



**UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA
DE MÉXICO**

FACULTAD DE CIENCIAS

**Método para el cálculo del rendimiento esperado y de la
volatilidad de un activo financiero.**

T E S I S

QUE PARA OBTENER EL TÍTULO DE:

ACTUARIO

P R E S E N T A:

Gerardo Jesús Cárdenas Gutiérrez



**DIRECTOR DE TESIS:
Act. Gildardo Yahveh Romero Rodríguez
2015**

Ciudad Universitaria, D. F.



Universidad Nacional
Autónoma de México



UNAM – Dirección General de Bibliotecas
Tesis Digitales
Restricciones de uso

DERECHOS RESERVADOS ©
PROHIBIDA SU REPRODUCCIÓN TOTAL O PARCIAL

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

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

Hoja de datos del jurado:

1. Datos del alumno

Apellido paterno	Cárdenas
Apellido materno	Gutiérrez
Nombre(s)	Gerardo Jesús
Teléfono	5209 5500
Universidad	Universidad Nacional Autónoma de México
Facultad	Facultad de Ciencias
Carrera	Actuaría
Número de cuenta	30567660-7

2. Datos del tutor

Grado	Act.
Nombre(s)	Gildardo Yahveh
Apellido paterno	Romero
Apellido materno	Rodríguez

3. Datos del sinodal 1

Grado	Dra.
Nombre(s)	María Araceli
Apellido paterno	Bernabé
Apellido materno	Rocha

4. Datos del sinodal 2

Grado	Act.
Nombre(s)	Alberto
Apellido paterno	Cadena
Apellido materno	Martínez

5. Datos del sinodal 3

Grado	Act.
Nombre(s)	Enrique
Apellido paterno	Maturano
Apellido materno	Rodríguez

6. Datos del sinodal 4

Grado	Act.
Nombre(s)	Fernando
Apellido paterno	Pérez
Apellido materno	Márquez

7. Datos del trabajo escrito

Título	Método para el cálculo del rendimiento esperado y de la volatilidad de un activo financiero.
Número de páginas	117
Año	2015

Quiero agradecer,

A mi familia por su ejemplo, apoyo y amor incondicional.

A mis amigos, por ser la familia que elegí y que me eligió.

*A todos los profesores que formaron parte de mi vida en la facultad,
en particular al Act. Gildardo Romero y a la Dra. Araceli Bernabé por
el tiempo y la experiencia que aportaron a esta tesis.*

**Y SOBRE TODO A DIOS POR TODAS LAS
BENDICIONES QUE HA PUESTO EN MI CAMINO.**

Índice:

Índice de Gráficos	i
Índice de Tablas	ii
Introducción.....	v
1. Marco Teórico	1
1.1 Introducción al Sistema Financiero Mexicano y Mundial.	3
1.2 Importancia de las estimaciones eficaces.	7
1.3 Herramientas probabilísticas e informáticas empleadas.	11
2. Planteamiento del método de cálculo.....	15
2.1 Argumentación del método.....	17
2.1.1 Características temporales de los activos financieros.	17
2.1.2 Motivación contextual para la creación del algoritmo propuesto.....	24
2.2 Metodología y generación del algoritmo.....	28
2.2.1 Periodos temporales previos de interés.	28
2.2.2 Ponderaciones dadas a los periodos seleccionados.	33
2.2.3 Generación del algoritmo.	41
2.2.4 Modificación del valor esperado según el método propuesto.	46
2.2.5 Modificación del cálculo de la volatilidad según el método propuesto.	50
3. Implementación del método de cálculo	55
3.1 Aplicación del algoritmo y comparación de las metodologías en activos simples.	57
3.1.1 Comparación de los rendimientos esperados en diferentes horizontes temporales.	58
3.1.2 Comparación de las volatilidades asociadas en diferentes horizontes temporales.	66
3.2 Aplicación del algoritmo y comparación de las metodologías en activos compuestos.	70
3.2.1 Elaboración de un portafolio usando ambas metodologías.	71

3.2.2 Comparación de los rendimientos esperados en diferentes horizontes temporales	77
Conclusión.....	83
Bibliografía.....	87
Anexo 1. Generación del código de programación para la aplicación del algoritmo.....	89
A1.1 Código en lenguaje VBA.....	90
A1.2 Código en lenguaje C++.	99

Índice de Gráficos:

2.1-1 Cierre del IPC.....	18
2.1-2 Precios de cierre Ford.....	20
2.1-3 Precios de cierre Crudo Brent Oil.....	22
2.1-4 Precios de cierre Intercontinental H.G.	24
3.2-1 Frontera Eficiente por método para C1	74
3.2-2 Frontera Eficiente por método para C2	76
3.2-3 Carteras de mínimo riesgo (C1).....	78
3.2-4 Carteras de mínimo riesgo (C2).....	79
3.2-5 Fronteras Eficientes estimadas y reales (C1)	80
A-1 Exposición de la Hoja: “Información”	91
A-2 Exposición de la Hoja: “Algoritmo y Notación”	93
A-3 Exposición de la Hoja: “Resultados”	94

Índice de Tablas:

2.2-1 Periodos considerados	33
2.2-2 Notación de los ponderadores.....	34
2.2-3 Activos utilizados para la generación de ponderadores	35
2.2-4 Diez escenarios aleatorios con mejores resultados (Muestra de cuatro periodos).....	38
2.2-5 Diez escenarios aleatorios con mejores resultados (Muestra de seis periodos)	38
2.2-6 Obtención del orden de importancia de cada horizonte (Muestra de cuatro periodos).....	39
2.2-7 Obtención del orden de importancia de cada horizonte (Muestra de seis periodos)	40
2.2-8 Mejor estimación (Muestra de cuatro periodos)	41
2.2-9 Mejor estimación (Muestra de seis periodos)	41
2.2-10 Comparativo de diferencias máximas y mínimas	42
2.2-11 Rendimientos calculados por método para cada activo.....	43
2.2-12 Precios esperados por método para cada activo	43
2.2-13 Algoritmo	46
2.2-14 Valores esperados por horizonte para cada activo	50
2.2-15 Valor del segundo momento por horizonte para cada activo	52
2.2-16 Volatilidad por horizonte para cada activo	53
3.1-1 Activos utilizados para la evaluación del algoritmo	57
3.1-2 Periodos temporales utilizados para la evaluación del algoritmo	58
3.1-3 Resumen de resultados.....	59
3.1-4 Menores variaciones	60
3.1-5 Mayores Variaciones.....	61
3.1-6 Mejor estimación por activo	61
3.1-7 Mejor estimación por fecha	62
3.1-8 Estimaciones para Soriana	63
3.1-9 Estimaciones para el 2 de julio de 2012.....	65
3.1-10 Segundo momento.....	66
3.1-11 Varianza.....	67
3.1-12 Principal diferencia por fecha	68
3.1-13 Varianzas de Bimbo.....	68
3.1-14 Varianzas al 2 de enero de 2013	69
3.2-1 Condiciones por periodo de los activos en las carteras.....	71
3.2-2 Coeficiente de Correlación.....	72
3.2-3 Carteras de mínima varianza (C1)	75
3.2-4 Carteras de mínima varianza (C2)	76
3.2-5 Rendimientos de cartera por método Mínima varianza.....	77

3.2-6 Rendimientos de cartera por método	
Mínima varianza con rendimiento positivo.....	79
A-1 Análisis	94
A-2 Información por variable	95

INTRODUCCIÓN

El objetivo de la presente tesis es proponer un método numérico, basado en la situación temporal de los rendimientos de un activo financiero, cuya finalidad será proporcionar una estimación, rápida y con un buen grado de certeza, de la volatilidad y el rendimiento esperado asociados a dicho bien.

Como se expone con más detalle en el primer capítulo, un mercado financiero es el mecanismo a través del cual una gran variedad de participantes pueden realizar el intercambio de diferentes activos cuyo valor cambia en el tiempo, y en el sistema económico actual, dichos mercados cuentan con una gran importancia, debido a que las instituciones financieras y económicas más importantes del mundo, así como los gobiernos de muchas naciones, tienen grandes cantidades de recursos involucrados en ellos. Dada la naturaleza de las transacciones que se llevan a cabo en los distintos tipos de mercados financieros que existen, la búsqueda de indicadores que logren estimar los precios en sus productos se ha convertido en una de las actividades más demandadas, retribuidas e importantes del día a día en una entidad económica de primer orden.

Hoy por hoy, existe la necesidad creciente de pronosticar el comportamiento que tendrán los precios de algún activo financiero en un horizonte de tiempo determinado. Las principales instituciones económicas a nivel mundial, como consorcios bancarios privados, bancos centrales, aseguradoras y casas de bolsa, invierten una gran cantidad de esfuerzos, recursos y personal, en desarrollar métodos de aproximación de dicho comportamiento, así como en maneras de aprovechar esa información para su beneficio, ya sea protegiéndose frente al riesgo o generando ganancias. En consecuencia, actualmente se cuenta con distintas herramientas para poder hacer predicciones, sin embargo, las que cuentan con mayor exactitud, generalmente carecen de practicidad, debido a que su uso exige mucho tiempo y conocimiento técnico, por otro lado, las de aplicación más rápida suelen perder precisión. En medio de esta problemática se encuentra el modelo propuesto, cuya finalidad es brindar un método eficaz para poder hacer proyecciones que cuenten con un buen grado de precisión y rapidez.

Tomando como fundamento lo expresado anteriormente, el presente estudio incursiona en las cualidades y defectos que tienen los métodos actuales de predicción de las principales características referentes a los precios de los activos, así como a la magnitud de los cambios que se puedan producir entre dichos precios y las estimaciones que los métodos usuales generan. Posteriormente, y teniendo en mente el objetivo que se menciona en el primer párrafo de este apartado, se planteará la propuesta de un método numérico cuya finalidad será lograr, de forma práctica, una estimación útil del valor esperado y de la volatilidad en el precio futuro de un activo financiero.

La tesis se encuentra estructurada en base a tres bloques centrales. El primer bloque brinda el contexto y antecedentes, el segundo se centra en las características del método propuesto y el tercero nos ofrece una idea de los alcances del algoritmo sugerido.

Profundizando en la presentación del contenido, el primer bloque se enfoca en brindar el marco teórico que será necesario conocer para entender el resto del trabajo. En él, se expone la importancia que tienen en el sistema financiero nacional y mundial, las estimaciones eficaces de las principales características asociadas a los rendimientos de los activos financieros.

El segundo enmarca la definición y explicación del método, además de exponer la razón de su creación y los alcances que puede tener. En esta sección, también se lleva a cabo el proceso de generación del algoritmo, y se estudia cómo modifica la obtención del rendimiento esperado y de la volatilidad asociada a un activo.

Finalmente, el tercer bloque consiste en la aplicación, y la comparación de uno de los procedimientos básicos más utilizados actualmente frente al propuesto. Por un lado, enfrenta las metodologías en diferentes activos y en diferentes horizontes temporales, por otro, genera una cartera de inversión para evaluar la aplicación del algoritmo desarrollado en activos compuestos.

Al concluir el tercer capítulo, se agrega la conclusión y la bibliografía que dio soporte al trabajo. En la conclusión se da un breve resumen de los capítulos anteriores a ella, así como la exposición de los resultados obtenidos.

Desarrollando los temas propuestos en los diferentes módulos recién expuestos, y con la mira fija siempre en el objetivo de esta tesis, se pretende dar al lector un panorama general del mundo financiero, así como ilustrar una aplicación práctica de la probabilidad, la estadística y la programación, al generar un procedimiento de estimación que pueda obtener buenos resultados en múltiples procesos dentro del día a día en el mercado financiero.

Capítulo 1
MARCO TEÓRICO

Objetivo y Contenido del Capítulo

El mundo de la economía, y en particular de las finanzas, está compuesto por una gran cantidad de entidades y productos, que tienen una variedad inmensa de características y que se encuentran en constante cambio. Por lo anterior, es importante dedicar el primer capítulo de la presente tesis a introducir al lector al universo financiero, estudiándolo primero de manera general, y después concentrando la atención en información más precisa de los puntos cuya esencia sea necesario entender más profundamente.

Resulta importante puntualizar, que uno de los principales objetivos del presente bloque, es brindar los conocimientos y las herramientas básicas necesarias para que cualquier lector interesado en el tema pueda entender el modelo de estimación y el trabajo del que es fruto.

El capítulo consta de tres temas, mismos que funcionan como expositores del entorno contextual en el que se desenvuelve el método propuesto. Cada tema recorre los conceptos y herramientas que se precisa conocer para dimensionar el horizonte de aplicación del modelo, así como para poder generar un mayor entendimiento de las técnicas y procesos utilizados en la creación del producto final.

El primer tema engloba las principales nociones teóricas sobre las finanzas bursátiles, en él se definen conceptos que van de lo general a lo particular, desde la definición misma de “Finanzas”, hasta la de “Derivados” y “Portafolios de Inversión”.

A continuación, el segundo apartado le da seguimiento al campo semántico al que se integrará el método propuesto, dando la definición de “estimación financiera”, aportando ejemplos de los distintos tipos de estimaciones existentes, y presentando las fortalezas y debilidades de algunos de los modelos actuales.

El último tema se centra en la exposición de las herramientas, técnicas e informáticas, que es importante conocer para poder interiorizar correctamente el proceso que se sigue en capítulos posteriores.

Al concluir con este capítulo, se busca que el lector tenga la confianza de que en los bloques posteriores no habrá conceptos que le sean completamente desconocidos y que pudieran complicar la asimilación integral del trabajo.

1.1. Introducción al Sistema Financiero Mexicano y Mundial.

El objetivo que persigue el presente apartado es brindar un acercamiento a algunas características importantes del universo de las finanzas, partiendo de conceptos generales y avanzando hasta algunos más específicos y particulares.

Primero que nada, es importante saber que son las finanzas, que se definen como la rama de la economía que estudia la manera en que los recursos escasos se asignan a través del tiempo¹. Un par de características que distingue a las decisiones financieras del resto de las decisiones de asignación de recursos, es que sus costos y beneficios se distribuyen a lo largo del tiempo, y que generalmente los resultados obtenidos al final de la operación no son conocidos con anticipación, ni siquiera por los encargados de tomar dichas decisiones.

Para que los recursos escasos se puedan asignar eficientemente, es necesario contar con una buena estructura de mercado, que es el lugar en el que se da la interacción entre compradores y vendedores para determinar precios y cantidades a intercambiar de algún bien o servicio. Algunos mercados se localizan en lugares físicos, pero otros se conforman a través del teléfono, y otros son organizados por computadoras utilizando Internet².

Una vez que se ha definido el concepto de finanzas y el de mercado, es consecuente hacer referencia al sistema financiero, pues es ahí en donde se engloban todos los elementos que formarán parte del horizonte posible de aplicación del método que se propone en el presente trabajo. El mencionado sistema es un conjunto de mercados, y otras instituciones, mediante el cual se realizan las transacciones financieras y el intercambio de activos y riesgos. Abarca a los mercados, los intermediarios, los compradores y vendedores, y otras instituciones cuyo propósito es llevar a la práctica las decisiones financieras de los individuos, las empresas y los gobiernos.

Una de las principales características del sistema financiero, y que es el origen y sustento del algoritmo que se propone en este escrito, es que proporciona información que ayuda a coordinar la toma de decisiones en varios sectores de la economía, por ejemplo la relacionada a los precios de sus productos. Las entidades financieras aprovechan la información histórica que brinda el sistema, para determinar planes de inversión, ahorro y control del riesgo.

Con base en la característica recién mencionada, en el sistema económico mundial se ha desarrollado todo un sector de empresas y profesionistas financieros, cuya actividad productiva se centra en la obtención, registro, proceso y revelación de estudios referentes a la información brindada por el sistema financiero.

Hasta ahora se ha observado que en el sistema financiero se comercializan distintos tipos de activos, por lo que se antoja apropiado entender dicho concepto. Un activo es cualquier cosa que tiene valor económico, puede ser un bien físico y tangible como edificios, muebles,

¹ BODIE Zvi y MERTON C. Robert, *Finanzas*, Pearson Educación, México, 2003, p.2.

² SAMUELSON Paul A. y NORDHAUS William D., *Economía*, Decimoctava edición, McGraw-Hill Interamericana, México, 2008, p.716.

transportes y maquinaria, o un bien financiero o intangible como patentes, procedimientos, acciones y bonos.

Un ejemplo de activo, desde el punto de vista de un inversionista, son las acciones. Una acción es una parte del capital de una sociedad mercantil, y es la entidad básica de divisibilidad de un capital empresarial. Las acciones se clasifican en series según los derechos que otorgan, mismos que van desde el pago periódico de una parte proporcional en el reparto de utilidades, hasta el voto en decisiones trascendentales en la vida de la empresa.

Otro concepto ya mencionado que es importante definir y contextualizar es el de empresa. Que se define como la organización dedicada a actividades industriales, mercantiles o de prestación de servicios con fines lucrativos³. El espectro que abarca el sector empresarial va desde los pequeños talleres hasta las grandes empresas con actividades internacionales. En el sistema mexicano existen algunas empresas de origen nacional que concentran una gran parte del capital, influencia y actividad en el mercado, entre ellas podemos mencionar como las más importantes a los grupos Televisa y TV Azteca, al conglomerado que forman Grupo Carso y el resto del Consorcio Slim, y finalmente a empresas del sector de alimentos, como Bimbo y Gruma. Todas las anteriores son empresas que cotizan en la Bolsa Mexicana de Valores, por lo que cuentan con información histórica que puede ser utilizada para estimar posibles valores futuros en sus precios, razón que las relaciona con los objetivos de aplicación de la presente tesis.

Uno de los componentes más influyentes en la toma de decisiones financieras es el riesgo, que es uno de los conceptos más complejos de precisar, sin embargo, una de las formas más claras de entender al riesgo es definiéndolo como la incertidumbre generada por la posible ocurrencia de un suceso potencialmente desafortunado. En particular, el riesgo financiero es la probabilidad de obtener rendimientos distintos a los esperados, como consecuencia de movimientos en las variables financieras que inciden en una inversión o en la operación diaria de una empresa⁴.

Dicho riesgo, generalmente se divide en cuatro tipos: de mercado, de crédito, de liquidez y de operación. Existen múltiples factores en los mercados que influyen cuantitativa y cualitativamente en el resultado último de una operación financiera, es decir que generan riesgo, y entre ellos los principales son: variaciones en el tipo de cambio, en los índices bursátiles, en los precios de materias primas y en las tasas de interés.

Una vez esbozados los conceptos generales de las finanzas y del sistema que generan sus principales actores, es momento de hacer una breve exposición de la parte de este amplio universo que más relación tiene con el modelo propuesto en capítulos posteriores, y dicha rama es la de las finanzas bursátiles.

³ Real Academia Española, *Diccionario de la Lengua Española*, Vigésima segunda edición, en <http://lema.rae.es/drae>

⁴ BMV-Educación, *Riesgos Financieros*, Escuela de Negocios-Bolsa Mexicana de Valores, México, 2014, p.4.

El mercado bursátil, es el tipo de mercado que está relacionado con las operaciones o transacciones que se realizan en las diferentes bolsas de valores alrededor del mundo, en él se comercian títulos de valor, como bonos, certificados, títulos de deuda y acciones.

Dado que una gran parte de la aplicación del método propuesto se centra en acciones, es importante definir al mercado de capitales, que consiste en los mecanismos que permiten la interrelación entre la oferta y la demanda de valores representativos de capital o de deuda a mediano y largo plazo⁵.

El sector del sistema financiero en que se realizan la mayor parte de las operaciones bursátiles son las bolsas de valores, que son mercados abiertos al público inversionista, con una serie propia de reglas preestablecidas, donde se realizan operaciones con títulos valor a libre cotización con el objeto de proporcionarles liquidez en el mercado secundario. Una definición, pragmática pero interesante, hace referencia a que una bolsa es, en términos prácticos, el lugar en dónde se compran y se venden empresas y gobiernos.

Con sede en una de las principales avenidas del Distrito Federal, la Bolsa Mexicana de Valores es la única que opera en el territorio nacional, es una institución privada que opera por concesión de la Secretaría de Hacienda y Crédito Público para facilitar las transacciones con valores en el país, y se encarga de proveer la tecnología, los sistemas y las reglas de autorregulación bajo las cuales funciona el mercado de valores nacional, primordialmente en lo concerniente a la inscripción, negociación y registro de acciones, certificados de participación, títulos de deuda y títulos opcionales.

Una de las características más representativas en cada bolsa de valores es la existencia de los índices bursátiles, que son un promedio especializado de precios y cotizaciones de una muestra de acciones o activos financieros que muestran la evolución del mercado correspondiente. Existen muchos indicadores en el mundo, cada bolsa cuenta con uno o más índices que reflejan sus características momentáneas e históricas de mayor importancia, como ejemplos de los principales indicadores de algunas de las bolsas más importantes del mundo tenemos de Londres el Footsie, la de Tokio con el Nikkei y en la Bolsa Mexicana de Valores el Índice de Precios y Cotizaciones o IPC.

Para profundizar en las cualidades del IPC es necesario señalar que es el indicador principal dentro de los múltiples que tiene la Bolsa Mexicana de Valores⁶, se compone de las 35 empresas con mayor liquidez en dicho mercado bursátil y pretende ser una muestra clara y eficiente del comportamiento del sistema financiero azteca. Como una particularidad del índice, en la muestra que conforma al indicador a partir del 3 de septiembre de 2012, las empresas que tienen como principal accionista a Carlos Slim representan el 35.07%, y sumando las que tienen a Ricardo Salinas y a Emilio Azcarraga concentran cerca del 45% de todo el modelo.

⁵ BMV-Educación, *Mercado de Capitales y Títulos de Deuda*, Escuela de Negocios-Bolsa Mexicana de Valores, México, 2014, p.5.

⁶ Existen más de 40 índices, separados en seis bloques temáticos, que se calculan diariamente utilizando las cotizaciones del mercado de capitales de la Bolsa Mexicana de Valores. Dichos indicadores, así como sus últimos resultados, se encuentran en: http://www.bmv.com.mx/wb3/wb/BMV/BMV_resumen_indices

Los únicos intermediarios autorizados por la Bolsa Mexicana de Valores para operar y comercializar en dicho mercado bursátil son las casas de bolsa, que son instituciones financieras que captan recursos del público y lo invierten en acciones y otros instrumentos, como derivados o fondos de inversión, con la finalidad de obtener rendimientos o transferir riesgos⁷.

Existen algunas bolsas de valores y otros mercados, regulados y no regulados, que dedican una parte importante de sus recursos y operaciones a la compra y venta de productos financieros derivados. Los derivados son contratos financieros cuyo valor depende de otros activos más simples, su objetivo es transferir el riesgo y existe una gran cantidad de modalidades para su aplicación, los más comunes son los futuros y la amplísima gama que conforman las opciones.

Los productos financieros derivados pueden ser sobre divisas, títulos, materias primas, indicadores financieros y cualquier otro objeto o ente de valor, al que se le llama subyacente o commodity. De manera más formal, un activo subyacente, es el bien, título o activo financiero sobre el que se efectúa la negociación de un contrato en el mercado de derivados.

Finalmente se aborda uno de los conceptos primordiales en el día a día de los mercados financieros, y un concepto que es preciso entender claramente para comprender de mejor manera una parte importante del tercer bloque del presente trabajo, dicho concepto es el de cartera de inversión. Una cartera o portafolio de inversión es un conjunto de activos financieros, es decir, un conjunto de inversiones que posee una persona, física o moral, en diferentes valores, mismos que pueden variar en riesgo, rendimiento y plazos, con el objeto de obtener un beneficio para incrementar su capital.

Así se cierra el primer tema de esta tesis, pues se han presentado al lector los conceptos básicos que en materia de finanzas son necesarios para poder contextualizar mejor el desarrollo que se lleva a cabo en el proceso de obtención del método de cálculo propuesto.

⁷ RODRÍGUEZ Vicente A., *et al*, ***El ABC de Educación Financiera***, Educación Financiera CONDUSEF, México, 2009, p. 18.

1.2. Importancia de las estimaciones eficaces.

Centrado en continuar con el acercamiento del lector a los temas que es necesario conocer para lograr una mejor contextualización de la presente tesis, en este apartado se exponen algunas de las particularidades en que difieren, y otras que tienen en común, los principales elementos del conjunto de métodos de estimación de características de interés de los activos financieros.

Esto es importante, puesto que el algoritmo que resulta como producto final del trabajo se encuentra envuelto en el campo mencionado, mismo que es tan vasto como importante en el sistema financiero del mundo contemporáneo.

Desde que el hombre tuvo la capacidad de raciocinio siempre ha tenido la necesidad y curiosidad de pensar en su futuro, y es precisamente dicha característica una de las principales causantes de la subsistencia, evolución y desarrollo de la sociedad humana. Para saciar su hambre de conocimiento, y en búsqueda de respuestas que le dieran información de sucesos venideros, a lo largo de su historia el hombre ha recurrido a la magia y a la adivinación, pero también a la ciencia y al estudio del comportamiento que se ha suscitado en el pasado, y es por ese proceso que hoy en día existen diversas herramientas científicas que nos permiten hacer predicciones y estimar la posibilidad de ocurrencia de múltiples sucesos de interés.

Las predicciones que se pueden hacer sobre las condiciones que tendrán los distintos atributos de un activo financiero, en determinados espacios temporales, son de gran utilidad para los participantes del sistema, y sus frutos se emplean primordialmente en dos campos, uno es el de buscar ganancias y otro el de evitar pérdidas.

Una entidad económica ocupa sus estimaciones para conseguir utilidad, cuando comercializa activos financieros que no son indispensables para su operación, basándose en la diferencia del precio que existe en el mercado y el precio que sus proyecciones han pronosticado, buscando así la obtención de ganancias importantes cuando el sistema se equilibre.

Por otro lado, una empresa ocupa sus estimaciones para acotar sus pérdidas, cuando busca hacer acuerdos previos o deshacerse de algún activo, dado que prevé que las variaciones futuras en los precios de sus materias primas, posesiones o productos finales generarán un movimiento desfavorable en su posición económica.

Como se ha visto, la importancia de los procesos estadísticos que permiten a las empresas realizar predicciones sobre el futuro del sistema en que se desenvuelven es vital, por eso, existen grandes departamentos en los principales grupos financieros, e incluso empresas completas, cuya función es desarrollar y aplicar una serie de técnicas que den como resultado una gama extensa y confiable de herramientas, misma que permiten generar una buena estimación del comportamiento de un activo financiero.

Para poder garantizar que las predicciones que se han venido describiendo puedan generarse, y que además resulten efectivas, el mercado financiero en que se desarrollan las operaciones debe cumplir con ciertas características que se exponen a continuación:

- **Existencia de Tendencias:** Lo que se acepta con este principio es que los precios de los activos no aumentan y disminuyen de manera completamente aleatoria o independiente, es decir, que existe influencia de la historia reciente en el resultado que obtendrá el activo.
- **Existencia de Eficiencia:** Con esta condición se piden al mercado dos requerimientos importantes: que no existan elementos sobre o subvaluados y que los precios reflejen toda la información relevante del sistema. Esto quiere decir que la propia dinámica del mercado, generada por una gran cantidad de intervinientes que pueden entrar y salir fácilmente, provoca que rápidamente se equilibren los rendimientos y los riesgos de los diferentes títulos.
- **Existencia de Ciclos:** Con esta característica se presume que en el sistema financiero, al igual que en muchos otros aspectos de la vida de la sociedad humana, la historia tiende a repetirse. Este principio dice que habrá ciertos periodos temporales en que los precios de las acciones, aunque influenciados por diferentes factores, se comportarán de forma muy similar.

El aprovechamiento de esas características, sobre todo de la tercera, es uno de los principales pilares de este trabajo, pues es a través del estudio y entendimiento de las tendencias y ciclos que presentan los precios de las acciones, que se genera el método de estimación buscado en el desarrollo de la presente tesis.

Para poder llegar a tener la capacidad de realizar una predicción acerca de alguna característica particular que tenga un activo del sistema financiero es necesario conocerlo, y conocerlo profundamente, para ello se cuenta con diferentes herramientas que se engloban bajo el título de Análisis Bursátil.

El Análisis Bursátil, es un proceso que tiene como meta primordial el estudio del comportamiento de los sistemas y mercados financieros, así como de los activos que en ellos se desenvuelven. Como se menciona en el párrafo anterior, el objetivo principal de realizar dicho análisis es conseguir información relevante que ayude en la toma de decisiones referentes a los procesos de inversión y administración de riesgo en ambientes de incertidumbre. Este tipo de análisis se subdivide en dos ramas que generalmente se complementan mutuamente, aunque también llegan a existir casos en que parecieran entrar en confrontación, una rama es conocida como Análisis Bursátil Fundamental y la otra como Análisis Bursátil Técnico.

De manera resumida, se entiende al Análisis Fundamental como el conjunto de herramientas y procesos de estudio mediante el cual se pretende conocer el auténtico precio de un activo, llamado valor fundamental. El monto obtenido durante el proceso se usa como estimación del valor que debería tener el título en el mercado, y en base a la diferencia entre el precio estimado y el comercial se decide la estrategia a la que se recurrirá para obtener un resultado económico favorable. También se le conoce como Análisis de Estados o Análisis Financiero, pues una de las principales materias primas que utiliza este tipo de estudio, son los estados financieros periódicos publicados por las entidades responsables de los activos en el mercado.

Como ya se mencionó, la otra rama del análisis bursátil es el conocido como Análisis Técnico de Valores, y se refiere al estudio de la historia del mercado y sus activos, principalmente a través del uso de diversas herramientas gráficas y técnicas estadísticas, con el objetivo de

predecir tendencias futuras en sus rendimientos. Teniendo como propósito dar una definición más concreta, se entiende al análisis técnico como aquel que emplea indicadores, representativos y numéricos, que son calculados en función del comportamiento histórico de un activo, para tener la capacidad de emitir estimaciones futuras de las diferentes características de importancia asociadas al valor estudiado.

Siendo su objeto de estudio las gráficas de los precios que han reportado los activos financieros, dentro del análisis técnico existe el Análisis Chartista, que examina únicamente la información revelada en los gráficos sin la utilización de herramientas adicionales. Para ello ocupa un catálogo de figuras que representan puntos inmediatos de cambio, o puntos de inflexión, así como otras formas que brindan información sobre tendencias, ya sea confirmándolas o indicando que se acerca un cambio en la misma. Como elementos destacados del catálogo de formas antes mencionado, se encuentran la del fantasma, o de cabeza y hombros, la de cáliz o copa y la de triángulos o banderines.

Otros elementos de gran uso en el análisis técnico tradicional son los promedios, tanto los móviles como los ponderados, que son una herramienta tan ágil y variada como se quiera, capaz de brindar información numérica y precisa, derivada de un proceso analítico formal, sobre el comportamiento que históricamente ha tenido alguna característica particular del activo que se esté analizando.

Cabe mencionar, que existe un promedio que a lo largo de la tesis será referenciado como “Método Clásico”, y este es el promedio aritmético, o promedio simple. La importancia que tiene dicho promedio, la adquiere de su sencillez y practicidad, además, es una herramienta popular y es un buen estimador de la media de una población.

Es importante profundizar en el concepto de promedio ponderado, ya que es el conjunto de orden inmediato superior en que se engloba al procedimiento final aportado por esta tesis, es decir, el algoritmo resultante de este trabajo es un caso particular de los promedios ponderados. Para definir con cierta formalidad a dicha herramienta, se entenderá a una media aritmética ponderada, o promedio ponderado, como una medida de tendencia central que se aplica a un conjunto de datos cuando algunos de sus elementos tienen una importancia relativa superior respecto de los otros.

Todas las herramientas de análisis y estimación que han sido mencionadas en el presente capítulo se encuentran entre las herramientas de aplicación rápida, lo que hace referencia a que su uso no demandará mucho tiempo al interesado, y el resultado aportado por los distintos procedimientos será casi inmediato. Sin embargo, su utilización no proporciona predicciones que sean suficientemente cercanas a la realidad como para garantizar una estrategia de inversión eficiente.

