.000765
Adjusted R-squared	0.110394	S.D. dependent var		0.006818
S.E. of regression	0.006430	Akaike info criterion		-10.08065
Sum squared resid	0.009510	Schwarz criterion		-10.03621
Log likelihood	846.7829	F-statistic		15.39475
Durbin-Watson stat	1.994109	Prob(F-statistic)		0.000001

Correlogram of Residuals Squared

Date: 07/25/99 Time: 13:10
 Sample: 1/27/1998 12/17/1998
 Included observations: 233

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
1	0.006	0.006	0.0085	0.927	
2	0.008	0.008	0.0221	0.989	
3	0.014	0.013	0.0660	0.996	
4	0.005	0.005	0.0715	0.999	
5	0.006	0.005	0.0791	1.000	
6	0.000	0.000	0.0791	1.000	
7	0.003	0.003	0.0814	1.000	
8	0.009	0.009	0.1007	1.000	
9	-0.007	-0.008	0.1142	1.000	
10	0.000	0.000	0.1142	1.000	
11	0.005	0.005	0.1205	1.000	
12	0.004	0.004	0.1245	1.000	
13	0.010	0.010	0.1476	1.000	
14	0.005	0.004	0.1527	1.000	
15	0.006	0.006	0.1617	1.000	
16	0.014	0.013	0.2091	1.000	
17	0.007	0.006	0.2208	1.000	
18	0.010	0.010	0.2483	1.000	
19	0.012	0.011	0.2839	1.000	
20	0.001	0.000	0.2842	1.000	
21	0.003	0.003	0.2870	1.000	
22	0.004	0.003	0.2907	1.000	
23	0.004	0.004	0.2949	1.000	
24	0.004	0.004	0.2996	1.000	
25	0.003	0.002	0.3016	1.000	
26	0.000	0.000	0.3016	1.000	
27	0.002	0.002	0.3029	1.000	
28	0.003	0.002	0.3046	1.000	
29	0.003	0.003	0.3078	1.000	
30	0.004	0.003	0.3121	1.000	
31	0.002	0.002	0.3138	1.000	
32	-0.001	-0.002	0.3141	1.000	
33	0.004	0.003	0.3184	1.000	
34	0.002	0.002	0.3199	1.000	
35	0.001	0.001	0.3204	1.000	
36	0.002	0.002	0.3221	1.000	
37	0.003	0.003	0.3254	1.000	
38	0.001	0.001	0.3258	1.000	
39	-0.014	-0.014	0.3788	1.000	
40	-0.021	-0.022	0.5067	1.000	
41	-0.005	-0.005	0.5128	1.000	
42	0.000	0.000	0.5128	1.000	
43	0.002	0.003	0.5145	1.000	
44	-0.009	-0.009	0.5366	1.000	
45	0.004	0.004	0.5408	1.000	

Correlogram of Residuals Squared

				46	-0.001	-0.001	0.5411	1.000
				47	0.005	0.005	0.5487	1.000
				48	0.004	0.004	0.5541	1.000
				49	-0.001	-0.002	0.5546	1.000
				50	0.007	0.007	0.5701	1.000
				51	0.003	0.003	0.5737	1.000
				52	0.002	0.002	0.5749	1.000
				53	-0.007	-0.008	0.5917	1.000
				54	0.001	0.001	0.5920	1.000
				55	-0.006	-0.005	0.6022	1.000
				56	-0.008	-0.007	0.6210	1.000
				57	-0.008	-0.007	0.6386	1.000
				58	0.003	0.003	0.6406	1.000
				59	-0.002	-0.001	0.6418	1.000
				60	-0.002	-0.002	0.6432	1.000
				61	0.004	0.004	0.6483	1.000
				62	-0.001	-0.001	0.6486	1.000
				63	-0.003	-0.003	0.6518	1.000
				64	0.004	0.004	0.6576	1.000
				65	0.000	0.000	0.6577	1.000
				66	-0.002	-0.003	0.6594	1.000
				67	0.002	0.002	0.6611	1.000
				68	0.002	0.002	0.6622	1.000
				69	-0.009	-0.008	0.6867	1.000
				70	-0.049	-0.049	1.5016	1.000
				71	-0.046	-0.045	2.2054	1.000
				72	0.000	0.001	2.2054	1.000
				73	-0.075	-0.073	4.1109	1.000
				74	-0.001	0.002	4.1111	1.000
				75	0.003	0.005	4.1136	1.000
				76	-0.020	-0.018	4.2581	1.000
				77	0.001	0.002	4.2585	1.000
				78	0.000	0.002	4.2585	1.000
				79	0.003	0.002	4.2609	1.000
				80	0.005	0.004	4.2701	1.000
				81	-0.015	-0.014	4.3516	1.000
				82	-0.004	-0.004	4.3562	1.000
				83	0.002	0.003	4.3579	1.000
				84	0.002	0.004	4.3592	1.000
				85	0.000	0.002	4.3593	1.000
				86	-0.036	-0.033	4.8421	1.000
				87	0.000	0.003	4.8422	1.000
				88	0.001	0.004	4.8429	1.000
				89	-0.142	-0.139	12.543	1.000
				90	-0.025	-0.022	12.780	1.000
				91	-0.004	-0.001	12.788	1.000
				92	-0.005	0.000	12.796	1.000
				93	-0.011	-0.009	12.841	1.000
				94	-0.009	-0.005	12.871	1.000
				95	-0.004	-0.003	12.878	1.000
				96	0.000	0.002	12.878	1.000

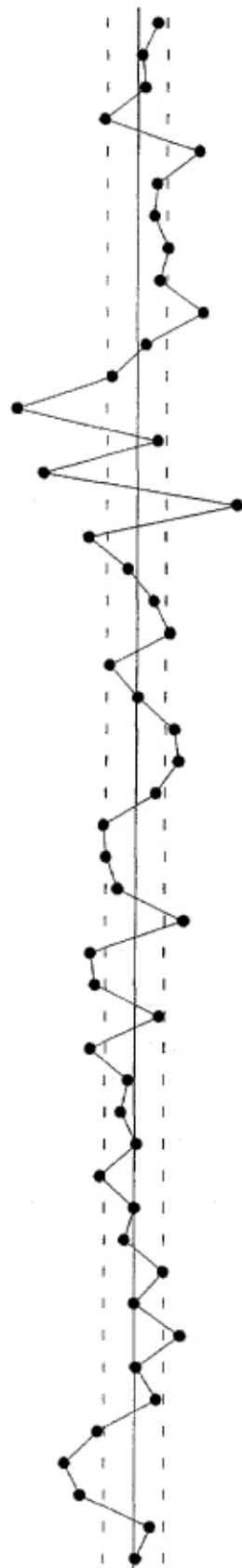
Correlogram of Residuals Squared

				97	-0.002	0.001	12.879	1.000
				98	-0.011	-0.012	12.930	1.000
				99	0.000	0.001	12.930	1.000
				10	0.001	0.004	12.931	1.000

obs	Actual	Fitted	Residual	Residual Plot
4/06/98	0.00087	-0.00032	0.00119	
4/07/98	-0.00197	0.00083	-0.00280	
4/08/98	0.00028	0.00225	-0.00197	
4/09/98	-0.00238	6.9E-05	-0.00244	
4/10/98	-0.00250	0.00063	-0.00313	
4/13/98	0.00345	0.00113	0.00232	
4/14/98	-0.00075	0.00071	-0.00146	
4/15/98	-0.00256	0.00037	-0.00293	
4/16/98	-0.00210	0.00012	-0.00222	
4/17/98	0.00078	0.00185	-0.00107	
4/20/98	0.00103	9.8E-05	0.00093	
4/21/98	0.00287	0.00040	0.00247	
4/22/98	0.00286	0.00038	0.00249	
4/23/98	-0.00438	0.00067	-0.00504	
4/24/98	0.00248	0.00056	0.00192	
4/27/98	-0.00154	0.00197	-0.00351	
4/28/98	-0.00151	0.00133	-0.00284	
4/29/98	0.00027	-7.3E-05	0.00034	
4/30/98	0.00252	0.00134	0.00118	
5/01/98	-0.00204	0.00077	-0.00280	
5/04/98	-0.00190	0.00080	-0.00270	
5/05/98	0.00344	0.00013	0.00331	
5/06/98	0.00274	0.00155	0.00119	
5/07/98	-0.00152	0.00067	-0.00218	
5/08/98	0.00092	0.00062	0.00030	
5/11/98	0.00183	0.00150	0.00033	
5/12/98	0.00638	0.00126	0.00512	
5/13/98	0.00422	-0.00023	0.00445	
5/14/98	0.00013	0.00042	-0.00029	
5/15/98	0.00207	0.00206	1.6E-05	
5/18/98	0.00000	0.00196	-0.00196	
5/19/98	0.00783	0.00216	0.00567	
5/20/98	0.01957	0.00105	0.01852	
5/21/98	-0.01052	0.00123	-0.01175	
5/22/98	0.00331	0.00024	0.00307	
5/25/98	0.00925	0.00322	0.00603	
5/26/98	-0.00186	0.00635	-0.00821	
5/27/98	-0.00973	-0.00277	-0.00696	
5/28/98	-0.00176	0.00109	-0.00285	
5/29/98	-0.00210	0.00350	-0.00560	
6/01/98	0.00720	4.9E-05	0.00715	
6/02/98	0.00122	-0.00224	0.00347	
6/03/98	0.00506	-0.00098	0.00603	
6/04/98	0.00898	-0.00065	0.00963	
6/05/98	0.00949	0.00264	0.00685	
6/08/98	-0.00097	0.00066	-0.00163	
6/09/98	-0.00622	0.00208	-0.00830	
6/10/98	-0.01133	0.00164	-0.01297	
6/11/98	0.00185	-0.00048	0.00233	

