BENEMÉRITA UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE PUEBLA

FACULTAD DE CONTADURÍA PÚBLICA
Secretaría de Investigación y Estudios de Posgrado

"ANÁLISIS DE DISTRIBUCIONES DE COLA GRUESA PARA EL ÍNDICE DE PRECIOS Y COTIZACIONES DE LA BOLSA MEXICANA DE VALORES 1993-2013"

DIRECTOR:

M.C.I. KATHIA LUIS GATICA

TESIS
Para Obtener el Grado de
Maestro en Administración.

PRESENTA(N):

LUIS ALBERTO SÁNCHEZ ZACATECO.

Puebla, Pue. Junio 2014

BENEMÉRITA UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE PUEBLA

FACULTAD DE CONTADURÍA PÚBLICA
Secretaría de Investigación y Estudios de Posgrado

"ANÁLISIS DE DISTRIBUCIONES DE COLA GRUESA PARA EL ÍNDICE DE PRECIOS Y COTIZACIONES DE LA BOLSA MEXICANA DE VALORES 1993-2013"

DIRECTOR DE TESIS:
M.C.I. KATHIA LUIS GATICA

TESIS
Que para obtener el grado de:
Maestro en Administración.

Presenta(n):
LUIS ALBERTO SÁNCHEZ ZACATECO

Puebla, Pue. Junio 2014

M.A. Elisa Guillermina del Perpetuo Socorro Ruíz Rendón
Secretaria de Investigación y Estudios de Posgrado
Facultad de Contaduría Pública
Benemérita Universidad Autónoma de Puebla
P r e s e n t e

Por este conducto **la** que suscribe en mi calidad de **Directora de la Tesis** denominada: **"ANÁLISIS DE DISTRIBUCIONES DE COLA GRUESA PARA EL ÍNDICE DE PRECIOS Y COTIZACIONES DE LA BOLSA MEXICANA DE VALORES 1993 - 2013"**, elaborada por el alumno de la **MAESTRÍA EN ADMINISTRACIÓN** de nombre:

LUIS ALBERTO SÁNCHEZ ZACATECO

Informo a Usted que a mi juicio el citado trabajo cumple con los requisitos técnicos y metodológicos necesarios, por lo que no tengo inconveniente en liberarlo para que se continúe con los trámites de titulación que procedan.

Agradezco de antemano la atención prestada a la presente.

Sin otro particular, quedo de Usted.

BENEMERITA UNIVERSIDAD
AUTONOMA DE PUEBLA
FACULTAD DE CONTADURIA PUBLICA
20 JUN 2014
RECIBIDO
SEC. DE INV. Y EST. DE POSTGRADO

H. Puebla de Z., a 20 de junio de 2014

A t e n t a m e n t e

M.C.I. KATHIA LUIS GATICA

M.A. Elisa Guillermina del Perpetuo Socorro Ruíz Rendón
Secretaria de Investigación y Estudios de Posgrado
Facultad de Contaduría Pública
Benemérita Universidad Autónoma de Puebla
P r e s e n t e

Por este conducto **la** que suscribe en mi calidad de **Asesor de la Tesis** denominada: **"ANÁLISIS DE DISTRIBUCIONES DE COLA GRUESA PARA EL ÍNDICE DE PRECIOS Y COTIZACIONES DE LA BOLSA MEXICANA DE VALORES 1993 - 2013"**, elaborada por el alumno de la **MAESTRÍA EN ADMINISTRACIÓN** de nombre:

LUIS ALBERTO SÁNCHEZ ZACATECO

Informo a Usted que a mi juicio el citado trabajo cumple con los requisitos técnicos y metodológicos necesarios, por lo que no tengo inconveniente en liberarlo para que se continúe con los trámites de titulación que procedan.

Agradezco de antemano la atención prestada a la presente.

Sin otro particular, quedo de Usted.