Por otro lado existen otro tipo de procesos basados en la generación de escenarios a través de simulaciones, así como en la aplicación de la teoría de los Procesos Estocásticos, que brindan estimaciones sorprendentemente cercanas a la realidad, sin embargo, presentan dos problemas fundamentales: el primero es que no todos los usuarios cuentan con las capacidades tecnológicas, ni los conocimientos matemáticos necesarios para su implementación e interpretación; el segundo, es que el tiempo que consumen,

dependiendo del número de escenarios, de la cantidad de variables que considere y de la capacidad del equipo en que se generen, puede ocasionar que sus resultados queden fuera de oportunidad.

Los jugadores más importantes en el mercado financiero saben lo valioso que es para su funcionamiento contar con herramientas de predicción que posean tres características principales:

1. *Precisión*, para conocer con más claridad el rumbo de su portafolio.
2. *Rapidez*, para poder actuar en los momentos indicados conforme a los movimientos del mercado.
3. *Exclusividad*, para poder aprovechar las características del mercado antes que el resto de los involucrados.

Buscando generar sistemas de estudio y proyección que cumplan con estos requisitos, muchas instituciones financieras comprometen cada año una cantidad importante de recursos, tanto materiales, como humanos.

Para finalizar este apartado, es importante mencionar que el conjunto de herramientas de análisis y estimación financiera que existen actualmente, es solamente tan amplio como es desconocido. Esto se debe a que las diferentes empresas, áreas y profesionistas dedicados a negociar en el mercado bursátil, generan sus propias técnicas, teniendo siempre en mente lograr estimaciones más rápidas y precisas, que les generen mayores ganancias con sus inversiones.

1.3. Herramientas probabilísticas e informáticas empleadas.

Una vez que el lector se ha familiarizado con el universo financiero y con el conjunto en que se engloba el resultado último de la presente tesis, es necesario que se haga ahora el acercamiento a los principales conceptos matemáticos que sustentan al desarrollo del algoritmo arriba mencionado.

El primer término que es necesario exponer para poder entender mejor el resto de la tesis, es el de Variable Aleatoria, que es una función definida del espacio muestral a los reales, que además satisface condiciones de medibilidad⁸. Se utiliza cuando interesa más conocer algún tipo de relación que describa los resultados obtenidos por un experimento aleatorio, que al experimento en sí mismo. Una forma de entender mejor a una variable aleatoria, es realizar una analogía entre ella y un traductor, haciendo notar que dicha variable es un intérprete que convierte lo poco abstractos e inoperables que pueden ser los componentes del espacio muestral, a elementos de los reales, sobre los cuales es más cómodo y factible desarrollar una serie de herramientas, teóricas y técnicas, que faciliten su utilización.⁹

Para lograr su objetivo, una variable aleatoria ocupa una Función de Densidad, que es aquella que determina la probabilidad de que esa variable tome un valor puntual, si es una discreta, o uno en un intervalo determinado, si es una continua. Matemáticamente se puede ver a la función de densidad como:

$$f(x) = \begin{cases} P(X = x) & \text{si } X \text{ es una Variable Aleatoria Discreta} \\ P[X \in (a, b)] & \text{si } X \text{ es una Variable Aleatoria Continua} \end{cases}$$

Dada una variable aleatoria X , es extremadamente útil poder resumirla utilizando una serie establecida de medidas que nos describan sus propiedades esenciales. Dentro del conjunto de dichas medidas existen dos elementos particulares dignos de interés porque son capaces de pintar un claro boceto de la variable, estos son la Esperanza y la Varianza, y su eficiente estimación es el objetivo central de esta tesis.

Como se acaba de puntualizar, uno de los conceptos más importantes en la teoría de la probabilidad es aquel del valor esperado o esperanza de una variable aleatoria, que es un promedio ponderado de los posibles valores que la variable X puede tomar, en el que el peso de la ponderación está dado por la probabilidad de que X tome cada valor. Estrictamente, la esperanza de una variable aleatoria discreta se define de la siguiente manera:

$$E[X] = \sum_{x:p(x)>0} xP(X = x)$$

Y el de una variable aleatoria continua se define como la respectiva integral, misma que se expresa a continuación:

⁸ RINCÓN S. Luis, *Curso intermedio de probabilidad*, Departamento de Matemáticas, Facultad de Ciencias UNAM, México, 2007, p. 57.

⁹ ROSS Sheldon, *A first course in probability*, Séptima edición, Pearson Prentice Hall, Estados Unidos de América, 2006, p.132.

$$E[X] = \int_{-\infty}^{\infty} xf(x)dx$$

Aunque la esperanza da información acerca del valor que es más probable obtener después de múltiples repeticiones de un experimento aleatorio, no brinda información alguna de la forma que tiene la variable aleatoria asociada, es decir, no indica que tan grande o pequeña es la dispersión de los valores que puede tomar. Para resolver eso contamos con la Varianza, que es precisamente una medida del grado de esparcimiento que tienen los diferentes resultados que puede generar una variable, si es grande nos indica probabilidades significativas para puntos alejados de la esperanza, por otro lado, cuando es pequeña se puede interpretar que los resultados con probabilidades considerables se encuentran en una vecindad con centro en la esperanza y un radio muy reducido. Dos características importantes de la varianza, son que siempre es positiva y que en experimentos realmente aleatorios su valor es estrictamente superior a cero. De manera formal su definición es la siguiente:

$$Var[X] = E[(X - E[X])^2] = E[X^2] - E^2[X]$$

Existen grupos de variables aleatorias que comparten características generales, como esperanzas, varianzas, funciones de densidad y otras muchas; a dichos grupos se les da el nombre de Familias Paramétricas o Distribuciones Aleatorias. Una de las distribuciones más comunes en la sociedad humana, y en la naturaleza, es la Distribución Normal, que fue introducida en 1733 por el francés Abraham DeMoivre y su teoría fue después formalizada y profundizada por el matemático Laplace.

Se dice que una variable aleatoria X se distribuye Normal con parámetros μ y σ^2 , que representan la esperanza y varianza respectivamente, si la densidad de X está dada por la siguiente función:

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}$$

Una particularidad importante de la Normal es que la media, la moda y la mediana tienen el mismo valor.

Para el fin buscado en la presente tesis, otra característica relevante que tiene la Distribución Normal, es que si $X_i, i = 1, 2, \dots, n$ son variables aleatorias independientes y que se distribuyen normal con parámetros respectivos $\mu_i, \sigma_i^2, i = 1, 2, \dots, n$; entonces la suma de dichas variables genera una nueva, a la que llamaremos X , y que se distribuye también normal con los siguientes parámetros:

1. La esperanza resultante es la suma de las esperanzas:

$$E[X] = \mu_X = \mu_1 + \mu_2 + \dots + \mu_n$$

2. La nueva varianza es la suma de las varianzas:

$$Var[X] = \sigma_X^2 = \sigma_1^2 + \sigma_2^2 + \dots + \sigma_n^2$$

Sobre la familia paramétrica relacionada con la distribución normal, se hace la observación, notada empíricamente en múltiples ocasiones, de que muchos fenómenos naturales aleatorios obedecen, al menos aproximadamente, a una distribución Normal.

El valor porcentual del movimiento en el precio de un activo, al que se conoce como rendimiento, se puede modelar con una variable aleatoria de la familia normal estándar, sin embargo, cuando se cuenta con una serie histórica de rendimientos, se puede asumir que la probabilidad de que aparezca cada dato se ajusta a una variable aleatoria uniforme, es decir, la probabilidad de ocurrencia que aporta cada dato de la serie histórica, es la misma.

Es por lo anterior, que resulta importante conocer las condiciones básicas de la familia paramétrica uniforme, entonces, se define a Y como una variable aleatoria continua, y sean a y b dos números reales tales que a es menor o igual que b ; si Y tiene distribución Uniforme en el intervalo continuo (a,b) , para cada y en dicho intervalo, sus funciones de densidad y de distribución son respectivamente:

$$f(y) = \frac{1}{b-a} \quad F(y) = \frac{y-a}{b-a}$$

Con lo anterior se concluye con el primer capítulo, pues ya se han expuesto al lector las principales herramientas técnicas, y algunos de los conceptos teóricos, que sustentan al modelo presentado en la tesis que tiene en sus manos.

Capítulo 2

PLANTEAMIENTO DEL MÉTODO DE CÁLCULO

Objetivo y Contenido del Capítulo

Una vez que se ha realizado la presentación del marco teórico y el entorno contextual de la tesis que se presenta, se puede exponer el proceso que da origen al algoritmo que es el objetivo último de este trabajo.

La meta que se persigue en el segundo capítulo, es presentar y desarrollar un modelo de estimación de las principales características numéricas que tendrá en el futuro un activo financiero, pero lo más importante es que dicho modelo también debe pretender satisfacer las necesidades de rapidez y precisión de los profesionales dedicados a negociar en los mercados bursátiles.

El capítulo consta de dos temas en los que se lleva al lector por todo el proceso seguido para obtener el algoritmo deseado, desde la problemática que motiva su creación, hasta la aplicación del método y la obtención de resultados numéricos concretos.

El primer apartado lleva a cabo la introducción específica del algoritmo, exponiendo, tanto algunos de los procesos que se usan actualmente, como las características cíclicas y temporales que presentan los activos financieros, mismas que son las que el método propuesto aprovecha para lograr sus objetivos.

Se expone también en esta sección la motivación de generar el modelo propuesto, para ello se hace referencia a dos características importantes, la precisión y la velocidad, pues son dichas características las que el método pretende maximizar y fusionar en el algoritmo resultante.

En el segundo tema se encuentra el desarrollo completo que culmina con la generación del método de cálculo. Haciendo un recorrido por todo su proceso de creación, desde la selección de los episodios históricos de mayor interés, hasta la aplicación y comparación teórica del algoritmo propuesto con los métodos tradicionales, se busca que el lector interesado pueda tener mayor entendimiento del origen del algoritmo.

Finalmente, al concluir este capítulo el lector podrá entender de mejor manera al modelo central de la presente tesis, pues se le expondrá su motivación, conocerá los periodos temporales más importantes para su desarrollo, así como las ponderaciones que a los mismos se les dieron, e incluso tendrá ejemplos de la forma de aplicar el algoritmo en las series históricas de los precios de un activo financiero.

2.1. Argumentación del método.

Como ya se ha expuesto, el objetivo deseado por el presente apartado es dar a conocer al lector la motivación y características contextuales concretas del método propuesto. Para ello se exponen en dos secciones los modelos ocupados actualmente, las cualidades temporales de los activos financieros y la motivación que por las condiciones anteriores justifica al algoritmo.

2.1.1 CARACTERÍSTICAS TEMPORALES DE LOS ACTIVOS FINANCIEROS.

Se puntualizó en la segunda sección del primer capítulo que el sistema financiero y los distintos mercados que lo componen suelen caer en episodios cíclicos, es decir, existen periodos temporales en los cuales los rendimientos de los activos, o las tendencias que los mismos toman, se repiten.

En el presente apartado se aportan ejemplos numéricos reales sobre periodos en los que se observa un comportamiento que se repite en la historia del precio de distintos activos, y aunque la periodicidad de algunos excede los horizontes temporales de interés para esta tesis, se incluyen por su importancia teórica y sus virtudes explicativas.

Existe una gran cantidad y diversidad de ciclos en los que cae un jugador en el sistema financiero, cada ente tiene sus propias condiciones internas, así como sus propias formas de responder a las circunstancias que se presentan en el entorno en que se desenvuelve, lo que hace prácticamente imposible detallar cada uno de esos ciclos individualmente, sin embargo, se puede hacer una descripción generalizada basada en las condiciones que los originan.

Con la finalidad de lograr la descripción deseada, se toman en cuenta tres generadores principales: las condiciones macroeconómicas y de mercado, las condiciones propias de los oferentes, y finalmente, las propias de los demandantes. Con esta clasificación se logra agrupar todos los ciclos por los que pasan los participantes en los mercados financieros, ya sea que tengan como origen factores de un único grupo, de varios o incluso de todos.

Sobre los generadores que se mencionaron, es importante puntualizar que para que un ciclo en verdad se produzca se necesita la participación de los dos tipos de jugadores, tanto vendedores como compradores, pero el origen de los ciclos se da como consecuencia de alguna decisión tomada primordialmente en uno de ellos, al que se considera el causante principal, y cuando responde la contraparte se genera el ciclo.

Los mercados, dependiendo de factores macroeconómicos y de requerimientos impuestos por ellos mismos, son los primeros originadores de ciclos que se abordan en la presente tesis. Su importancia radica en que conociendo los ciclos del mercado se puede obtener información sobre lo que harán sus participantes.

Existen muchos factores económicos, particularmente macroeconómicos, que afectan en el comportamiento de los mercados en los distintos países, mismos que se ven también estrechamente ligados con elementos políticos y sociales que influyen en los jugadores y en el mercado en que participan. Entre ellos se pueden tomar como ejemplos los movimientos en distintos tipos de cambio, elecciones públicas a cargos importantes en el gobierno, sean

o no del mismo país, las características del desempleo y movimientos en organismos económicos influyentes a escala nacional o internacional.

El proceso electoral que se llevó a cabo en Estados Unidos el 6 de noviembre 2012 es el caso que se aborda para ejemplificar, particularmente, como afectan los factores macroeconómicos y políticos a los mercados. Mientras los ciudadanos estadounidenses escogían a quien sería su presidente para el siguiente periodo, en México los inversionistas estaban atentos al resultado de los comicios y lo que significaría económicamente para el país. De acuerdo al estudio de los ciclos y comportamientos repetidos que ha tenido la BMV, se pronosticaba que como consecuencia de la incertidumbre se esperaban pérdidas en los precios de los activos. En el transcurso de la jornada, muchos participantes decidieron retirarse del juego accionario como medida para proteger su capital, invirtiendo en otros instrumentos de menor riesgo y, como se puede apreciar en el gráfico “Cierre I.P.C.” que se encuentra a continuación, el IPC tuvo una caída drástica ese día, la pérdida diaria más importante del mes, validando la estimación dada como resultado del estudio del comportamiento histórico.



Sin embargo, existen otros factores que influyen en la presencia de ciclos en los mercados, y son causados por requerimientos y condiciones establecidas por ellos mismos. Exigencias de entrega periódica de información, movimientos en las tasas o en las comisiones impuestas por el propio mercado, o cambios en las políticas que se aplican para la disminución de riesgo; son ejemplos de características que generan ciclos en los precios y rendimientos de los valores negociados.

Como ejemplo particular de un requerimiento presentado en muchos mercados, se tiene a la bolsa de Nueva York (NYSE, por sus siglas en inglés), que demanda a sus participantes información cada tres meses y cada año. Lo anterior genera que cada periodo trimestral

presente movimientos importantes en los precios de muchos activos, debido a la incertidumbre y a la expectativa que generan los posibles resultados que serán revelados.

Diferentes empresas afectan, de manera intrínseca, los precios de sus propias acciones, es por ello que se considera a los oferentes como el segundo grupo de causantes de ciclos, pues a través de la toma de decisiones, la entrega de resultados, la exposición voluntaria de información y la emisión de productos, interfieren en la aceptación o rechazo que tendrán sus instrumentos en los múltiples mercados bursátiles.

Un claro ejemplo de cómo una empresa puede influir directamente sobre el precio de los títulos que emite, es cuando decide que cada periodo determinado pagará dividendos a los tenedores de sus acciones, de esta forma provocan que cada que se acerque una fecha de pago de utilidades, se incremente la cantidad de compradores buscando tener acceso a la repartición, incrementando así el valor que tiene su instrumento.

Existen empresas cuyo organismo máximo de dirección se reúne en momentos previamente establecidos en el año, para evaluar el desempeño y tomar decisiones importantes referentes al futuro de la compañía, es común que días muy cercanos a esas juntas la volatilidad de los precios de sus títulos se dispare, y por lo tanto, el valor asociado fluctúa drásticamente.

La emisión de nuevos productos, o de nuevas versiones de productos exitosos, es otra forma en que algunas empresas interfieren con el comportamiento usual de sus acciones, generando movimientos en los precios como consecuencia de la expectativa provocada por la aceptación que tendrán las nuevas líneas en el mercado. Estos lanzamientos pueden ser claramente cíclicos, como algunos productos que se renuevan cada año o incluso en fracciones anuales, por ejemplo las marcas de ropa de diseñador que cambian de acuerdo a la temporada. Por otro lado están los lanzamientos aleatorios, como bienes que se actualizan dependiendo de la mutabilidad del mercado o de la capacidad de innovación de sus fabricantes, ejemplo de lo anterior es cuando las principales empresas refresqueras lanzan nuevos sabores o nuevos tamaños para atraer a los consumidores.

A continuación se encuentran dos ejemplos muy particulares sobre dos entidades cuyas acciones sufrieron importantes cambios en sus precios como consecuencia de la emisión de nuevos productos. Ambas empresas son de distintas industrias, los resultados son positivos para una y negativos para la otra, y finalmente, los lanzamientos son también distintos pues uno es claramente periódico y el otro no.

El primer ejemplo está protagonizado por Apple, y el lanzamiento de su teléfono celular inteligente iPhone 5. Previo a su salida, el nuevo teléfono había levantado gran expectativa en los mercados, la empresa se encontraba sana y las acciones tenían máximos que rebasaban los 700 dólares; sin embargo, empezaron a surgir fuertes rumores sobre como el mercado no aceptaría tan amablemente al nuevo iPhone, pues no tenía grandes cambios con respecto a los anteriores y por renovados bríos de sus competidores que recibían el apoyo de muchos consumidores. Posteriormente a que su nuevo equipo saliera a la venta, Apple decepcionó al mercado, se tuvieron que hacer recortes de producción y las acciones del gigante tecnológico en Wall Street tuvieron pérdidas importantísimas, mismas que

superaron el 9% de un día a otro, llegando a caer incluso de los 500 dólares. Otra consecuencia es que los resultados que la multinacional con base en Cupertino, California, entregara al consejo no fueron los proyectados, reportando 54,500 millones de dólares, contra los 55,000 que se esperaban.

Ahora se toma como sujeto de observación a una empresa multinacional de la industria automotriz, Ford Motor Company. Cada año, en el segundo semestre, en los meses de agosto y septiembre principalmente, la automotriz revela una gran parte de la gama que se comercializará el año siguiente. Ese fue el caso de agosto de 2012, tiempo en que el mercado recibía con los brazos abiertos a la nueva línea presentada por la empresa de Dearborn, Michigan, que vio un alza importante en el precio de sus acciones, mismas que aumentaron hasta en 1.67 dólares, lo que representa un incremento de casi el 20%. Esto fue un punto importante para el gigante automotriz, porque inició el proceso de recuperación después de una caída sostenida que había tenido lugar desde el mes de Abril, propiciando una recuperación que se mantendría hasta el final de año. A continuación se expone la Gráfica 2.1-2, con los precios de cierre diario del título que Ford comercializa en Wall Street en el periodo comentado.



Finalmente, se aborda a los consumidores como el tercer factor de generación de ciclos, esto como consecuencia de que la conducta de los demandantes, tanto de productos financieros como de materias primas, se modifica en diferentes periodos del año debido a dos razones principales: causas socioculturales y causas ambientales.

Los seres humanos han aprendido a lo largo de su historia a generar herramientas y procesos que les permitan modificar su entorno para volverlo más seguro y habitable, esa cualidad ha convertido al hombre en la especie dominante en la Tierra y le ha dado oportunidades únicas de adaptación y supervivencia, pero las condiciones del medio ambiente siguen influyendo de forma importante en las actividades y decisiones de las

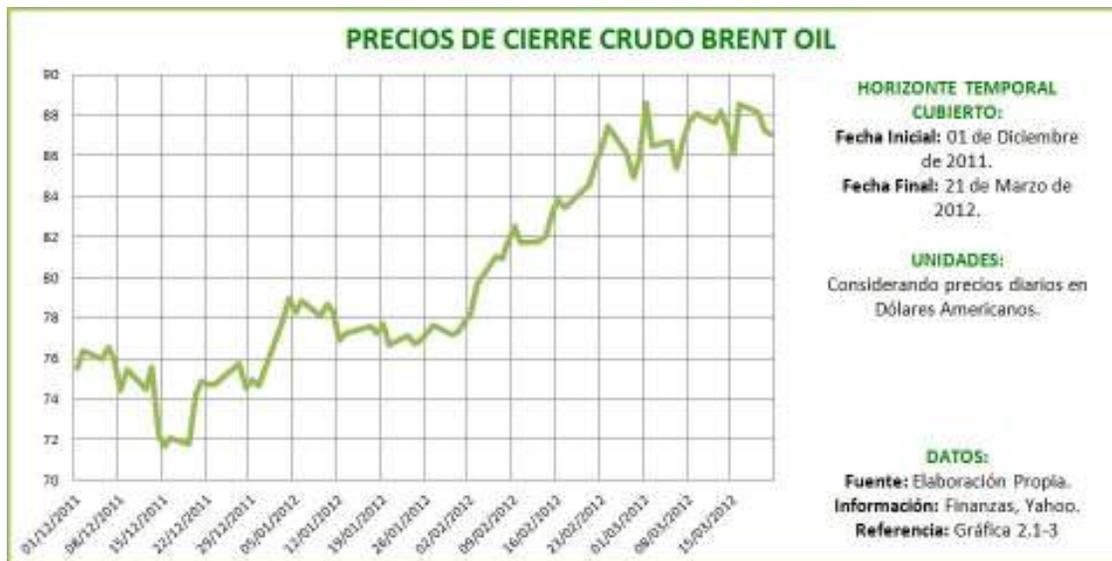
sociedades, determinando condiciones en el estilo de vida de las personas y, por lo tanto, afectando muchas de sus acciones, entre ellas las de consumo, impactando así en los múltiples mercados financieros del mundo.

Un ejemplo de cómo las condiciones atmosféricas influyen en la economía, se centra en la serie de métodos y tecnologías con que cuenta la especie humana para elevar o disminuir la temperatura de su ambiente y volverlo más amigable, teniendo así una mejor condición de vida. Dichas soluciones se basan en la conversión de energías, y requieren de alguna materia prima que sirva como combustible para alimentar la tecnología que logra el cambio buscado en la temperatura ambiental, como consecuencia de las variaciones en la demanda de dichas materias primas se generan cambios en sus precios y en los de otros activos financieros ligados a ellas.

De manera puntual se estudia el caso de los hidrocarburos, que cuando las temperaturas disminuyen sufren una intensa demanda por su uso como combustible en múltiples aparatos del hogar y la industria. Tal es el caso del petróleo Brent, que es una mezcla dulce, ligera y extraída principalmente del mar del norte, una de sus características principales es, que por su zona de extracción, establece el valor de dos terceras partes de las reservas internacionales de petróleo y marca los precios de las mezclas en Europa.

Dadas las características de su composición química, cada tipo de petróleo tiene diferentes propiedades, haciendo a sus derivados mejores o peores para distintas industrias. Esas particularidades también afectan su capacidad para generar calor como resultado de su combustión, lo que consecuentemente afectará el uso y la demanda relacionados con ese fin. En el precio del crudo que tiene una elevada capacidad calorífica, los ciclos invernales se ven reflejados con contundente evidencia, sin embargo, en los de menor capacidad son tan bien muy claros. El Brent es un petróleo que presenta buenas condiciones si es transformado en gasolina y otros derivados, pero su factor de generación calórica es muy bajo. Para efectos de la presente tesis esta característica es muy adecuada, pues su estudio ejemplifica lo visible que es la tendencia creciente en los precios de los hidrocarburos, incluso en aquellos con poca capacidad para generar calor de forma directa a través de su combustión.

Como se muestra en la gráfica “Precios de Cierre Crudo Brent Oil”, que se encuentra a continuación, el precio de la mezcla Brent tiene un importante crecimiento en el periodo invernal, que abarca del 23 de diciembre de 2011 al 21 de marzo de 2012, intensificándose en los meses de enero y febrero, los más fríos de la temporada.



Como un dato curioso relacionado, se menciona a Eduardo Saverin, cofundador y director financiero de Facebook en sus inicios, quien generó una fuerte ganancia en el mercado de derivados al estudiar los movimientos en la temperatura que se darían como consecuencia de factores climatológicos, y tomando una estrategia consecuente con esa información en el mercado de futuros de petróleo.

Finalmente se abordan los ciclos de mercado como consecuencia de factores socioculturales en los consumidores. Con la formación en usos y costumbres que brinda una sociedad a sus miembros, se incluyen comportamientos que generan conductas de consumo a gran escala, dichos comportamientos producen movimientos masivos de recursos, afectando a vendedores, a otros consumidores, a entidades empresariales y al mercado como conjunto.

Vacaciones de verano o invierno, el día de San Valentín o el de Reyes, la Navidad o la Semana Santa; son ejemplos de fechas puntuales, o de periodos concretos, en que distintos factores ocupacionales, religiosos, o puramente sociales, modifican de manera cíclica el comportamiento de los consumidores, generando cambios en la posición financiera de muchas y muy variadas empresas.

Es importante dejar en claro que las condiciones ambientales y algunos factores sociales mencionados tienen mucha relación, por ejemplo el clima de las playas en verano y las vacaciones en ese periodo, pero el presente trabajo considera que el mayor peso se encuentra del lado cultural y no del atmosférico, justificando así la clasificación utilizada.

Continuando con la descripción del fenómeno económico generado por las vacaciones de verano, y sus efectos en las decisiones financieras de los consumidores, existe un par de puntos clave que es necesario observar con detenimiento: primero, la causa fundamental de que existan grandes movimientos de recursos en el periodo mencionado, se deriva de la convención social de liberar de obligaciones académicas a los estudiantes en el espacio temporal que se encuentra entre los extremos del año lectivo, y no de las condiciones

favorables existentes en el clima de los distintos destinos vacacionales; segundo, la amplitud de la derrama económica, que alcanza distintos ramos y muchas empresas de las principales plazas turísticas, pues genera empleos y beneficios económicos para grandes consorcios de transporte, hoteleros, restauranteros y de entretenimiento, pero también para pequeños y microempresarios dedicados a las artesanías, los recorridos, transportes locales, entre otros.

Aunque existen muchos negocios que se benefician de forma directa o indirecta del turismo generado en las vacaciones veraniegas, en pocos es tan evidente el crecimiento como en los consorcios hoteleros. Particularmente se expone el caso del Grupo Hotelero Intercontinental (IHG, por sus siglas en inglés), y de la variación que tuvo en verano el precio de su acción, que es comercializada en la bolsa de valores neoyorquina.

La compañía hotelera Intercontinental es una multinacional británica y una de las empresas más grandes y sólidas en el mundo. De acuerdo a su página en internet, cuentan con alrededor de 676,000 habitaciones en casi 100 países, también son el conglomerado hotelero con más huéspedes/noche por año, superando los 157 millones en sus más de diez marcas, entre las que se encuentran: Intercontinental, Crowne Plaza y todas las variantes de Holiday Inn.

Cada año, la empresa se ve beneficiada por un sinnúmero de vacacionistas que hacen uso de sus instalaciones y servicios en el periodo estival, como consecuencia tienen excelentes reportes de ocupación e ingresos, fortaleciendo así su posición financiera, tanto interna como en el mercado bursátil. Dicha tendencia de crecimiento veraniego se ha vuelto un ciclo que se repite constantemente en el comportamiento de la acción a lo largo de varios años, y no fue la excepción en el periodo abarcado de julio a agosto del 2012, periodo en el cual la acción que el grupo hotelero comercializa en la bolsa de valores de Nueva York mantuvo un aumento sostenido en su precio, mismo que llegó a ser superior en 17% en menos de un bimestre. A continuación se muestra la Gráfica 2.1-4 que ilustra la tendencia recién expuesta.



Como se ha mostrado en el presente apartado de la tesis, existen múltiples causantes para los ciclos en que caen las empresas, cada uno proyectando sus condiciones y características en el mercado, y esperando la respuesta del resto de los jugadores para establecer condiciones de compra y venta.

Tan importante como conocer las características particulares que tiene cada participante en el mercado financiero, es conocer los ciclos en los que cae, pues eso brinda información crucial a cerca del proceder que ha tenido históricamente el precio de un activo en un horizonte determinado, y otorga pistas sobre el posible comportamiento que tendrá en el futuro.

Finalmente, es importante que se preste atención a la gran importancia que la universalidad otorga a los ciclos, pues influyen en todos los jugadores del mercado, afectando el comportamiento de los precios que tienen las acciones de empresas de cualesquiera tipos y ramos, pero también a materias primas, índices bursátiles y, en general, todo tipo de activos financieros.

2.1.2 MOTIVACIÓN CONTEXTUAL PARA LA CREACIÓN DEL ALGORITMO PROPUESTO.

En virtud de la importancia que tiene en el entorno financiero actual la realización de predicciones eficientes de las características principales de los distintos activos que se comercializan en los mercados bursátiles, existe una gran gama de procedimientos que pretenden satisfacer ésa necesidad.

Tan variados como abundantes son los métodos existentes para la estimación del comportamiento que tendrán los precios de muchos productos, sus requerimientos temporales y técnicos varían desde los más básicos, hasta aquellos con los más altos grados de sofisticación. El presente apartado inicia por mencionar algunas de las formas más famosas y utilizadas para obtener estimaciones, posteriormente se exponen sus fortalezas

y debilidades, finalmente se presenta el área de oportunidad que la mayor parte de esas metodologías mantienen desatendido y que se convierte en uno de los principales motivos para la creación del algoritmo que se desarrolla en la presente tesis.

Para comenzar es necesario saber cuáles son las dos características principales que se utilizan para calificar que tan bueno es un método de cálculo, mismas que definen en qué condiciones y con qué frecuencia puede utilizarse dicho método. Esas características son: por un lado, los requerimientos técnicos, y por otro, los temporales.

Los requerimientos técnicos de un método, hacen referencia a los conocimientos en matemáticas, estadística, probabilidad y economía, que debe tener una persona para poder aplicarlo, también se incluyen aquí las herramientas tecnológicas indispensables para su utilización. Cada procedimiento tiene una base técnica definida, y es evidente que mientras más requerimientos de éste tipo se necesiten para el funcionamiento adecuado de una metodología de estimación, menor será la cantidad de posibles usuarios.

Sobre la demanda temporal, se dice que existen estimadores de rápida o lenta aplicación, es decir, que el tiempo transcurrido entre el inicio del proceso y la obtención de los resultados numéricos varía. Se puede inferir rápidamente que si un método de cálculo necesita mucho tiempo para arrojar un resultado genera decisiones que han perdido oportunidad, sobre todo tomando en cuenta lo veloces que son la mayoría de los mercados, es decir, para cuando un método lento ha analizado y procesado la información brindada, y ha dado un estimador, las condiciones de negociación ya no son las mismas, por lo que sus resultados se vuelven obsoletos.

Generalmente, estas características son inversamente proporcionales, porque los métodos con mayor velocidad de aplicación suelen ser los que tienen menor cantidad de requerimientos técnicos, y los que cuentan con menor velocidad resultan ser los que exigen mayores capacidades tecnológicas y más conocimientos. Sin embargo, los procedimientos simples y rápidos tienden a tener estimaciones poco confiables, y los más sofisticados y lentos acostumbran tener grados muy altos de precisión.

Como ejemplo de métodos cortos de tiempo, se hace referencia a los principales algoritmos ocupados para obtener estimaciones, que son: el estudio de los gráficos asociados al precio del activo, y distintos tipos de promedios. Su popularidad se justifica por la poca demanda técnica y temporal que tienen, sin embargo no son los más acertados en sus resultados.