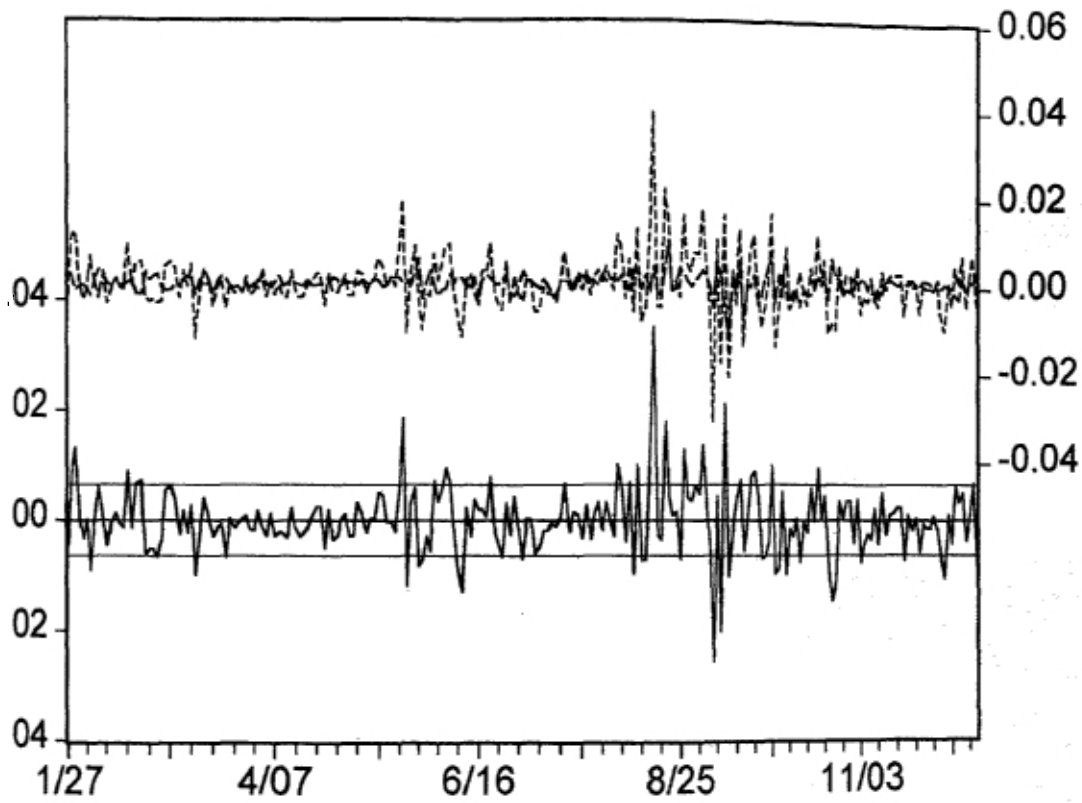
obs	Actual	Fitted	Residual	Residual Plot
6/12/98	-0.00043	0.00248	-0.00291	
6/15/98	0.00218	-0.00158	0.00376	
6/16/98	-0.00220	-0.00410	0.00190	
6/17/98	0.00365	0.00158	0.00207	
6/18/98	0.00319	0.00248	0.00071	
6/19/98	0.00967	0.00165	0.00802	
6/22/98	-0.00198	0.00054	-0.00252	
6/23/98	-0.00418	0.00032	-0.00450	
6/24/98	-0.00532	0.00135	-0.00667	
6/25/98	0.00545	0.00235	0.00309	
6/26/98	-0.00408	-0.00153	-0.00255	
6/29/98	0.00220	-0.00222	0.00442	
6/30/98	-0.00152	-0.00052	-0.00100	
7/01/98	-0.00353	0.00338	-0.00692	
7/02/98	0.00213	0.00180	0.00032	
7/03/98	0.00115	0.00096	0.00019	
7/06/98	-0.00571	0.00040	-0.00611	
7/07/98	-0.00537	-0.00064	-0.00473	
7/08/98	-0.00015	0.00172	-0.00187	
7/09/98	-0.00161	0.00033	-0.00194	
7/10/98	-0.00198	-0.00142	-0.00056	
7/13/98	-0.00366	-0.00258	-0.00108	
7/14/98	0.00156	0.00107	0.00049	
7/15/98	0.00778	0.00110	0.00669	
7/16/98	-0.00083	0.00121	-0.00205	
7/17/98	0.00026	-0.00130	0.00156	
7/20/98	0.00293	0.00193	0.00100	
7/21/98	-0.00078	0.00240	-0.00317	
7/22/98	0.00356	0.00079	0.00277	
7/23/98	-0.00191	0.00147	-0.00338	
7/24/98	0.00232	0.00110	0.00122	
7/27/98	0.00369	0.00029	0.00340	
7/28/98	0.00115	0.00278	-0.00163	
7/29/98	0.00461	0.00124	0.00336	
7/30/98	0.00214	0.00138	0.00076	
7/31/98	-0.00075	0.00203	-0.00278	
8/03/98	0.01175	0.00141	0.01034	
8/04/98	0.00833	0.00267	0.00566	
8/05/98	-0.00276	0.00100	-0.00377	
8/06/98	0.00612	-0.00097	0.00709	
8/07/98	-0.00557	0.00405	-0.00962	
8/10/98	0.01305	0.00291	0.01014	
8/11/98	-0.00773	-0.00058	-0.00715	
8/12/98	-0.00466	0.00252	-0.00718	
8/13/98	0.01363	-0.00146	0.01509	
8/14/98	0.03964	0.00460	0.03504	
8/17/98	-0.00457	-0.00180	-0.00277	
8/18/98	-0.00475	-0.00124	-0.00351	
8/19/98	0.02214	0.00417	0.01797	

obs	Actual	Fitted	Residual	Residual Plot
8/20/98	0.01467	0.01050	0.00416	
8/21/98	0.00000	-0.00092	0.00092	
8/24/98	0.00117	-0.00041	0.00158	
8/25/98	-0.00260	0.00442	-0.00702	
8/26/98	0.01610	0.00307	0.01303	
8/27/98	0.00539	0.00126	0.00413	
8/28/98	0.00343	-0.00013	0.00356	
8/31/98	0.00757	0.00110	0.00648	
9/01/98	0.00734	0.00255	0.00479	
9/02/98	0.01749	0.00366	0.01383	
9/03/98	0.00442	0.00254	0.00188	
9/04/98	-0.00530	0.00014	-0.00544	
9/07/98	-0.03064	-0.00492	-0.02572	
9/08/98	0.01072	0.00631	0.00441	
9/09/98	-0.01737	0.00283	-0.02019	
9/10/98	0.01632	-0.00495	0.02127	
9/11/98	-0.02047	-0.01033	-0.01014	
9/14/98	0.00195	0.00361	-0.00166	
9/15/98	-0.00042	-0.00417	0.00376	
9/16/98	0.01298	0.00561	0.00737	
9/17/98	-0.01352	-0.00787	-0.00565	
9/18/98	0.00056	0.00021	0.00035	
9/21/98	0.00802	-4.6E-05	0.00806	
9/22/98	0.01174	0.00276	0.00898	
9/23/98	0.00000	-0.00432	0.00432	
9/24/98	-0.00932	-0.00248	-0.00684	
9/25/98	-0.00442	0.00203	-0.00645	
9/28/98	0.00104	0.00490	-0.00386	
9/29/98	0.01669	0.00661	0.01008	
9/30/98	-0.01353	-0.00384	-0.00969	
10/01/98	-0.00591	0.00287	-0.00878	
10/02/98	0.00303	-0.00213	0.00516	
10/05/98	-0.00062	0.00915	-0.00976	
10/06/98	-0.00481	-0.00329	-0.00152	
10/07/98	-0.00375	-0.00079	-0.00296	
10/08/98	-0.00069	-0.00095	0.00026	
10/09/98	-0.00440	0.00316	-0.00756	
10/12/98	-0.00082	-0.00068	-0.00014	
10/13/98	-0.00407	-0.00182	-0.00225	
10/14/98	0.00422	-0.00172	0.00594	
10/15/98	-0.00060	-0.00046	-0.00014	
10/16/98	0.01187	0.00230	0.00958	
10/19/98	0.00083	0.00048	0.00035	
10/20/98	0.00611	0.00166	0.00445	
10/21/98	-0.01044	-0.00264	-0.00779	
10/22/98	-0.00819	0.00652	-0.01471	
10/23/98	-0.00949	0.00208	-0.01157	
10/26/98	0.00523	0.00179	0.00344	
10/27/98	-0.00169	-0.00196	0.00027	