H. Puebla de Z., a 20 de junio de 2014

BENEMERITA UNIVERSIDAD AUTONOMA DE PUEBLA FACULTAD DE CONTADURIA PUBLICA
20 JUN 2014
RECIBIDO
SEC. DE INV. Y EST. DE POSTGRADO

A t e n t a m e n t e

M.A. EMMA ROSA CRUZ SOSA

M.A. Elisa Guillermina del Perpetuo Socorro Ruíz Rendón
Secretaria de Investigación y Estudios de Posgrado
Facultad de Contaduría Pública
Benemérita Universidad Autónoma de Puebla
P r e s e n t e

Por este conducto **el** que suscribe en mi calidad de **Asesor de la Tesis** denominada: **"ANÁLISIS DE DISTRIBUCIONES DE COLA GRUESA PARA EL ÍNDICE DE PRECIOS Y COTIZACIONES DE LA BOLSA MEXICANA DE VALORES 1993 - 2013"**, elaborada por el alumno de la **MAESTRÍA EN ADMINISTRACIÓN** de nombre:

LUIS ALBERTO SÁNCHEZ ZACATECO

Informo a Usted que a mi juicio el citado trabajo cumple con los requisitos técnicos y metodológicos necesarios, por lo que no tengo inconveniente en liberarlo para que se continúe con los trámites de titulación que procedan.

Agradezco de antemano la atención prestada a la presente.

Sin otro particular, quedo de Usted.

H. Puebla de Z., a 20 de junio de 2014

A t e n t a m e n t e

M.A. JESÚS HERNÁNDEZ GARCÍA

BENEMERITA UNIVERSIDAD AUTONOMA DE PUEBLA
FACULTAD DE CONTADURIA PUBLICA
20 JUN 2014
RECIBIDO
SEC. DE INV. Y EST. DE POSTGRADO

BENEMÉRITA
UNIVERSIDAD
AUTÓNOMA DE PUEBLA

FACULTAD DE
CONTADURÍA PÚBLICA

Oficio No. FCP-SIEP/098/14
Asunto: Digitalización de Tesis

C. Luis Alberto Sánchez Zacateco
PRESENTE

Por medio del presente tengo a bien comunicarle que se autoriza la digitalización en formato PDF, de la tesis denominada **"Análisis de Distribuciones de Cola Gruesa para el Índice de Precios y Cotizaciones de la Bolsa Mexicana de Valores 1993-2013"**, a fin de sustentar el examen profesional para obtener el grado de **Maestro en Administración.**

Sin más por el momento, quedo de ustedes.

Atentamente
"Pensar Bien, Para Vivir Mejor"
H. Puebla de Z., 19 de junio de 2014

M.A. Elisa Guillermina del Perpetuo Socorro Ruiz Rendón
Secretaria de Investigación y Estudios de Posgrado.

c.c.p. SIEP
ECA/ERR*

Boulevard Valsequillo No. 70 Col. Universidades Tel: 2 29 55 00 Exts. 5552, 7670, 7671 y 7672

AGRADECIMIENTOS

Quiero expresar primeramente mi agradecimiento a la Maestra Emma Rosa Cruz Sosa por sus siempre valiosas y oportunas sugerencias que dieron cauce a la realización de este trabajo, y sobre todo por su amabilidad y gentileza en cada momento durante el proceso de elaboración de esta tesis.

De igual manera agradezco al Dr. Juan Reyes por su muy oportuna guía y comentarios.

Finalmente dedico este trabajo a Andrea y a mi Madre por su apoyo incondicional y por infundirme tenacidad e inspiración para ser mejor persona cada día.

A todos ellos, gracias.

RESUMEN

En el presente trabajo de investigación se expone un análisis estadístico de distribuciones de cola gruesa y la distribución normal gaussiana para el Índice de Precios y Cotizaciones de la Bolsa Mexicana de Valores para el periodo de 1993-2013. Los principales modelos de la moderna teoría financiera yacen sobre el supuesto de que los mercados financieros siguen una distribución normal y por lo tanto los eventos extremos son altamente improbables. Esto último es de suma importancia para la medición del riesgo financiero, ya que el contar con una herramienta inadecuada puede dar paso a consecuencias negativas para el inversionista y los mercados en general. Los mercados financieros muestran una conducta compleja y no lineal, así que las herramientas para su análisis deben ser acorde a su naturaleza. Asimismo, cabe señalar que no es objetivo de este trabajo realizar pronósticos o predecir los precios, sino únicamente dimensionar el impacto de utilizar distribuciones de cola gruesa como herramienta alternativa de análisis de mercados financieros.