Calcular la media que tiene la muestra de los rendimientos de un activo sigue siendo una de las metodologías más aplicadas; en su simplicidad se encuentra su principal virtud, pues lo único que es necesario hacer es obtener los rendimientos, sumarlos todos y dividir la suma entre el número de observaciones consideradas, lo cual toma virtualmente nada de tiempo si se cuenta con una computadora. Con la finalidad de agregar precisión a éste tipo de estimaciones, se cuentan con herramientas como los promedios móviles y los promedios ponderados, mismos que aumentan información a los procesos de cálculo generando estimadores mucho más confiables. Definitivamente, ésta rama de algoritmos de cálculo abarca a los más comúnmente utilizados en la realidad por empresas dedicadas a brindar

información financiera, así como por las principales instituciones económicas que se desempeñan como jugadores en los mercados bursátiles.

Los métodos gráficos, o también conocidos como chartistas, son diferentes procedimientos que se dedican a la generación y estudio de las gráficas de precios y rendimientos de los activos, su intención es encontrar en ellas señales y características específicas que puedan servir para predecir el comportamiento futuro del precio del bien. Basándose en patrones gráficos, estos métodos no demandan grandes conocimientos técnicos, y si la serie ilustrada es consultada en los distintos sistemas de información existentes, la predicción podrá hacerse sin perder más tiempo. Éste tipo de procedimientos son los más rápidos y más simples, sin embargo sus resultados son, en el mejor de los casos, poco confiables.

En contraparte con los procedimientos anteriores, que son rápidos y fáciles pero poco precisos, se tienen otros que son capaces de generar predicciones que modelan de una forma sorprendentemente fiel la realidad, pero que necesitan tiempo, conocimientos teóricos elevados y múltiples recursos tecnológicos, dificultando su aplicación.

Para ejemplificar se inicia con el método ideado por F. Black y M. Scholes, y posteriormente ampliado por R. Merton, que es un modelo matemático sobre el comportamiento del precio de un activo, y de él deriva la conocida fórmula de Black-Scholes, misma que tiene múltiples aplicaciones en diferentes ámbitos financieros, entre ellos los mercados bursátiles. Éste algoritmo de cálculo otorga resultados que se acercan mucho a la realidad, y es un método que no tiene muchos requerimientos técnicos.

Conforme las metodologías de estimación se fueron haciendo más sofisticadas, para agregar más y mejores herramientas que generaran mejores predicciones, se inició el estudio y la implementación de procesos estocásticos. Como ejemplo se tiene el modelo de inversión de Wilkie, que describe el comportamiento de varios factores económicos como series de tiempo estocásticas generadas por modelos autorregresivos.

Posteriormente, y en gran parte gracias al avance de la informática, se empezó a utilizar la simulación de escenarios. Una de las más famosas aplicaciones de la simulación y los procesos estocásticos en las finanzas, es el método de simulación Montecarlo. Dicho sistema se basa en la teoría de que es más simple tener una idea general acerca del resultado de un experimento aleatorio haciendo múltiples pruebas, o escenarios, que tratando de usar la teoría formal y abstracta del álgebra y la probabilidad para establecer un modelo exacto. Sus resultados son sorprendentemente precisos dado que esta metodología logra ser un modelo bastante fiel de la realidad, pero los requerimientos técnicos y temporales necesarios para su aplicación la vuelven menos práctica.

Dada la gran variedad existente de métodos de estimación, así como a la complejidad y demanda tecnológica que algunos de ellos requieren, los principales jugadores en los mercados bursátiles recurren a empresas dedicadas a brindarles información acerca de los productos negociados. Dichas empresas brindan múltiples estimaciones, características y noticias, sobre todos los participantes en los mercados financieros, sin embargo, si un negociante basa la toma de sus decisiones únicamente en la información provista por un

tercero, pierde oportunidad, pues dicha información ha llegado también a sus competidores.

Como ha sido brevemente expuesto, existen muchos procedimientos distintos que buscan entender y modelar mejor a los mercados económicos, sin embargo, la mayoría de los existentes no satisfacen completamente las necesidades de los participantes, dejando un espacio considerable entre los métodos rápidos e imprecisos, y los acertados y complejos.

Por lo tanto, para finalizar el capítulo, se presenta al algoritmo propuesto por éste trabajo como uno que busca utilizar las características cíclicas de los comportamientos que exhiben los precios de los activos financieros, y que busca hacerlo eficientemente, funcionando con velocidad y sin demandar herramientas técnicas demasiado sofisticadas, ocupando para ello un promedio ponderado, que es simple de calcular, y que considera los ciclos históricos en que cae el precio de un activo.

2.2. Metodología y generación del algoritmo.

Una vez expuesta la motivación referente a la oportunidad de satisfacer necesidades de eficiencia, así como la existencia de eventos que influyen en los precios de los activos financieros, en este apartado se expone el proceso concreto de creación del algoritmo de estimación propuesto.

En éste bloque se agrupan cinco temas, en ellos se construye la metodología de cálculo propuesta y se estudian las particularidades de los resultados que se obtienen. En los primeros dos temas se hace referencia a los periodos temporales que se ocuparán, así como al peso específico que se dará a cada uno, posteriormente, en el tercero se exhibe el algoritmo propuesto, y finalmente, en el último par de temas se explican las repercusiones que el algoritmo tiene en el cálculo de la esperanza y varianza de la variable aleatoria que modela el comportamiento de los rendimientos.

2.2.1 PERIODOS TEMPORALES PREVIOS DE INTERÉS.

Se explicó en la primera sección del segundo capítulo, que los activos financieros, ya sean éstos acciones, materias primas, índices u otros, se comportan de una forma similar en los mismos periodos de distintos años, por eso, en este punto se seleccionan los momentos con mayor relevancia que ayudan dando una idea más clara de las características temporales que presenta cada valor.

Lo primero es seleccionar la cantidad de datos históricos requeridos por el algoritmo. Mientras más información se solicite, el estudio realizado puede ser más preciso, sin embargo, obtenerla puede ser imposible si el requerimiento hecho es muy elevado; es por lo anterior que se debe optimizar la cantidad de datos solicitados, ni muy pocos para que no se corra el riesgo de hacer predicciones poco eficientes, ni muchos para que su campo de aplicación sea más amplio.

Asimismo, las condiciones de los mercados y sus participantes no suelen mantenerse constantes a plazos muy largos, por lo que es probable que la información obtenida sobre el comportamiento de un activo hace mucho tiempo no refleje las condiciones reales en las que se encuentra su precio actualmente. Lo anterior se suma como punto a favor de que el modelo no solicite demasiada información histórica, que por un lado puede ser difícil de obtener y procesar, y por otro lado podría generar un distanciamiento indeseado entre el modelo y la realidad.

Como uno de los factores que delimitan el objeto de análisis de esta tesis, se hace la suposición de que la duración de los ciclos es menor o igual a un año, y mayor o igual a un mes. Buscando tener la información de más de una observación sobre el comportamiento del activo que se esté estudiando en los distintos periodos, se pretende tener acceso a los movimientos en el precio del bien en al menos dos periodos bimestrales, al menos dos periodos trimestrales y así hasta llegar a dos periodos anuales; por lo tanto, el procedimiento de proyección diseñado será aplicable sólo si se cuenta con información de los 25 meses previos al día en que se realice el estudio.

Que el algoritmo considere la cadena de precios históricos del activo en los dos años y un mes previos a la fecha de cálculo, satisface todas las condiciones buscadas para su realización. En primer lugar, la mayoría de las series de precios de los distintos activos financieros que se pueden obtener mediante los múltiples proveedores de información existentes en el sistema económico cubren ese periodo, facilitando así su obtención. En segundo lugar, aunque completos y suficientes, los datos que se obtienen no compondrán una base inmanejablemente grande, facilitando su procesamiento y requiriendo, por lo tanto, menos tiempo para su análisis.

Ya que se ha solicitado la información necesaria, es importante establecer la cantidad de lapsos temporales que formarán parte del proceso, y una vez más se debe considerar que mientras menos periodos se tomen en cuenta, el algoritmo se vuelve más sencillo y veloz, porque menos periodos implican menos cálculos para incluir su información en el modelo.

Con lo expuesto en el párrafo anterior en mente, y ocupando dos muestras de horizontes temporales, se realizaron pruebas que buscaban obtener resultados eficientes. Una de las muestras contemplaba seis periodos y la otra cuatro.

Dichos horizontes pueden ser separados en tres bloques de acuerdo a su origen: el primero incluye la información sobre el comportamiento del precio del activo en los doce meses previos a la fecha de cálculo; el siguiente, en el periodo englobado en los trece meses anteriores a la fecha de interés recorrida un año hacía atrás; finalmente, el último periodo comprende a toda la muestra. Esta distribución en bloques pretende aprovechar toda la información con que se cuenta, pero también dar más importancia a los datos más recientes, pues ellos tendrán mayor relación con el comportamiento actual del precio del producto que se esté analizando que los datos más antiguos.

Se busca abarcar la mayor cantidad de posibles periodos cíclicos que se pueda, para ello debe tomarse en cuenta que los lapsos cíclicos de menor periodicidad se encontrarán expresados tácitamente en todos los meses que sean múltiplos de su tiempo de aparición, es decir, si una tendencia alcista en el precio del activo al que se aplica el algoritmo se presenta cada dos meses, entonces se presentará cada cuatro, cada seis y así sucesivamente, por lo que al considerar la información del posicionamiento del producto un año antes de la fecha de cálculo, se verá reflejada la propensión a la alza que existe cada bimestre.

Otra forma de entender lo expresado en el párrafo anterior, es que mientras más divisores tenga una cantidad, mayor información aportará al algoritmo el horizonte temporal correspondiente. Considérese como ejemplo el número quince, es divisible de manera exacta por los números uno, tres y cinco, por lo tanto, si se toma como referencia la conducta del precio del activo que se esté estudiando quince meses antes de la fecha en que se busca obtener una estimación, y se encuentra una caída, ese comportamiento podrá ser consecuencia de un ciclo a la baja que se presenta cada quince meses, pero también de uno que sea mensual o trimestral, o incluso uno que se encuentre cada cinco meses.

Con base en lo anterior, las fechas que se usan en el algoritmo buscan abarcar prácticamente la totalidad de periodos, ocupando para ello la multiplicidad y repetición de

los ciclos, pretendiendo así que la mayor cantidad posible de información sea recaudada, directa o indirectamente, por el algoritmo final. Como consecuencia se otorga mayor relevancia a periodos como el de 16, 18 o 24 meses que a los de 2, 3 o 4, pues los primeros dan información explícita de sus características, pero también brindan datos sobre los segundos.

Iniciando la selección, el primer periodo de interés incluido es el abarcado por el mes anterior a la fecha del precio que se está estimando, con ello se busca obtener información acerca de la tendencia actual del activo, pues ella influirá de forma determinante en el precio que tendrá en la fecha para la cual se está haciendo el estudio.

Diez meses atrás se encuentra la fecha en la que se centra el siguiente periodo considerado, pues de haber una tendencia de crecimiento o pérdida que se presente cada dos o cinco meses aparecerá reflejada en esta fecha, y por lo tanto será tomada en cuenta por el algoritmo.

Posteriormente, un año antes del día para el que se realiza el estudio existe otro periodo importante en la historia del activo, en este espacio se harán notar tendencias que se presentan cada mes, bimestre, trimestre, cuatrimestre, semestre y, evidentemente, las anuales. Por otro lado, aparte de toda la información implícita que este periodo aporta al algoritmo, muchos ciclos importantes se presentan en lapsos anuales, por lo que su consideración es de gran relevancia.

Con estos tres horizontes se termina la selección del primer bloque de periodos relevantes, y a continuación se traslada la atención del modelo a momentos importantes con más de un año de distancia entre ellos y la fecha para la que se hace el estudio. Dado que son periodos mayores, tienen capacidad para reflejar mucha más información indirecta, sin embargo, la separación existente entre ellos y la fecha para la que se aplica la metodología de estimación hace que sus condiciones no sean tan similares a las que tiene el mercado en el momento de interés.

A continuación, recorriendo la fecha de cálculo 18 meses hacia atrás, se tiene un punto que es importante tomar en cuenta por su alto grado de capacidad explicativa, pues no sólo revela información sobre ciclos que pudieran aparecer cada tres semestres, también refuerza lo ya conocido de los ciclos trimestrales y semestrales que puedan presentarse, y se encuentran además implícitas en este periodo las condiciones cíclicas que tengan repetición cada nueve meses.

Dos años antes del día de interés, aparece un punto trascendental en la búsqueda de información histórica, pues refleja indirectamente tendencias con periodicidad mensual, bimestral, trimestral, cuatrimestral, semestral y anual, pero también permite que el método de cálculo propuesto tome en cuenta ciclos que se presentan cada ocho meses.

Finalmente, el algoritmo propuesto considera también los resultados obtenidos del estudio de toda la muestra, con ello se pretende dotar a la metodología de información general sobre la solidez del activo y sobre el comportamiento que ha tenido su precio en todo el periodo.

Se puede notar que cuando se toma toda la serie histórica, y también cuando se considera solamente el último mes, no se está obteniendo nada de información cíclica; son sin embargo estas observaciones importantes, porque brindan al modelo datos referentes a la conducta reciente y al comportamiento general del precio del activo.

La muestra que contempla seis horizontes contiene a todos los periodos recién expuestos. Por otro lado, la muestra que incluye a cuatro está compuesta por: los datos obtenidos en los horizontes mensuales centrados en la fecha de estimación recorrida uno y dos años atrás, también el rendimiento del activo en el mismo día un año antes de la valuación, y finalmente, la información obtenida al analizar el mes previo al momento de estudio.

Los ciclos que más peso tienen en los cálculos, pues son los que se consideran de manera directa o indirecta en más periodos, son los bimestrales, los trimestrales, los semestrales y los anuales. Como se puede ver en ambas muestras, el algoritmo propuesto da mucha importancia a estos periodos, y esto es porque constituyen al común denominador cíclico en los procesos económicos, y más generalmente, en los humanos.

Buscando mostrar un poco más claramente lo recién expuesto, se pide al lector que recuerde con qué frecuencia hace citas con periodicidad anual en ambientes médicos, empresariales o sociales; por otra parte, se solicita haga el mismo recuento pero ahora con encuentros que disten siete meses entre uno y otro. Seguramente, al concluir con la actividad, al lector tendrá en mente una gran cantidad de eventos que realiza una vez al año, y pocos, o tal vez ninguno, que lleva a cabo cada siete meses.

Alineado con el pequeño ejercicio del párrafo anterior, existen periodos cíclicos que no están siendo considerados propiamente por el método de cálculo, dichos ciclos son los que se presentan cada siete y cada once meses. Dos razones principales justifican la no inclusión de los datos de esos horizontes temporales al algoritmo propuesto en la presente tesis, la primera es considerar que la información que brindan no tendría un peso importante por lo poco frecuente que aparecen ciclos con dichas periodicidades en la realidad, y la segunda es la simplicidad buscada en la aplicación del algoritmo, condición que tiene altísimo valor en la búsqueda del procedimiento de estimación que resulte como producto final de éste trabajo, y que se vería afectada si se incluyen nuevos periodos que traen consigo nuevos procesos de cálculo e interpretación.

Al considerar información de meses con diferente multiplicidad se pueden obtener respuestas contradictorias, por ejemplo: si cada once meses existe una caída en el precio de un activo, pero por otro lado, cada tres meses se tiene una tendencia alcista, al considerar el algoritmo información de ambos periodos obtendrá resultados contrarios, por un lado recibirá datos que ejercerán su influencia impulsando a la estimación hacia un crecimiento, y por otro habrá datos que muevan dicha estimación hacia precios menores.

El fenómeno anterior tiene múltiples consecuencias que influirán en la efectividad de la metodología propuesta, volviendo su estudio un tema importante. Para continuar manejando el ejemplo que se utiliza en el párrafo anterior, suponiendo que en la fecha que se está estudiando se encuentran un ciclo a la alza y uno a la baja, se tienen dos escenarios posibles: por una parte, ambas tendencias podrían manifestarse generando un movimiento

pequeño hacía el sentido de la que tuviera un poco más de fuerza, pero también podría pasar que una de las tendencias tuviera la potencia suficiente para anular totalmente a la otra, generando un movimiento en el precio claramente hacia arriba o hacia abajo.

Como consecuencia de que una metodología considerara los dos ciclos, estaría apostando a que se presente el primer escenario expuesto, es decir, a que se manifiesten ambas tendencias, y si las ponderaciones corresponden a la realidad, siendo la tendencia con más fuerza la del periodo al que el algoritmo de un peso mayor, entonces la estimación resultante será muy precisa; pero incluso en caso de que las ponderaciones fueran inversamente proporcionales a la realidad, aunque la estimación se alejaría un poco del precio que se da en el mercado la distancia no sería muy grande pues se mantendría en el cálculo el influjo de las dos tendencias. En caso de que se presentara el segundo escenario y una tendencia se sobrepusiera completamente a la otra, el error que tendría el estimador podría ser grande, sobre todo en el supuesto de que la tendencia a la que se le da una ponderación mayor sea la que se ve anulada.

Sin embargo, si se considera uno sólo de los ciclos, la apuesta se vuelve aún mayor, pues para que el proceso de cálculo generara resultados confiables tendría que presentarse el segundo escenario, y además, la tendencia dominante tendría que ser la del ciclo que se ha considerado, puesto que en caso de que se presentara el segundo escenario, pero que la influencia más potente no fuera la incluida en la metodología, el estimador resultante no correspondería con la realidad, ni estaría cerca de hacerlo, ocasionando así predicciones erróneas.

En la consideración de las diferentes multiplicidades, y las consecuencias recién mencionadas, se encuentra una de las principales diferencias derivadas de la composición que tienen las dos muestras ocupadas. La primera composición, con 6 periodos incluidos, considera un espectro mucho más amplio de ciclos y periodicidades, en contraparte, la segunda, con 4 periodos, se basa en horizontes temporales que se entienden principalmente como anuales; es decir, cada una prevé un escenario distinto dentro de los dos que han sido recién explicados.

Finalmente, y a manera de resumen, se presenta la tabla “Periodos Considerados”, Tabla 2.2-1, en que se exhiben los periodos de interés para esta tesis, así como la composición de las dos muestras que se emplean para encontrar el estimador buscado:

Muestra:	PERIODOS CONSIDERADOS			
	Periodo	Descripción	Ciclo incluido de forma explícita	Ciclos incluidos de forma implícita
Seis Periodos	Último mes.	Cubre un periodo mensual y toma como último día la fecha de cálculo.	-	-
	Diez meses atrás.	Muestra mensual con centro en la fecha focal recorrida 10 meses hacia el pasado.	De 10 meses.	De 1, 2 y 5 meses.
	Un año antes.	Tomando como centro un año atrás del día de estimación, abarca un periodo mensual.	De 12 meses.	De 1, 2, 3, 4 y 6 meses.
	Dieciocho meses atrás.	Considera un horizonte mensual con centro en la fecha de cálculo recorrida año y medio.	De 18 meses.	De 1, 2, 3, 6 y 9 meses.
	Dos años atrás .	Teniendo como centro dos años antes del día de cálculo, cubre un periodo mensual.	De 24 meses.	De 1, 2, 3, 4, 6, 8 y 12 meses.
	Toda la Muestra.	Abarca la totalidad de los datos disponibles.	-	-
Cuatro Periodos	Último mes.	Cubre un periodo mensual y toma como último día la fecha de cálculo.	-	-
	Un año antes.	Tomando como centro un año atrás del día de estimación, abarca un periodo mensual.	De 12 meses.	De 1, 2, 3, 4 y 6 meses.
	Un año atrás.	Considera el resultado obtenido por el activo un año antes de la fecha focal.	De 12 meses.	De 1, 2, 3, 4 y 6 meses.
	Dos años atrás.	Teniendo como centro dos años antes del día de cálculo, cubre un periodo mensual.	De 24 meses.	De 1, 2, 3, 4, 6, 8 y 12 meses.

Tabla 2.2-1

2.2.2 PONDERACIONES DADAS A LOS PERIODOS SELECCIONADOS.

Como ya se sabe, el algoritmo de estimación ofrecido como resultado último de la presente tesis basa su funcionamiento en la utilización de distintos pesos específicos aplicados a las condiciones numéricas propias de periodos temporales concretos para generar un modelo de predicción preciso y veloz, en el apartado anterior se encontraron y expusieron dichos periodos, por lo que queda como objetivo de este inciso el análisis del peso que cada horizonte temporal tendrá en el resultado final.

Antes de empezar a analizar los pesos específicos y sus características, es práctico establecer una notación que permita hacer referencia a ellos de manera rápida, misma que dependerá de la muestra de horizontes temporales y del periodo concreto al que ponderen. Dicha nomenclatura queda expuesta en la Tabla 2.2-2, “Notación de los Ponderadores”, que se encuentra a continuación:

Muestra:	Notación de los Ponderadores	
	Símbolo	Periodo Asignado
Seis Periodos	α_1	Último mes.
	α_2	Diez meses atrás.
	α_3	Un año antes.
	α_4	Dieciocho meses atrás.
	α_5	Dos años atrás .
	α_6	Toda la Muestra.
Cuatro Periodos	β_1	Último mes.
	β_2	Un año antes.
	β_3	Un año atrás.
	β_4	Dos años atrás.

Tabla 2.2-2

Con el objetivo entender el sustento probabilístico formal detrás del proceso de estimación, y teniendo en mente la información que al respecto se dio en el marco introductorio del primer bloque, se debe empezar por analizar que lo que se está haciendo es ocupar una variable aleatoria para traducir una lista de precios, o de rendimientos, en números reales a los que se les asigna una probabilidad determinada que dependerá principalmente de la cantidad de elementos existentes en la muestra.

Además, al recurrir al método de promedios ponderados, lo que se hace es generar una variable aleatoria que modele el fenómeno que se esté estudiando, y que se obtiene como consecuencia de una mezcla de variables, en la que las ponderaciones ocupadas en el promedio son los pesos específicos que tendrán las variables originales en la nueva mezcla.

De manera más formal, lo que dice el párrafo anterior es que dada una serie finita de variables aleatorias, X_1, X_2, \dots, X_k con funciones de densidad respectivas $f_1(x), f_2(x), \dots, f_k(x)$, en donde k es un entero estrictamente positivo, y dado un conjunto de pesos, o ponderaciones, $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_k$, entonces es posible generar una nueva variable aleatoria X cuya densidad, $f(x)$, queda construida de la siguiente manera:

$$f(x) = \alpha_1 f_1(x) + \alpha_2 f_2(x) + \dots + \alpha_k f_k(x)$$

En donde los ponderadores, $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_k$, deben cumplir dos características fundamentales:

$$\sum_{i=1}^k \alpha_i = 1 \quad y \quad 0 \leq \alpha_i \leq 1$$

Otra forma interesante de ver a las mezclas de densidades es considerar a la serie de ponderadores como la probabilidad de que se presente cada variable incluida en la composición, y ahora se supone a esa variable como elemento del nuevo espacio muestral. Entonces, este nuevo espacio de probabilidad, con su respectiva medida, tiene que cumplir con los requerimientos exigidos en la teoría probabilística, mismos que coinciden con las condiciones arriba expuestas para los ponderadores, que ahora serían probabilidades de ocurrencia.

Por lo tanto, y resumiendo, los ponderados utilizados en el algoritmo de estimación propuesto deben cumplir con dos características: la suma de todos ellos deberá ser uno y todos deberán ser reales no negativos menores o iguales a la unidad.

Una vez indicadas las características que los pesos específicos deben tener de manera indispensable, así como la notación que se ocupa para identificarlos, es importante establecer la metodología empleada para encontrarlos: lo primero es definir la muestra de activos que se usa para los cálculos, después se elige la fecha para la que se hace la estimación, posteriormente se obtiene y procesa la información histórica de los precios de dicha muestra para el horizonte temporal requerido por el algoritmo, se procede a continuación a realizar los escenarios de simulación, aleatoria y arbitraria, para finalmente seleccionar los ponderadores que obtengan los mejores resultados.

Referente al primer paso, que es la selección de la muestra de activos que se usa para realizar los cálculos, se toma una serie de bienes financieros que se compone de: cinco acciones que coticen en la Bolsa Mexicana de Valores, dos índices accionarios representativos de dos mercados diferentes y dos materias primas. Para seleccionar las acciones se considera a las cinco que tuvieron más alto volumen de comercialización el día anterior a la fecha de cálculo, los índices que se incluyen son los de las Bolsas mexicana (B.M.V.) y de Nueva York (N.Y.S.E.) por su relevancia en el sistema económico de México y del mundo, finalmente las materias primas que forman parte de la muestra son el petróleo y el oro. Sintetizando:

ACTIVOS UTILIZADOS PARA LA GENERACIÓN DE PONDERADORES		
ACTIVO	TIPO	MERCADO
América Móvil (AMXL)	Acción	B.M.V.
Wal-Mart México (WALMEXV)	Acción	B.M.V.
Cemex (CEMEXCPO)	Acción	B.M.V.
G.F. Inbursa (GFINBURO)	Acción	B.M.V.
ICA (ICA)	Acción	B.M.V.
I.P.C.	Índice	B.M.V.
Nasdaq	Índice	N.Y.S.E.
Oro	Materia Prima	Commodity Exchange
Petróleo	Materia Prima	N.Y. Mercantile

Tabla 2.2-3

Ya que se tiene al conjunto de activos, se necesita definir el día para el que se hace la estimación, o fecha de cálculo. Se selecciona como fecha de estimación al primer día de actividad bursátil en México en el 2013, es decir, se pretende predecir los precios de los activos que componen a la muestra el dos de enero de ese año usando la información disponible al 31 de diciembre del 2012.

Es importante aclarar en este momento que aunque el proceso de cálculo se alimenta sólo con la información al 31 de diciembre, con miras al objetivo del presente capítulo se deben

recaudar también los datos correspondientes a la fecha de estimación, en este caso el dos de enero, para así poder realizar las comparaciones necesarias para determinar la eficiencia del algoritmo propuesto.

Existen muchos y muy variados métodos para obtener información financiera histórica, mismos que cambian en precisión, oportunidad y precio. Para llevar a cabo el presente estudio se ocupó la información que sobre los componentes de la muestra de activos brinda la gigante multinacional de medios Yahoo Inc. en su página de internet especializada en finanzas. Las dos razones que justifican su uso son: en primer lugar, que es un servicio público y gratuito; y en segundo, que la diferencia entre el reporte de la cotización que genera la página y el mercado real, a lo que se conoce como retraso, es muy pequeña y no afecta la aplicación del algoritmo ni la obtención y aplicación del resultado.

Una vez que se cuenta con las series históricas de los precios de los bienes financieros que forman parte del análisis, es necesario realizar un proceso de tratamiento de la información obtenida. El proceso consta de dos puntos principales: el primero es uniformar las series, y el segundo es utilizar los precios para calcular los rendimientos.

La necesidad de homologar los datos nace de las diferencias existentes en la información obtenida, pues aunque las fechas de inicio y fin del horizonte temporal fueron las mismas, se obtuvieron series con cantidades distintas de observaciones. Cuando se realizó un análisis mucho más profundo de la información brindada por la página de internet, se descubrió que había fechas en las que el mercado en cuestión operó, sin embargo no se reportó información acerca del precio de uno o varios activos para ese día. También se dio el caso contrario, es decir, hubo en la serie entradas indicando el supuesto comportamiento del precio de algún activo en días en que no abrió el mercado en que se comercializa. Para resolver este problema, se utilizó la información sobre el calendario institucional de días hábiles que brindan, en sus páginas oficiales de internet, los mercados en que operan los activos que componen a la muestra, y en base a ella fueron homologadas todas las series, eliminando las entradas sobrantes, corrigiendo algunas fechas que estaban mal ingresadas y utilizando otros medios de información para obtener los datos faltantes.

Como ahora la información histórica de los precios posee una cantidad uniforme de datos, se puede proceder al segundo y último punto que se mencionó para concluir con el procesamiento de la información previo a la implementación de los escenarios de prueba, que es la obtención de los rendimientos diarios.

Es importante trabajar con rendimientos y no con precios, pues los primeros tienen una distribución normal estandarizada, lo que facilita su análisis desde el punto de vista probabilístico. Por otro lado, los rendimientos son una medida porcentual, es decir, el valor absoluto de todos sus resultados se encuentra entre el cero y el cien por ciento, por lo tanto, su traducción a reales está contenida siempre en el conjunto cerrado que va del cero a la unidad, simplificando así los cálculos numéricos que con ellos se realicen. Finalmente, una de las razones con más peso es que los rendimientos son una medida clara y universal que permite entender de manera precisa y veloz el comportamiento de una variable. Como ejemplo, si se dice que la acción de la empresa A perdió 3 unidades monetarias en una jornada, la información queda muy incompleta, ya que si la acción tenía un valor de 354

unidades y cayó a 351 tuvo una pérdida pequeña, pero si dicho activo tenía un valor de 5 unidades monetarias y ahora vale 2 la pérdida fue colosal; sin embargo, si la información obtenida revela que la empresa A tuvo un crecimiento de 5%, se puede saber inmediatamente, tanto la tendencia que afectó el resultado de la acción como su magnitud.

Ya que se cuenta con la información de los rendimientos completa y estandarizada, se procede a describir las pruebas aplicadas a dichas series. Los escenarios a los que fueron expuestos los rendimientos de los activos que componen a la muestra previamente presentada se pueden separar en dos tipos, los aleatorios y los arbitrarios. En cada una de las pruebas se modificaron los valores de las ponderaciones dadas a cada horizonte temporal, generando distintos resultados para el posible rendimiento que obtendría cada activo en la fecha de estimación. Finalmente, para cada escenario se compararon las diferencias entre el rendimiento real y las estimaciones obtenidas por el método clásico y por la prueba en cuestión, para definir así su eficiencia.

Para los escenarios azarosos se asignó un número aleatorio real en el intervalo $[0, .25]$ al ponderador de cada periodo temporal de los previamente seleccionados, exceptuando uno, al que se definió como la cantidad faltante entre la suma de los valores generados aleatoriamente y la unidad. Dadas las condiciones antes mencionadas, así como las propias de la herramienta informática utilizada para la obtención de los números aleatorios, en la mayoría de los escenarios el ponderador definido en función de los restantes era el que tenía un valor mayor, por lo que se decidió que para que todos los pesos recibieran un trato uniforme, se correrían cien escenarios en los que el ponderador correspondiente al primer horizonte temporal sería el definido en base a la suma del resto, posteriormente, otros cien donde el así establecido sería el correspondiente al segundo horizonte, y así sucesivamente hasta cubrir todos los pesos asignados a los distintos periodos.

A continuación se muestra un par de tablas, 2.2-4 y 2.2-5, con los diez escenarios aleatorios que mejores resultados obtuvieron para cada una de las muestras:

DIEZ ESCENARIOS ALEATORIOS CON MEJORES RESULTADOS (Muestra de cuatro periodos)				
Ponderadores				Diferencia Promedio
β_1	β_2	β_3	β_4	
0.2258	0.5353	0.1742	0.0647	1.6753%
0.0703	0.7168	0.2024	0.0105	1.6748%
0.1966	0.667	0.1343	0.0021	1.6744%
0.1451	0.6417	0.1987	0.0145	1.6743%
0.0014	0.7463	0.1475	0.1048	1.6739%
0.0039	0.7841	0.1813	0.0307	1.6717%
0.2007	0.6103	0.1562	0.0328	1.6680%
0.1594	0.6492	0.1729	0.0185	1.6672%
0.131	0.6934	0.1486	0.027	1.6657%
0.1158	0.6916	0.1513	0.0413	1.6656%

Tabla 2.2-4

DIEZ ESCENARIOS ALEATORIOS CON MEJORES RESULTADOS (Muestra de seis periodos)						
Ponderadores						Diferencia Promedio
α_1	α_2	α_3	α_4	α_5	α_6	
0.0753	0.0739	0.7565	0.0692	0.0131	0.012	1.7893%
0.0611	0.0139	0.7407	0.0383	0.0148	0.1312	1.7890%
0.0088	0.0578	0.7667	0.0282	0.0023	0.1362	1.7877%
0.0463	0.0707	0.7615	0.0193	0.0254	0.0768	1.7875%
0.0618	0.07	0.7147	0.0541	0.0993	0.0001	1.7864%
0.0617	0.0569	0.7898	0.0072	0.042	0.0424	1.7788%
0.059	0.0548	0.8465	0.029	0.0019	0.0088	1.7711%
0.0062	0.0155	0.7998	0.1601	0.0169	0.0015	1.7707%
0.0068	0.0087	0.7473	0.0793	0.1496	0.0083	1.7660%
0.0365	0.0089	0.7984	0.0031	0.1402	0.0129	1.7595%

Tabla 2.2-5

Como se puede observar en la Tabla 2.2-4, los diez mejores escenarios aleatorios de los 400 que se generaron se encontraron concentrados dentro de los cien en que el ponderador con más peso fue β_2 , asimismo, en la Tabla 2.2-5 se hace evidente que ocurrió un fenómeno similar, pues de los 600 escenarios puestos a prueba, los diez mejores se encontraron cuando el ponderador principal era α_3 .