obs	Actual	Fitted	Residual	Residual Plot
10/28/98	0.00298	-0.00055	0.00354	
10/29/98	0.00241	-0.00111	0.00351	
10/30/98	-0.00196	0.00226	-0.00422	
11/02/98	0.00501	0.00111	0.00390	
11/03/98	-0.00596	0.00168	-0.00765	
11/04/98	-0.00200	0.00215	-0.00416	
11/05/98	-0.00326	-0.00061	-0.00265	
11/06/98	-0.00136	0.00219	-0.00355	
11/09/98	-0.00103	-0.00316	0.00213	
11/10/98	-0.00435	2.7E-05	-0.00438	
11/11/98	0.00377	-0.00133	0.00510	
11/12/98	-0.00038	0.00236	-0.00275	
11/13/98	0.00299	0.00202	0.00097	
11/16/98	0.00273	0.00138	0.00136	
11/17/98	0.00320	0.00073	0.00246	
11/18/98	0.00322	0.00095	0.00228	
11/19/98	-0.00636	0.00096	-0.00732	
11/20/98	0.00194	0.00100	0.00095	
11/23/98	0.00021	0.00196	-0.00175	
11/24/98	0.00096	0.00063	0.00033	
11/25/98	-0.00572	0.00016	-0.00588	
11/26/98	0.00095	0.00163	-0.00069	
11/27/98	-0.00017	0.00141	-0.00158	
11/30/98	-0.00018	0.00124	-0.00142	
12/01/98	9.0E-05	-0.00062	0.00071	
12/02/98	7.0E-05	0.00182	-0.00174	
12/03/98	-0.00676	-4.5E-05	-0.00671	
12/04/98	-0.00981	0.00075	-0.01056	
12/07/98	0.00111	0.00017	0.00094	
12/08/98	-0.00413	0.00022	-0.00435	
12/09/98	0.00470	-0.00171	0.00641	
12/10/98	0.00077	-0.00253	0.00331	
12/11/98	0.00729	0.00225	0.00505	
12/14/98	-0.00446	-0.00076	-0.00370	
12/15/98	0.00272	0.00195	0.00077	
12/16/98	0.00752	0.00075	0.00678	
12/17/98	-0.00436	0.00378	-0.00814	





— Residual Actual - - - - Fitted

ANEXO 7:
Pruebas F de Varianzas
Simulación Histórica

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie réplica histórica vs. Serie Real Período T-1 día		
	Réplica histórica	Serie Real
Media	0.0000042894741876	0.0000181451509860
Varianza	0.0000000622017725	0.0000000661988756
Observaciones	250	250
Grados de libertad	249	249
F	0.9396197739352550	
P(F<=f) una cola	0.3117669696258470	
Valor crítico para F (una cola)	0.8114966476568950	

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie réplica histórica vs. Serie Real Período T-2 días		
	Réplica histórica	Serie Real
Media	0.0000080772488004	0.0000349740318804
Varianza	0.0000001128896188	0.0000001247699431
Observaciones	250	250
Grados de libertad	249	249
F	0.9047821613720860	
P(F<=f) una cola	0.2151986284903600	
Valor crítico para F (una cola)	0.8114966476568950	

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie réplica histórica vs. Serie Real Período T-3 días		
	Réplica histórica	Serie Real
Media	0.0000118408091697	0.0000511966303587
Varianza	0.0000001417165071	0.0000001890908783
Observaciones	250	250
Grados de libertad	249	249
F	0.74946241939743200	
P(F<=f) una cola	0.01162715631011770	
Valor crítico para F (una cola)	0.81149664765689500	

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie réplica histórica vs. Serie Real Período T-4 días		
	Réplica histórica	Serie Real
Media	0.0000161059013198	0.0000687480875181
Varianza	0.0000001986432856	0.0000002300416647
Observaciones	250	250
Grados de libertad	249	249
F	0.8635100337550410	
P(F<=f) una cola	0.1238085937386620	
Valor crítico para F (una cola)	0.8114966476568950	

ANEXO 7:
Pruebas F de Varianzas
Simulación Histórica

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie réplica histórica vs. Serie Real Período T 5 días		
	Réplica histórica	Serie Real
Media	0.000020870625723	0.000086667972573
Varianza	0.000000248424928	0.000000308186801
Observaciones	250	250
Grados de libertad	249	249
F	0.8060855542645710	
P(F<=f) una cola	0.0448070716756476	
Valor crítico para F (una cola)	0.8114966476568950	

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie réplica histórica vs. Serie Real Período T 6 días		
	Réplica histórica	Serie Real
Media	0.0000258474450989	0.0001066960870449
Varianza	0.0000003101543713	0.0000003820378130
Observaciones	250	250
Grados de libertad	249	249
F	0.81184207619741500	
P(F<=f) una cola	0.05034623237244600	
Valor crítico para F (una cola)	0.81149664765689500	

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie réplica histórica vs. Serie Real Período T 7 días		
	Réplica histórica	Serie Real
Media	0.0000364188277221	0.0001309409971183
Varianza	0.0000003578887729	0.0000004575538492
Observaciones	250	250
Grados de libertad	249	249
F	0.7821784769307060	
P(F<=f) una cola	0.0265594670110897	
Valor crítico para F (una cola)	0.8114966476568950	

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie réplica histórica vs. Serie Real Período T 8 días		
	Réplica histórica	Serie Real
Media	0.00004359171329310	0.00016392996949649
Varianza	0.00000038061154091	0.00000055367250246
Observaciones	250	250
Grados de libertad	249	249
F	0.687430817351998000	
P(F<=f) una cola	0.001611961698473440	
Valor crítico para F (una cola)	0.811496647656895000	

ANEXO 7:
Pruebas F de Varianzas
Simulación Histórica

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie réplica histórica vs. Serie Real. Período T: 9 días		
	Réplica histórica	Serie Real
Media	0.00005082243600586	0.00019916860430332
Varianza	0.00000043543372934	0.00000067801053328
Observaciones	250	250
Grados de libertad	249	249
F	0.64222266169029100	
P(F<=f) una cola	0.00025428900585811	
Valor crítico para F (una cola)	0.81149664765689500	

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie réplica histórica vs. Serie Real. Período T: 10 días		
	Réplica histórica	Serie Real
Media	0.00006122043345344	0.00022565877658907
Varianza	0.00000050036292228	0.00000078419482969
Observaciones	250	250
Grados de libertad	249	249
F	0.63805945070868200	
P(F<=f) una cola	0.00021028083029706	
Valor crítico para F (una cola)	0.81149664765689500	

ANEXO 7:
Pruebas F de Varianzas
Simulación Histórica

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie réplica histórica vs. Serie Real Período T-1		
	Réplica histórica	Serie Real
Media	0.00007809185	0.00080013243
Varianza	0.00003783106	0.00004805123
Observaciones	250	250
Grados de libertad	249	249
F	0.7873067447334	
P(F<=f) una cola	0.0298751105611	
Valor crítico para F (una cola)	0.8114966476569	

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie réplica histórica vs. Serie Real Período T-2		
	Réplica histórica	Serie Real
Media	0.00016655020	0.00158957685
Varianza	0.00006327029	0.00009106353
Observaciones	250	250
Grados de libertad	249	249
F	0.69479283914	
P(F<=f) una cola	0.00210300543	
Valor crítico para F (una cola)	0.81149664766	