ABSTRACT

This investigation work presents a fat tailed distributions analysis and the normal gaussian for the Mexican Stock Exchange Mexican Bolsa IPC Index for the years 1993 – 2013. The mainstream models of the modern financial theory are built with the assumption that financial markets are normal distributed and the extreme events are highly unlikely. This is a very important thing for risk measure, because using the wrong tool can mislead to negative effects for the investor and the financial markets in general. It´s remarkable that financial markets behave as a

complex system and are nonlinear so their nature requires that kind of tools according to complex systems. However it´s important to point out that forecasting price is not a goal for this work, but only measuring the impact of using fat tail distributions as an alternative tool for financial markets.

ÍNDICE GENERAL

I. INTRODUCCIÓN.

El presente trabajo de investigación tiene como objetivo analizar el comportamiento del Índice de Precios y Cotizaciones (IPC) de la Bolsa Mexicana de Valores (BMV), desde una perspectiva diferente a los modelos convencionales de la moderna teoría financiera. La razón principal de la búsqueda de herramientas de análisis alternativas es simple: los supuestos sobre los que yacen dichas formulaciones están errados[1].

Es así como al llegar al siglo XX el pensamiento económico cimentó su arquitectura teórica en aspectos como continuidad y equilibrio general, siendo la búsqueda de la maximización racional de la utilidad de los agentes económicos la piedra angular de las modelizaciones contenidas en la escuela neoclásica, en cuyo seno se sustenta la moderna teoría financiera. Y es precisamente en la naturaleza de los mercados financieros donde todas las previsiones y modelizaciones no alcanzan a explicar en su totalidad el comportamiento, y aún menos predecir con la exactitud con la que la mecánica clásica puede calcular la frenada de un auto o calcular la trayectoria de un cuerpo celeste, cuál será la cotización exacta de una acción el día de mañana, la volatilidad dentro de un año o el próximo crash bursátil.

Entender tal conducta de los mercados financieros se torna entonces más complicado de lo que la mecánica de fluidos podría representar como un sistema

[1] *"Las teorías existentes acerca del comportamiento de los precios son notablemente inadecuadas. Son de tan poco valor para el profesional de las finanzas que yo no me siento muy familiar con ellas. El hecho de que yo pueda arreglármelas sin ellas habla por sí solo".* George Soros.

caótico (Prigogine, 2008), ya que la interacción del hombre agrega un elemento de impredictibilidad ante el cual las nociones de equilibrio y distribución normal poco pueden hacer. Y es precisamente la utilización del instrumental financiero basado en esta visión reduccionista- cartesiana de un mundo lineal y ordenado la que ha sido rebasada por la complejidad mostrada por los mercados financieros. El impacto de lo que pareciera altamente improbable coloca en una vulnerabilidad extrema el funcionar de la economía global fiel al dogma de la liberalización y racionalidad de los mercados lo que conlleva a interrelaciones de un elevado grado de complejidad, cuyo estudio requiere ser abordado desde una perspectiva diferente. No obstante, la vigencia del instrumental de análisis de los mercados financieros puede obedecer a razones que van más allá de lo científico: John Nash demostró haciendo uso de la teoría de juegos formulada por Von Neumann, que no necesariamente la búsqueda de la satisfacción individual se traducirá en el bienestar de la sociedad sino que la cooperación puede dar combinaciones alternas que puedan alcanzar un óptimo que satisfaga a la mayoría de participantes. Poco más de 150 años de individualismo liberal desde Adam Smith severamente cuestionados, y aun así prosperó y arraigo en gran parte de occidente el pensamiento y doctrina neoliberal de Milton Friedman y las expectativas racionales de Robert Lucas (Graziano, 2003). Y es en el centro de éste pensamiento de mercado eficiente y de competencia perfecta donde florecen modelaciones desde la moderna teoría del portafolio hasta la fórmula Black-Scholes con sus posteriores adecuaciones empeñadas en ajustar a una distribución normal lo que tiene una conducta dinámica no lineal.