Posteriormente, se procedió a realizar escenarios en los que los valores asignados como ponderadores de cada horizonte, se determinaban de forma arbitraria para encontrar ciertas condiciones de interés, por ejemplo, en la primera de estas pruebas se asignaron valores iguales a todos los ponderadores. Después se concedió un valor mayor a uno de los

pesos asignados mientras que el resto tenían el mismo monto, que se definió como la división de la diferencia entre la unidad y el valor asignado al ponderador mayor entre el número de pesos restantes; con esta prueba se buscaba encontrar al periodo temporal con el cual se obtenía un mejor resultado al darle mayor importancia en el modelo. Una vez que se seleccionaba el ponderador principal, se repetía la operación de manera descendente para asignar el grado de importancia al resto de los pesos específicos, fijando la posición del ponderador con el que se obtenía una mejor prueba, y continuando en los escenarios siguientes con los movimientos en los pesos cuyo orden aún no había sido determinado. El procedimiento recién explicado aplicado a ambas muestras se presenta en las siguientes tablas, la 2.2-6 y la 2.2-7:

OBTENCIÓN DEL ORDEN DE IMPORTANCIA DE CADA HORIZONTE (Muestra de cuatro periodos)				
Ponderadores				Diferencia Promedio
β_1	β_2	β_3	β_4	
0.4	0.2	0.2	0.2	1.7060%
0.2	0.4	0.2	0.2	1.7059%
0.2	0.2	0.4	0.2	1.8382%
0.2	0.2	0.2	0.4	1.7396%
0.3	0.4	0.15	0.15	1.7005%
0.15	0.4	0.3	0.15	1.7553%
0.15	0.4	0.15	0.3	1.7160%
0.3	0.4	0.2	0.1	1.6891%
0.3	0.4	0.1	0.2	1.7376%

Tabla 2.2-6

OBTENCIÓN DEL ORDEN DE IMPORTANCIA DE CADA HORIZONTE (Muestra de seis periodos)						
Ponderadores						Diferencia Promedio
α_1	α_2	α_3	α_4	α_5	α_6	
0.50	0.10	0.10	0.10	0.10	0.10	1.9281%
0.10	0.50	0.10	0.10	0.10	0.10	1.9501%
0.10	0.10	0.50	0.10	0.10	0.10	1.8341%
0.10	0.10	0.10	0.50	0.10	0.10	1.9067%
0.10	0.10	0.10	0.10	0.50	0.10	1.8654%
0.10	0.10	0.10	0.10	0.10	0.50	1.9209%
0.15	0.10	0.45	0.10	0.10	0.10	1.8459%
0.10	0.15	0.45	0.10	0.10	0.10	1.8486%
0.10	0.10	0.45	0.15	0.10	0.10	1.8432%
0.10	0.10	0.45	0.10	0.15	0.10	1.8380%
0.10	0.10	0.45	0.10	0.10	0.15	1.8450%
0.15	0.10	0.35	0.10	0.20	0.10	1.8537%
0.10	0.15	0.35	0.10	0.20	0.10	1.8564%
0.10	0.10	0.35	0.15	0.20	0.10	1.8510%
0.10	0.10	0.35	0.10	0.20	0.15	1.8528%
0.10	0.05	0.45	0.15	0.20	0.05	1.8257%
0.05	0.10	0.45	0.15	0.20	0.05	1.8284%
0.05	0.05	0.45	0.15	0.20	0.10	1.8248%
0.06	0.04	0.45	0.15	0.20	0.10	1.8242%
0.04	0.06	0.45	0.15	0.20	0.10	1.8253%

Tabla 2.2-7

De la tabla 2.2-6, se puede ver que el orden de importancia en los pesos, de acuerdo a la prueba aplicada, sería: en primer lugar β_2 , seguido de β_1 , posteriormente β_3 y finalmente β_4 . Por otro lado, en la tabla 2.2-7 se evidencia que el orden para la muestra de seis activos quedaría: primero el ponderador α_3 , seguido de α_5 , en tercero α_4 , posteriormente α_6 , a continuación α_1 y finalmente α_2 .

El resultado del proceso expuesto en los cuadros anteriores se comparó con los arrojados por los escenarios aleatorios, buscando encontrar, tanto los puntos de coincidencia que fortalecieran el orden asignado, como las diferencias que pudieran arrojar información que generara correcciones en el modelo. La coincidencia más clara e importante en ambos procesos, es que ambos arrojan a los mismos ponderadores principales para cada muestra, α_3 y β_2 respectivamente.

Finalmente se expuso a las muestras a diversos escenarios arbitrarios, en los que los distintos pesos se modificaron de manera sistemática, aumentado y disminuyendo sus valores para encontrar la combinación óptima. Para cada muestra, los valores encontrados para los ponderadores con que se obtuvieron los mejores resultados se exponen a continuación en las tablas 2.2-8 y 2.2-9:

MEJOR ESTIMACIÓN (Muestra de cuatro periodos)				
Ponderadores				Diferencia Promedio
β_1	β_2	β_3	β_4	
0.002	0.855	0.142	0.001	1.6548%
Tabla 2.2-8				

MEJOR ESTIMACIÓN (Muestra de seis periodos)						
Ponderadores					Diferencia Promedio	
α_1	α_2	α_3	α_4	α_5		α_6
0.01	0.01	0.9	0.015	0.06	0.005	1.7478%
Tabla 2.2-9						

2.2.3 GENERACIÓN DEL ALGORITMO.

En consecuencia con los resultados obtenidos de las simulaciones a las que se sometieron los ponderadores asignados a los horizontes temporales seleccionados para conformar las dos muestras que se pusieron a prueba, se puede decidir qué conjunto de periodos temporales utilizar, y qué peso específico tendrá cada uno en el nuevo estimador, es decir, se puede abordar finalmente el proceso de elaboración del método de cálculo que es objetivo de la presente tesis.

En el apartado anterior se expusieron los ponderadores que, para cada muestra, obtuvieron menores diferencias con la realidad, pero antes de poder determinar que muestra ocupar para la elaboración del algoritmo, es necesario estudiar de manera exhaustiva dichos resultados. Para ello se ocupan varias fases comparativas, en la primera se confrontan los valores extremos de las diferencias, es decir, cuáles fueron las diferencias menores y mayores para cada selección de horizontes; la síntesis de la comparación mencionada se expone en la tabla 2.2-10, que se encuentra a continuación:

Comparativo de Diferencias Máximas y Mínimas					
Muestra	Tipo del Activo	Mínimo		Máximo	
		Activo	Valor	Activo	Valor
De Cuatro Periodos	General	Petróleo	0.0007%	Cemex	3.4868%
	Nacionales	AMXL	0.4876%	Cemex	3.4868%
	Internacionales	Petróleo	0.0007%	Nasdaq	2.4988%
	Acciones	AMXL	0.4876%	Cemex	3.4868%
	Índices	IPC	1.2002%	Nasdaq	2.4988%
	Materias Primas	Petróleo	0.0007%	Oro	0.1449%
De Seis Periodos	General	AMXL	0.2377%	Cemex	3.6710%
	Nacionales	AMXL	0.2377%	Cemex	3.6710%
	Internacionales	Oro	0.5051%	Nasdaq	2.7094%
	Acciones	AMXL	0.2377%	Cemex	3.6710%
	Índices	IPC	1.2798%	Nasdaq	2.7094%
	Materias Primas	Oro	0.5051%	Petróleo	0.5794%

Tabla 2.2-10

Se puede ver en el esquema anterior, que el menor error obtenido se da para el estimador del precio del petróleo en la muestra con cuatro periodos temporales, en contraparte, la mayor diferencia se presenta cuando la otra muestra trata de estimar el rendimiento para el activo que emite la empresa mexicana Cemex. También se hace evidente que la muestra con seis periodos obtuvo mejores estimaciones para las acciones, mientras que la de cuatro fue mejor con las materias primas y los índices. En relación al mercado en que cotizan los activos, la muestra de cuatro periodos obtuvo mejores resultados para los valores internacionales, pero la de seis fue mejor con las acciones que cotizan en la bolsa mexicana.

En la segunda fase comparativa, se realiza el cotejo de la efectividad del mejor escenario de cada mezcla contra el método clásico, enfrentando en todos los activos las diferencias existentes entre el rendimiento real y los estimadores arrojados por cada procedimiento. Al llevar a cabo esta comparación, se observa que la muestra con seis horizontes temporales obtiene más resultados buenos, pues sus estimadores son más precisos que el método clásico para ocho de los nueve activos, es decir, para casi el 90%; por otro lado, las predicciones de la muestra con cuatro periodos mejoran al método clásico en poco menos del 70% de los casos.

Sin embargo, para dos terceras partes de los bienes financieros estudiados, los mejores estimadores obtenidos con la muestra de cuatro periodos, superan a los obtenidos con la muestra de seis horizontes temporales. Esto contrasta con lo visto en el párrafo anterior, pues aunque la mezcla con más periodos es mejor que el método clásico en ocho activos, y la otra únicamente en seis, la muestra con menos periodos supera en precisión a la otra en seis de los nueve bienes analizados.

Se encuentra a continuación una tabla que resume y busca exponer más claramente lo expuesto en los dos párrafos anteriores:

RENDIMIENTOS CALCULADOS POR MÉTODO PARA CADA ACTIVO				
ACTIVO	Rendimiento Real	Método Clásico	Muestra de cuatro activos	Muestra de seis activos
América Móvil (AMXL)	-0.33478%	-0.03351%	0.15285%	-0.09713%
Walmart México (WALMEXV)	-0.90176%	0.03473%	0.12821%	0.17601%
Cemex (CEMEXCPO)	4.39039%	0.01916%	0.90355%	0.71938%
G.F. Inbursa (GFINBURO)	2.71715%	0.07023%	0.14517%	0.31675%
ICA (ICA)	3.42018%	-0.00345%	-0.05212%	0.15082%
I.P.C.	1.35973%	0.03019%	0.15957%	0.07995%
Nasdaq	3.02546%	0.03229%	0.52665%	0.31605%
Oro	0.70728%	0.03428%	0.56238%	0.20223%
Petróleo	0.94592%	0.06269%	0.94663%	0.36649%

Tabla 2.2-11

Finalmente, la tercera fase comparativa que se ilustra en la tabla 2.2-12, relaciona las diferencias que cada estimador tiene con la realidad en unidades monetarias. Este ejercicio de análisis se hace con la única finalidad de saber que tanta variación existe, en cifras económicas tangibles, entre la proyección realizada por cada método y la realidad, pues las características de efectividad son las mismas que ya se expusieron anteriormente.

PRECIOS ESPERADOS POR MÉTODO PARA CADA ACTIVO				
ACTIVO	Precio Real	Método Clásico	Muestra de cuatro activos	Muestra de seis activos
América Móvil (AMXL)	14.91	14.95	14.98	14.95
Walmart México (WALMEXV)	41.95	42.34	42.38	42.40
Cemex (CEMEXCPO)	13.26	12.70	12.81	12.79
G.F. Inbursa (GFINBURO)	40.28	39.24	39.27	39.33
ICA (ICA)	33.29	32.19	32.17	32.24
I.P.C.	44300.11	43719.02	43775.57	43740.77
Nasdaq	3110.86	3020.49	3035.41	3029.05
Oro	163.17	162.08	162.93	162.35
Petróleo	82.85	82.12	82.85	82.37

Tabla 2.2-12

Como ya es evidente en este punto, las estimaciones resultantes de ambas muestras generalmente mejoran a las obtenidas mediante el método clásico, y aunque el conjunto con cuatro horizontes sobresale, ambas composiciones obtienen resultados comparativos similares.

Es entonces un buen momento para recordar que uno de los objetivos más importantes del algoritmo buscado es que sea fácil de implementar y otorgue resultados rápidos, y en ese rubro se vuelven evidentes las ventajas de la muestra de cuatro periodos temporales, pues implica calcular sólo tres promedios y utilizar cuatro cifras de ponderación, mientras que la otra exige el cálculo del doble de promedios a los que se asignan seis pesos específicos distintos.

Teniendo en mente los resultados numéricos consecuentes a las comparaciones, y las ventajas que ofrece en relación a su aplicación, se elige a la muestra con cuatro horizontes temporales como la que tiene el mejor perfil para cumplir con los objetivos de precisión y velocidad exigidos por el procedimiento de estimación que es objetivo de la presente tesis.

Una vez que se han seleccionado los horizontes temporales de interés y las ponderaciones dadas a cada uno, y que se han llevado a cabo las comparaciones de los escenarios prueba que justifican su efectividad, es momento de puntualizar el proceso que se lleva a cabo para ejecutar el método de cálculo, desde los requerimientos previos que son necesarios cumplir, siguiendo con los pasos concretos a realizar y culminando con la obtención del estimador final.

Las exigencias indispensables para poder aplicar el método de cálculo son: contar con la información completa de la conducta histórica del precio del activo en los 25 meses previos a la fecha cuyo rendimiento se pretende estimar, y estandarizar los datos para que informen acerca de los precios de cierre que en una fecha en particular tuvo el activo, siempre y cuando esa fecha fuera considerada como hábil en el calendario oficial del mercado en que se negocie.

Ya que se ha dado el procesamiento previo a la información necesaria, se puede proceder a realizar las operaciones propias del algoritmo, para ello se inicia calculando el rendimiento promedio que tuvo el precio del activo en el horizonte temporal abarcado por el mes inmediatamente anterior al día cuyo precio se pretende conocer, y multiplicándolo por el ponderador correspondiente a dicho periodo, que es $\beta_1 = .002$.

El procedimiento explicado en el párrafo previo se repite con los otros dos promedios mensuales requeridos por el algoritmo, que son aquellos con centro en la fecha de cálculo recorrida hacia atrás en el tiempo uno y dos años, obteniendo de esta manera todos los promedios mensuales necesarios, así como los resultados de sus multiplicaciones por los pesos específicos asignados. Posteriormente, se recopila la información acerca del rendimiento que tuvo el precio del activo el día de cálculo el año anterior, y se procede a multiplicarlo por el ponderador correspondiente, que en este caso es $\beta_3 = .142$.

A continuación se realiza la suma de los cuatro resultados de las multiplicaciones de los promedios y sus ponderadores, con lo que se obtiene el rendimiento esperado para el activo en la fecha de estimación. Finalmente, se utiliza dicho rendimiento y el precio del activo el día anterior al de estimación para obtener el precio buscado.

Mientras se realizan los pasos anteriormente descritos, en el trasfondo se está desarrollando un proceso matemático que crea una nueva variable aleatoria discreta, llamada X , que es resultado de la mezcla de otras cuatro; de manera formal se tiene:

$$X = \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \beta_4 X_4$$

En donde:

- X es la nueva variable aleatoria generada por el algoritmo.
- β_i es el peso específico asignado a cada horizonte temporal.

- X_i es la variable aleatoria que modela el comportamiento del precio del activo financiero en cada horizonte temporal.

Y si se sustituyen los valores ya conocidos de cada ponderador, se tiene entonces la siguiente expresión:

$$X = .002 * X_1 + .855 * X_2 + .142 * X_3 + .001 * X_4$$

Finalmente, y en base a lo anterior, se puede obtener la función de probabilidad que modela el comportamiento de la nueva variable:

$$f_X(x) = .002 * f_{X_1}(x) + .855 * f_{X_2}(x) + .142 * f_{X_3}(x) + .001 * f_{X_4}(x)$$

En la cual:

- $f_X(x)$ es la función de densidad de la variable aleatoria X evaluada en x .
- $f_{X_i}(x)$ es la función de probabilidad de la variable aleatoria X_i cuando se valúa en x .

Se define a un algoritmo como el conjunto ordenado y finito de operaciones que permite hallar la solución de un problema¹⁰, y aunque dichas operaciones ya fueron expuestas en los párrafos anteriores, un esquema tipo tabla es muy valioso para expresar el orden y la descripción de sus pasos, por lo que a manera de resumen y conclusión del presente apartado, se agrega la tabla 2.2-13.

Otra razón para incluir dicho esquema, es que en caso de existir un lector interesado en aplicar el método, podría referirse únicamente a esa tabla, sin necesidad de volver a leer esta sección completa del trabajo.

En dicha tabla, se puede encontrar de manera rápida el procedimiento que concluirá con la estimación buscada, pero es importante hacer antes algunas aclaraciones que permitan entenderla mejor. El paso cero se incluye para establecer los requerimientos mínimos que debe tener la información de la que se alimenta el proceso, pues si se utiliza información que no cumpla con los estándares mínimos de regularidad y fidelidad, es altamente probable que se obtengan resultados carentes de precisión. Por otro lado, se utilizan antes el ponderador y la información correspondientes al cuarto horizonte temporal seleccionado que los referentes al tercero; este aparente desorden es consecuencia de que el cuarto horizonte es un periodo mensual, al igual que los primeros dos, así que su uso guarda mayor similitud con los procesos inherentes a dicho par inicial de periodos, mientras que el tercer horizonte se compone de una sola observación, haciendo que el procedimiento necesario para su inclusión en el algoritmo final sea diferente. Finalmente, aunque el objetivo principal del método de cálculo propuesto por la presente tesis es estimar el rendimiento esperado, el décimo paso se incorpora al algoritmo final por si el usuario no pretende conocer solamente ese rendimiento, y desea también saber el valor en la unidad monetaria correspondiente que puede tener el bien financiero el día para el que se hace la predicción; es decir, si el cálculo se hace hasta el décimo paso, se conocerán entonces, para el día de estimación, el rendimiento esperado y el consecuente precio del activo.

¹⁰ Real Academia Española, *Diccionario de la Lengua Española*, Vigésima segunda edición, en <http://lema.rae.es/drae>

ALGORITMO	
PASO	DESCRIPCIÓN
0	Obtener y procesar la información sobre el precio del activo en los 25 meses previos a la fecha para la que se hace la estimación, culminando con la obtención de la serie completa de rendimientos.
1	Calcular el rendimiento promedio del activo en el primer horizonte temporal incluido en el estudio, que corresponde al mes que termina en el día para el que se hace el cálculo.
2	Hacer la multiplicación del valor obtenido en el primer paso por el ponderador asignado al periodo, que es: $\beta_1 = .002$.
3	Determinar el valor esperado del rendimiento en el segundo periodo de interés, que es el mensual con centro en la fecha de estimación recorrida temporalmente un año hacia atrás.
4	Realizar el producto del rendimiento promedio obtenido en el paso anterior y el peso específico asignado a dicho horizonte, $\beta_2 = .855$.
5	Evaluar el rendimiento esperado para el activo en el cuarto periodo temporal seleccionado, que abarca al mensual con centro en el día de cálculo trasladado temporalmente dos años atrás.
6	Multiplicar $\beta_4 = .001$ por el valor promedio calculado en el paso previo.
7	Obtener el valor del rendimiento diario que tuvo el activo en la misma fecha para la que se esta buscando hacer la estimación, pero un año antes.
8	Determinar el valor resultante de multiplicar el rendimiento diario observado en el paso anterior y el ponderador asignado, que para éste horizonte es: $\beta_3 = .142$.
9	Generar el RENDIMIENTO ESPERADO para la fecha de estimación, sumando los productos obtenidos en los pasos dos, cuatro, seis y ocho.
10	Si también se desea calcular el precio esperado del activo el día de cálculo, se multiplica el precio del día anterior por uno más el rendimiento obtenido en el paso anterior.

Tabla 2.2-13

2.2.4 MODIFICACIÓN DEL VALOR ESPERADO SEGÚN EL MÉTODO PROPUESTO.

En el apartado anterior se desarrolló el algoritmo definitivo que culmina con la obtención del rendimiento esperado y el precio propuesto para el activo en la fecha de interés, consecuentemente, el posible beneficio que fue calculado tiene una traducción en la teoría matemática de la probabilidad, pues es la esperanza de la variable aleatoria que modela el comportamiento de los rendimientos obtenidos. En el presente segmento de la tesis se expone brevemente la base probabilística que sustenta dicho cálculo, buscando aclarar el proceso matemático detrás de la obtención de la esperanza resultante del algoritmo.

Aunque ya se mencionó previamente, el concepto de esperanza de una variable aleatoria es muy importante en este apartado, por lo que buscando agilizar la lectura, se agrega un breve recordatorio en los párrafos siguientes.

De manera informal e intuitiva, se puede entender a la esperanza de una variable aleatoria como el valor promedio que se obtendría al repetir un experimento azaroso una gran cantidad de veces, también se puede conceptualizar a la esperanza como una suma

ponderada de todos los posibles valores que toma una variable, en donde el peso específico dado a dichos valores es su probabilidad de ocurrencia.

Para ahora poder dar una definición matemática formal del concepto de esperanza, es necesario realizar una serie de definiciones: sea X una variable aleatoria, que puede ser discreta o continua, con una función de densidad f_X , y sea Ω el conjunto de todos los valores que puede tomar dicha variable, entonces se establece a la esperanza de X como:

$$E(X) = \begin{cases} \sum_{x \in \Omega} x * f_X(x) & \text{si } X \text{ es discreta.} \\ \int_{-\infty}^{\infty} x * f_X(x) & \text{si } X \text{ es continua.} \end{cases}$$

Es importante aclarar, que definir a la esperanza de una variable aleatoria como el valor que es más probable que tome el experimento que modela es un error, porque aunque a veces así pasa, como en la variable que modela el resultado que puede obtenerse al sumar los valores de dos dados justos, cuya esperanza coincide con el valor que es más probable obtener, que es siete, dicho estimador del valor esperado puede también dar un resultado que la variable no tomará nunca, por ejemplo, si se tiene un experimento aleatorio que consiste en el lanzamiento de una moneda, al que se le asigna una variable aleatoria que toma valor cero y uno cuando la moneda cae en águila o sol respectivamente, la probabilidad de cada escenario es un medio, al igual que su esperanza, aunque por la forma en que está definida, la variable aleatoria no tomará nunca dicho valor.

Ahora que se ha repasado el concepto de esperanza, se expone el cálculo de la misma para la variable aleatoria que fue generada en el proceso estimación desarrollado en el apartado anterior. Para ello se inicia recordando la variable aleatoria encontrada, denotada X , así como su función de probabilidad correspondiente:

$$X = .002 * X_1 + .855 * X_2 + .142 * X_3 + .001 * X_4$$

$$f_X(x) = .002 * f_{X_1}(x) + .855 * f_{X_2}(x) + .142 * f_{X_3}(x) + .001 * f_{X_4}(x)$$

En donde:

- X es la nueva variable aleatoria generada por el algoritmo.
- β_i es el peso específico asignado a cada horizonte temporal.
- X_i es la variable aleatoria que modela el comportamiento del precio del activo financiero en cada horizonte temporal.
- $f_X(x)$ es la función de densidad de la variable aleatoria X evaluada en x .
- $f_{X_i}(x)$ es la función de probabilidad de la variable aleatoria X_i cuando se valúa en x .

Basado en las ecuaciones anteriores y en la definición de esperanza proporcionada previamente en el presente apartado, así como en la notación para ellas establecida, dado que X es una variable aleatoria discreta se tiene que:

$$E(X) = \sum_{x \in \Omega} x * f_X(x)$$

Al sustituir la función de probabilidad de X en la ecuación anterior se obtiene:

$$E(X) = \sum_{x \in \Omega} x * [.002 * f_{X_1}(x) + .855 * f_{X_2}(x) + .142 * f_{X_3}(x) + .001 * f_{X_4}(x)]$$

Resolviendo la multiplicación de x por la suma que se encuentra dentro de los corchetes, gracias a la propiedad distributiva de la suma y el producto, resulta la siguiente expresión:

$$E(X) = \sum_{x \in \Omega} [x * .002 * f_{X_1}(x) + x * .855 * f_{X_2}(x) + x * .142 * f_{X_3}(x) + x * .001 * f_{X_4}(x)]$$

Debido a que la suma tiene la propiedad asociativa, que dice que cuando se suman tres o más números el resultado es el mismo sin importar su agrupamiento, y gracias también a que la igualdad que se tiene arriba es una suma de sumas, dicha igualdad se puede describir de la siguiente manera:

$$E(X) = \sum_{x \in \Omega} [.002 * x * f_{X_1}(x)] + \sum_{x \in \Omega} [.855 * x * f_{X_2}(x)] + \sum_{x \in \Omega} [.142 * x * f_{X_3}(x)] + \sum_{x \in \Omega} [.001 * x * f_{X_4}(x)]$$

Por definición, cuando la función de probabilidad es calculada para un valor que no toma nunca la variable aleatoria a la que está asociada, el resultado generado es cero. Así que si se utiliza la construcción de la variable aleatoria X , y se definen a $\Omega_1, \Omega_2, \Omega_3, \Omega_4$, que son subconjuntos de Ω , como los conjuntos particulares de posibles valores que pueden tomar cada una de las variables X_1, X_2, X_3 y X_4 respectivamente, se tiene la siguiente expresión:

$$E(X) = \sum_{x \in \Omega_1} [.002 * x * f_{X_1}(x)] + \sum_{x \in \Omega_2} [.855 * x * f_{X_2}(x)] + \sum_{x \in \Omega_3} [.142 * x * f_{X_3}(x)] + \sum_{x \in \Omega_4} [.001 * x * f_{X_4}(x)]$$

Ocupando nuevamente la propiedad distributiva, pero para hacer ahora la factorización de los ponderadores, se obtiene:

$$E(X) = .002 * \sum_{x \in \Omega_1} [x * f_{X_1}(x)] + .855 * \sum_{x \in \Omega_2} [x * f_{X_2}(x)] + .142 * \sum_{x \in \Omega_3} [x * f_{X_3}(x)] + .001 * \sum_{x \in \Omega_4} [x * f_{X_4}(x)]$$

En la ecuación anterior se genera una expresión que suma al producto del ponderador y la esperanza de cada variable, por lo que se puede reescribir como:

$$E(X) = .002 * E(X_1) + .855 * E(X_2) + .142 * E(X_3) + .001 * E(X_4)$$

Por lo tanto, y gracias a la construcción misma del modelo, se puede expresar a la esperanza de la variable aleatoria generada por la mezcla resultante del algoritmo, como la suma ponderada de las esperanzas de las variables aleatorias que conforman a la mezcla. Es decir,

se observa que el estimador del valor esperado de la variable creada por el método de cálculo propuesto, se obtiene al multiplicar los rendimientos promedios en cada horizonte temporal por los pesos específicos correspondientes, y realizando la suma de los resultados de dichos productos.

Otro procedimiento para llegar al resultado anterior se fundamenta en el hecho de que la esperanza es un operador lineal. Un operador lineal, de manera simple, es una función, f , que se comporta de la siguiente forma para todos los elementos u y v en su dominio y para todo k que sea un valor escalar:

$$f(ku + v) = kf(u) + f(v)$$

Se define entonces a la esperanza de X como:

$$E(X) = E(.002 * X_1 + .855 * X_2 + .142 * X_3 + .001 * X_4)$$

Por la propiedad aditiva derivada de la linealidad de la esperanza, la esperanza de una suma se puede expresar igualmente como la suma de las esperanzas, por lo que se obtiene:

$$E(X) = E(.002 * X_1) + E(.855 * X_2) + E(.142 * X_3) + E(.001 * X_4)$$

Dada la propiedad multiplicativa que los operadores lineales tienen en relación a los escalares, la ecuación anterior se puede reescribir de la siguiente manera:

$$E(X) = .002 * E(X_1) + .855 * E(X_2) + .142 * E(X_3) + .001 * E(X_4)$$

La igualdad anterior coincide con la expresión encontrada usando el procedimiento basado en la definición de esperanza y la distribución de la variable, misma que fue expuesta previamente en el presente apartado. Resulta evidente que el proceso que se basa en las propiedades de la esperanza como operador lineal es mucho más eficaz, pero se decidió agregar ambos procedimientos en la presente tesis, para ayudar a que el lector comprenda más fácilmente la totalidad del proceso matemático que sustenta al algoritmo de estimación propuesto.

Como se ha mostrado en el presente capítulo, el cálculo del valor esperado para el rendimiento del activo financiero que se esté estudiando, depende en gran medida de las esperanzas propias de las variables aleatorias correspondientes a los distintos horizontes temporales contemplados, pues son las que al mezclarse generan el modelo de estimación. Es por lo anterior que para cerrar el presente apartado se incluye una tabla, la 2.2-14, con las esperanzas de los distintos horizontes temporales clasificadas de acuerdo al activo que pretenden modelar.

VALORES ESPERADOS POR HORIZONTE PARA CADA ACTIVO					
ACTIVO	Último mes	Un año antes (Mensual)	Un año atrás (Diaria)	Dos años antes	Cálculo Final
América Móvil (AMXL)	-0.1114%	-0.1027%	1.6966%	0.0104%	0.1529%
Walmart México (WALMEXV)	0.2235%	0.1799%	-0.1829%	-0.0879%	0.1282%
Cemex (CEMEXCPO)	0.5132%	0.7662%	1.7415%	0.1016%	0.9036%
G.F. Inbursa (GFINBURO)	0.4715%	0.3247%	-0.9390%	-0.0557%	0.1452%
ICA (ICA)	0.4539%	0.1427%	-1.2320%	-0.1062%	-0.0521%
I.P.C.	0.2304%	0.0711%	0.6921%	0.0382%	0.1596%
Nasdaq	0.0154%	0.3402%	1.6586%	0.2448%	0.5267%
Oro	-0.1228%	0.2342%	2.5528%	-0.0716%	0.5624%
Petróleo	0.0434%	0.3946%	4.2878%	0.3353%	0.9466%

Tabla 2.2-14

2.2.5 MODIFICACIÓN DEL CÁLCULO DE LA VOLATILIDAD SEGÚN EL MÉTODO PROPUESTO.

Una vez analizado el valor esperado que para la fecha de estimación, y en base a la serie histórica de rendimientos, propone el algoritmo diseñado en esta tesis, se procede a estudiar otro parámetro de gran importancia para el análisis de cualquier muestra aleatoria, la varianza.

Existe una gran cantidad de parámetros que brindan información sobre una variable aleatoria, y entre ellos, hay dos tipos que son de gran importancia, pues al complementarse permiten conocer mejor las características fundamentales de la variable que se estudia. Dichos parámetros son las medidas de tendencia o ubicación, y las de dispersión o amplitud.

Los parámetros de ubicación, o posición, son valores relevantes de una variable, cuya condición principal es la colocación que tienen dentro del conjunto de posibles resultados. Ejemplos importantes de dichos parámetros son la moda y la mediana, y también, el valor esperado revisado en el capítulo anterior.

Haciendo referencia a los parámetros de dispersión o amplitud, se dice que son aquellos que informan el grado de uniformidad o heterogeneidad que tienen los posibles resultados de una variable aleatoria, es decir, permiten conocer la distancia que entre dichos resultados existe. Sin duda alguna, el ejemplo más importante de este tipo de parámetros es la varianza, aunque también existen otros dignos de mencionarse, como la desviación estándar o el coeficiente de apertura.