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie réplica histórica vs. Serie Real Período T-3		
	Réplica histórica	Serie Real
Media	0.000262899157	0.002372124074
Varianza	0.00008153827	0.00013177568
Observaciones	250	250
Grados de libertad	249	249
F	0.618765706659	
P(F<=f) una cola	0.000083059022	
Valor crítico para F (una cola)	0.811496647657	

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie réplica histórica vs. Serie Real Período T-4		
	Réplica histórica	Serie Real
Media	0.000374774503	0.003171204875
Varianza	0.000111949260	0.000164140171
Observaciones	250	250
Grados de libertad	249	249
F	0.682034505631	
P(F<=f) una cola	0.001318732835	
Valor crítico para F (una cola)	0.811496647657	

ANEXO 7:
Pruebas F de Varianzas
Simulación Histórica

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie réplica histórica vs. Serie Real Período T15		
	Réplica histórica	Serie Real
Media	0.000505696104	0.003970847758
Varianza	0.000138504927	0.000218764518
Observaciones	250	250
Grados de libertad	249	249
F	0.633123360698	
P(F<=f) una cola	0.000167075562	
Valor crítico para F (una cola)	0.811496647657	

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie réplica histórica vs. Serie Real Período T16		
	Réplica histórica	Serie Real
Media	0.000638936977	0.004804767767
Varianza	0.000169690891	0.000271002656
Observaciones	250	250
Grados de libertad	249	249
F	0.6261595124764	
P(F<=f) una cola	0.0001197148532	
Valor crítico para F (una cola)	0.8114966476569	

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie réplica histórica vs. Serie Real Período T17		
	Réplica histórica	Serie Real
Media	0.000845598295	0.005618527698
Varianza	0.000194202415	0.000321332235
Observaciones	250	250
Grados de libertad	249	249
F	0.604366427492	
P(F<=f) una cola	0.000039322043	
Valor crítico para F (una cola)	0.811496647657	

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie réplica histórica vs. Serie Real Período T18		
	Réplica histórica	Serie Real
Media	0.001021047224	0.006637092013
Varianza	0.000207398834	0.000369560799
Observaciones	250	250
Grados de libertad	249	249
F	0.56120355486	
P(F<=f) una cola	0.00000306094	
Valor crítico para F (una cola)	0.81149664766	

ANEXO 7:
Pruebas F de Varianzas
Simulación Histórica

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie réplica histórica vs. Serie Real Período T-9		
	Réplica histórica	Serie Real
Media	0.001204310625	0.007695559211
Varianza	0.000234161789	0.000432422444
Observaciones	250	250
Grados de libertad	249	249
F	0.54151164477	
P(F<=f) una cola	0.00000080274	
Valor crítico para F (una cola)	0.81149664766	

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie réplica histórica vs. Serie Real Período T-10		
	Réplica histórica	Serie Real
Media	0.001446482889	0.008558931604
Varianza	0.000265173069	0.000501308139
Observaciones	250	250
Grados de libertad	249	249
F	0.52896222541	
P(F<=f) una cola	0.00000032106	
Valor crítico para F (una cola)	0.81149664766	

ANEXO 7:
Pruebas F de Varianzas
Simulación Histórica

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie Réplica Histórica con Estimación vs. Serie Real Período T=1		
	RéplicaCEstimación	Serie Real
Media	0.0009275644971	0.0008001324307
Varianza	0.0002160679449	0.0000480512318
Observaciones	250	250
Grados de libertad	249	249
F	4.4966161516137	
P(F<=f) una cola	0.0000000000000	
Valor crítico para F (una cola)	1.2322916020935	

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie Réplica Histórica con Estimación vs. Serie Real Período T=2		
	RéplicaCEstimación	Serie Real
Media	0.001899685855946	0.001589576848386
Varianza	0.000429952248136	0.000091063527740
Observaciones	250	250
Grados de libertad	249	249
F	4.72145389936675	
P(F<=f) una cola	0.0000000000000	
Valor crítico para F (una cola)	1.23229160209348	

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie Réplica Histórica con Estimación vs. Serie Real Período T=3		
	RéplicaCEstimación	Serie Real
Media	0.002905257877021	0.002372124074167
Varianza	0.000641866220821	0.000131775676808
Observaciones	250	250
Grados de libertad	249	249
F	4.87090058171435	
P(F<=f) una cola	0.0000000000000	
Valor crítico para F (una cola)	1.23229160209348	

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie Réplica Histórica con Estimación vs. Serie Real Período T=4		
	RéplicaCEstimación	Serie Real
Media	0.0039408320163723	0.0031712048746831
Varianza	0.0008616175932479	0.0001641401709396
Observaciones	250	250
Grados de libertad	249	249
F	5.24927924904590	
P(F<=f) una cola	0.0000000000000	
Valor crítico para F (una cola)	1.23229160209348	

ANEXO 7:
Pruebas F de Varianzas
Simulación Histórica

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie Réplica Histórica con Estimación vs. Serie Real Período 1+5		
	RéplicaCEstimación	Serie Real
Media	0.005017042379131	0.003970847757715
Varianza	0.001084070685406	0.000218764517809
Observaciones	250	250
Grados de libertad	249	249
F	4.95542282753160	
P(F<=f) una cola	0.000000000000000	
Valor crítico para F (una cola)	1.23229160209348	

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie Réplica Histórica con Estimación vs. Serie Real Período 1+6		
	RéplicaCEstimación	Serie Real
Media	0.0061211927527209	0.0048047677666301
Varianza	0.0013302327539144	0.0002710026562961
Observaciones	250	250
Grados de libertad	249	249
F	4.908559835151800	
P(F<=f) una cola	0.000000000000000	
Valor crítico para F (una cola)	1.232291602093480	

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie Réplica Histórica con Estimación vs. Serie Real Período 1+7		
	RéplicaCEstimación	Serie Real
Media	0.007233862892151	0.005618527697984
Varianza	0.001581339428770	0.000321332235022
Observaciones	250	250
Grados de libertad	249	249
F	4.92119761549113	
P(F<=f) una cola	0.000000000000000	
Valor crítico para F (una cola)	1.23229160209348	

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie Réplica Histórica con Estimación vs. Serie Real Período 1+8		
	RéplicaCEstimación	Serie Real
Media	0.00839636053547	0.00663709201308
Varianza	0.00182919503459	0.00036956079885
Observaciones	250	250
Grados de libertad	249	249
F	4.949645742369990	
P(F<=f) una cola	0.000000000000000	
Valor crítico para F (una cola)	1.232291602093480	

ANEXO 7:
Pruebas F de Varianzas
Simulación Histórica

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie Réplica Histórica con Estimación vs. Serie Real Período T=30		
	RéplicaCEstimación	Serie Real
Media	0.009593524027434	0.007695559211160
Varianza	0.002114417565527	0.000432422443771
Observaciones	250	250
Grados de libertad	249	249
F	4.88970356646615	
P(F<=f) una cola	0.000000000000000	
Valor crítico para F (una cola)	1.23229160209348	

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie Réplica Histórica con Estimación vs. Serie Real Período T=30		
	RéplicaCEstimación	Serie Real
Media	0.01083011230943	0.00855893160350
Varianza	0.00241690987566	0.00050130813906
Observaciones	250	250
Grados de libertad	249	249
F	4.82120613515991	
P(F<=f) una cola	0.000000000000000	
Valor crítico para F (una cola)	1.23229160209348	

ANEXO 7
Pruebas F de Varianzas
Simulación Histórica

Prueba F para varianzas de dos muestras Varianza EWMA		
Serie Réplica Histórica con Estimación vs. Serie Real Período T1		
	RéplicaCEstimación	Serie Real
Media	0.0000552578	0.0000181452
Varianza	0.0000007039	0.0000000662
Observaciones	250	250
Grados de libertad	249	249
F	10.6330370258	
P(F<=f) una cola	0.0000000000	
Valor crítico para F (una cola)	1.2322916021	

Prueba F para varianzas de dos muestras Varianza EWMA		
Serie Réplica Histórica con Estimación vs. Serie Real Período T2		
	RéplicaCEstimación	Serie Real
Media	0.000111861515	0.000034974032
Varianza	0.000001428218	0.000000124770
Observaciones	250	250
Grados de libertad	249	249
F	11.446811494484300	
P(F<=f) una cola	0.0000000000000000	
Valor crítico para F (una cola)	1.232291602093480	

Prueba F para varianzas de dos muestras Varianza EWMA		
Serie Réplica Histórica con Estimación vs. Serie Real Período T3		
	RéplicaCEstimación	Serie Real
Media	0.00016976250635	0.00005119663036
Varianza	0.00000214477450	0.00000018909088
Observaciones	250	250
Grados de libertad	249	249
F	11.34255928695530	
P(F<=f) una cola	0.0000000000000000	
Valor crítico para F (una cola)	1.23229160209348	