Por ello una de las razones del presente trabajo consiste en analizar el comportamiento de uno de los indicadores representativos de un mercado financiero: el Índice de Precios y Cotizaciones de la Bolsa Mexicana de Valores, haciendo uso del análisis de distribuciones de cola gruesa que permita describir de una mejor manera el comportamiento de un sistema complejo como lo es el mercado de valores.

En este sentido, el estudio de los sistemas complejos comprende una diversa gama de instrumentos de medición que pueden variar de acuerdo a la naturaleza del campo de estudio y su aplicación, los cuales se pueden agrupar grosso modo en tres categorías que corresponden a tres cuestiones fundamentales por resolver: dificultad de descripción, dificultad de creación y grado de organización (Lloyd).

La estructura del presente trabajo comprende cuatro capítulos. Asimismo el enfoque adoptado en esta investigación utiliza el análisis estadístico de la distribución normal y distribuciones de cola para el estudio de fenómenos no lineales. El capítulo I presenta una breve historia de los principales modelos de la moderna teoría financiera y la conducta de los mercados. El capítulo II expone la estructura y funcionamiento de la Bolsa Mexicana de Valores a fin de tener una visión panorámica que permita adentrarse en el análisis empírico. En el capítulo III se presenta un análisis comparativo entre la distribución normal y distribuciones de cola gruesa con la finalidad de determinar qué distribución se ajusta mejor a la serie de rendimientos del Índice de Precios y Cotizaciones de la Bolsa Mexicana de Valores para los años 1993- 2013. Finalmente el capítulo IV presenta la volatilidad existente en la serie objeto de estudio y compara la medición del riesgo utilizando los parámetros de la distribución normal y las distribuciones de cola gruesa presentados en el capítulo precedente, proporcionando una herramienta práctica y comprensible que determine la conveniencia o no de la utilización de colas gruesas para el estudio de los mercados financieros.

II. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

A diferencia de los fenómenos no lineales en la naturaleza, los mercados financieros si bien tienen una conducta impredecible como las turbulencias a las que se enfrenta el ingeniero en aeronáutica al momento de diseñar sus prototipos, muestran una complejidad que hacen más difícil su estudio y el pronóstico de precios o predicción de crisis se vuelve una tarea especulativa cuyas consecuencias son desastrosas para el inversionista, país o la economía global. Desde esta perspectiva inversionistas individuales o institucionales, economistas, analistas financieros, banqueros centrales, ministros de economía y “policy makers” navegan en una cuasi ceguera ante la incertidumbre e impredictibilidad de los mercados financieros. Sin embargo no es cosa fortuita o un capricho de la naturaleza la exposición a tales riesgos con las resultantes consecuencias derivadas de las falencias de los instrumentos de medición financiera de la teoría convencional.

La utilización de la distribución normal mejor conocida como campana de Gauss, en el estudio de los mercados financieros presenta la limitante de minimizar los eventos extremos o altamente improbables ya que es un instrumento que no se ajusta para describir fenómenos de mayor complejidad y no lineales, por lo que las probabilidades de pérdidas en las inversiones o la ocurrencia de crisis financieras son más frecuentes de lo que se espera comúnmente. Luego entonces éste es el principal problema conceptual al que se enfrentan los inversionistas y los agentes en general y reside en ello la necesidad de buscar enfoques alternativos que permitan una mejor comprensión de los mercados financieros y el riesgo que afrontan.