Si se cuenta únicamente con la información de uno de los tipos de parámetros previamente expuestos, no se puede inferir fácilmente nada importante sobre las características de una variable aleatoria, por otro lado, al tener datos relacionados con ambos tipos de medidas se puede ubicar al conjunto de posibles resultados con mayor importancia, pues se sabe la posición o ubicación de tendencia central y que tan alejados están la mayoría de los posibles resultados de dicho punto. Hasta el presente apartado se conoce un importante estimador de ubicación relacionado a la variable aleatoria generada por el algoritmo de estimación propuesto, pero como se ha expuesto en este párrafo, es relevante incorporar al modelo de estudio de la variable un parámetro de dispersión que complemente la información ya obtenida, y dicho objetivo es el que pretende cumplirse al agregar a la varianza en el análisis

de las características propias de las series históricas de precios y rendimientos de un activo financiero.

La varianza de una variable aleatoria es un valor numérico, mayor o igual a cero, que informa acerca de la amplitud que tiene el rango de posibles resultados que puede tomar dicha variable. Conocer la varianza es un punto trascendental al realizar el análisis de una variable aleatoria, es por eso que la varianza es uno de los principales componentes que se estudian para determinar condiciones a cerca de una distribución probabilística o familia paramétrica determinada.

Una de las razones con mayor peso que justifican el análisis de la varianza al realizar un estudio, es que la eficiencia que tenga un modelo para estimar el comportamiento de una muestra aleatoria estará fuertemente relacionada con la varianza existente en dicha muestra, pues si la varianza es muy grande, también será así la dificultad de predecir una conducta determinada, pero si la varianza es pequeña, entonces el comportamiento de la muestra es más homogéneo, aumentando así la posibilidad de hacer estimaciones precisas.

La varianza tiene múltiples traducciones a conceptos empleados en diversos campos de aplicación de la teoría probabilística. Particularmente, en las finanzas se relaciona a dicho parámetro con la volatilidad de un activo, así como con el riesgo atribuido a una operación en el mercado. Para fines de la presente tesis, se considera a la varianza como la volatilidad de la muestra de precios, es decir, se entiende a la varianza como el grado de movimiento existente en los rendimientos comprendidos por la serie histórica de cada activo analizado.

Matemáticamente, la varianza se define como la esperanza del cuadrado de la diferencia existente entre la variable y su media, entonces, si se quiere calcular la varianza de la variable aleatoria generada por el algoritmo, denotada como X , se tiene la siguiente ecuación:

$$V(X) = E[(X - E(X))^2]$$

Pero la expresión anterior es un poco complicada de aplicar en el estudio de una variable aleatoria real, por ello se necesita buscar otra forma de expresar la varianza que facilite su utilización y permita generar cálculos más simples, para ello se recurre a la siguiente igualdad:

$$V(X) = E(X^2) - E(X)^2$$

La ecuación arriba mostrada define a la varianza como la resta del segundo momento de la distribución de la variable aleatoria X , denotado como $E(X^2)$, y el cuadrado de la esperanza, llamada también primer momento. Por lo tanto, dado que ya se presentó al lector el parámetro $E(X)$, queda ahora hacer lo propio con $E(X^2)$.

Formalmente, si se tiene una variable aleatoria discreta X , con función de probabilidad $f(x)$ positiva para los valores en el conjunto Ω , entonces se define a su segundo momento como:

$$E(X^2) = \sum_{x \in \Omega} x^2 * f(x)$$

Utilizando un razonamiento análogo al que se encuentra en el bloque anterior para analizar el valor esperado asociado a la variable X , y que se consideró innecesario repetir, se llega a la siguiente igualdad:

$$E(X^2) = .002 * E(X_1^2) + .855 * E(X_2^2) + .142 * E(X_3^2) + .001 * E(X_4^2)$$

Se hace un poco más claro con la ecuación anterior, que el segundo momento de la variable aleatoria generada por el método de estimación, se puede obtener mediante la suma ponderada de los valores correspondientes a ese mismo parámetro, de cada una de las variables que conforman a la mezcla generada por el algoritmo de cálculo. Teniendo como base lo recién expuesto se agrega la tabla 2.2-15, que concentra la información referente al segundo momento asociado a cada activo y a cada horizonte temporal, también se incluye ahí, en la columna llamada “Cálculo final”, el segundo momento resultante para la variable aleatoria X .

VALOR DEL SEGUNDO MOMENTO POR HORIZONTE PARA CADA ACTIVO					
ACTIVO	Último mes	Un año antes (Mensual)	Un año atrás (Diaria)	Dos años antes	Cálculo Final
América Móvil (AMXL)	0.0086%	0.0161%	0.0288%	0.0040%	0.0179%
Walmart México (WALMEXV)	0.0182%	0.0081%	0.0003%	0.0084%	0.0070%
Cemex (CEMEXCPO)	0.0182%	0.0977%	0.0303%	0.0239%	0.0879%
G.F. Inbursa (GFINBURO)	0.0314%	0.0181%	0.0088%	0.0075%	0.0168%
ICA (ICA)	0.0284%	0.0472%	0.0152%	0.0060%	0.0426%
I.P.C.	0.0026%	0.0091%	0.0048%	0.0014%	0.0085%
Nasdaq	0.0070%	0.0115%	0.0275%	0.0027%	0.0138%
Oro	0.0036%	0.0132%	0.0652%	0.0070%	0.0206%
Petróleo	0.0091%	0.0230%	0.1839%	0.0160%	0.0458%

Tabla 2.2-15

Ya que se mostraron los primeros dos momentos, se puede hacer el cálculo referente a la varianza. Es importante tener los valores referentes a dichos momentos para la variable resultante del algoritmo, y no sólo los de cada horizonte, porque la varianza no es un estimador lineal, lo que se traduce matemáticamente a:

$$V(X) \neq .002 * V(X_1) + .855 * V(X_2) + .142 * V(X_3) + .001 * V(X_4)$$

Por lo tanto, cada varianza debe ser calculada utilizando la información de la variable a la que está asociada, es decir, no se puede calcular la varianza de la variable aleatoria X , que es una combinación lineal resultante de una suma ponderada, como la suma de las varianzas de las variables que conforman la mezcla.

En la tabla 2.2-16, “Volatilidad por horizonte para cada activo”, que se encuentra a continuación, se hace un resumen de las volatilidades encontradas para todos los bienes en todos los horizontes temporales considerados en el desarrollo de la presente tesis, en la columna de cálculo final se encuentra la volatilidad que para cada activo propone el algoritmo propuesto.

VOLATILIDAD POR HORIZONTE PARA CADA ACTIVO					
ACTIVO	Último mes	Un año antes (Mensual)	Un año atrás (Diaria)	Dos años antes	Cálculo Final
América Móvil (AMXL)	0.0085%	0.0160%	0.00%	0.0040%	0.0176%
Walmart México (WALMEXV)	0.0177%	0.0078%	0.00%	0.0083%	0.0068%
Cemex (CEMEXCPO)	0.0155%	0.0918%	0.00%	0.0238%	0.0797%
G.F. Inbursa (GFINBURO)	0.0292%	0.0170%	0.00%	0.0074%	0.0166%
ICA (ICA)	0.0263%	0.0470%	0.00%	0.0059%	0.0425%
I.P.C.	0.0020%	0.0090%	0.00%	0.0014%	0.0082%
Nasdaq	0.0069%	0.0103%	0.00%	0.0021%	0.0110%
Oro	0.0034%	0.0127%	0.00%	0.0070%	0.0174%
Petróleo	0.0091%	0.0215%	0.00%	0.0148%	0.0369%
					Tabla 2.2-16

De los resultados plasmados en la tabla que resume los cálculos de las varianzas, se pueden observar varios puntos interesantes. En primer lugar, podemos ver que la varianza del tercer horizonte considerado es cero, esto pasa porque la variable tiene un único valor posible, así que siempre se obtiene el mismo resultado. Lo anterior, hace que cualquier parámetro que haga referencia al cambio en la variable, o a la dispersión de los posibles resultados, sea nulo.

También se muestra en la Tabla 2.2-16 una de las principales características de la volatilidad en los activos financieros, y es que dicho parámetro depende fuertemente del horizonte temporal que se utilice para el análisis, en otras palabras, sería un grave error considerar una varianza por activo, pues para entender la información de volatilidad que otorga un parámetro de dispersión, se debe considerar también la ventana temporal utilizada en su cálculo.

De esta forma concluye el segundo bloque de la presente tesis, en el que se ha expuesto el proceso completo de creación y desarrollo del método de estimación propuesto, desde su motivación y la información que alimenta sus cálculos, pasando por el algoritmo de aplicación, y concluyendo ahora con el análisis de los parámetros resultantes.

Capítulo 3

**IMPLEMENTACIÓN DEL
MÉTODO DE CÁLCULO**

Objetivo y Contenido del Capítulo

Una vez que ha sido definido el algoritmo desarrollado en la presente tesis, y brevemente la teoría que lo sustenta, es objetivo de este tercer bloque analizar los horizontes de aplicación que puede tener, empleando el método de estimación expuesto para indagar el posible comportamiento futuro de múltiples activos en horizontes distintos.

El capítulo consta de dos temas, en que se hacen algunos ejemplos de la aplicación del algoritmo de estimación en distintos valores financieros, simples y compuestos, para tener una dimensión más clara de su alcance y eficiencia.

Es pertinente aclarar, que para los fines perseguidos en el presente trabajo, todas las variaciones de los precios estimadas son a un día, es decir, todos los rendimientos que se busca predecir, son rendimientos diarios.

El primer objetivo del capítulo, es aplicar el algoritmo en activos simples, y su intención, es determinar las condiciones numéricas más importantes de diferentes activos financieros en distintos periodos temporales.

Posteriormente, en el segundo tema, ocupando el algoritmo de cálculo propuesto se forma un portafolio de inversión. Una vez seleccionado el conjunto de activos, se analizan las propiedades que tiene, pues se observa, tanto su posible rendimiento, como su nivel de volatilidad.

Finalmente, al concluir con este capítulo, se busca que el lector tenga una idea clara del nivel de precisión, facilidad y velocidad que puede tener el algoritmo propuesto, así como un mayor conocimiento del campo de aplicación en que el método de estimación pudiera resultarle útil.

Cabe mencionar, que a manera de Anexo a este trabajo se encuentran dos herramientas informáticas, que pudieran ayudar al lector a replicar los cálculos expuestos en este bloque, así como a generar sus propios análisis, y a obtener nuevas estimaciones.

3.1. Aplicación del algoritmo y comparación de las metodologías en activos simples.

El objetivo que persigue el presente apartado es utilizar la metodología de estimación propuesta en esta tesis, para obtener información del comportamiento de las series de precios de varios activos financieros en múltiples horizontes temporales, para poder así conocer un poco más a la metodología propuesta y a los alcances de sus capacidades.

Estructuralmente, esta sección del tercer bloque se divide en dos partes. La primera es en la que se aplica el proceso de estimación para pronosticar rendimientos, y se estudian los resultados obtenidos; por otro lado, la segunda parte hace un breve análisis de la volatilidad asociada a la serie como consecuencia del nuevo estimador de la esperanza.

También es buen momento para indicar que en este bloque se analizan únicamente acciones listadas en la Bolsa Mexicana de Valores (BMV), es decir, no se incluyen índices, materias primas o cualquier otro producto financiero o económico que, sin embargo, pudiera ser estudiado utilizando el procedimiento de cálculo propuesto.

Lo anterior se basa en la búsqueda de uniformidad en calendario, moneda, mercado y otros factores de comercialización, lo que facilita la comparación y permite un estudio más adecuado de los alcances que puede tener el algoritmo.

Además, es prudente aclarar que el diseño del algoritmo se basó en activos de alta bursatilidad, por lo que su aplicación en este apartado se centra en instrumentos de capital con altos montos comerciados diariamente.

Las acciones que forman parte del bloque de análisis ocupado en el presente capítulo se exponen en la Tabla 3.1-1, misma que se encuentra a continuación:

ACTIVOS UTILIZADOS PARA LA EVALUACIÓN DEL ALGORITMO		
ACCIÓN	CLAVE	SECTOR / INDUSTRIA
Organización Soriana, S.A.B. de C.V.	SORIANA	Productos de Consumo Frecuente
Kimberly - Clark de México, S.A.B. de C.V.	KIMBER	Productos de Consumo Frecuente
Mexichem, S.A.B. de C.V.	MEXCHEM	Materiales
Grupo Bimbo, S.A.B. de C.V.	BIMBO	Productos de Consumo Frecuente
Gpo México, S.A.B. de C.V.	GMEXICO	Materiales

Tabla 3.1-1

En relación a las fechas para las que se hacen las estimaciones, se decidió hacer el estudio completo de un año, analizando los cierres trimestrales, semestrales y el anual; el año estudiado es 2012. Pero por otro lado, se agregan periodos extras que permiten ampliar la base de estudio e incrementar la profundidad del análisis, dichos periodos adicionales, así como todos los correspondientes al estudio anual de 2012, se enlistan en la Tabla 3.1-2:

PERIODOS TEMPORALES UTILIZADOS PARA LA EVALUACIÓN DEL ALGORITMO	
FECHAS	HORIZONTE
1 de Dic de 2011	Apertura del último mes de 2011
2 de Ene de 2012	Primer día de 2012
2 de Abr de 2012	Inicio del segundo trimestre
2 de Jul de 2012	Comienzo del segundo semestre
1 de Oct de 2012	Apertura cuarto trimestre
3 de Dic de 2012	Primer día del último mes
2 de Ene de 2012	Inicio de 2013

Tabla 3.1-2

Una vez que se han determinado los horizontes temporales y las acciones involucradas en el desarrollo del presente apartado, se procede a la aplicación del algoritmo y a la exposición de los resultados obtenidos; comparando los resultados del algoritmo contra los obtenidos a través del cálculo de un promedio simple.

3.1.1 COMPARACIÓN DE LOS RENDIMIENTOS ESPERADOS EN DIFERENTES HORIZONTES TEMPORALES.

Un modelo de estimación siempre tiene un grado de error, y el pretender modelar algo tan complejo como el comportamiento futuro de un activo financiero usando un modelo matemático no es la excepción. Una de las principales causas de ello, es que siempre habrá una gran cantidad de características de la realidad que el modelo no pueda reflejar exactamente.

Es también lógico pensar que mientras más simple sea el modelo, más dificultad tendrá para apegarse fuertemente a la realidad, pues probablemente dependerá de supuestos difíciles de comprobar, o excluirá características que sean difíciles de medir o de incorporar en dicho modelo.

El algoritmo de estimación propuesto en la presente tesis no es la excepción, pues al ser aplicado a las series y en los horizontes temporales antes mencionados, tuvo resultados de favorecedores, modelando adecuadamente la realidad y dando estimaciones precisas, pero tuvo algunos otros en que se vio superado por el método del promedio aritmético, o método clásico.

Sobre el párrafo anterior, y como se expone más adelante en la Tabla 3.1-3, el valor estimado en que el método se alejó más del rendimiento real fue para MEXCHEM en diciembre de 2011, donde no acertó la dirección del cambio y tuvo una diferencia de 3.88 puntos porcentuales (pp) respecto al rendimiento presentado en la realidad. De manera contraria, en enero de 2012, la estimación hecha para GMEXICO tuvo un importante grado de eficiencia, acertando la dirección que tendría el movimiento, y obteniendo una diferencia de 0.11pp con el rendimiento realmente obtenido.

Como se puede apreciar a continuación, la tabla 3.1-3 se encuentra dividida en dos secciones: en la superior están los casos que acotan las variaciones encontradas entre el estimador propuesto y el rendimiento real, en la inferior están los datos que se utilizan para estudiar la eficiencia del método propuesto frente al clásico. Los resultados relacionados

con la eficiencia del modelo propuesto, son de suma importancia para los fines de la presente tesis, es por eso que para analizarlos se utilizan distintas métricas que pretenden explicar el nivel de efectividad del método estudiándolo desde múltiples ángulos.

RESUMEN DE RESULTADOS						
VARIACIÓN		ESCENARIO		RENDIMIENTOS		
		Activo	Fecha	Real	Estimado	Variación (Abs.)
	MÁXIMA	MEXCHEM	1 de Dic de 2011	-3.41%	0.47%	3.88 p.p.
MÍNIMA	GMEXICO	2 de Ene de 2012	0.22%	0.10%	0.11 p.p.	
EFICIENCIA	MÉTODO	EN VALOR		EN DIRECCIÓN		GENERAL
		Por Activo	Por Fecha	Por Activo	Por Fecha	
	PROPUESTO	80.00%	71.43%	80.00%	57.14%	57.14%
	CLÁSICO	20.00%	28.57%	20.00%	42.86%	42.86%

Tabla 3.1-3

Una manera de analizar los resultados de eficiencia obtenidos es separando las dos condiciones de la estimación, que son el valor propuesto y la dirección estimada que tendrá el movimiento, es decir, estudiar por separado la efectividad obtenida en la magnitud de la variación y aquella obtenida en el sentido. En relación a la magnitud del rendimiento estimado, para el 80% de los activos el método propuesto dio mejores aproximaciones que el método clásico, asimismo sucedió para el 71.43% de las fechas incluidas en el análisis.

Que un método sea mejor que el otro para un activo determinado, quiere decir, que para al menos cuatro de las siete fechas dio el mejor estimador; de forma análoga, que un algoritmo de cálculo resulte más eficiente que otro para alguna fecha, implica que generó la mejor predicción para un mínimo de tres de los cinco activos. Por ejemplo, y en referencia concreta a la estimación de la magnitud, MEXCHEM fue el único instrumento para el cual el método clásico generó mejores pronósticos, dominando en cuatro de los siete escenarios utilizados; por otro lado, el dos de abril y el primero de octubre, ambos de 2012, fueron las fechas en que el estimador propuesto en este trabajo se vio superado en tres de las cinco acciones estudiadas.

La dirección, o sentido del movimiento, determina si existe o no variación en el precio del activo, y si dicho cambio es positivo o negativo. Puesto en términos generales, estimar la tendencia es poder prever si se ganará o perderá con una inversión, aunque no se sepa el monto de dicho resultado. Es importante estudiar la eficiencia del método en relación a la dirección, porque en muchas operaciones financieras lo primero que interesa al inversor es saber si ganará o perderá con alguna transacción determinada, y el saldo resultante de dicha operación pasa a un segundo nivel de análisis.

Para cuatro de los cinco activos la estimación del sentido resultante de aplicar el algoritmo propuesto resultó mejor que la proveniente del método clásico, lo que se alinea con lo sucedido en el cálculo de la magnitud; sin embargo, la efectividad por fecha es distinta cuando el análisis se centra en la magnitud o en el sentido, pues para el segundo la efectividad es menor, siendo mejor que el método tradicional sólo el 57.14% de las veces.

Al estudiar los casos específicamente, es decir, caso por caso y sin importar de que activo o para que fecha se realizó el pronóstico, el algoritmo propuesto en la tesis otorga mejores resultados que el clásico en 57.14% de las veces. Lo anterior se puede interpretar como que para más de la mitad de los casos el método propuesto será el más conveniente, pues se aproximará más al rendimiento real que el otro método.

Aunque el comportamiento general de la eficiencia de los métodos fue muy estable, existieron casos de fechas y activos en los que las variaciones entre el estimador propuesto y el rendimiento real presentado son dignas de resaltar, para lo anterior se utilizan seis tablas en las que se muestran las mayores y menores diferencias entre el estimador propuesto y el rendimiento real, así como las mejores estimaciones por activo y por fecha, y se analizan dos casos en que el algoritmo propuesto generó predicciones muy precisas.

En relación a las diferencias, hubo casos notables, en los que la variación entre el rendimiento esperado y el real fue menor a un tercio de punto porcentual, por lo que se podría pensar que la información aportada por el estimador fue muy precisa. Como se puede apreciar en la tabla 3.1-4, que se encuentra a continuación, el 2 de enero de 2012 fue la fecha para la que se dio la mejor y la quinta mejor estimación, y para el 2 de julio del mismo año se hizo la segunda mejor, así como la cuarta.

MENORES VARIACIONES				
ESCENARIO		RENDIMIENTOS		
Activo	Fecha	Real	Estimado	Variación (Abs.)
GMEXICO	2 de Ene de 2012	0.22%	0.10%	0.11 p.p.
SORIANA	2 de Jul de 2012	-0.02%	-0.23%	0.21 p.p.
SORIANA	1 de Oct de 2012	-0.22%	-0.01%	0.21 p.p.
GMEXICO	2 de Jul de 2012	0.38%	0.63%	0.25 p.p.
KIMBER	2 de Ene de 2012	0.00%	-0.33%	0.33 p.p.

Tabla 3.1-4

También en la tabla anterior se puede notar como los dos activos para los que se dieron las mejores estimaciones fueron GMEXICO y SORIANA, que concentran los mejores cuatro pronósticos hechos siguiendo el algoritmo propuesto. Otro aspecto pertinente de resaltar, es que para las cuatro estimaciones mencionadas el error está acotado por un cuarto de punto porcentual y que las direcciones anunciadas coincidieron con las que se presentaron en la realidad.

Sin embargo, y como se muestra en la tabla 3.1-5, también hubo otros casos menos alentadores en los que las variaciones entre el estimador propuesto y la realidad fueron bastante amplias, y en muchos casos, la dirección del movimiento pronosticado no coincidió con el acontecido. En la tabla mencionada, se hace evidente que los activos para los que el algoritmo propuesto hizo las peores predicciones fueron MEXCHEM y BIMBO, y la fecha en que con mayor ineficiencia se modelaron las acciones estudiadas, fue el primer día de diciembre de 2011. Un dato interesante revelado por las tablas 3.1-4 y 3.1-5, es que la eficiencia del modelo propuesto al intentar pronosticar el comportamiento de GMEXICO es

muy variable, pues es el único activo que se encuentra en ambas tablas; es decir, es la única acción en que el algoritmo de estimación propuesto tiene resultados que sobresalen por su exactitud, y otros que destacan por su imprecisión.

MAYORES VARIACIONES				
ESCENARIO		RENDIMIENTOS		
Activo	Fecha	Real	Estimado	Variación (Abs.)
MEXCHEM	1 de Dic de 2011	-3.41%	0.47%	3.88 p.p.
MEXCHEM	2 de Ene de 2013	3.74%	0.07%	3.67 p.p.
BIMBO	2 de Abr de 2012	2.84%	0.17%	2.67 p.p.
GMEXICO	3 de Dic de 2012	2.07%	-0.49%	2.56 p.p.
BIMBO	1 de Dic de 2011	-1.79%	0.60%	2.39 p.p.

Tabla 3.1-5

Una vez expuestos los casos notables estudiados desde el punto de vista de la distancia entre el rendimiento estimado y el real, se procede a hacer un estudio diferente, para ello se analizan las predicciones que tuvieron mayor precisión para cada acción, mismas que se concentran, para facilitar su estudio, en la tabla 3.1-6.

MEJOR ESTIMACIÓN POR ACTIVO				
ESCENARIO		RENDIMIENTOS		
Activo	Fecha	Real	Estimado	Variación (Abs.)
GMEXICO	2 de Ene de 2012	0.22%	0.10%	.11 p.p.
SORIANA	2 de Jul de 2012	-0.02%	-0.23%	.21 p.p.
KIMBER	2 de Ene de 2012	0.00%	-0.33%	.33 p.p.
BIMBO	2 de Ene de 2012	0.00%	-0.37%	.37 p.p.
MEXCHEM	2 de Abr de 2012	0.85%	0.39%	.46 p.p.

Tabla 3.1-6

Gracias a la tabla presentada anteriormente, en la que se puede observar gráficamente la mejor estimación para cada activo, se muestra que la fecha en que se realizaron la mayor cantidad de las mejores predicciones para los distintos valores financieros, fue el segundo día del primer mes de 2012. También se hace notorio el hecho de que, nuevamente, las mejores estimaciones tienen que ver con GMEXICO, SORIANA y KIMBER, como pasó con las cinco predicciones con menor distancia con el correspondiente rendimiento real; alineado con lo anterior, BIMBO y MEXCHEM, que tuvieron cuatro de las peores cinco estimaciones, son las que tienen mayor distancia entre sus mejores pronósticos y los rendimientos reales correspondientes.

Tres de los cinco rendimientos reales que se encuentran en la tabla 3.1-6 son no nulos, y el sentido de la variación de todos ellos coincide con el predicho por el algoritmo propuesto en la presente tesis. Así mismo, se puede notar que para los dos rendimientos reales nulos, el sentido del pronóstico realizado por el estimador es negativo.

Otra forma de analizar los resultados, es separando el estudio de acuerdo a las fechas para las que se realizaron las estimaciones, con lo que se logra ampliar el panorama de las observaciones resultantes de la aplicación del algoritmo. Es por lo anterior, que en la tabla 3.1-7 se muestran los mejores pronósticos para cada fecha incluida en el estudio.

MEJOR ESTIMACIÓN POR FECHA				
ESCENARIO		RENDIMIENTOS		
Fecha	Activo	Real	Estimado	Variación (Abs.)
1 de Dic de 2011	KIMBER	-0.50%	-0.09%	.41 p.p.
2 de Ene de 2012	GMEXICO	0.22%	0.10%	.11 p.p.
2 de Abr de 2012	MEXCHEM	0.85%	0.39%	.46 p.p.
2 de Jul de 2012	SORIANA	-0.02%	-0.23%	.21 p.p.
1 de Oct de 2012	SORIANA	-0.22%	-0.01%	.21 p.p.
3 de Dic de 2012	SORIANA	0.83%	0.18%	.65 p.p.
2 de Ene de 2013	KIMBER	0.76%	0.11%	.65 p.p.

Tabla 3.1-7

En relación a la tabla anterior se pueden observar un par de puntos relevantes, tanto de los activos que resultaron incluidos en ella, como de los resultados relacionados con algunas fechas en específico. Sobre las acciones, es notorio que BIMBO es la única que no está considerada en la tabla, es decir, que para ninguna fecha el activo al que se dio la mejor estimación fue ese, lo que es consistente con todo lo expuesto previamente sobre dicho capital; sin embargo, y también sobre las acciones incluidas, resulta interesante el hecho que MEXCHEM se encuentre en la tabla 3.1-7, pues dicho bien financiero tiene las dos peores estimaciones realizadas, y dentro de los mejores pronósticos por activo, el suyo es el de menor precisión.

La tabla 3.1-7, y en particular lo sucedido en relación a enero de 2012 y de 2013, pudiera ser evidencia de que los pronósticos presentados por el algoritmo no son cíclicos, o visto de otra forma, que no cargan un factor pesado de estacionalidad que pueda comprometer sus resultados. Una de las bases de la afirmación anterior, es que en las mejores estimaciones hechas para dos eneros de distintos años, se encuentran las variaciones extremas que se muestran en la tabla 3.1-7, tanto la que tiene el error mínimo, como la que tiene el máximo. Por otro lado, los meses de julio y octubre de 2012 muestran resultados muy positivos, pues sus mejores estimaciones se encuentran empatadas en segundo lugar de precisión; la importancia de lo anterior, es que el algoritmo se diseñó utilizando información relacionada al primer día hábil de 2013, lo que parece mostrar que el método propuesto funciona adecuadamente en fechas distintas a aquella que sirvió como piedra angular en su construcción.

Tomando como fundamento lo expuesto anteriormente, y con la intención de mostrar otro aspecto del comportamiento que tiene el estimador propuesto, se examina su funcionamiento al pronosticar las características de un mismo activo a través del tiempo. Para lograr lo anterior, se aplicó el algoritmo diseñado en la presente tesis a la serie histórica

de rendimientos de SORIANA, con la finalidad de analizar su eficiencia para pronosticar el rendimiento que tendría dicha acción en cada una de las siete fechas incluidas en el análisis realizado en este apartado; el procedimiento anterior se expone, con mayor claridad, en la tabla 3.1-8.

ESTIMACIONES PARA SORIANA						
ESCENARIO	RENDIMIENTOS			VARIACIÓN (Abs.)		MEJOR ESTIMADOR
	Fecha	Real	M. Propuesto	M. Clásico	M. Propuesto	
1 de Dic de 2011	-1.70%	-0.10%	0.01%	1.60 p.p.	1.71 p.p.	M. Propuesto
2 de Ene de 2012	-0.77%	-0.24%	0.01%	0.53 p.p.	0.78 p.p.	M. Propuesto
2 de Abr de 2012	1.48%	-0.05%	0.01%	1.52 p.p.	1.46 p.p.	M. Clásico
2 de Jul de 2012	-0.02%	-0.23%	0.04%	0.21 p.p.	0.06 p.p.	M. Propuesto
1 de Oct de 2012	-0.22%	-0.01%	0.05%	0.21 p.p.	0.26 p.p.	M. Propuesto
3 de Dic de 2012	0.83%	0.18%	0.04%	0.65 p.p.	0.79 p.p.	M. Propuesto
2 de Ene de 2013	0.32%	-0.12%	0.05%	0.44 p.p.	0.28 p.p.	M. Clásico

Tabla 3.1-8

Lo primero que salta a la vista mientras se examina la información presentada en la tabla 3.1-8, es que el renglón con los datos correspondientes al primer día hábil del segundo semestre de 2012, se encuentra especialmente remarcado, lo anterior se debe a la peculiaridad del proceso para seleccionar el método que aporta la mejor estimación, lo que es una de las principales razones de incluir en este estudio los pronósticos obtenidos para SORIANA en la fecha referida. Cuando se examina el escenario particular del 2 de julio de 2012, se observa que el rendimiento presentado en la realidad fue una ligera pérdida de 0.02%, posteriormente, se ve que el método que generó la predicción con la menor variación en puntos porcentuales fue el clásico, por lo que parecería superar al método propuesto, sin embargo, al inspeccionar el sentido del movimiento en el precio del activo, el estimador presentado en esta tesis fue el único que acertó. Tomando como base lo anterior, y para decidir cuál de los dos pronósticos es más eficiente, se evaluó la capacidad de cada uno para influir en la toma de una decisión adecuada: por un lado, el pronóstico del método clásico informa acertadamente el valor absoluto del movimiento presentado; por otro lado, la estimación del algoritmo propuesto informa con precisión el sentido del movimiento, anunciando la pérdida de valor en la fecha analizada.

Lo recién expuesto plantea un cuestionamiento más concreto, y por lo tanto más simple de resolver: qué es más importante para un inversionista, saber el monto de lo que puede ganar o perder con una inversión, o saber si dicha transacción va a resultar en pérdida o ganancia.

Para resolver esa incógnita, se plantea al lector un ejemplo que, aunque simple, busca ilustrar la situación y acortar el camino a la respuesta buscada: suponga que asiste a un programa televisivo de concursos, juega de manera sobresaliente y gana un millón de dólares en distintos juegos, por lo que al acercarse el final del programa se le ofrece la oportunidad de escoger entre dos opciones, la primera es un juego en el que puede duplicar sus ganancias acumuladas o perderlas todas, la segunda es girar una ruleta que puede agregar a sus premios un viaje a Londres, Dallas o Querétaro; así que ahora el presentador

le pregunta qué opción quiere tomar. Suponiendo que el participante es adverso al riesgo, racional, y busca tomar la ruta que lo lleve a incrementar sus ganancias con el menor riesgo posible, es lógico asumir que se decidirá por la segunda opción.

En el ejemplo anterior se presenta un caso similar al que se está analizando en relación a SORIANA, en una opción, el concursante sabe que el monto exacto de lo que puede ganar o perder es un millón de dólares, mientras que en la otra, sabe que va a ganar, aunque el valor real del premio puede variar mucho. Lo mismo sucede con los pronósticos disponibles para SORIANA el 2 de julio de 2012, porque el estimador generado por el método clásico, como el primer caso del ejemplo, fue muy preciso al determinar el valor absoluto del rendimiento real presentado, pero el generado por el algoritmo propuesto en la tesis, como el segundo caso del ejemplo, predijo correctamente la dirección con la que se movería el precio. Por lo antes expuesto, y esperando que el apoyo didáctico ofrecido por la analogía del párrafo pasado haya resultado de utilidad, se determinó que aunque la variación en puntos porcentuales del pronóstico del método clásico es menor, el estimador construido en el presente trabajo es más eficiente, porque previene al usuario de la pérdida de valor que experimentaría el activo y le permite tomar la decisión más adecuada acerca de si debe o no realizar una operación de compra o venta.