Prueba F para varianzas de dos muestras Varianza EWMA		
Serie Réplica Histórica con Estimación vs. Serie Real Período T4		
	RéplicaCEstimación	Serie Real
Media	0.00022881536004	0.00006874808752
Varianza	0.00000287019241	0.00000023004166
Observaciones	250	250
Grados de libertad	249	249
F	12.4768372424605	
P(F<=f) una cola	0.0000000000000000	
Valor crítico para F (una cola)	1.2322916020935	

ANEXO 7
Pruebas F de Varianzas
Simulación Histórica

Prueba F para varianzas de dos muestras Varianza EWMA		
Serie Réplica Histórica con Estimación vs. Serie Real Período T-5		
	RéplicaCEstimación	Serie Real
Media	0.000289441556345	0.000086667972573
Varianza	0.000003608261577	0.000000308186801
Observaciones	250	250
Grados de libertad	249	249
F	11.70803409745490	
P(F<=f) una cola	0.000000000000000	
Valor crítico para F (una cola)	1.23229160209348	

Prueba F para varianzas de dos muestras Varianza EWMA		
Serie Réplica Histórica con Estimación vs. Serie Real Período T-6		
	RéplicaCEstimación	Serie Real
Media	0.00035159022265	0.00010669608704
Varianza	0.00000442113440	0.00000038203781
Observaciones	250	250
Grados de libertad	249	249
F	11.57250473478300	
P(F<=f) una cola	0.000000000000000	
Valor crítico para F (una cola)	1.23229160209348	

Prueba F para varianzas de dos muestras Varianza EWMA		
Serie Réplica Histórica con Estimación vs. Serie Real Período T-7		
	RéplicaCEstimación	Serie Real
Media	0.00041520639319	0.00013094099712
Varianza	0.00000525516280	0.00000045755385
Observaciones	250	250
Grados de libertad	249	249
F	11.48534279448060	
P(F<=f) una cola	0.000000000000000	
Valor crítico para F (una cola)	1.23229160209348	

Prueba F para varianzas de dos muestras Varianza EWMA		
Serie Réplica Histórica con Estimación vs. Serie Real Período T-8		
	RéplicaCEstimación	Serie Real
Media	0.00041972437691	0.00016392996950
Varianza	0.00000520007871	0.00000055367250
Observaciones	249	250
Grados de libertad	248	249
F	9.391975745623450	
P(F<=f) una cola	0.000000000000000	
Valor crítico para F (una cola)	1.232520752125770	

ANEXO 7
Pruebas F de Varianzas
Simulación Histórica

Prueba F para varianzas de dos muestras Varianza EWMA		
Serie Réplica Histórica con Estimación vs. Serie Real Período T=9		
	RéplicaCEstimación	Serie Real
Media	0.00054636367109	0.00019916860430
Varianza	0.00000703388095	0.00000067801053
Observaciones	250	250
Grados de libertad	249	249
F	10.37429450194340	
P(F<=f) una cola	0.00000000000000	
Valor crítico para F (una cola)	1.23229160209348	

Prueba F para varianzas de dos muestras Varianza EWMA		
Serie Réplica Histórica con Estimación vs. Serie Real Período T=10		
	RéplicaCEstimación	Serie Real
Media	0.000614413218407	0.000225658776589
Varianza	0.000008029519009	0.000000784194830
Observaciones	250	250
Grados de libertad	249	249
F	10.23918891767010	
P(F<=f) una cola	0.00000000000000	
Valor crítico para F (una cola)	1.23229160209348	

ANEXO 7
Pruebas F de Varianzas
Simulación Monte Carlo

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie réplica histórica vs. Serie Real Período T1 3 días		
	Réplica histórica	Serie Real
Media	(0.0000114441)	(0.0001066716)
Varianza	0.0000084339	0.0000467626
Observaciones	10000	10000
Grados de libertad	9999	9999
F	0.18035617218	
P(F<=f) una cola	0	
Valor crítico para F (una cola)	0.96763508317	

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie réplica histórica vs. Serie Real Período T1 3 días		
	Réplica histórica	Serie Real
Media	0.0000445822	0.0001084983
Varianza	0.0000171091	0.0000885087
Observaciones	10000	10000
Grados de libertad	9999	9999
F	0.19330382571	
P(F<=f) una cola	0	
Valor crítico para F (una cola)	0.96763508317	

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie réplica histórica vs. Serie Real Período T1 3 días		
	Réplica histórica	Serie Real
Media	(0.000014407)	0.000077459
Varianza	0.000026937	0.000128729
Observaciones	10000	10000
Grados de libertad	9999	9999
F	0.2092505569	
P(F<=f) una cola	0	
Valor crítico para F (una cola)	0.9676350832	

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie réplica histórica vs. Serie Real Período T1 3 días		
	Réplica histórica	Serie Real
Media	(0.0001167114)	0.0002150330
Varianza	0.0000372340	0.0001602167
Observaciones	10000	10000
Grados de libertad	9999	9999
F	0.23239776921	
P(F<=f) una cola	0	
Valor crítico para F (una cola)	0.96763508317	

ANEXO 7
Pruebas F de Varianzas
Simulación Monte Carlo

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie réplica histórica vs. Serie Real Período T 5 días		
	Réplica histórica	Serie Real
Media	0.0000628936	(0.0001331820)
Varianza	0.0000500835	0.0002198776
Observaciones	10000	10000
Grados de libertad	9999	9999
F	0.22777885638	
P(F<=f) una cola	0	
Valor crítico para F (una cola)	0.96763508317	

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie réplica histórica vs. Serie Real Período T 6 días		
	Réplica histórica	Serie Real
Media	(0.0000095860)	0.0001052778
Varianza	0.0000588903	0.0002733348
Observaciones	10000	10000
Grados de libertad	9999	9999
F	0.21545105869	
P(F<=f) una cola	0	
Valor crítico para F (una cola)	0.96763508317	

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie réplica histórica vs. Serie Real Período T 7 días		
	Réplica histórica	Serie Real
Media	(0.00000761607)	0.00016664002
Varianza	0.00006476400	0.00032441150
Observaciones	10000	10000
Grados de libertad	9999	9999
F	0.199635346790	
P(F<=f) una cola	0	
Valor crítico para F (una cola)	0.967635083171	

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie réplica histórica vs. Serie Real Período T 8 días		
	Réplica histórica	Serie Real
Media	(0.0000733621)	0.0001867010
Varianza	0.0000688297	0.0003594291
Observaciones	10000	10000
Grados de libertad	9999	9999
F	0.19149716631	
P(F<=f) una cola	0	
Valor crítico para F (una cola)	0.96763508317	

ANEXO 7
Pruebas F de Varianzas
Simulación Monte Carlo

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie réplica histórica vs. Serie Real Período T=10 días		
	Réplica histórica	Serie Real
Media	0.00015538406	-0.00012802296
Varianza	0.00007113985	0.00041952498
Observaciones	10000	10000
Grados de libertad	9999	9999
F	0.16957239058	
P(F<=f) una cola	0	
Valor crítico para F (una cola)	0.96763508317	

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie réplica histórica vs. Serie Real Período T=10 días		
	Réplica histórica	Serie Real
Media	0.000091468447	0.000209674421
Varianza	0.000076216662	0.000489989510
Observaciones	10000	10000
Grados de libertad	9999	9999
F	0.155547538512	
P(F<=f) una cola	0	
Valor crítico para F (una cola)	0.967635083171	

ANEXO 7
Pruebas F de Varianzas
Simulación Monte Carlo

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie réplica histórica con estimación vs. Serie Real Período I : 1		
	Réplica histórica	Serie Real
Media	(0.0000000333)	(0.0001066716)
Varianza	0.0000000001	0.0000467626
Observaciones	10000	10000
Grados de libertad	9999	9999
F	0.00000152302	
P(F<=f) una cola	0	
Valor crítico para F (una cola)	0.96763508317	

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie réplica histórica con estimación vs. Serie Real Período I : 2		
	Réplica histórica	Serie Real
Media	0.00004456481	0.00010849834
Varianza	0.00001709573	0.00008850872
Observaciones	10000	10000
Grados de libertad	9999	9999
F	0.193153100744	
P(F<=f) una cola	0	
Valor crítico para F (una cola)	0.967635083171	