III. JUSTIFICACIÓN.

Este trabajo está motivado por la inquietud de profundizar en el estudio y análisis de los mercados financieros desde una perspectiva ofrecida por la econofísica, donde trabajos pioneros como el de Benoit Mandelbrot en los 70 (Mandelbrot, 1997), y en los 90 con el Santa Fe Institute, entre otros, en los que los métodos de la física aportan un enfoque que permite estudiar sistemas complejos. El objeto de estudio de la economía en cuanto a ciencia involucra fenómenos en los que la interacción del hombre y sus procesos de transformación-innovación de su entorno tanto físico, como social y cultural hacen que las modelaciones de esas intrincadas relaciones difícilmente puedan ser representadas por la geometría euclidiana sin caer en el reduccionismo.

Por citar un ejemplo que permita ilustrar la complejidad del fenómeno, el 19 de octubre de 1987, el célebre “lunes negro”, donde el índice de la bolsa de valores de Nueva York registró una pérdida del 20 % de su valor, si se analiza y trata de ajustar su comportamiento a la distribución normal, el modelo predice que para observar un cambio absoluto diario mayor al 5 % esto ocurriría 1 vez en 1850 años aproximadamente (Taleb, 2008). Este hecho evidencia que dicho índice financiero más que ajustarse una distribución normal, se asemeja en gran medida a una distribución de cola gruesa, lo que significa que hay mayores probabilidades de ocurrencia de grandes ganancias y pérdidas de lo que podría “predecirse” con la campana de Gauss (Mansilla, 2003).

La volatilidad acumulada y las colas gruesas son características que han sido encontradas en casi todas las series financieras sujetas de análisis estadísticos derivados del estudio pionero de Mandelbrot sobre los precios históricos del algodón (Mansilla, 2003). Por lo que reviste un especial interés la aplicación de modelos estocásticos que describan de mejor manera el comportamiento de las series de tiempo de los diferentes instrumentos financieros, tanto para la mejor toma de decisiones de los inversionistas, como la medición de riesgos por parte de las entidades financieras y organismos reguladores.

IV. OBJETIVOS DE LA INVESTIGACION

Objetivo general.- Realizar un análisis comparativo entre distribuciones de cola gruesa y la distribución normal para estudiar la evolución del Índice de Precios y Cotizaciones de la Bolsa Mexicana de Valores durante el periodo 1993-2013 y explicar cuál se ajusta mejor a la conducta de dicha serie.

Objetivos particulares

- Realizar un breve análisis y descripción de los fundamentos de las herramientas actuales de la teoría financiera convencional.
- Exponer la estructura y funcionamientos de la Bolsa Mexicana de Valores y los factores que le afectan.
- Comprobar si el Índice de Precios y Cotizaciones de la Bolsa Mexicana de Valores se distribuye de acuerdo a la curva de campana de Gauss y realizar un análisis comparativo entre las distribuciones de cola gruesa y la distribución normal para la serie histórica del Índice de Precios y cotizaciones de la Bolsa Mexicana de Valores para el periodo 1993-2013.
- Medir la volatilidad para la serie financiera del IPC y valuar el riesgo empleando los parámetros de la distribución normal y distribuciones de cola gruesa.

V. PREGUNTA DE INVESTIGACIÓN

¿Cómo las distribuciones de cola gruesa se ajustan y describen la conducta de una serie histórica como el Índice de Precios y Cotizaciones (IPC) de la Bolsa Mexicana de Valores (BMV) para el periodo 1993-2013?

VI.HIPÓTESIS

Las distribuciones de cola gruesa pueden describir de mejor manera el comportamiento de una serie de tiempo como el Índice de Precios y Cotizaciones (IPC) de la Bolsa Mexicana de Valores (BMV) para el periodo 1993-2013.

VII. DISEÑO METODOLÓGICO.

La metodología a seguir es el análisis empírico comparativo entre las distribuciones de cola gruesa y la distribución normal en la serie histórica del Índice de Precios y Cotizaciones (IPC) de la Bolsa Mexicana de Valores (BMV) para los últimos veinte años. Primeramente se realiza la prueba de normalidad para los rendimientos logarítmicos del IPC estudiado y se busca evidencia de exceso de curtosis que dé prueba de la existencia de colas gruesas. En caso de existir tal, se buscan los parámetros de las distribuciones Alfa- estable, Cauchy y Frechet y se comprueba si ajustan a los rendimientos del IPC. Se emplea el modelo GARCH para medir la volatilidad y se emplea la técnica de "Valor en Riesgo" con los parámetros tanto de la distribución normal como los de cola gruesa, para comprobar la hipótesis planteada.