Continuando con el análisis de la tabla 3.1-8, se puede notar que las mejores estimaciones propuestas por el método clásico y el propuesto son las del 2 de julio de 2012, que tienen variaciones con el rendimiento real de 0.06pp y 0.21pp, respectivamente. En contraste, el primer día del último mes de 2011 fue cuando se dieron los peores pronósticos, con un error de 1.60pp para el resultante del algoritmo propuesto y de 1.71pp para el correspondiente al procedimiento tradicional. Finalmente, resulta interesante notar que todos los pronósticos realizados por el algoritmo de estimación clásico indican un incremento en el valor de la acción, acertando en un 42.86% de los casos, mientras que indicando subidas y bajadas, el método propuesto acertó el sentido del cambio un 71.43% de las veces, superando así a su contraparte.

Una vez terminado el análisis de la eficiencia del estimador para predecir el rendimiento que tendría un activo en todos los horizontes temporales incluidos en el presente capítulo, se procede a realizar un análisis que complementa al anterior, puesto que ahora se evalúa la capacidad del algoritmo para estimar adecuadamente el rendimiento de todos los activos en una sola fecha. Para facilitar la exposición y comprensión de dicho análisis, se agrega a continuación la tabla 3.1-9.

ESTIMACIONES PARA EL 2 DE JULIO DE 2012						
ESCENARIO	RENDIMIENTOS			VARIACIÓN (Abs.)		MEJOR ESTIMADOR
Activo	Real	M. Propuesto	M. Clásico	M. Propuesto	M. Clásico	
BIMBO	-1.44%	-0.04%	0.07%	1.41 p.p.	1.51 p.p.	M. Propuesto
GMEXICO	0.38%	0.63%	0.05%	0.25 p.p.	0.33 p.p.	M. Propuesto
KIMBER	-0.42%	-0.02%	0.02%	0.40 p.p.	0.44 p.p.	M. Propuesto
MEXCHEM	-1.02%	0.34%	0.10%	1.36 p.p.	1.12 p.p.	M. Clásico
SORIANA	-0.02%	-0.23%	0.04%	0.21 p.p.	0.06 p.p.	M. Propuesto

Tabla 3.1-9

Haciendo un análisis análogo al realizado para la tabla pasada, al estudiar lo expuesto en la 3.1-9 se observa que las mejores estimaciones propuestas por el método clásico y el propuesto son las de SORIANA, cuyos errores respectivos son de 0.06pp y 0.21pp. En el otro extremo, se dieron los peores pronósticos para BIMBO, con un error de 1.41pp para el resultante del algoritmo propuesto y uno de 1.51pp para el correspondiente al procedimiento tradicional. Para terminar, se resalta que al igual que en los casos de la tabla 3.1-7, todos los pronósticos realizados por el algoritmo de estimación clásico indican un incremento en el valor de la acción, obteniendo ahora un muy bajo 20% de eficiencia para predecir la dirección del cambio en los precios de los activos analizados, y siendo claramente superado por el 80% de precisión del método propuesto.

Como se expone más adelante, una de las principales herramientas para mejorar el espectro de posibles resultados en una operación es la diversificación, y la eficiencia de un pronóstico no es la excepción a dicha regla; de manera general, el método clásico acertó el sentido del rendimiento real un poco más de cuatro de cada diez veces, y el propuesto lo logró casi seis de cada diez, pero en el 68% de los casos en que los métodos coincidieron de signo, pronosticaron acertadamente al presentado en la realidad.

Resumiendo, al aplicar el método propuesto en la tesis en cinco activos y en distintos días, los resultados obtenidos fueron positivos. Al estudiar únicamente el algoritmo construido, se puede resaltar el hecho de que el error de las cinco mejores estimaciones se encuentra acotado por un tercio de punto porcentual, y que los pronósticos más atinados para cada uno de los activos tienen una variación máxima inferior a 0.50pp. Por otro lado, cuando se hace el estudio comparativo entre procedimientos, para el 80% de los valores analizados el método propuesto tuvo un mayor grado de eficiencia para pronosticar el valor y la dirección del movimiento; asimismo, el estimador construido fue mejor para predecir el valor del rendimiento más del 70% de las fechas, y para cuatro de cada siete días el sentido del movimiento en el precio fue mejor pronosticado por el estimador propuesto que por el tradicional.

Fundamentado en todo lo anterior se concluye que al tratar de predecir el movimiento del precio de un bien financiero, el método propuesto en la tesis tiene un buen nivel de precisión, y es generalmente más atinado que el estimador tradicional.

3.1.2 COMPARACIÓN DE LAS VOLATILIDADES ASOCIADAS EN DIFERENTES HORIZONTES TEMPORALES.

Como ya se ha mostrado en capítulos previos, las diferencias en la definición de la variable aleatoria utilizada como base del modelo, y el consecuente movimiento en el estimador del valor esperado, generan un cambio en la varianza asociada a la serie histórica de los precios de un activo.

En el presente apartado de la tesis, se hace un breve análisis de dicho cambio, utilizando para ello dos casos comparativos: el primero toma como objeto de estudio al activo en que las varianzas por método fueron más distantes, mientras que el segundo toma la fecha en

que fueron más cercanas; lo anterior se hace para dar una conclusión que logre cubrir la mayor cantidad de posibles observaciones, estudiadas desde muy diferentes puntos de vista.

Pero antes de poder iniciar con el análisis de las varianzas, o volatilidades, es adecuado exponer el proceso de cálculo que las origina. Retomando información presentada en capítulos previos, se sabe que el cálculo más usual de la varianza es una sustracción con dos factores: el primero a considerarse es el segundo momento de la variable aleatoria, al que se le resta el valor de la esperanza elevado a la segunda potencia. En base a los cálculos hechos en el apartado anterior del presente capítulo, es sencillo obtener el cuadrado de la esperanza, sin embargo, para conocer el segundo momento de la nueva variable aleatoria es necesario hacer un proceso matemático diferente.

La esperanza de la variable aleatoria al cuadrado, o segundo momento de la variable, se calcula en tres pasos: el primero es multiplicar por sí mismo a todos los valores que puede tomar dicha variable, posteriormente, se obtiene el producto de esos cuadrados por su probabilidad de ocurrencia, para finalmente hacer la suma de todos los resultados generados en el segundo paso. Este proceso debe ser realizado de manera independiente para cada caso, es decir, debe calcularse el segundo momento de cada activo en cada fecha que se esté analizando. En la tabla 3.1-10, que el lector puede encontrar a continuación, se enlistan todos los resultados generados en el proceso señalado en éste párrafo.

SEGUNDO MOMENTO					
	BIMBO	GMEXICO	KIMBER	MEXCHEM	SORIANA
1 de Dic de 2011	0.0152%	0.0349%	0.0052%	0.0210%	0.0147%
2 de Ene de 2012	0.0153%	0.0056%	0.0073%	0.0067%	0.0105%
2 de Abr de 2012	0.0056%	0.0198%	0.0185%	0.0152%	0.0161%
2 de Jul de 2012	0.0091%	0.0147%	0.0045%	0.0119%	0.0142%
1 de Oct de 2012	0.0470%	0.0787%	0.0223%	0.0662%	0.0208%
3 de Dic de 2012	0.0735%	0.0459%	0.0072%	0.0398%	0.0571%
2 de Ene de 2013	0.0189%	0.0200%	0.0058%	0.0173%	0.0206%

Tabla 3.1-10

Dentro del análisis del comportamiento de los segundos momentos calculados, hay dos observaciones dignas de resaltar. Primero, es interesante notar el fuerte cambio que se da entre julio y octubre de 2012, movimiento que genera el principal crecimiento en la característica referida de todos los activos, además de ser el único horizonte en el que hay crecimiento en el valor del segundo momento de todas las acciones en la muestra. Segundo, dado que no resulta así de evidente en todos los activos, es importante remarcar la gran similitud de los resultados obtenidos para KIMBER, en donde cinco de los siete valores fueron menores a 0.01%.

Una vez que se cuenta con toda la información necesaria para su cálculo, se puede continuar con el proceso de obtención de las volatilidades asociadas a cada escenario. Al concluir con dicho proceso, las varianzas resultantes generan una matriz similar a la referente al segundo

momento, en la que se asocia a cada fecha, y a cada activo, una varianza específica. Dicha matriz se concentra para su exposición en la tabla 3.1-11.

VARIANZA					
	BIMBO	GMEXICO	KIMBER	MEXCHEM	SORIANA
1 de Dic de 2011	0.0116%	0.0269%	0.0052%	0.0189%	0.0146%
2 de Ene de 2012	0.0140%	0.0055%	0.0062%	0.0059%	0.0100%
2 de Abr de 2012	0.0053%	0.0195%	0.0184%	0.0136%	0.0161%
2 de Jul de 2012	0.0091%	0.0108%	0.0045%	0.0107%	0.0136%
1 de Oct de 2012	0.0465%	0.0755%	0.0203%	0.0604%	0.0208%
3 de Dic de 2012	0.0733%	0.0435%	0.0072%	0.0394%	0.0568%
2 de Ene de 2013	0.0184%	0.0189%	0.0057%	0.0173%	0.0205%

Tabla 3.1-11

Se ha indicado que la varianza es una medida de dispersión, que en este caso indica qué tanto cambian los precios y los rendimientos de un activo en un horizonte de tiempo específico. En base a lo anterior, una acción con volatilidad baja implica menor riesgo, mientras que una con gran dispersión conlleva mayores oportunidades de fuertes ganancias, o pérdidas, consecuentes de movimientos más constantes y más drásticos. Por lo tanto, de lo expuesto en la tabla 3.1-11, se destacan los casos de GMEXICO y de KIMBER, que con 0.0287% y con 0.0096% respectivamente, tienen la mayor y menor varianza promedio de todos los activos incluidos en el análisis; asimismo, se destacan el primero de octubre y el segundo de enero, ambos de 2012, que con 0.0447% y 0.0083%, son las fechas cuyas volatilidades promedio respectivas acotan al resto.

Ahora que se conocen las volatilidades asociadas a cada escenario por la aplicación del método de estimación propuesto, se sigue con el estudio comparativo de los resultados generados por ambos procedimientos. Para ello, se inicia con la tabla 3.1-12, que muestra las principales diferencias presentadas en las varianzas calculadas por ambos métodos para cada fecha en el estudio.

PRINCIPAL DIFERENCIA POR FECHA				
ESCENARIO		VARIANZA		VARIACIÓN (Abs.)
Fecha	Activo	M. Propuesto	M. Clásico	
1 de Dic de 2011	BIMBO	0.0116%	0.0332%	0.02 p.p.
2 de Ene de 2012	GMEXICO	0.0055%	0.0357%	0.03 p.p.
2 de Abr de 2012	BIMBO	0.0053%	0.0292%	0.02 p.p.
2 de Jul de 2012	GMEXICO	0.0108%	0.0356%	0.02 p.p.
1 de Oct de 2012	GMEXICO	0.0755%	0.0337%	0.04 p.p.
3 de Dic de 2012	BIMBO	0.0733%	0.0275%	0.05 p.p.
2 de Ene de 2013	KIMBERLY	0.0057%	0.0219%	0.02 p.p.

Tabla 3.1-12

Al enfocar el análisis en los activos, se puede observar que dos de los cinco posibles acumulan el 85.71% de las principales variaciones por fecha. Destaca lo relacionado con BIMBO, pues tiene tres de las mayores diferencias presentadas, incluyendo la más grande

que es de 0.05pp. Finalmente, la variación mínima es de 0.02pp, valor mostrado en cuatro de los siete horizontes temporales considerados.

Para profundizar lo expuesto en el párrafo anterior sobre BIMBO, que resultó ser el activo con mayor distancia en las varianzas, se hace un análisis más detallado del comportamiento que tuvo la acción a lo largo de toda la ventana temporal contemplada en el estudio. Como se puede apreciar en la tabla 3.1-13, con 0.01pp y 0.05pp respectivamente, en enero de 2013 y diciembre de 2012 se presentaron la menor y mayor diferencia entre las volatilidades calculadas por los dos métodos distintos. Por otro lado, se puede observar que el estimador clásico generó varianzas mucho más estables que el propuesto, y también que para la mayoría de las fechas estudiadas, la volatilidad resultante de la aplicación del método tradicional fue mayor a la del propuesto.

VARIANZAS DE BIMBO			
ESCENARIO	VARIANZA		VARIACIÓN (Abs.)
Fecha	M. Propuesto	M. Clásico	
1 de Dic de 2011	0.0116%	0.0332%	0.02 p.p.
2 de Ene de 2012	0.0140%	0.0328%	0.02 p.p.
2 de Abr de 2012	0.0053%	0.0292%	0.02 p.p.
2 de Jul de 2012	0.0091%	0.0270%	0.02 p.p.
1 de Oct de 2012	0.0465%	0.0272%	0.02 p.p.
3 de Dic de 2012	0.0733%	0.0275%	0.05 p.p.
2 de Ene de 2013	0.0184%	0.0270%	0.01 p.p.
			Tabla 3.1-13

Contrastando con la tabla recién expuesta, que se centra en el activo con las diferencias más acentuadas en relación a la varianza, se presenta la tabla 3.1-14, que analiza la fecha con menor distancia en las volatilidades obtenidas por cada método.

VARIANZAS DEL 2 DE ENERO DE 2013			
ESCENARIO	VARIANZA		VARIACIÓN (Abs.)
Activo	M. Propuesto	M. Clásico	
SORIANA	0.0205%	0.0273%	0.01 p.p.
BIMBO	0.0184%	0.0270%	0.01 p.p.
KIMBER	0.0057%	0.0219%	0.02 p.p.
MEXCHEM	0.0173%	0.0268%	0.01 p.p.
GMEXICO	0.0189%	0.0325%	0.01 p.p.
			Tabla 3.1-14

KIMBER, con 0.02pp, reporta la mayor variación, mientras que SORIANA, con una diferencia redondeada a 0.01pp, presenta la menor distancia entre volatilidades; el hecho de que en el primer día hábil de 2013 las varianzas de SORIANA tengan tanta similitud, es consistente con que dicho activo nunca aparece en la tabla de las principales diferencias por fecha. Reforzando la observación encontrada en el análisis de las varianzas de BIMBO, para la totalidad de los activos en la tabla 3.1-14 la volatilidad resultante del algoritmo clásico es mayor que la del propuesto en esta tesis. Tres de las cinco variaciones expuestas son

menores o iguales a 0.01pp, sin embargo, al ser redondeadas a dos decimales la relación sube hasta el 80%, lo que exhibe la gran cercanía presentada entre las volatilidades obtenidas por ambos métodos en la fecha analizada.

Para cerrar el capítulo 3.1, y a manera de resumen, se recuperan un par de observaciones, una es que se obtuvieron resultados positivos sobre la capacidad del estimador propuesto, pues mostró mayor eficiencia que el método clásico, dado que generó pronósticos más cercanos a la realidad.

Otra observación, ahora sobre las varianzas asociadas a cada procedimiento, es resaltar el hecho de que no se distanciaron demasiado, y que para la mayoría de los escenarios la volatilidad resultante de aplicar el algoritmo propuesto fue menor que la de su contraparte.

Al darse por terminado el presente apartado, se da paso al último capítulo del tercer bloque de esta tesis, que a través de la construcción y análisis de un conjunto de carteras de inversión, tiene por objetivo examinar las características del estimador para trabajar con activos compuestos.

3.2. Aplicación del algoritmo y comparación de las metodologías en activos compuestos.

Con miras a complementar el estudio hecho en el apartado anterior, en esta sección se aplica la metodología de estimación propuesta para construir dos carteras de inversión, con la finalidad de analizar su comportamiento al trabajar con activos financieros compuestos. También, se hace una comparación de los rendimientos que se podrían obtener, al hacer una inversión basada en los pronósticos hechos por el algoritmo propuesto y por el clásico.

Estructuralmente, la última sección del tercer bloque está dividida en dos partes. La primera se centra en el proceso para definir la composición de un par de portafolios, utilizando para ello los pronósticos generados por los dos métodos de estimación. Por otro lado, la segunda parte hace un análisis del desempeño que en realidad tuvieron ambas carteras, para conocer qué tanto podría pesar el uso de un método, u otro, en un escenario verdadero.

La importancia de estudiar las consecuencias de utilizar los distintos estimadores en portafolios de inversión, se basa en las múltiples ventajas en rentabilidad, y en administración de riesgos, que tiene invertir en un conjunto de activos y no en un solo elemento. A dicho proceso se le conoce como diversificación, que más formalmente se entiende como la estrategia de distribuir el capital invertible en un grupo de instrumentos con distintas características, con la finalidad de disminuir el nivel de riesgo asociado a la operación.

Las particularidades sobre las que se pretende disminuir la concentración, a través de diversificar el portafolio, pueden ser geopolíticas, de estructura de tasa, de fecha de vencimiento, de tipo de negocio, de grado de volatilidad y rendimiento, de exposición por contraparte, entre otras. Es por todo lo anterior, que la diversificación es una de las principales herramientas relacionadas a la eficiente administración de riesgos, pues permite disminuir la severidad y la frecuencia de un escenario desfavorable.

Sobre la selección de fechas y activos a considerar, y dado que una parte importante del presente apartado es conocer las posibles diferencias presentadas en el valor de una cartera de inversión al ser construida en base al método clásico o al propuesto, los escenarios contemplados en el análisis son los que presentaron las mayores diferencias entre dichos procedimientos. En relación al estimador del rendimiento, los pronósticos más distantes fueron los del primero de octubre de 2012 para MEXCHEM, activo al que en esta sección se denota como A1; por otro lado, en relación a las volatilidades asociadas por ambos métodos, las más alejadas fueron las de BIMBO el 3 de diciembre de 2012, acción que se señala como A2.

CONDICIONES POR PERIODO DE LOS ACTIVOS EN LAS CARTERAS						
Escenario		Rendimiento Esperado		Volatilidad		
C1	Fecha	Activo	M. Propuesto	M. Clásico	M. Propuesto	M. Clásico
	Octubre, 1 2012	MEXCHEM	-0.76%	0.11%	0.0604%	0.0267%
		BIMBO	0.23%	0.07%	0.0465%	0.0272%
C2	Fecha	Activo	M. Propuesto	M. Clásico	M. Propuesto	M. Clásico
	Diciembre, 3 2012	MEXCHEM	-0.20%	0.11%	0.0394%	0.0270%
		BIMBO	0.15%	0.07%	0.0733%	0.0275%

Tabla 3.2-1

Como se muestra en la tabla 3.2-1, y sustentado en el análisis expuesto en el párrafo anterior, se establecen dos casos de estudio, denotados como C1 y C2. Para cada uno se define una fecha en la que se podría operar con dos activos: C1 contempla el escenario con la principal diferencia en el estimador de rendimiento; mientras que C2 incluye aquel con la mayor discrepancia en las volatilidades.

Una vez expuestos los escenarios en que se desenvuelven los casos de estudio, se sigue con el proceso de construcción de las carteras de inversión, así como con la comparación de los resultados obtenidos por ambas metodologías de estimación.

3.2.1 ELABORACIÓN DE UN PORTAFÓLIO USANDO AMBAS METODOLOGÍAS.

Haciendo una descripción general del procedimiento de construcción de un activo compuesto, se consideran cuatro pasos: el primero es la estimación de la volatilidad y rendimiento futuro de los activos disponibles para ser incorporados; posteriormente se analiza la relación existente entre los bienes, para determinar su grado de correlación; el tercer paso es generar una serie de carteras, utilizando para ello diferentes factores de inclusión, con lo que se obtienen portafolios con distintos rendimientos esperados; finalmente, se analizan los productos obtenidos en el paso anterior para determinar cuál estrategia de inversión es la más adecuada en base a su relación de riesgo y rendimiento.

Otra forma de entender lo expuesto en el párrafo anterior, es que para construir un activo compuesto, llamado AC, se deben definir los factores de inclusión, a quienes se denota P1 y P2, tales que generen la mejor cartera posible para el inversionista. Dichos factores representan el peso que tienen los activos simples, A1 y A2, en cada una de las carteras generadas, o el porcentaje de capital invertible aplicado para la compra de cada una de las acciones; por lo que, para los alcances de esta tesis, deberán ser valores no negativos y menores a uno.

Para el primero de los pasos enumerados previamente, que es la estimación de las características de volatilidad y rendimiento esperado, se utiliza la información obtenida en el segundo apartado del tercer bloque de la presente tesis, y que se encuentra expresada, de forma concreta, en la tabla 3.2-1.

Pasando al segundo punto, donde se estudia la relación existente entre las dos series de precios, se realiza el cálculo de la covarianza entre ellos para posteriormente poder obtener el coeficiente de correlación, que es el indicador estadístico de correspondencia utilizado

para la elaboración de los activos compuestos. En la teoría de probabilidad, la covarianza es una función basada en tres esperanzas, y su fórmula es:

$$COV(X, Y) = E(XY) - E(X)E(Y)$$

En donde $E(XY)$, $E(X)$ y $E(Y)$, son los valores esperados de las variables aleatorias XY , X y Y , respectivamente.

Por otro lado, existe un estimador estadístico para la covarianza de dos variables aleatorias, el cual se denota como S_{XY} y se calcula como:

$$S_{XY} = \frac{1}{n-1} * \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})$$

En donde n es la cantidad de elementos en la muestra, x_i y y_i son los elementos concretos, y \bar{x} y \bar{y} son los estimadores para la media de las dos variables aleatorias X y Y respectivamente.

Una vez expresada la covarianza, se puede iniciar con el proceso referente al coeficiente de correlación. A manera de definición, el también conocido como coeficiente de Pearson, es un indicador de la reciprocidad lineal existente entre dos variables aleatorias; es decir, es una medida que se utiliza para determinar si existe concordancia en el comportamiento que presentan dos variables. Suponiendo que σ_X y σ_Y son, respectivamente, las desviaciones estándar de las variables X y Y , el coeficiente de correlación se establece matemáticamente de la siguiente forma:

$$\rho_{XY} = \frac{COV(X, Y)}{\sigma_X * \sigma_Y}$$

Después de exponer de forma abstracta al proceso matemático que fundamenta los cálculos de correlación entre dos variables, se procede con la aplicación de éste en los activos A1 y A2. En la tabla 3.2-2, que se encuentra a continuación, se exponen los valores obtenidos para la covarianza entre los activos disponibles para formar el portafolio, y se presentan también los coeficientes de Pearson asociados a cada caso de estudio.

Cálculo por Cartera		COEFICIENTE DE CORRELACIÓN			
		Sigma 1	Sigma 2	Cov	Coeficiente
C1	M. Propuesto	2.4571%	2.1562%	0.0102%	0.1916
	M. Clásico	1.6353%	1.6479%	0.0116%	0.4302
C2	M. Propuesto	1.9859%	2.7066%	0.0112%	0.2082
	M. Clásico	1.6441%	1.6586%	0.0115%	0.4217

Tabla 3.2-2

Al analizar los datos de la tabla 3.2-2, se puede observar que existe una gran similitud entre las covarianzas generadas para cada caso de estudio por ambos métodos, pero al centrar la atención en los coeficientes, las diferencias entre los resultados consecuentes con los dos

procesos de estimación aumentan. Del fenómeno anterior se derivan dos interrogantes de gran importancia: una, qué ocasiona el cambio; y dos, por qué es más conveniente usar una métrica que la otra. La respuesta a la primera pregunta, es que mientras la covarianza está ligada a la escala de medida de las variables, el coeficiente de correlación es independiente a ella. Sobre la segunda pregunta, resulta mucho más conveniente utilizar el indicador de Pearson que la covarianza, porque mientras dicho coeficiente tiene un rango estándar de resultados, los de la covarianza deberían considerar también un factor de escala en función a la medida de las variables, para así poder sortear la dependencia que tiene el resultado con dicha característica. Después de concluir este breve análisis de las medidas de correspondencia, resulta interesante remarcar que los cuatro coeficientes indican correlación positiva, sin embargo, los dos asociados al método propuesto son menores a 0.25, mientras que los referentes al clásico son muy cercanos a 0.50; lo anterior implica que unos determinan una baja correlación positiva, mientras que los otros apuntan a una correspondencia positiva de nivel medio.

Una vez terminado el segundo paso para la construcción de un portafolio de inversión, se sigue con la generación de un conjunto de carteras, basadas en una serie de factores de inclusión que determinan el porcentaje de inversión de capital en el activo A1 y en el A2. Asimismo, como consecuencia de los factores mencionados, cada cartera tendrá condiciones particulares distintas de volatilidad y de rendimiento esperado.

El resultado asociado a un activo compuesto, es la suma de los rendimientos obtenidos por cada activo simple en su composición, considerando el factor de inclusión al que fue sometido. Por lo tanto, el rendimiento esperado para dicho portafolio es la esperanza de la suma ponderada de dos variables aleatorias, y dicho estimador ha sido expuesto en capítulos previos de la presente tesis. Es así, que si $E(A1)$ y $E(A2)$, y $P1$ y $P2$, son las esperanzas y los pesos específicos de las variables aleatorias asociadas a los activos A1 y A2 respectivamente, entonces el valor esperado del rendimiento obtenido por cada cartera se expresa se la forma:

$$E(AC) = P1 * E(A1) + P2 * E(A2)$$

Por otra parte, y como una de las consecuencias de que la varianza no sea un operador lineal, para calcular la volatilidad de un activo compuesto, se tiene la siguiente expresión:

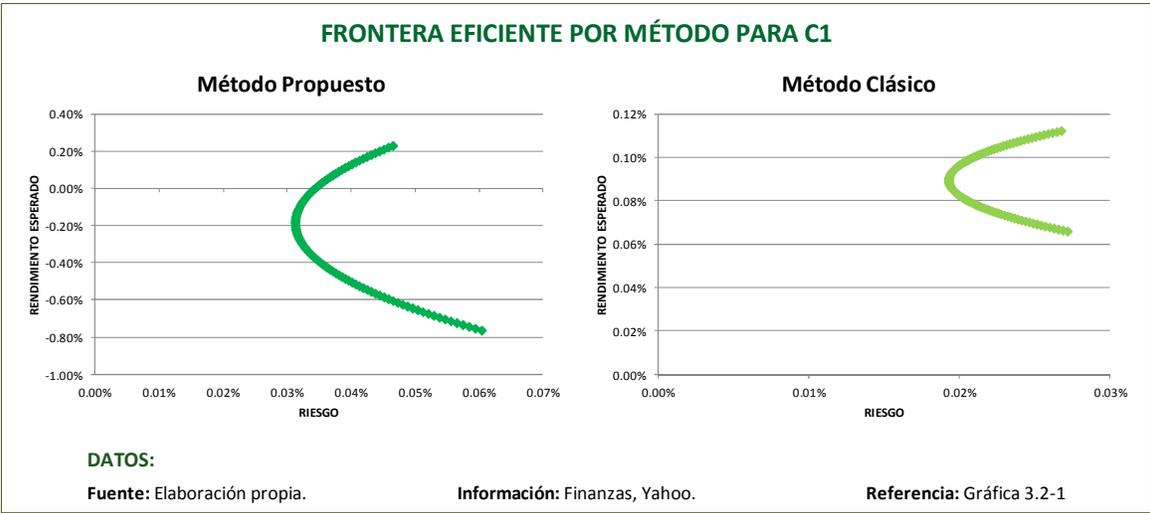
$$V(AC) = P1^2 * V(A1) + P2^2 * V(A2) + 2 * P1 * P2 * \sigma_1 * \sigma_2 * \rho_{12}$$

Que define a la varianza del activo compuesto, $V(AC)$, como la suma de tres elementos: los primeros dos, $P1^2 * V(A1)$ y $P2^2 * V(A2)$, son las multiplicaciones de los factores de inclusión elevados al cuadrado y las varianzas asociadas a cada activo; el tercero, $2 * P1 * P2 * \sigma_1 * \sigma_2 * \rho_{12}$, es el doble producto de los factores de inclusión, las desviaciones estándar y el coeficiente de correlación asociados, de manera respectiva, a A1 y A2.

Sobre las dos ecuaciones anteriores, y gracias a que ya se ha expuesto el resto de los componentes, se puede apreciar que los únicos datos que aún no se han definido con valores numéricos fijos son los coeficientes de inclusión. Dado que se asume que la intención del inversionista es realizar la compra de un conjunto de acciones, y que se presupone que no existen las ventas en corto, es decir, que no se puede vender lo que no

se tiene, los ponderadores de inversión por activo deben ser dos números estrictamente positivos cuya suma debe ser igual a uno. Cada pareja de factores, al ser operados con las ecuaciones expuestas para calcular la esperanza y varianza de un activo compuesto, va a generar carteras con distintos resultados, ocasionando la presencia de portafolios con diferentes perfiles de rendimiento en base al riesgo.

Al modificar los valores de los coeficientes de inclusión, se podría obtener una infinidad de activos compuestos, cada uno con distinto nivel de desempeño. Si no se presenta la restricción de que los factores sean positivos, entonces se genera una superficie de posibles carteras, sin embargo, al pedir que los valores sean estrictamente mayores a cero, la infinidad de puntos se concentra en una cónica de tipo parabólico, que abre conforme se incrementa el riesgo y que tiene como vértice a la cartera de mínima varianza. En base a lo anterior, y como se puede apreciar en las gráficas 3.2-1 y 3.2-2, se define a la frontera eficiente como el conjunto de portafolios que forman la parte superior de la parábola, caracterizados por tener el mayor nivel de rendimiento asociado a un mismo nivel de volatilidad.



En la gráfica 3.2-1, se hacen evidentes muchas diferencias en las carteras resultantes de cada método de estimación. Por ejemplo, llama la atención que de acuerdo al método clásico todos los activos compuestos tengan rendimientos positivos, mientras que para el propuesto hay combinaciones con resultados ganadores y perdedores. También sobre la posición en el plano, es interesante la gran diferencia existente en relación a la apertura que tienen, en los rendimientos y volatilidades, los conjuntos generados por cada uno de los métodos utilizados. Por un lado, está la parábola resultante de aplicar el algoritmo tradicional, que se encuentra fuertemente concentrada, tanto en sus riesgos como en sus rendimientos; del otro lado, la asociada al método propuesto tiene resultados con mayores diferencias, generando gran amplitud en la locación de sus puntos.

Dentro del conjunto de carteras que conforman a la frontera eficiente, la selección de cualquiera de ellas podría ser considerada como una decisión lógica, pues todas se comportan en base a un perfil sensato de riesgo y rendimiento, ya que las posibles ganancias aumentan conforme crece la volatilidad. Por lo anterior, la decisión del inversionista sobre la pareja de factores de inclusión a utilizar, dependerá del valor que asigne a las posibles ganancias frente a su capacidad para absorber el riesgo inherente.