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie réplica histórica con estimación vs. Serie Real Período I : 3		
	Réplica histórica	Serie Real
Media	(0.00001440324)	0.00007745916
Varianza	0.00002692434	0.00012872895
Observaciones	10000	10000
Grados de libertad	9999	9999
F	0.209155269279	
P(F<=f) una cola	0	
Valor crítico para F (una cola)	0.967635083171	

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie réplica histórica con estimación vs. Serie Real Período I : 4		
	Réplica histórica	Serie Real
Media	(0.00011667863)	0.00021503303
Varianza	0.00003721309	0.00016021672
Observaciones	10000	10000
Grados de libertad	9999	9999
F	0.232267198178	
P(F<=f) una cola	0	
Valor crítico para F (una cola)	0.967635083171	

ANEXO 7
Pruebas F de Varianzas
Simulación Monte Carlo

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie réplica histórica con estimación vs. Serie Real Período T = 5		
	Réplica histórica	Serie Real
Media	0.0000628668	(0.0001331820)
Varianza	0.0000500408	0.0002198776
Observaciones	10000	10000
Grados de libertad	9999	9999
F	0.22758469459	
P(F<=f) una cola	0	
Valor crítico para F (una cola)	0.96763508317	

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie réplica histórica con estimación vs. Serie Real Período T = 6		
	Réplica histórica	Serie Real
Media	(0.00000958064)	(0.00006495916)
Varianza	0.00005882446	0.00027173826
Observaciones	10000	10000
Grados de libertad	9999	9999
F	0.21647471635	
P(F<=f) una cola	0	
Valor crítico para F (una cola)	0.96763508317	

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie réplica histórica con estimación vs. Serie Real Período T = 7		
	Réplica histórica	Serie Real
Media	-0.00012312137	0.00019147731
Varianza	0.00006229718	0.00031560095
Observaciones	10000	10000
Grados de libertad	9999	9999
F	0.19739223819	
P(F<=f) una cola	0	
Valor crítico para F (una cola)	0.96763508317	

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie réplica histórica con estimación vs. Serie Real Período T = 8		
	Réplica histórica	Serie Real
Media	0.00009491819	(0.00007457626)
Varianza	0.00006773901	0.00035815515
Observaciones	10000	10000
Grados de libertad	9999	9999
F	0.189133151583	
P(F<=f) una cola	0	
Valor crítico para F (una cola)	0.967635083171	

ANEXO 7
Pruebas F de Varianzas
Simulación Monte Carlo

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie réplica histórica con estimación vs. Serie Real Período T = 9		
	Réplica histórica	Serie Real
Media	-0.00013197565	0.00021824175
Varianza	0.00007157958	0.00040999574
Observaciones	10000	10000
Grados de libertad	9999	9999
F	0.174586146124	
P(F<=f) una cola	0	
Valor crítico para F (una cola)	0.967635083171	

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie réplica histórica con estimación vs. Serie Real Período T = 10		
	Réplica histórica	Serie Real
Media	(0.00008270587)	(0.00006209488)
Varianza	0.00007709590	0.00050042171
Observaciones	249	10000
Grados de libertad	248	9999
F	0.154061867457	
P(F<=f) una cola	0	
Valor crítico para F (una cola)	0.855589377124	

ANEXO 7:
Prueba F de Varianzas
Simulación Monte Carlo

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie réplica histórica con estimación vs. Serie Real Período 1 - 1 EWMA		
	Réplica histórica	Serie Real
Media	(0.00000054904)	(0.00000396803)
Varianza	0.00000001941	0.00000006471
Observaciones	10000	10000
Grados de libertad	9999	9999
F	0.299999404030	
P(F<=f) una cola	0	
Valor crítico para F (una cola)	0.967635083171	

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie réplica histórica con estimación vs. Serie Real Período 1 - 2 EWMA		
	Réplica histórica	Serie Real
Media	0.00000217132	0.00000401820
Varianza	0.00000004058	0.00000012140
Observaciones	10000	10000
Grados de libertad	9999	9999
F	0.334310650304	
P(F<=f) una cola	0	
Valor crítico para F (una cola)	0.967635083171	

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie réplica histórica con estimación vs. Serie Real Período 1 - 3 EWMA		
	Réplica histórica	Serie Real
Media	(0.000000703889)	0.000002937271
Varianza	0.000000064303	0.000000185105
Observaciones	10000	10000
Grados de libertad	9999	9999
F	0.3473875999749	
P(F<=f) una cola	0	
Valor crítico para F (una cola)	0.9676350831711	

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie réplica histórica con estimación vs. Serie Real Período 1 - 4 EWMA		
	Réplica histórica	Serie Real
Media	(0.000005705761)	0.000008079819
Varianza	0.000000088990	0.000000226204
Observaciones	10000	10000
Grados de libertad	9999	9999
F	0.393404667362	
P(F<=f) una cola	0	
Valor crítico para F (una cola)	0.967635083171	

**ANEXO 7:
Prueba F de Varianzas
Simulación Monte Carlo**

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie réplica histórica con estimación vs. Serie Real Período 1 - 6 EWMA		
	Réplica histórica	Serie Real
Media	0.000003065006	(0.000005019446)
Varianza	0.000000118944	0.000000312321
Observaciones	10000	10000
Grados de libertad	9999	9999
F	0.380839674148	
P(F<=f) una cola	0	
Valor crítico para F (una cola)	0.967635083171	

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie réplica histórica con estimación vs. Serie Real Período 1 - 10 EWMA		
	Réplica histórica	Serie Real
Media	(0.000000464789)	0.000003967704
Varianza	0.000000138446	0.000000388240
Observaciones	10000	10000
Grados de libertad	9999	9999
F	0.3565990762132	
P(F<=f) una cola	0	
Valor crítico para F (una cola)	0.9676350831711	

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie réplica histórica con estimación vs. Serie Real Período 1 - 17 EWMA		
	Réplica histórica	Serie Real
Media	(0.00000036655)	0.00000627735
Varianza	0.00000015001	0.00000046035
Observaciones	10000	10000
Grados de libertad	9999	9999
F	0.325864089448	
P(F<=f) una cola	0	
Valor crítico para F (una cola)	0.967635083171	

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie réplica histórica con estimación vs. Serie Real Período 1 - 30 EWMA		
	Réplica histórica	Serie Real
Media	(0.000003508186)	0.000007032511
Varianza	0.000000157397	0.000000509965
Observaciones	10000	10000
Grados de libertad	9999	9999
F	0.3086429209863	
P(F<=f) una cola	0	
Valor crítico para F (una cola)	0.9676350831711	

ANEXO 7:
Prueba F de Varianzas
Simulación Monte Carlo

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie réplica histórica con estimación vs. Serie Real Período T = 9 EWMA		
	Réplica histórica	Serie Real
Media	0.00000738324	(0.00000492012)
Varianza	0.00000016062	0.00000061963
Observaciones	10000	10000
Grados de libertad	9999	9999
F	0.259215699566	
P(F<=f) una cola	0	
Valor crítico para F (una cola)	0.967635083171	

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie réplica histórica con estimación vs. Serie Real Período T = 10 EWMA		
	Réplica histórica	Serie Real
Media	0.000004321706	0.000008268555
Varianza	0.000000170144	0.000000762000
Observaciones	10000	10000
Grados de libertad	9999	9999
F	0.2232866211785	
P(F<=f) una cola	0	
Valor crítico para F (una cola)	0.9676350831711	

ANEXO 7
Pruebas F de Varianzas
Metodología Box-Jenkins

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie réplica histórica vs. Serie Real Período T: 1 a 10 días		
	Réplica histórica	Serie Real
Media	0.00090159205	0.00076498283
Varianza	0.00004985449	0.00000548652
Observaciones	233	233
Grados de libertad	232	232
F	9.08672525843	
P(F<=f) una cola	0.00000000000	
Valor crítico para F (una cola)	1.24162724546	

ANEXO 7
Pruebas F de Varianzas
Metodología Box-Jenkins

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie réplica histórica CON Estimación vs. Serie Real Período T-1		
	Réplica histórica	Serie Real
Media	0.000763084626	0.000901777589
Varianza	0.000005464817	0.000049640525
Observaciones	234	234
Grados de libertad	233	233
F	0.110087817685	
P(F<=f) una cola	0.000000000000	
Valor crítico para F (una cola)	0.805770561385	

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie réplica histórica CON Estimación vs. Serie Real Período T-2		
	Réplica histórica	Serie Real
Media	0.0007509664069	0.0009096471762
Varianza	0.0000054480511	0.0000496089548
Observaciones	234	234
Grados de libertad	233	233
F	0.1098199131090	
P(F<=f) una cola	0	
Valor crítico para F (una cola)	0.8057705613851	