VIII. ALCANCES Y LIMITACIONES.

El alcance de este trabajo se centra en general en ofrecer una mejor comprensión de la dinámica de los mercados financieros, y en particular sobre la conducta del Índice de Precios y Cotizaciones (IPC) de la Bolsa Mexicana de Valores (BMV), permitiendo tener más alternativas de análisis financiero, y así mejores herramientas en la toma de decisiones de inversión a nivel privado o institucional, que puedan ayudar a entender y disminuir el impacto negativo de las fluctuaciones bursátiles, pero sobre todo la ocurrencia de eventos extremos que aparentan ser altamente improbables. Asimismo el presente trabajo no pretende diseñar modelos alternativos de predicción y pronósticos para formular estrategias de inversión o cosa similar, primero por no ser parte de la investigación, y segundo por la dificultad que representa hasta ahora científicamente hablando, el tratar de predecir el futuro de un complejo sistema dinámico abierto como lo es un mercado financiero.

CAPITULO I.- MERCADOS FINANCIEROS Y TURBULENCIAS

INTRODUCCION

El moderno sistema financiero es innegablemente una parte vital en el funcionamiento de una economía de mercado. Y por ende la comprensión del mismo hace que el estudio de los mercados financieros se haya convertido en un tema de suma importancia dentro del área de la economía y las finanzas que, debido a la complejidad de su comportamiento ha atraído la atención y los esfuerzos no sólo de economistas y financieros, sino también en las últimas dos décadas, de físicos, matemáticos, psicólogos cognitivos, ingenieros en ciencias de la computación, entre otros. En la década de los 70 del siglo pasado con la evolución de las computadoras y las telecomunicaciones surge el mercado internacional de divisas o Foreign Exchange Market, por sus siglas en inglés (FOREX) resultado también del abandono por parte de E.U. del patrón oro junto con este fenómeno se hace cada vez mayor la desregulación de los mercados financieros, por lo que las turbulencias y crisis son cada vez más impredecibles con consecuencias más severas hacia las economías nacionales. Junto con dicha desregulación en los mercados financieros la volatilidad y riesgo se incrementan, la respuesta para la gestión de dicha incertidumbre fue la creación de instrumentos financieros de cobertura de riesgos cada vez más sofisticados y complejos en su operación, pero cuya eficacia ha dejado mucho que desear.[2] Los supuestos matemáticos que yacen en la construcción de la moderna teoría financiera corresponden a una visión del mundo reduccionista, euclidiana y lineal, en tanto la conducta de los mercados financieros son más cercanos a la formación

[2] Baste para ello recordar las crisis financieras en los últimos 20 años, y el fracaso del fondo de inversiones Long Term Capital Management (LTCM) que tenía en la junta directiva a Myron Scholes y Robert C. Merton, quienes compartieron el Premio Nobel de Economía en 1997 por "un nuevo método para determinar el valor de los derivados".

de las nubes (Mandelbrot, 2004). Por ello el presente capítulo tiene como objetivo hacer un recuento histórico de las herramientas de la moderna teoría financiera y sus fundamentos que permitan comprender su funcionamiento y las respectivas falencias.