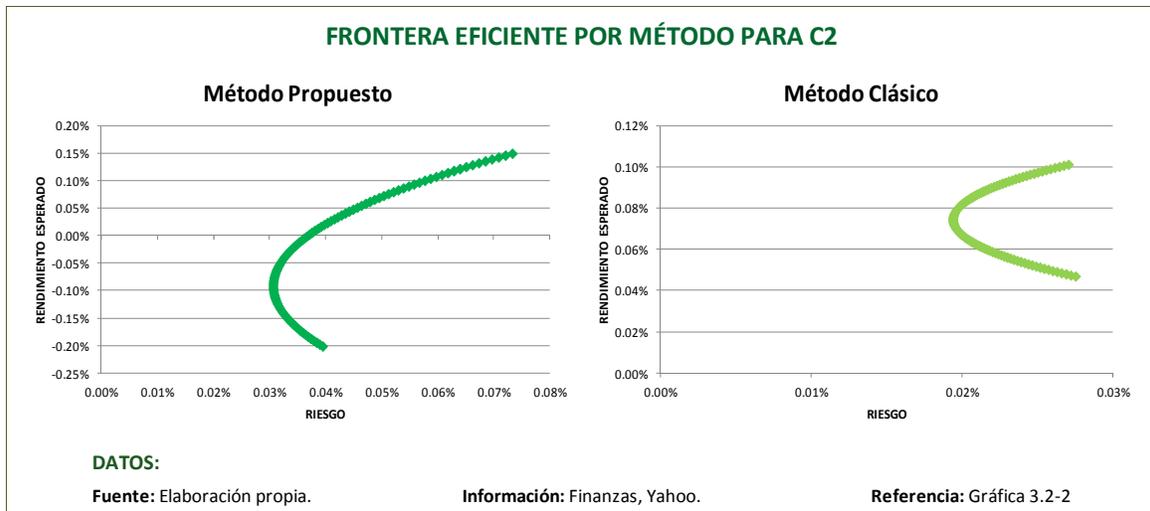
Con la intención de estandarizar el proceso de selección, favoreciendo así el análisis de resultados, en el presente estudio se considera a un inversor completamente adverso al riesgo, por lo que siempre se prefiere la combinación de activos que genere el mínimo nivel de volatilidad posible. Puesto de otro modo, para sacar de la ecuación a todo factor subjetivo que pudiera generar beneficios para alguno de los procedimientos de estimación, comprometiendo así el análisis, las observaciones realizadas sobre los resultados obtenidos por cada método en ambos casos de estudio se basan en las carteras de mínima varianza.

Comparación por Métodos		CARTERAS DE MÍNIMA VARIANZA			
		P1	P2	Rendimiento Esperado	Volatilidad
C1	M. Propuesto	42%	58%	-0.19%	0.0312%
	M. Clásico	51%	49%	0.09%	0.0193%

Tabla 3.2-3

Para el primer caso de estudio, C1, en la tabla 3.2-3 se presenta el portafolio de menor volatilidad asociado a cada método de estimación. Ahí se observa que las carteras de mínima varianza resultan de agregar los activos en prácticamente la misma proporción, pues todos los factores de inclusión se aproximan al 50%, y lo anterior es especialmente notorio en los pesos relacionados con el método clásico. Otro aspecto que resulta interesante, es que los algoritmos generaron que el activo con mayor carga en el portafolio fuera diferente, pues el estimador propuesto favoreció la inclusión de A2 mientras que el clásico dio mayor importancia a A1.

Ya que se ha terminado el proceso de construcción y selección de las carteras que se incluyen en el análisis comparativo de C1, se realiza un procedimiento análogo sobre C2. Para lo anterior se inicia con la evaluación de una serie de parejas de factores de inclusión, con la finalidad de obtener un conjunto de carteras que formen las fronteras eficientes de dicho escenario.



En la gráfica 3.2-2, nuevamente se presentan muchas diferencias de las carteras asociadas a cada método de estimación, la posición en el plano, por ejemplo, es una de ellas. Al igual que para C1, el método propuesto genera una parábola de mucha mayor amplitud, lo que deriva, entre otras cosas, en la presencia de algunos portafolios con pérdidas y otros con ganancias.

Para el segundo caso de estudio, C2, se exhibe la cartera de menor varianza asociada a cada método de estimación en la tabla 3.2-4. Aunque existen similitudes con el primer caso, como la distancia entre las volatilidades y la presencia de distintas direcciones estimadas para el movimiento del precio, también hay diferencias notables, como que en este caso ambos métodos dieron un factor de inclusión más grande a A1, contrastando con la asignación mixta del caso anterior.

Comparación por Métodos		CARTERAS DE MÍNIMA VARIANZA			
		P1	P2	Rendimiento Esperado	Volatilidad
C2	M. Propuesto	69%	31%	-0.09%	0.0306%
	M. Clásico	51%	49%	0.07%	0.0194%

Tabla 3.2-4

Con lo anterior se termina el proceso de construcción de los portafolios, pues ya se conocen las carteras de mínima varianza por método para cada uno de los casos de estudio incluidos en el análisis. Para continuar, y aunque ya se hizo una muy breve exposición de los cuatro portafolios considerados, el análisis se complementa y profundiza en la siguiente sección, en donde además se agrega la información de los rendimientos reales presentados en cada escenario, permitiendo conocer las consecuencias de haber seleccionado un algoritmo de estimación o el otro.

3.2.2 COMPARACIÓN DE LOS RENDIMIENTOS ESPERADOS EN DIFERENTES HORIZONTES TEMPORALES.

El último apartado del tercer capítulo, tiene por objetivo conocer con más profundidad los alcances del método diseñado en esta tesis, a través de estudiar la eficiencia que tiene al ser aplicado en activos compuestos. Para ello, enfrenta los rendimientos presentados por las carteras de mínima varianza construidas previamente, con la intención de determinar qué tanta diferencia puede resultar de aplicar un método u otro.

El estudio comparativo mencionado, basa su operación en utilizar los rendimientos que presentaron A1 y A2 en la realidad, así como los distintos factores de inclusión relacionados con cada cartera, con el fin de determinar la utilidad o pérdida consecuente de haber empleado el método de estimación propuesto o el clásico, proporcionando un panorama un poco más claro de la importancia que tiene un pronóstico adecuado en todo tipo de transacciones financieras.

La información básica que se necesita para poder llevar a cabo el análisis expuesto en el párrafo anterior, se concentra en la tabla 3.2.-5, en la que se encuentran los factores de inclusión por activo simple que se utilizan para generar las carteras de mínima varianza, así como el rendimiento esperado y el obtenido en la realidad por los portafolios de volatilidad mínima generados, por ambos métodos, para cada escenario.

Rendimientos de Cartera por Método		CARTERAS DE MÍNIMA VARIANZA			
		P1	P2	Rendimiento Esperado	Rendimiento Obtenido
C1	M. Propuesto	42%	58%	-0.19%	-1.21%
	M. Clásico	51%	49%	0.09%	-1.36%
C2	M. Propuesto	69%	31%	-0.09%	1.97%
	M. Clásico	51%	49%	0.07%	1.87%

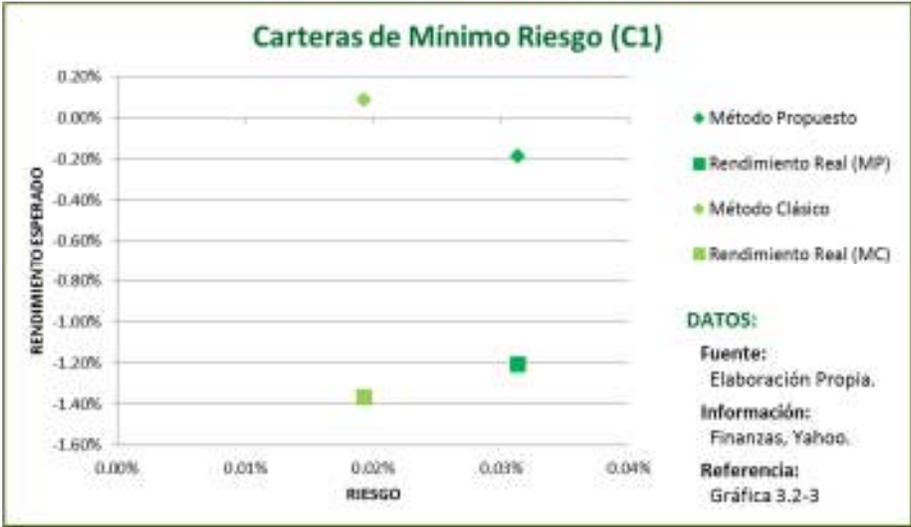
Tabla 3.2-5

De manera general, al analizar los dos casos de estudio se observa que los rendimientos esperados de acuerdo al método propuesto son pérdidas, mientras que los dos esperados por su contraparte son ganancias. Asimismo, los dos resultados pronosticados por el estimador clásico son más cercanos al cero que los calculados por el otro método. Resalta también que la asignación basada en el algoritmo tradicional es exactamente la misma para los dos escenarios, mientras que la establecida por el método propuesto cambia, tanto en el valor de los factores de inclusión, como en la importancia dada a cada uno de los activos, privilegiando en un caso a A2 y en el otro a A1.

En relación a los resultados reales, se observa que en el primer escenario se presentan dos pérdidas, mientras que en el segundo dos ganancias; sin embargo, en ambos escenarios el mejor resultado se obtiene al utilizar el método propuesto, incluso cuando ambos presentan pérdidas, pues la reducción del valor de la cartera asociada al método clásico es más pronunciada.

Para realizar el análisis específico por escenario, particularmente el de C1, se utiliza como herramienta a la gráfica 3.2-3, que busca mostrar con más claridad los cuatro rendimientos asociados a dicho caso. En ella se puede apreciar como el rendimiento esperado ligado al método propuesto, marcado con el rombo de color oscuro, se acerca mucho más al rendimiento presentado en la realidad, marcado con el cuadrado del mismo color, que el pronóstico hecho por el método clásico. La gráfica también evidencia que el rendimiento obtenido por construir al activo compuesto en base al algoritmo tradicional es menor que si se sustenta en el propuesto.

Otro punto digno de resaltarse, y que se nota un poco más fácilmente gracias al apoyo gráfico, es que en los dos escenarios se presentaron pérdidas, lo que fue previsto adecuadamente por el método propuesto, pero el pronóstico hecho por el algoritmo tradicional implicaba una ganancia, por lo que es el único de los cuatro rendimientos graficados que se encuentra sobre el eje del riesgo.



De forma análoga a lo hecho para el caso anterior, se utiliza ahora la gráfica 3.2.-4 para facilitar el análisis de los rendimientos presentados en C2. Dicha herramienta, muestra que el comportamiento de los rendimientos parecería contraponerse al expuesto en el primer escenario, pues ahora, el estimador del método clásico funciona mejor que el del propuesto, porque se acerca mucho más al rendimiento obtenido. Además, el pronóstico que no acertó la dirección de la variación, fue el relacionado al procedimiento construido en esta tesis. Sin embargo, la mejor opción de inversión fue la que se obtuvo como consecuencia de la aplicación del algoritmo propuesto, dado que el rendimiento obtenido por su cartera de mínima varianza fue superior al del método clásico.



Conforme a lo expuesto en los párrafos anteriores, se puede apreciar la fortaleza del método propuesto para funcionar como uno de los elementos que sustente una buena estrategia de inversión basada en diversificación, pues al realizar la selección de portafolios en base a la volatilidad, obtuvo mejores rendimientos finales en los dos casos de estudio.

Sin embargo, es lógico pensar que la cartera que seleccionaría un usuario del algoritmo, sería aquella que, con rendimiento positivo, tuviera la menor volatilidad posible. Es decir, aquella que le brinde la oportunidad de tener utilidad, aunque sea mínima, con el menor grado de riesgo implícito. Entonces, se presenta una interrogante: qué pasa si en vez de seleccionar la cartera en que se va a invertir en base exclusivamente de la volatilidad, se escoge a aquella que, dentro de las que estiman obtener rendimiento positivo, tenga la mínima varianza.

Para encontrar la respuesta a esa pregunta, se utiliza la información presentada en la tabla 3.2-6, en la que se modifican las carteras asociadas al método propuesto, y se obtienen cuatro portafolios con rendimientos positivos.

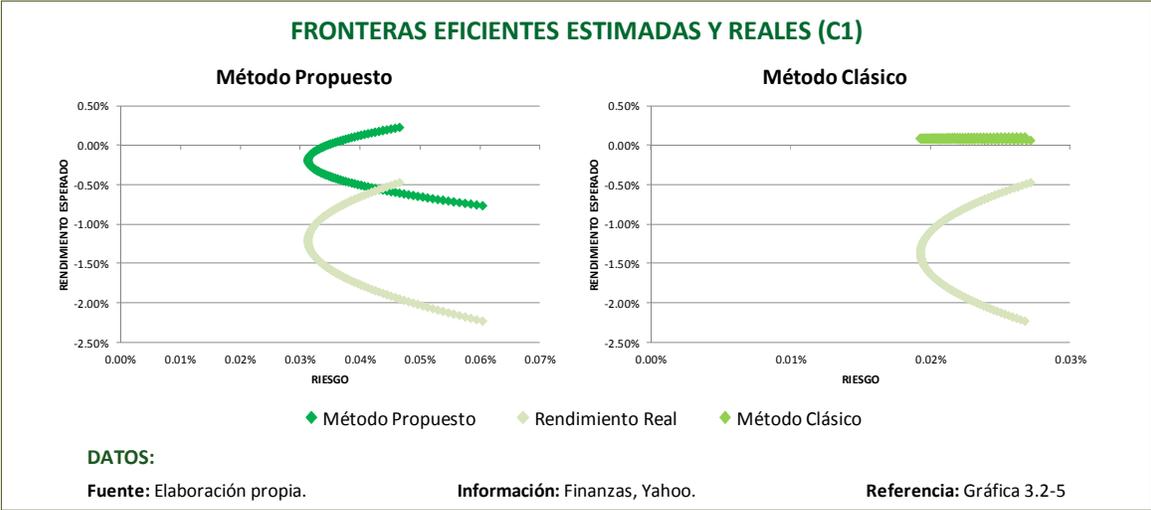
Rendimientos de Cartera por Método		MÍNIMA VARIANZA CON RENDIMIENTO POSITIVO			
		P1	P2	Rendimiento Esperado	Rendimiento Obtenido
C1	M. Propuesto	23%	77%	0.002%	-0.87%
	M. Clásico	51%	49%	0.09%	-1.36%
C2	M. Propuesto	42%	58%	0.002%	1.82%
	M. Clásico	51%	49%	0.07%	1.87%

Tabla 3.2-6

Sobre los nuevos factores de inclusión que corresponden al método propuesto, se observa que en ambos escenarios se privilegia a P2, lo que contrasta con los pesos dados por el

algoritmo clásico. Además, al hacer la selección de la cartera de mínima varianza de C2, el activo que resultaba con más porcentaje de la mezcla final era A1, con 69%, mientras que ahora que se considera también al rendimiento, A2 acumula el 58% del total del portafolio. En el resultado obtenido aparece otra diferencia clave, y nuevamente está asociada a C2, ya que se presenta el único de los escenarios analizados, en que el método clásico supera al propuesto.

Se hizo ya la exposición de las fronteras eficientes relacionadas a cada caso, pero no se ha presentado la información del rendimiento real obtenido. Ahora, con fines ilustrativos, se presenta en la gráfica 3.2-5 a las carteras que conforman la frontera eficiente, y también, se hace la comparación de éstas con lo ocurrido realmente en el primer escenario. Gracias a dicho apoyo gráfico, se puede percibir la capacidad de ambos métodos para predecir algunas de las características asociadas a cada conjunto de carteras de inversión, como su amplitud, y su colocación en el plano de Riesgo y Rendimiento.



Al observar las comparaciones gráficas, se nota la diferencia entre los conjuntos de carteras asociados a cada método, y se muestra la calidad de la estimación realizada por el algoritmo propuesto. En relación a la posición, la parábola del rendimiento real se encuentra ubicada en valores negativos, al igual que la mayor parte de la asociada al método propuesto, lo que contrasta con la del clásico que tiene la totalidad de sus puntos en valores positivos.

Ahora, sobre la amplitud, el conjunto construido con los rendimientos reales es el que tiene mayores dimensiones, seguido por el basado en el método propuesto, y finalmente el del clásico, que tiene un espectro de resultados muy concentrado. También resalta la intersección entre las fronteras eficientes relacionadas al método propuesto y el rendimiento real; lo anterior pasa por que la representación realizada es bidimensional, pero si se agregara una entrada más, se podría notar que los puntos son distintos, pues aunque tienen la misma esperanza y la misma varianza, las parejas de inclusión que los generan son diferentes.

Así termina el análisis de la eficiencia del método propuesto al ser aplicado en portafolios de inversión, proceso del que se obtuvieron observaciones positivas sobre las capacidades del algoritmo presentado en este trabajo.

Sintetizando, las carteras de mínima varianza relacionadas con el estimador propuesto obtuvieron mejores rendimientos en ambos casos de estudio, asimismo, al analizar las fronteras eficientes se puede apreciar que existe menor precisión en los pronósticos generados por el método clásico, pues la parábola del algoritmo propuesto tuvo más similitud, en posición y forma, con la construida en base a los resultados reales.

Con lo anterior se cierra el tercer y último capítulo de esta tesis, en el que se estudió el comportamiento del estimador en activos simples, obteniendo resultados alentadores, y se mostró la eficiencia del método para ser parte de un proceso de diversificación de inversiones, logrando un buen desempeño en el proceso de elaboración de portafolios de inversión.

En el siguiente apartado, que sirve como cierre de la tesis, se hace un breve listado de los puntos relevantes en su contenido, así como la exposición final de los resultados más importantes. Posteriormente se desarrolla la conclusión del trabajo, y se exteriorizan algunos comentarios relacionados con puntos claves dentro de su proceso de realización.

CONCLUSIÓN

El objetivo que se ha desarrollado en este trabajo es la realización de un modelo de estimación que pronostique, de manera rápida y precisa, el rendimiento esperado y la volatilidad asociada a la serie histórica de precios de un activo financiero. Otro punto importante, es la búsqueda de que el algoritmo diseñado sea práctico y sencillo, para que pueda formar parte del proceso de toma de decisiones de la mayor cantidad posible de participantes del mercado financiero.

Para la exposición del proceso de diseño, construcción y aplicación del modelo buscado, se utilizan tres capítulos. En el primero se hace la presentación de la teoría que sustenta al algoritmo propuesto, así como del entorno en que se desenvuelve. Posteriormente, en el capítulo central del trabajo se encuentra la explicación detallada del desarrollo utilizado para encontrar el método de estimación que mejor cumpliera con los objetivos establecidos. Y finalmente, en el tercero se aplica el algoritmo diseñado para conocer sus alcances al ser utilizado en activos simples y compuestos.

A primera vista, los resultados obtenidos fueron alentadores, pues además de generar pronósticos cercanos a lo acontecido en la realidad, el procedimiento construido tiene solo diez pasos y no utiliza ningún cálculo complejo, pues se basa en una suma ponderada de promedios simples. Por lo anterior, cumple con las metas de rapidez y simplicidad deseadas.

En relación a la capacidad para predecir el rendimiento de un activo simple, la respuesta del estimador diseñado fue positiva. Al referirse a su desempeño por activo, superó al método clásico en el 80% de los casos, es decir, para cuatro de las cinco acciones, el algoritmo propuesto generó mejores estimaciones en al menos cuatro de las siete fechas analizadas. Aunado a lo anterior, para más del 70% de los horizontes temporales incluidos en el estudio, el pronóstico del modelo construido en esta tesis fue mejor que el método clásico.

Contemplando de forma independiente todos los escenarios comprendidos en el análisis, las observaciones resultantes, en cuestión de precisión, son también buenas. Por ejemplo, para la totalidad de los activos hay al menos una estimación cuyo error fue menor a medio punto porcentual, y lo mismo pasa en cinco de las siete fechas. Por otro lado, alrededor del 90% de los pronósticos hechos por el método propuesto tuvieron una imprecisión menor a 2.5pp; de hecho, casi la mitad del total de estimaciones mostró una diferencia menor a 1.0pp contra el rendimiento real presentado en el escenario que se buscaba predecir.

Dentro del análisis hay tres casos que se distinguen de los demás, por que son en los que los resultados generados por el algoritmo de estimación tuvieron comportamientos destacados. Primero, SORIANA fue el activo para el que se dieron las mejores predicciones, mismas que superaron a las del método tradicional en más del 70% de los horizontes temporales analizados; alineado con lo anterior, dicho activo concentra las mejores estimaciones realizadas para tres fechas, y dos de los tres mejores pronósticos efectuados en todo el estudio.

Después, los resultados asociados con la acción GMEXICO mostraron el más alto nivel de diferencia en su desempeño, pues es el activo que, con una variación de 0.11pp, tiene la mejor estimación realizada por el método propuesto, pero también presenta una de las cuatro predicciones con error superior a 2.5pp.

Finalmente, la fecha para la que se hicieron los mejores pronósticos fue el primer día hábil del segundo semestre de 2012, en donde el algoritmo construido en esta tesis superó al método clásico en el 80% de los activos.

Otro punto interesante derivado del análisis expuesto en el párrafo anterior, es que se esperaba que las mejores estimaciones fueran las relacionadas a enero de 2013, pues fue la fecha utilizada como base para construir el procedimiento de estimación que es objetivo de este trabajo. Sin embargo, los buenos resultados que se presentaron en los meses de abril y de octubre de 2012, pero sobre todo los de julio de ese mismo año, se pueden interpretar como un gran punto a favor del estimador construido. Lo anterior, porque nos indica que el algoritmo de cálculo genera pronósticos con buenos niveles de eficiencia, sin importar que la fecha para la que se haga el análisis no sea la misma que aquella en la que se basó su diseño.

Como se expuso en distintas observaciones hechas en el último capítulo, es de gran importancia la capacidad de un estimador para pronosticar la dirección del movimiento que tendrá el precio de un activo. Y en lo anterior, el desempeño presentado por el algoritmo diseñado en esta tesis también fue bueno porque acertó el sentido del cambio en el valor de la acción en el 63.64% de los escenarios analizados.

El cambio en la definición de la variable aleatoria que modela el comportamiento de la serie de precios de un activo, genera diferencias en las características de sus indicadores de dispersión, entre los que está contenida la varianza. Sobre dicho índice, que está directamente asociado con la volatilidad de un bien en el mercado financiero, destaca el hecho de que más de tres cuartas partes de las observaciones relacionadas con el método propuesto, fueron menores que las correspondientes al algoritmo clásico.

Después de haber estudiado los alcances del algoritmo diseñado al ser aplicado en activos simples, se hizo un proceso de análisis similar, pero utilizando ahora carteras de inversión, mismas que por los fines didácticos perseguidos en ese capítulo, constaban únicamente de dos activos.

La primera observación que se rescata de dicho proceso, es que todas los pronósticos realizados por el estimador tradicional implicaban que las acciones experimentarían un aumento de valor; lo anterior es consecuente con las condiciones de una inversión a largo plazo en el mercado de capitales, sin embargo, no tiene porque ser una buena aproximación de los cambios que se presentan en un escenario que considera plazos cortos, en los que las pérdidas se hacen presentes con tanta frecuencia como lo hacen las ganancias. Sobre los resultados finales, el modelo construido en este trabajo volvió a mostrar un comportamiento favorable, pues en los dos escenarios analizados, los rendimientos obtenidos por las carteras construidas en base a sus pronósticos obtuvieron mejores resultados que las correspondientes al método clásico.

Los alcances recién expuestos, cobran mayor importancia por la incertidumbre que había al iniciar el estudio referente a los portafolios de inversión. Para explicar lo anterior con más detalle, se recuerda que la base para seleccionar las fechas y los activos que formaron parte de ese análisis, fue la diferencia presentada entre los estimadores generados por cada método, y en la mitad de los escenarios seleccionados, el desempeño del algoritmo clásico había sido superior al del propuesto. Por lo tanto, era difícil prever si las carteras asociadas a un procedimiento serían mejores que las de su contraparte, y era aún más complicado predecir si los resultados favorecerían al proceso construido en esta tesis.

Gracias a todos los resultados obtenidos y analizados en el tercer capítulo, y que fueron brevemente expuestos en los párrafos anteriores, se concluye que el nivel de desempeño presentado por el estimador diseñado es bueno, porque sus pronósticos son similares a lo que pasa en la realidad, y en general, funciona mejor que el método clásico.

Pero a pesar de los buenos resultados, el modelo aún es perfectible, pues existen nichos de oportunidad que podrían ser explotados para favorecer su crecimiento. Por ejemplo, podría hacerse un estudio en el que la información utilizada para determinar los ponderadores se concentrara en un sector de la economía o en un mercado en específico, en vez de utilizar capitales, materias primas e indicadores como en el presente trabajo. Lo anterior, podría lograr un algoritmo, que aunque tuviera un campo de aplicación más limitado, tuviera niveles de precisión más altos.

En relación a los posibles horizontes de crecimiento y de aplicación del modelo, y haciendo referencia a una de las principales herramientas expuestas, una buena recomendación es diversificar el análisis, es decir, incluir en el proceso de decisión a más de un método de estimación. Lo anterior, si las condiciones de tiempo y recursos lo permiten, aportaría mayor información sobre el escenario estudiado, favoreciendo que el inversionista tomara mejores decisiones sobre el destino de su capital. Observando un caso en concreto: el algoritmo diseñado en esta tesis, pronosticó correctamente el sentido de la variación en el precio de un activo, el 63.64% de los casos, pero si ambos métodos tienen el mismo pronóstico, éste acierta el 68.42% de las veces.

Así se concluye con el presente trabajo, en el que se cumplieron todos los objetivos establecidos, pues se construyó satisfactoriamente un modelo que utiliza la información histórica de una serie de precios para generar, fácilmente, pronósticos acertados sobre el rendimiento esperado por un activo financiero. Aprovechando las condiciones cíclicas presentes en la mayoría de los bienes disponibles en los distintos mercados, el algoritmo pondera de diferente manera a la información recabada en cuatro horizontes temporales distintos; de esta forma, el modelo logra pronosticar con velocidad y con mayor eficiencia que el método tradicional, el cambio que presenta el valor económico asociado a un bien determinado.

BIBLIOGRAFÍA

- AYALA Brito Gamaliel, SÁNCHEZ Becerril Betel, *Finanzas Bursátiles (Tomo II)*, Instituto Mexicano de Contadores Públicos A.C., México, 2007.
- BMV-Educación, *Riesgos Financieros*, Escuela de Negocios-Bolsa Mexicana de Valores, México, 2014.
- BMV-Educación, *Mercado de Capitales y Títulos de Deuda*, Escuela de Negocios-Bolsa Mexicana de Valores, México, 2014.
- BODIE Zvi y MERTON C. Robert, *Finanzas*, Pearson Educación, México, 2003.
- BODIE Zvi, KANE Alex y MARCUS Alan, *Principios de Inversiones*, Quinta edición, McGraw Hill, 2004.
- MORALES Castro Arturo, MORALES Castro José Antonio, *El Lenguaje de los Financieros*, Grupo Editorial Patria, México, 2008.
- RACHEV Svetlozar, HOECHSTOETTER Markus, *Probability and Statistics for Finance*, Frank J. Fabozzi Series, Estados Unidos, 2010.
- RINCÓN S. Luis, *Curso intermedio de probabilidad*, Departamento de Matemáticas, Facultad de Ciencias UNAM, México, 2007.
- RODRÍGUEZ Vicente A., *et al*, *El ABC de Educación Financiera*, Educación Financiera CONDUSEF, México, 2009.
- ROSS Sheldon, *A first course in probability*, Séptima edición, Pearson Prentice Hall, Estados Unidos de América, 2006.
- SAMUELSON Paul A. y NORDHAUS William D., *Economía*, Decimoctava edición, McGraw-Hill Interamericana, México, 2008.
- Real Academia Española, *Diccionario de la Lengua Española*, Vigésima segunda edición. <http://lema.rae.es/drae/>
- Banco de México, Estadísticas. <http://www.banxico.org.mx/estadisticas/index.html>
- Yahoo, Inc., Finanzas. <http://mx.finanzas.yahoo.com/>

Anexo 1. Generación del código de programación para la aplicación del algoritmo.

En el entorno financiero actual se cuenta con una gran cantidad de información, existen múltiples proveedores que tienen la infraestructura informática y operacional para dar, en cuestión de minutos, cientos de miles de datos sobre la historia de un activo financiero en particular. Aunado a lo anterior, constantemente se incorporan nuevos parámetros a la muy amplia gama de herramientas informativas existentes. Es por lo anterior, que el manejo manual de la estadística disponible sobre un ente del mercado financiero global se vuelve, prácticamente, imposible.

Los jugadores activos en la economía actual, conscientes de las dificultades planteadas en el párrafo anterior, dedican una gran cantidad de recursos, materiales y humanos, en la generación y aplicación de sistemas computarizados que permitan utilizar oportunamente la información contenida en sus bases de datos.

Y es justamente este interés de ocupar todas las herramientas tecnológicas al alcance de los operadores financieros hoy en día, el que motiva la generación de un sistema de automatización basado en procesos informáticos, que aplique velozmente el procedimiento de estimación propuesto en esta tesis.

Se presenta ahora una buena oportunidad para hacer una aclaración por demás importante en el desarrollo conceptual de este anexo: el lector deberá tener en mente, en todo momento, que el objetivo final del presente trabajo no es el desarrollo de las herramientas de programación, sino el del algoritmo de cálculo. La importancia de la observación anterior, radica en que existen varios nichos de oportunidad en los programas generados, sin embargo, se decidió dar preferencia al análisis y desarrollo del algoritmo de estimación, y no las herramientas informáticas que lo aplican.

Ahora bien, como se explicó en la introducción hecha al presente apartado, la razón de utilizar dos procesos de programación es considerar los diferentes entornos computacionales en que el algoritmo puede ser explotado. Por un lado, se genera un proceso utilizable en el paquete informático de oficina más popular en el mundo, por otro lado, uno que es aplicable sin tener la restricción de usar el paquete mencionado. Es, precisamente, la exposición de dichos procesos el tema principal del capítulo actual.

A1.1 CÓDIGO EN LENGUAJE VBA.

Cuando se piensa en el quehacer financiero, administrativo y contable en la mayoría de las empresas, sean éstas micro empresas o grandes trasnacionales, el principal programa que viene a la mente es Excel de Microsoft Office.

De manera muy general, Excel es un software de tipo hoja de cálculo que basa su funcionamiento en celdas ordenadas y que se incluye en la paquetería de productos informáticos para oficina de Microsoft. A los archivos de Excel se les conoce como Libros, pues incluyen una o varias hojas de cálculo. Una de sus principales ventajas, y que puede ser la razón más clara de su dominio de mercado, es que tiene una gran versatilidad, funcionando como una herramienta útil para estudiantes, empresas, gobiernos y prácticamente cualquier usuario interesado en manejar y procesar datos de manera sencilla y dinámica.

Excel cuenta con múltiples herramientas:

- **De diseño:** Que permiten dar formatos visuales útiles y agradables a los datos contenidos, así como agregar imágenes e, incluso, gráficos animados.
- **De presentación de datos:** Cuya finalidad es ayudar a mostrar la información en formas variadas, como por ejemplo, gráficas y tablas dinámicas.
- **De proceso y análisis:** Porque el programa cuenta con una amplísima gama de herramientas que permiten hacer programación, simulación de escenarios y otros estudios estadísticos y económicos de gran profundidad.

Es justamente la herramienta de programación, dentro del conjunto de proceso y análisis, la que permite generar un instrumento informático que aplique el algoritmo propuesto en la presente tesis. Dicha herramienta se conoce como Macro y su lenguaje de programación es Visual Basic para Aplicaciones (VBA).

Sin embargo, antes de iniciar con la programación de la Macro es importante hacer el diseño del Libro de Excel del que formará parte, por lo que hay que establecer la cantidad de hojas incluidas, la información contenida y la forma óptima de presentar los datos para que puedan ser mejor aprovechados por los usuarios.

Sobre la información que es pertinente incluir, existen muchos aspectos evidentemente necesarios, como la composición histórica de la serie de precios del activo que se pretende analizar y los resultados del algoritmo; pero, por otro lado, hay datos que pueden aportar mucho al usuario si se tienen a la mano, a pesar de no estar tan evidentemente relacionados con el programa.

El número de hojas de cálculo incluidas en el Libro es otro punto que es importante definir antes de empezar a programar, pues una gran cantidad de hojas puede volver al libro lento y dificultar su uso, pero concentrar mucha información en una sola hoja puede complicar su localización.

Con base en lo expuesto en párrafos anteriores, para el presente trabajo se diseñó un Libro que cuenta con tres hojas de cálculo. En la primera se encuentra la información relativa a los datos más relevantes de la historia del precio del activo, en el segundo se hace un recuento de la notación y el algoritmo propuesto, y finalmente, en la tercera se agregan

datos que buscan resumir a la serie de precios, así como el resultado de la aplicación del procedimiento de estimación.