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie réplica histórica CON Estimación vs. Serie Real Período T-3		
	Réplica histórica	Serie Real
Media	0.00073903412340	0.00090892714821
Varianza	0.00000543239519	0.00004961040964
Observaciones	234	234
Grados de libertad	233	233
F	0.10950111532972	
P(F<=f) una cola	0.00000000000000	
Valor crítico para F (una cola)	0.80577056138509	

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie réplica histórica CON Estimación vs. Serie Real Período T-4		
	Réplica histórica	Serie Real
Media	0.00074300034238	0.00089997159189
Varianza	0.00000542279638	0.00004960620377
Observaciones	234	234
Grados de libertad	233	233
F	0.10931689915951	
P(F<=f) una cola	0.00000000000000	
Valor crítico para F (una cola)	0.80577056138509	

ANEXO 7
Pruebas F de Varianzas
Metodología Box-Jenkins

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie réplica histórica CON Estimación vs. Serie Real Período T:5		
	Réplica histórica	Serie Real
Media	0.00074349359889	0.00089089757158
Varianza	0.00000542200284	0.00004960189185
Observaciones	234	234
Grados de libertad	233	233
F	0.10931040406887	
P(F<=f) una cola	0.00000000000000	
Valor crítico para F (una cola)	0.80577056138509	

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie réplica histórica CON Estimación vs. Serie Real Período T:6		
	Réplica histórica	Serie Real
Media	0.00074327180972	0.00085768719253
Varianza	0.00000542232244	0.00004985172225
Observaciones	234	234
Grados de libertad	233	233
F	0.108769009360985	
P(F<=f) una cola	0.00000000000000	
Valor crítico para F (una cola)	0.805770561385089	

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie réplica histórica CON Estimación vs. Serie Real Período T:7		
	Réplica histórica	Serie Real
Media	0.000746427619349	0.000715566059816
Varianza	0.000005415260621	0.000048130635910
Observaciones	234	234
Grados de libertad	233	233
F	0.112511719789933	
P(F<=f) una cola	0.00000000000000	
Valor crítico para F (una cola)	0.805770561385089	

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie réplica histórica CON Estimación vs. Serie Real Período T:8		
	Réplica histórica	Serie Real
Media	0.000717706031027	0.000779954629034
Varianza	0.000005263631341	0.000047203594411
Observaciones	234	234
Grados de libertad	233	233
F	0.111509121436181	
P(F<=f) una cola	0.00000000000000	
Valor crítico para F (una cola)	0.805770561385089	

ANEXO 7
Pruebas F de Varianzas
Metodología Box-Jenkins

Prueba F para varianzas de dos muestras:		
Serie réplica histórica CON Estimación vs. Serie Real Período: 1+3		
	Réplica histórica	Serie Real
Media	0.00071491033725	0.00076051621119
Varianza	0.00000526581692	0.00004730620487
Observaciones	234	234
Grados de libertad	233	233
F	0.11131345098054	
P(F<=f) una cola	0.00000000000000	
Valor crítico para F (una cola)	0.80577056138509	

Prueba F para varianzas de dos muestras:		
Serie réplica histórica CON Estimación vs. Serie Real Período: 1+10		
	Réplica histórica	Serie Real
Media	0.0007265528639	0.0007234364671
Varianza	0.0000052171082	0.0000466880442
Observaciones	234	234
Grados de libertad	233	233
F	0.111743985878082	
P(F<=f) una cola	0.00000000000000	
Valor crítico para F (una cola)	0.805770561385089	

ANEXO 7
Pruebas F de Varianzas
Metodología Box-Jenkins

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie réplica histórica CON Estimación vs. Serie Real Período T+1 EWMA		
	Réplica histórica	Serie Real
Media	0.0000224312216512	0.0000235846675476
Varianza	0.0000000084593437	0.0000000744146458
Observaciones	234	234
Grados de libertad	233	233
F	0.1136784784720470	
P(F<=f) una cola	0	
Valor crítico para F (una cola)	0.80577056138508900	

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie réplica histórica CON Estimación vs. Serie Real Período T+2 EWMA		
	Réplica histórica	Serie Real
Media	0.00002224274025567	0.00002358466754765
Varianza	0.00000000835719948	0.00000007441464583
Observaciones	234	234
Grados de libertad	233	233
F	0.112305842280307000	
P(F<=f) una cola	0	
Valor crítico para F (una cola)	0.805770561385089000	

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie réplica histórica CON Estimación vs. Serie Real Período T+3 EWMA		
	Réplica histórica	Serie Real
Media	0.000022050736592	0.000023584667548
Varianza	0.000000008255921	0.000000074414646
Observaciones	234	234
Grados de libertad	233	233
F	0.110944839191067	
P(F<=f) una cola	0	
Valor crítico para F (una cola)	0.805770561385089	

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie réplica histórica CON Estimación vs. Serie Real Período T+4 EWMA		
	Réplica histórica	Serie Real
Media	0.000021861283228	0.000023584667548
Varianza	0.000000008155245	0.000000074414646
Observaciones	234	234
Grados de libertad	233	233
F	0.1095919332930890	
P(F<=f) una cola	0	
Valor crítico para F (una cola)	0.8057705613850890	

ANEXO 7
Pruebas F de Varianzas
Metodología Box-Jenkins

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie réplica histórica CON Estimación vs. Serie Real Período T+5 EWMA		
	Réplica histórica	Serie Real
Media	0.00002167077376494	0.00002358466754765
Varianza	0.00000000805532897	0.00000007441464583
Observaciones	234	234
Grados de libertad	233	233
F	0.10824924147070900	
P(F<=f) una cola	0	
Valor crítico para F (una cola)	0.80577056138508900	

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie réplica histórica CON Estimación vs. Serie Real Período T+6 EWMA		
	Réplica histórica	Serie Real
Media	0.0000214801348	0.0000235846675
Varianza	0.0000000079561	0.0000000744146
Observaciones	234	234
Grados de libertad	233	233
F	0.1069162068932	
P(F<=f) una cola	0	
Valor crítico para F (una cola)	0.80577056138509	

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie réplica histórica CON Estimación vs. Serie Real Período T+7 EWMA		
	Réplica histórica	Serie Real
Media	0.0000212895525158	0.0000235846675476
Varianza	0.0000000078576449	0.0000000744146458
Observaciones	234	234
Grados de libertad	233	233
F	0.10559272054942800	
P(F<=f) una cola	0	
Valor crítico para F (una cola)	0.80577056138508900	

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie réplica histórica CON Estimación vs. Serie Real Período T+8 EWMA		
	Réplica histórica	Serie Real
Media	0.0000210981610114	0.0000235846675476
Varianza	0.0000000077599053	0.0000000744146458
Observaciones	234	234
Grados de libertad	233	233
F	0.10427927431983700	
P(F<=f) una cola	0	
Valor crítico para F (una cola)	0.80577056138508900	

ANEXO 7
Pruebas F de Varianzas
Metodología Box-Jenkins

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie réplica histórica CON Estimación vs. Serie Real Período T+9 EWMA		
	Réplica histórica	Serie Real
Media	0.0000209141340081	0.0000235846675476
Varianza	0.0000000076625556	0.0000000744146458
Observaciones	234	234
Grados de libertad	233	233
F	0.10297106908543200	
P(F<=f) una cola	0	
Valor crítico para F (una cola)	0.80577056138508900	

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie réplica histórica CON Estimación vs. Serie Real Período T+10 EWMA		
	Réplica histórica	Serie Real
Media	0.0000207308238485	0.0000235846675476
Varianza	0.0000000075658682	0.0000000744146458
Observaciones	234	234
Grados de libertad	233	233
F	0.1016717620592420	
P(F<=f) una cola	0	
Valor crítico para F (una cola)	0.8057705613850890	

Prueba F para varianzas de dos muestras		
Serie réplica histórica CON Estimación vs. Serie Real Período T+10 días EWMA		
	Réplica histórica	Serie Real
Media	0.0000225375428672	0.0000235431997038
Varianza	0.0000000085677141	0.0000000753738017
Observaciones	233	233
Grados de libertad	232	232
F	0.113669655684790	
P(F<=f) una cola	0.0000000000000000	
Valor crítico para F (una cola)	0.805394417824346	

BIBLIOGRAFÍA

- [1] ALEXANDER, CAROL. "The Handbook of Risk Management and Analysis". The University of Sussex, Ed. Wiley & Sons, pp. 171-359.
- [2] BEAVER, WILLIAM H. & PARKER, GEORGE. "Risk Management. Problems and solutions". Stanford University. Financial Services Research Initiative. McGraw Hill, Inc.
- [3] BOX, GEORGE, E.P. & JENKINS GWILYM M. "Time Series Analysis: Forecasting and Control", revised edition, Holden-Day, 1976.
- [4] ELIZONDO FLORES, ALAN. "El Riesgo de Mercado en México: una Evaluación de Métodos para determinar el Capital Bancario óptimo para enfrentarlos". Segundo Lugar en la Categoría de Investigación del XIV Premio Nacional de Investigación Financiera IMEF. 1998.
- [5] ELTON EDWIN. GRUBER MARTIN. "Modern Portfolio Theory and Investment Analysis". Leonard N. Stern School of Business New York University. Fifth Edition. John Wiley & Sons, Inc. 1995.
- [6] FIVE QUESTIONS ABOUT RISK METRICS. Market Risk Research. Morgan Guaranty Trust Company. Jacques Longerstaeey (1-212) 648-4936, Peter Zangari (1-212) 648-8641. New York, February 1995.
- [7] INVESTORS CHANGING APPETITE FOR RISK. A new approach to short-run developments on the foreign exchanges. Foreign Exchange Research. J.P. Morgan Securities Ltd. Global Fx Research. Avinosh D. Persaud (Persaud_a@jpmorgan.com). London, July, 1996.
- [8] GAYNOR, PATRICIA E. & KIRKPATRICK, RICKEY C. "Introduction to Time-Series Modeling and Forecasting in Business and Economics". Appalachian State University. McGrawHill, Inc., 1994.

[9] GILLANI, DILSHAD F. "Managing your foreign currency exposure", CMA Magazine, vol. 70, Issue: 5, Jun 1996, p:25-28.

[10] GREENE, WILLIAM H. "Econometric Analysis". Maxwell Macmillan International Editions, 1991, pp. 128 y 129.

[11] GUJARATI, DAMODAR N. & BARUSH, BERNARD M. "Econometría". City University of New York. Editorial McGrawHill, segunda edición, 1993.

[12] GUTIÉRREZ, FERMÍN & SULLIVAN, STEPHEN. "AFORE XYZ, Portafolio de Inversión". Vector Casá de Bolsa, S.A., Administración de Riesgos. Monterrey, N.L., Febrero 1999.

[13] H. RUSSELL FOGLER, SUNDARAM GANAPATHY. "Financial Econometrics". University of Florida, Gainesville & Citibank India. Editorial Prentice Hall, Inc., Englewood. Cliffs, N.J., 1982.

[14] HAMILTON, JAMES. "Time Series Analysis". Princeton University Press. 1994.

[15] THE HANDBOOK OF RISK MANAGEMENT AND ANALYSIS. Edited by Carol Alexander. The University of Sussex. Ed. John Wiley & Sons, pp. 171-139.

[16] HINDY, AYMAN. "Risk Management. Problems & Solutions". "Elements of Quantitative Risk Management". Stanford University. Financial Services Research Initiative. Mc GrawHill, Inc., p.107, 199X.

[17] INTERNATIONAL TREASURER: THE JOURNAL OF GLOBAL TREASURY AND FINANCIAL RISK MANAGEMENT HOME PAGE.
<http://www.intltreasurer.com/index.htm>

[18] JORION, PHILLIPE. "Value at Risk". McGraw-Hill Companies, 1997.

[19] JORION, PHILLIPE. "The Jorion-Taleb Debate. In Defense of VAR". Features, April 1997, Vol. 2, No. 4. <http://www.derivatives.com/archives/1997/0497fea2.html>

[20] JORION, PHILLIPE. "Big Bets Gone Bad: Derivatives and Bankruptcy in Orange County". San Diego: Academic Press 1995b.

[21] LEVI, MAURICE, ZECHNER, JOSEF. "Foreign Exchange Risk and Exposure". Chapter 12, p. 411-433.

[22] LINSMEIER, THOMAS J. & PEARSON, NEIL D. "Risk Measurement: An Introduction to Value at Risk". University of Illinois at Urbana-Champaign, July 1996.

[23] MARTÍNEZ GONZÁLEZ, JORGE A. “¿Cuál es el ‘Valor en Riesgo’(VAR) de una firma?”. Publicación Académica ITESM, Campus Monterrey, 1997.

[24] MATHIS, STEPHEN & SIEGEL, LEE. “Quantitative toolkit for economics and finance”. Kolb Publishing Company, 1993, pp. 319-345.

[25] MENDENHALL WILLIAM, WACKERLY DENNIS D. & SCHEAFFER, RICHARD L. “Mathematical Statistics with Applications”. Fourth Edition. PWS-Kent Publishing Company (Boston). 1990.

[26] MIRER, THAD W. “Economic Statistics and Econometrics”. Second Edition. Macmillan Publishing Company, 1990, p. 186.

[27] MORENO SEGURA, SALVADOR. “Cálculo del Valor en Riesgo mediante el uso de Simulaciones basadas en la Distribución Empírica”. Tesis para obtener el título de Licenciado en Economía, Instituto Tecnológico Autónomo de México (ITAM). México, 1998.

[28] MURPHY, JOSEPH E., JR. “Stock Market Probability: Using Statistics to predict and optimize Investment outcomes”. Probus Publishing Company. Chicago Illinois. Cambridge, England. Revised Edition. 1988,1994.

[29] PARKER, GEORGE. “Dimensions of Risk Management: Definition and Implication for Financial Services”. Risk Management. Problems & Solutions. Stanford University. Financial Services Research Initiative. Mc GrawHill, Inc., pp. 1-17, 199X.

[30] PARTIAL SOLUTION FOR DOUBLE EXPOSURES. Wall Street & Technology. Vol. 14, Issue 8, Aug 1995, p. 52-53.

[31] PEÑA GONZÁLEZ, JESÚS. Manual de la materia: Administración de Finanzas Internacionales. EGADE. Monterrey, N.L., 1996.

[32] PEÑA GONZÁLEZ, JESÚS. Presentación: El proceso de Administración de Riesgos financieros. Derechos reservados de propiedad. Monterrey, N.L., Junio 1999.

[33] PINDYCK, ROBERT S. & RUBINFELD, DANIEL L. “Econometric Models and Economic Forecasts”. Massachusetts Institute of Technology & University of Michigan. McGrawHill Book Company. 1976.

[34] RISK MANAGEMENT’S FINAL FRONTIER. Fortune, March 20, 1995.

[35] RISK METRICS DATA AND PUBLICATIONS. “Introduction to Risk Metrics” (Fourth Edition). Riskmetrics Technical Document (manual). Morgan Guaranty Trust Company. Risk Management Services. Jacques Longerstaeys Lisa More. New York, November 21, 1995.

[36] RODRÍGUEZ GUAJARDO, RAYMUNDO C. Manual de la materia: Administración de Portafolios de Inversión, EGADE. Sesión 8. Monterrey, Nuevo León, 1997.

[37] SHAPIRO, ALAN C. "Multinational Financial Management". University of Southern California. Fourth Edition. Allyn and Bacon Press. 1992.

[38] SHARPE, WILLIAM F. "Risk Management. Problems & Solutions. "Nuclear Financial Economics". Stanford University. Financial Services Research Initiative. Mc GrawHill, Inc., pp. 17-39, 199X.

[39] SMITHSON, CHARLES W. "Managing Financial Risk. Products, Financial Engineering and Value Maximization". Third Edition. Irwin Library of Investment & Finance. McGraw Hill, 1998.

[40] SPINNER, KAREN. "The VAR explosion", Wall Street & Technology, vol: 14, Issue: 6, Jun 1996.

[41] A VALUE-AT-RISK ANALYSIS OF CURRENCY EXPOSURES. Risk Metrics Monitor. Second Quarter 1996.

[42] VALUE AT RISK BIBLIOGRAPHY-VAR-VALUE AT RISK RESEARCH.
<http://pw2.netcom.com/bschacht/varbiblio.html#pub>

[43] VAR, VALUE AT RISK, MARKET RISK MANAGEMENT AND MEASUREMENT. EMFA Newsletter Extract. <http://emfa.org/emfasite/articles/parjul96.htm>

[44] WERNER, ALEJANDRO. "Un Estudio Estadístico sobre el Comportamiento de la Cotización del Peso Mexicano frente al Dólar y de su Volatilidad", Marzo 1997.
http://www.banxico.org.mx/public_html/inveco/docinves/doc9701/doc9701.html

[45] WUNNICKE, DIANE D., WILSON, DAVID R. & Wunnicke, Brooke. "Corporate Financial Risk Management". Practical techniques of Financial Engineering". Editorial John Wiley & Sons, Inc., 1992.