Fecha	Precio	Retorno
02/12/2011	38567.63	
03/12/2011	38756.09	0.005139867
05/12/2011	37103.17	0.009399301
06/12/2011	37071.17	-0.00086283
07/12/2011	37071.17	0.000000000
08/12/2011	36661.31	-0.01121512
09/12/2011	37227.31	0.015862053
13/12/2011	36671.46	-0.02051046
14/12/2011	36013.67	-0.0185867
15/12/2011	36006.9	-0.00096023
16/12/2011	36054.63	0.001324701
18/12/2011	35567.78	-0.01392297
20/12/2011	36239.39	0.018344328
21/12/2011	36628.06	0.010667965
22/12/2011	37066.77	0.011906268
23/12/2011	37041.42	-0.00066413
27/12/2011	37091.42	0.00134893
28/12/2011	36644.88	-0.0121123
29/12/2011	37185.75	0.014651913
30/12/2011	37077.52	-0.00291423
02/01/2012	37335.03	0.006921172
03/01/2012	37384.34	0.001319872
04/01/2012	37387.63	8.86009E-05
05/01/2012	37017.05	-0.00936907
06/01/2012	38004.05	-0.00579504
09/01/2012	36785.34	-0.0095080
10/01/2012	37196.9	0.010964711
11/01/2012	37307.64	0.00334024
12/01/2012	37320.97	0.000357236
13/01/2012	36548.56	-0.02091358
16/01/2012	36916.16	0.010007608
17/01/2012	36601.2	-0.00859857
18/01/2012	37506.76	0.024440157
19/01/2012	37665.06	0.004693855
20/01/2012	37384.21	-0.00738262
23/01/2012	37195.75	-0.00505445
24/01/2012	36853.3	-0.0092488

IMAGEN A-1
Exposición de la Hoja:
"Información"

De forma mucho más explícita, en la primera hoja del libro, llamada "Información", se agregan los valores que el precio del activo ha tenido en el horizonte de tiempo solicitado. La mayor parte de la información aquí contenida es proporcionada por el usuario, y es la base de los cálculos que se realizan en la última hoja.

Es importante recordar que las herramientas informáticas creadas basan su funcionamiento en el algoritmo de estimación propuesto en la presente tesis, y para que dicho algoritmo funcione correctamente es indispensable que la información con que se alimente sea completa, confiable y precisa. En consecuencia, es buen momento para aclarar que es imprescindible que el usuario de la aplicación realice el paso que se indica con el cero en el algoritmo, y que es el siguiente:

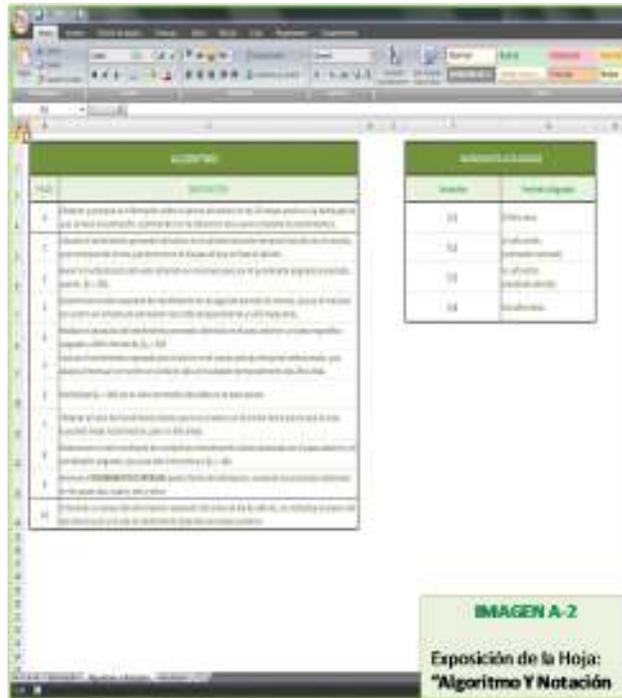
“Obtener y procesar la información sobre el precio del activo en los 25 meses previos a la fecha para la que se hace la estimación, culminando con la obtención de la serie completa de rendimientos”

En la primera hoja, expuesta en la imagen A-1, se realiza la carga de la información que ha sido procesada previamente por el usuario, para este ejemplo se usa la serie histórica del IPC, misma que se presenta en las siguientes tres columnas:

1. **Fecha:** Muestra la serie de jornadas hábiles y con cotización diaria que se encuentran cubiertas por el horizonte de estudio. Ordenadas, empezando con la más antigua y terminando con la más nueva.
2. **Precio:** Columna con la historia de los precios de cierre diario que ha tenido el activo de estudio en el mercado, se registra en la unidad monetaria en que se comercializa.
3. **Rendimiento:** Es la serie en la que se expresan las pérdidas o ganancias diarias de cada activo.

Posteriormente, en la segunda hoja llamada “Algoritmo y Notación”, se agregan dos tablas informativas relacionadas directamente con el método de estimación. La primera tabla presenta el algoritmo que ha sido propuesto en la tesis, recorriendo todos sus pasos con la finalidad de que algún usuario interesado pueda revisar velozmente los movimientos que se siguen para encontrar el estimador, e incluso, pueda validar el proceso informático realizando los cálculos manualmente.

También con la finalidad de funcionar como material de consulta, se agrega una segunda tabla en la que se expone la notación ocupada para identificar los horizontes utilizados. Esta tabla ayudará al usuario a no perderse como consecuencia de no recordar que periodo temporal abarca cada uno de los horizontes contemplados. En la imagen A-2, expuesta a continuación, se ilustra el diseño final de la hoja de cálculo mencionada, la hoja “Algoritmo y Notación”:



Finalmente, “Resultados” es el nombre de la tercera hoja incluida en el archivo de Excel. En dicha hoja se encuentra una tabla, Tabla A-1, en la que se reportan los datos más importantes arrojados por el análisis; en sus dos secciones, la tabla brinda información importante sobre la serie de precios que se estudió, así como múltiples datos informativos obtenidos al aplicar el algoritmo de estimación.

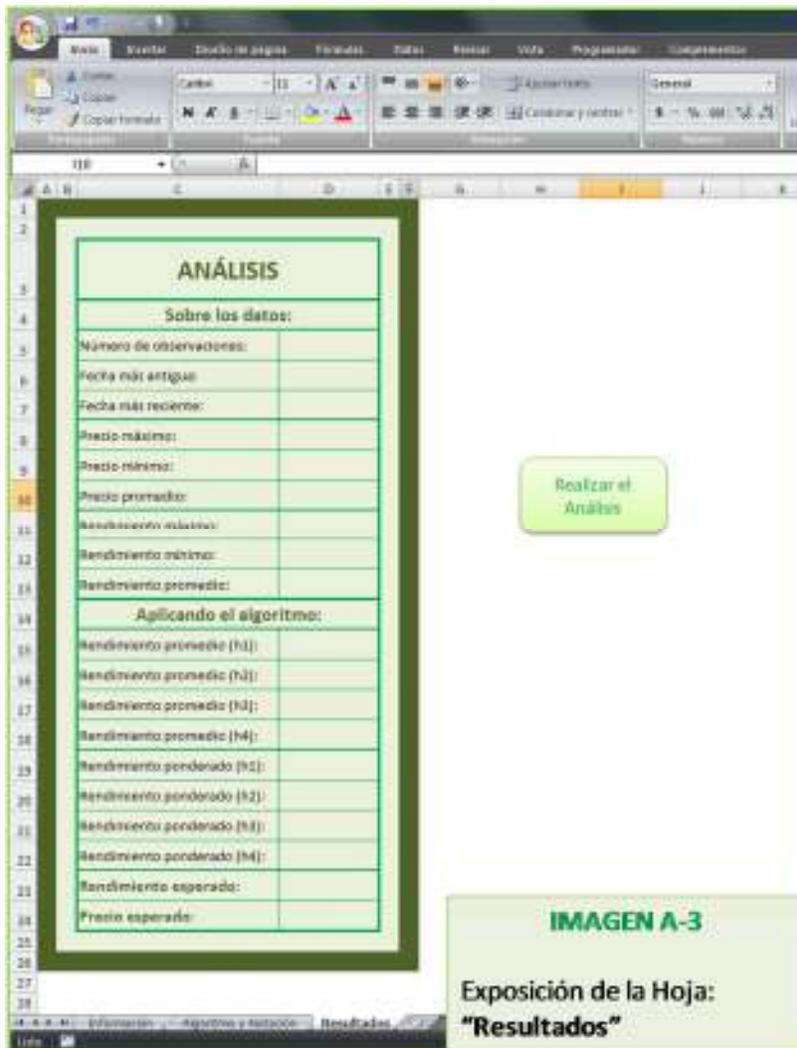


IMAGEN A-3

Exposición de la Hoja:
"Resultados"

Como se puede ver en la imagen A-3, en la parte superior de la tabla de análisis se puede encontrar la síntesis de los datos más importantes de las series de precios y rendimientos de las que se alimenta el estudio en cuestión, lo que permite al usuario conocer rápidamente las condiciones generales que presentan dichas series en el horizonte temporal observado. En la parte inferior de la tabla se encuentran los resultados obtenidos al momento de aplicar el proceso de cálculo propuesto en la presente tesis; en ella se hallan los resultados preliminares que va encontrando el algoritmo, así como el resultado final, que es la estimación del rendimiento y del precio que tendrá el activo en la fecha de análisis. De lado derecho de la tabla se encuentra el botón "Realizar el Análisis", que es el disparador de la Macro que ejecuta el proceso de estimación y que obtiene los datos necesarios para llenar la tabla recién expuesta.

Ahora que se ha definido el libro de cálculo en que se incluye la Macro asociada al algoritmo de estimación, y que se han mostrado las hojas que lo componen, se procede a hacer la exposición de la programación que sustenta la creación de la herramienta informática mencionada.

De la misma forma que la tabla de análisis, la Macro se encuentra dividida en dos secciones: la primera analiza la muestra de precios y de rendimientos para encontrar sus condiciones principales; y la segunda, que se encarga de ejecutar paso a paso, el algoritmo de estimación diseñado en la presente tesis.

Para lograr el objetivo buscado, la primera sección de la Macro cuenta el número de observaciones que se tienen, posteriormente establece las fechas que delimitan al horizonte de estudio, después analiza la serie de precios para encontrar su valor máximo y mínimo, así como su valor promedio, y finalmente repite el proceso, usando ahora la serie de rendimientos.

Sin embargo, antes de poder realizar el procedimiento arriba expuesto es preciso definir las variables necesarias para el adecuado funcionamiento del software, porque al momento de programar es siempre más práctico declarar al inicio las variables, tanto por nombre como por tipo, que irlo haciendo conforme se vayan ocupando. Para el caso particular de la Macro que se está trabajando se decidió hacer el diseño de tal manera que se ocupen únicamente dos variables, la finalidad de dicha decisión es facilitar la programación y aplicación del algoritmo, pues se disminuyen las líneas de comando, las declaraciones y las asignaciones, con lo que se logra un programa mucho más eficiente. Las variables que se usan son de tipo entero: una que cuenta la cantidad de observaciones que se tienen en la serie histórica de precios y que se denomina “n”, y otra que se utiliza para indicar la fila correspondiente a los datos relacionados con alguna fecha de interés para el procedimiento de estimación, que se denota como “m”.

A continuación se presentan las sentencias utilizadas para iniciar con la programación, nombrar el programa y describirlo, así como la declaración de las variables recién expuestas:

```
Sub F 1()  
'  
'  
'Macro utilizada para realizar el análisis de la  
'serie histórica de precios y rendimientos.  
'  
'  
  
Dim n, m As Integer
```

Una vez se han hecho las declaraciones necesarias, se continúa con el proceso de cálculo de los valores de la mitad superior de la Tabla A-1. Para ello, es necesario conocer la cantidad de elementos que componen la muestra, así como la ubicación del primer y del último elemento. Para lograr lo anterior, se utiliza una función dentro de la hoja de cálculo y no de la Macro, porque de esa forma se facilita la programación, se acelera el proceso, y se logra mayor eficiencia en la aplicación.

En la primera hoja de cálculo del libro, llamada “Información” y expuesta previamente en la imagen A1-1, se utiliza una columna en la que a todas las celdas inferiores a la tercera fila se les da la siguiente función:

```
=SI (C<>"" , 1, 0)
```

Lo que se obtiene con esa simple orden es: en la columna en donde se inserta la función, en las celdas correspondientes a todas las filas en las que se encuentre un valor en la columna de precios, que es la columna C, se anota un uno; mientras que en las filas sin precio se escribe un cero. Así se puede saber en qué lugar se encuentra la primera y la última observación de la serie de precios, y al hacer una suma sobre todos los valores de la columna contadora, se puede saber la cantidad de observaciones que se tienen. El resultado de hacer una suma sobre los valores de toda la columna contadora, es el que se expresa en la celda "J3".

Es también momento de utilizar la columna contigua a la columna contadora, a la que se le asigna una función muy sencilla: es la encargada de indicar la fila en la que se encuentra cada fecha y su información. Es decir, las celdas de esta columna llevarán como valor el número correspondiente a la fila en que se encuentran, siendo para la celda superior un uno, la siguiente un dos y así sucesivamente. Ésta columna de ubicación es una referencia muy importante que se utiliza para poder obtener los valores utilizados en el llenado de la parte inferior de la tabla A-1, pues es la que determina el valor de la variable "m".

Ya que se tiene en la hoja "Información" la columna que sirve para contar y la celda que la suma, "J3", se escribe el siguiente comando en el cuerpo de la Macro:

```
Sheets("Información").Select
n = Range("J3")
```

Lo que hace dicho comando es asignar a la variable "n" el valor de la suma obtenida como resultado de la columna contadora, es decir, se define a la "n" como la cantidad de observaciones que componen a la serie de precios, a través de ello se cuenta con la siguiente información:

VARIABLE	INFORMACIÓN
n	Cantidad de precios.
n-1	Cantidad de rendimientos.
n+3	Fila en la que se ubica el último precio.
m	Fila central del horizonte, cambia de acuerdo al periodo que se esté analizando.

Tabla A-2

Posteriormente, se utiliza el siguiente código para obtener los datos de la mitad superior de la Tabla A-1:

```
'Parte superior de la tabla:
Sheets("Resultados").Select
Range("D5").FormulaR1C1 = n
Range("D6").FormulaR1C1 = "=Información!R[-2]C[-2]"
Range("D7").FormulaR1C1 = "=Información!R[" & n + 3 - 7 & "]C[-2]"

Range("D8").FormulaR1C1 = "=MAX(Información!R[-4]C[-1]:R[" & n + 3 - 8 & "]C[-1])"
Range("D9").FormulaR1C1 = "=MIN(Información!R[-5]C[-1]:R[" & n + 3 - 9 & "]C[-1])"
Range("D10").FormulaR1C1 = "=AVERAGE(Información!R[-6]C[-1]:R[" & n + 3 - 10 & "]C[-1])"

Range("D11").FormulaR1C1 = "=MAX(Información!R[-6]C[0]:R[" & n + 3 - 11 & "]C)"
Range("D12").FormulaR1C1 = "=MIN(Información!R[-7]C[0]:R[" & n + 3 - 12 & "]C)"
Range("D13").FormulaR1C1 = "=AVERAGE(Información!R[-8]C[0]:R[" & n + 3 - 13 & "]C)"
```

De las líneas anteriores se pueden hacer varias observaciones. Lo primero es notar que cada comando se utiliza para llenar una celda de la tabla. También se observa que las últimas seis instrucciones guardan una relación muy específica, pues realizan exactamente las mismas acciones, sólo que unas utilizan como alimento de los cálculos la serie de precios, mientras que las otras utilizan la serie de rendimientos.

Procediendo ahora al llenado de la segunda parte de la tabla A-1, es preciso explicar que se pueden separar las líneas de programación en tres bloques: el primero obtiene los promedios de los rendimientos en cada horizonte temporal, el segundo realiza las multiplicaciones de los promedios obtenidos y los ponderadores correspondientes, finalmente, el tercer bloque obtiene y publica el resultado final. A continuación se encuentran los comandos contenidos en el primer bloque:

```
'Parte inferior de la tabla:
m = n - 22
Range("D15").FormulaR1C1 = "=AVERAGE(Información!R[" & m + 3 - 15 & "]C:R[" & n + 3 - 15 &
"C) "

Range("I1").FormulaR1C1 = _
    "=IFERROR(VLOOKUP(Información!R[" & n + 3 - 1 & "]C[-7]-364,Información!C[-
7]:C,8,FALSE),IFERROR(VLOOKUP(Información!R[" & n + 3 - 1 & "]C[-7]-365,Información!C[-
7]:C,8,FALSE),IFERROR(VLOOKUP(Información!R[" & n + 3 - 1 & "]C[-7]-363,Información!C[-
7]:C,8,FALSE),VLOOKUP(Información!R[" & n + 3 - 1 & "]C[-7]-367,Información!C[-
7]:C,8,FALSE)))"
m = Range("I1")
Range("D16").FormulaR1C1 = "=AVERAGE(Información!R[" & m - 11 - 16 & "]C:R[" & m + 11 - 16
& "C) "
Range("D17").FormulaR1C1 = "=Información!R[" & m - 17 & "]C"

Range("I1").FormulaR1C1 =
    "=IFERROR(VLOOKUP(Información!R[" & n + 3 - 1 & "]C[-7]-364,Información!C[-
7]:C,8,FALSE),IFERROR(VLOOKUP(Información!R[" & n + 3 - 1 & "]C[-7]-365,Información!C[-
7]:C,8,FALSE),IFERROR(VLOOKUP(Información!R[" & n + 3 - 1 & "]C[-7]-363,Información!C[-
7]:C,8,FALSE),VLOOKUP(Información!R[" & n + 3 - 1 & "]C[-7]-367,Información!C[-
7]:C,8,FALSE)))"
m = Range("I1")
Range("D18").FormulaR1C1 = "=AVERAGE(Información!R[" & m - 11 - 18 & "]C:R[" & m + 11 - 18
& "C) "

Range("I1").FormulaR1C1 = ""
```

Es evidente que en las líneas anteriores se utilizan muchas funciones propias de Excel y no tanto instrucciones programadas, lo anterior tiene una explicación construida sobre la búsqueda de eficiencia; esto es porque Excel, al momento de ejecutar la Macro, es más rápido utilizando funciones predefinidas que funciones creadas por un programador nuevo.

Se observa también, que para encontrar la fecha correspondiente al año anterior se utiliza una serie de condicionales anidados. El proceso anterior pretende garantizar que, en caso de que al buscar la fecha de estudio recorrida uno o dos años hacia atrás ésta caiga en un día inhábil, se localice el rendimiento del día con operación regular más cercano. Dicho proceso busca la fecha de interés, si no la encuentra busca el día anterior, en caso de no encontrarlo tampoco busca ahora al día siguiente y finalmente, dos días antes de la fecha de interés mencionada.

La columna de ubicación que se definió previamente dentro de la hoja "Información" muestra su vital importancia en este bloque de programación, pues es la que permite localizar los precios y rendimientos de las fechas centrales de los horizontes temporales utilizados para la estimación.

El último comentario importante en esta parte del código es referente al hecho de que se sumen o resten números aparentemente arbitrarios, once y veintidós, a la variable "m". La explicación es bastante simple: es por la cantidad de días hábiles que se tienen, en promedio, en un mes; el razonamiento de cálculo es que el año tiene 365 días, que se dividen en un poco más de 52 semanas al año, lo que implica alrededor de cuatro semanas por mes y, para concluir, veintidós días de operación, en promedio, para cada periodo mensual.

Una vez terminado con el primer bloque, el resto de la programación se vuelve mucho más sencillo. Como se puede ver a continuación, los comandos que componen al segundo bloque son cuatro multiplicaciones que utilizan a los pesos específicos propuestos por el algoritmo y los promedios recién calculados, obteniendo así los promedios ponderados por horizonte de tiempo:

```
Range("D19").FormulaR1C1 = "=R[-4]C*0.002"  
Range("D20").FormulaR1C1 = "=R[-4]C*0.855"  
Range("D21").FormulaR1C1 = "=R[-4]C*0.142"  
Range("D22").FormulaR1C1 = "=R[-4]C*0.001"
```

Por último, en el tercer bloque se suman los promedios ponderados para obtener el rendimiento propuesto por el algoritmo, también se multiplica dicho rendimiento por el último precio en la serie histórica para poder dar el monto en que se estima que se comercializará el activo estudiado en la fecha de interés. A continuación se encuentran las líneas de programación que instruyen el procedimiento recién explicado, así como las que concluyen el proceso y terminan la ejecución de la Macro:

```
Range("D23").FormulaR1C1 = "=SUM(R[-4]C:R[-1]C) "  
Range("D24").FormulaR1C1 = "=(1+R[-1]C)*Información!R[" & n + 3 - 24 & "]C[-1]"  
  
Range("F26").Select
```

End Sub

Sólo queda aclarar que la última línea de comando no es funcional, sino meramente estética, pues lo que hace es posar el cursor en la celda inferior derecha de la tabla A-1, la última celda de dicha tabla, dejando sin selección a todos los resultados obtenidos al aplicar el algoritmo.

Es así como concluye la parte de la tesis referida a la programación del algoritmo para desarrollar una herramienta informática usando el lenguaje VBA para Excel; se procede ahora a realizar un proceso muy similar, pero utilizando como base el lenguaje de programación C++.

A1.2 CÓDIGO EN LENGUAJE C++.

Una vez generada la herramienta incorporada a un Libro de Excel, que busca tener un diseño amigable para el usuario, se hace notoria la dependencia que tiene del programa de oficina referido. En lo anterior se sustenta la importancia de realizar la programación de otra aplicación, que aunque menos vistosa, tenga mayor libertad y cuente con un grado más alto de autosuficiencia; con eso en mente, se realiza la presentación de un programa escrito en el lenguaje C++, que puede funcionar en cualquier computadora con Windows, sin importar si se tiene o no acceso a la paquetería Office.

La disposición de la herramienta informática mostrada, pretende brindar al usuario una serie de opciones que le permitan realizar el análisis, o la consulta, que mejor convenga a sus intereses. Para ello, utiliza un conjunto de ciclos en los que se automatizan distintas partes del algoritmo, desde la selección del tipo de operación que requiere el usuario, hasta la carga y proceso de la información histórica con que se cuenta. A continuación se presentan los comandos empleados para la apertura del programa y del bloque de repetición principal, así como los correspondientes al cierre de dichas estructuras.

```
#include <iostream>
#include <fstream>
#include <sstream>
#include <windows.h>
#include <stdlib.h>
#include <stdio.h>

using namespace std;

int main ()
{
    short int opc, ind, i, j;
    unsigned short int n, t1, t2, t3, t4;
    double x, r, p, s1, s2, s3, s4, m1, m2, m3, m4;

    cout << "BIENVENIDO!!\n\n Este programa aplica el algoritmo de\n estimacion
           propuesto en la tesis.\n\n";
    Sleep(8000);
    ind=1;
    opc=0;
    do{
        ...

    } while (ind == 1);
    system("CLS");
    cout << "\n\n\t\tEXITO EN SU INVERSION!!\n\n\t\t\t\t\t";
    Sleep(3000);
    return 0;
}
```

La finalidad de las primeras seis líneas es incluir las librerías de trabajo utilizadas para informar al sistema de construcción y compilación el tipo de operaciones y declaraciones que se usan durante la ejecución del programa. Posteriormente, buscando que el código generado tenga una estructura ordenada y fácil de entender, se procede con la declaración de la mayoría de las variables utilizadas, aunque en líneas consecuentes se saca ventaja de la versatilidad del lenguaje C++ y se definen variables, que por sus condiciones de uso o de construcción, no sería posible declarar en este punto. En los comandos expuestos se incluyen también los utilizados para publicar las frases utilizadas como bienvenida y despedida al usuario.

El ciclo de repetición que funge como base del programa, se sustenta en una estructura de bucle tipo “Do-While”, que sirve para permitir al usuario realizar tantas operaciones como necesite sin que la herramienta informática se cierre al terminar cada una de ellas, evitando que el interesado tenga que volver a acceder a la aplicación y agilizando el análisis. Dado que el ciclo da la oportunidad de realizar múltiples estimaciones sin reiniciar el proceso, cada que se inicia una nueva fase se inicializan las variables empleadas, evitando así que haya errores ocasionados por remanentes indeseados en la memoria de ejecución. Posteriormente, se publica el menú de opciones con que cuenta el usuario, explicando brevemente cada una de ellas, y se le pide que seleccione la que cumpla mejor con sus necesidades. A continuación se muestran las líneas de programación empleadas para instruir el proceso recién expuesto, así como para declarar la estructura “Switch” que se explica en párrafos posteriores.

```
do{
    i=j=0;
    n=t1=t2=t3=t4=0;
    x=r=p=s1=s2=s3=s4=m1=m2=m3=m4=0;
    system("CLS");
    cout << "MENU:
        \n\n 1.- ESTIMACION RAPIDA
            \n\tDevuelve el rendimiento estimado.
            \n\t (no se recomienda para usuarios nuevos)
        \n\n 2.- ANALISIS COMPLETO
            \n\tDevuelve el estudio completo realizado.
        \n\n 3.- INFORMACION RELACIONADA
            \n\tExpone el algoritmo.
        \n\n 4.- SALIDA
            \n\tConcluye el proceso.
        \n\n Seleccione la opcion que le interese: ";
    cin >> opc;
    system("CLS");
    switch (opc){
        ...
    }
} while (ind == 1);
```

Para la construcción de programas que funcionen a través de la selección de una opción contenida en un menú de operaciones disponibles, la estructura “Switch” es una de las mejores herramientas disponibles. Su funcionamiento consiste en comparar una variable de opción, que contiene la selección del usuario, con una serie de posibles operaciones programadas por el diseñador de la aplicación, y cuando encuentra la coincidencia, ejecuta el proceso correspondiente. Más adelante se encuentran los comandos empleados para definir el accionar del programa de acuerdo a la opción elegida por el usuario.

```

switch (opc) {
    case 1:
        cout << "ESTIMACION RAPIDA\n";
        ...
        system("Pause");
        ind=1;
    break;
    case 2:
        cout << "ANALISIS COMPLETO\n";
        ...
        system("Pause");
        ind=1;
    break;
    case 3:
        cout << "INFORMACION RELACIONADA\n";
        ...
        system("Pause");
        ind=1;
    break;
    case 4:
        ind=0;
    break;
    default:
        cout << "Opcion no registrada, por favor intente nuevamente\n\n";
        system("Pause");
        ind=1;
}

```

Dentro de estos comandos destaca una de las principales ventajas de utilizar “Switch”, que es la oportunidad de definir una instrucción para que la herramienta informática sepa qué hacer cuando el usuario haya ingresado un valor incorrecto en la variable de opción. Otra observación de las líneas de programación recién expuestas, es que al terminar cada caso se establece una pausa en el sistema para que el usuario pueda disponer de la estimación obtenida, y se da como valor a la variable “ind” el uno, lo que hace que se vuelva a iniciar el ciclo “Do-While”. De lo anterior se exceptúa el caso cuatro, en que al cambiar la variable “ind” a cero, se ejecuta la conclusión y cierre del programa.

Definitivamente, la parte más demandante del proceso de construcción de la aplicación, es la relacionada con la extracción de la serie de precios y rendimientos. En ella se enfrenta la necesidad de encontrar un método que traiga desde una fuente externa una gran cantidad de datos, pero además, lo tiene que hacer de forma rápida y ordenada. Para ello se ocupan una serie de comandos, los más complejos utilizados hasta ahora, que extraen un documento llamado “Informacion.csv”, y cargan toda su información en un arreglo bidimensional, o también llamado arreglo matricial. El volumen de dicha matriz depende de la cantidad de observaciones con que cuente la serie de rendimientos, pero dado que en C++ un arreglo no puede tener un tamaño variable, no se podía hacer su declaración al inicio del programa, sino en una línea posterior a la creación y definición de la variable “n”, misma que está asociada al número de fechas incluidas en el estudio, y que determina una de las dimensiones del arreglo. Lo mismo pasa con las declaraciones de dos variables de tipo entero, “row” y “col”, cuyo uso depende de la existencia de la matriz utilizada para importar y ordenar la información, por lo que no se consideró práctico introducirlas en ninguna otra parte del código. A continuación se detallan todos los comandos y procesos utilizados para leer la información y para generar el bidimensional que la contenga, facilitando así su uso en estructuras posteriores dentro del programa.

```

cout << "ESTIMACION RAPIDA\n\nCuantas observaciones se incluyen en
el analisis? ";
cin >> n;
n+=1;
t1 = n-22;
t2 = n-250-10;
t3 = n-250;
t4 = n-500-10;
float data[n][3];
std::ifstream file("Informacion.csv");
for(int row = 0; row < n; row++)
{
    std::string line;
    std::getline(file, line);
    if ( !file.good() )
        break;
    std::stringstream iss(line);
    for (int col = 0; col < 3; col++)
    {
        std::string val;
        std::getline(iss, val, ',');
        if ( !iss.good() )
            break;
        std::stringstream convertor(val);
        convertor >> data[row][col];
    }
}

```

Detallando el proceso realizado por el programa como consecuencia de las instrucciones recién expuestas: se inicia por preguntar al usuario la cantidad de observaciones contenidas en la serie histórica que se va analizar; posteriormente, la aplicación identifica y genera el acceso al archivo en donde se encuentra la información; después emplea una estructura “For” anidada, que obtiene todas las líneas en el archivo y separa cada uno de los datos contenidos en dichas líneas; finalmente, asocia una coordenada en el arreglo bidimensional a los datos que va extrayendo.

Una vez que la información ha sido cargada en la estructura matricial programada, se obtiene un acomodo virtual de la información que es muy similar a la hoja “Información” contenida en el Libro donde se realizó la programación de la Macro expuesta en la sección anterior de esta tesis; por lo tanto, el proceso restante para el cálculo del rendimiento pronosticado se hace de forma análoga al escrito utilizando como lenguaje VBA.

Nuevamente se inicia por realizar el cálculo de los promedios aritméticos utilizados como estimadores de las medias asociadas a los distintos horizontes temporales estudiados, para ello se ocupa un ciclo de repetición que realiza la suma de todos los rendimientos que componen la ventana temporal, y después de hacer la división correspondiente al número de observaciones, se realiza la multiplicación del promedio obtenido por el ponderador asociado a su horizonte. El procedimiento explicado en este párrafo se repite hasta conseguir todos los promedios correspondientes a los horizontes temporales incluidos en el algoritmo propuesto. A continuación se muestra al lector la sección del código que instruye al programa dicho proceso.

```

for(i=0; i<22; i++)
{
    x = data[t1+i][2];
    s1 = s1 + x;
}
s1 = s1 / 22;
m1 = s1 * .002;
x=0;
...
r = m1 + m2 + m3 + m4;
x = data[n-1][1];
p = x * (1 + r);
x = 0;
cout << "\n\n El ultimo precio es = " << data[n-1][1];
cout << "\n\n El rendimiento estimado = " << r * 100 << "%";
cout << "\n\n El precio estimado = " << p << "\n\n\n";

```

Para terminar con el cálculo del estimador propuesto, se hace la suma de los cuatro promedios ponderados obtenidos, finalmente se utiliza el resultado para determinar el precio que se pronostica como consecuencia del análisis. Cabe destacar, que el código utilizado para obtener el pronóstico buscado es el mismo para la opción uno del menú, “ESTIMACION RAPIDA”, que para la dos, “ANALISIS COMPLETO”; el cambio está en que si el usuario elije la segunda, se le da información sobre el algoritmo propuesto previo a su aplicación, y se imprimen con mayor detalle los resultados obtenidos.

Para cerrar este anexo, cabe apuntar que la intención de los códigos y diseños mostrados en él, es brindar al lector interesado la oportunidad de copiar las instrucciones, para generar una herramienta informática que pueda aplicar el algoritmo de una forma más rápida y sencilla.