1.1 La construcción de la moderna teoría financiera: de Bachelier al modelo Black- Scholes.

Durante los siglos XVII-XIX la física alcanza logros significativos en la ciencia, en cada ecuación y teoría formulada se piensa que está por develarse ante el pensamiento humano todas las leyes que rigen el mundo y el universo tanto que Pierre Simón Laplace afirma que *“Podemos mirar el estado presente del universo como el efecto del pasado y la causa de su futuro. Se podría concebir un intelecto que en cualquier momento dado conociera todas las fuerzas que animan la naturaleza y las posiciones de los seres que la componen; si este intelecto fuera lo suficientemente vasto como para someter los datos a análisis, podría condensar en una simple fórmula el movimiento de los grandes cuerpos del universo y del átomo más ligero; para tal intelecto nada podría ser incierto y el futuro así como el pasado estarían frente sus ojos.”* Esto es el determinismo causal que bajo la perspectiva de Laplace bastaría con una fórmula universal y se podría predecir el estado futuro del mundo y de las cosas (Prigogine, 2008). Y es dentro de esa visión del mundo determinista, reduccionista y lineal, cuando se pensaba que no quedaban ya muchos misterios fuera del alcance de la ciencia física, de donde la economía en un afán de encontrar las leyes que rigen la conducta económica de los hombres, adopta herramientas cuantitativas y construye modelos explicativos de la realidad.

La ciencia económica basa su análisis en la construcción de modelos abstractos que simplificando la realidad bajo determinados supuestos y restricciones pretenden describir la complejidad de un fenómeno, en algunos casos predecir conductas de los agentes involucrados en situaciones futuras. Y al igual que esa visión cartesiana del mundo, los modelos económicos se basaron en la noción de equilibrio y racionalidad. La búsqueda de la estabilidad de precios y el equilibrio general fueron la constante en la modelación matemática de los fenómenos económicos. La maximización, la competencia perfecta y la eficiente asignación de recursos por la "mano invisible" en los mercados son premisas bajo las que operan aún la mayoría de los modelos de la teoría económica (Graziano, 2003).

Si en física o en astronomía la evidencia empírica descubre que algún modelo de medición está equivocado, la teoría que lo sustenta es cuestionada y desechada (Mandelbrot, 2004). En cambio en economía el desfase entre teoría y evidencia empírica se "salva" con el ajuste a las restricciones y supuestos o nuevas adecuaciones y parches a modelaciones en extremo reduccionistas que con dichas limitaciones se empeñan en describir complejos fenómenos no lineales como lo es un mercado financiero.

Equilibrio y racionalidad son *grosso modo,* los principales supuestos bajo los cuales se han erigido los modelos de la teoría económica desde Adam Smith. El trabajo de Prigogine (Prigogine, 2008) sobre el caos en la mecánica de fluidos da cuenta de cuán inestable es un sistema dinámico, y cabe preguntar ¿qué tan estable y en equilibrio puede estar un sistema dinámico abierto como es la economía y los mercados financieros cuya complejidad es por mucho, mayor a la de un remolino en un río? Por otra parte Daniel Kahneman en su trabajo sobre economía conductual (Kahneman, 2012) demuestra cómo la dificultad natural del ser humano para entender el pensamiento probabilista hace difícil el proceso de toma de decisiones bajo condiciones de incertidumbre, y que los sentidos sesgan el juicio y el cálculo de esas probabilidades debido a la complejidad de las variables interactuando en múltiples direcciones lo que hace poco racional las elecciones no sólo en aspectos económicos sino en general; por lo tanto ¿qué tan racional es el ser humano al realizar elecciones ya sea de pareja, de consumo o inversión? Y cabe preguntar entonces ¿pueden modelos reduccionistas y lineales capturar esa complejidad teniendo como fundamentos el equilibrio y la racionalidad en la toma de decisiones?

Para ahondar en este aspecto concerniente a la conducta de los mercados financieros se comenzará por dar un recuento a los supuestos bajo los cuales se han construido herramientas de la moderna teoría financiera.

1.1.1 Louis Bachelier, pionero.

Hay quienes afirman que el 29 de marzo de 1900 puede ser considerado como el día de nacimiento de las matemáticas financieras (Mansilla, 2003). Ese día Louis Jean- Baptise Alphonse Bachelier presenta y defiende su tesis doctoral en matemáticas en la facultad de Ciencias de la Academia de París, titulada *“La Teoría de la Especulación”*, cuyo director de la misma fue ni más ni menos que Henri Poincaré, considerado como uno de los más grandes matemáticos, precursor de la teoría de los sistemas dinámicos caóticos (Mansilla, 2003).

Aun cuando su trabajo era revolucionario para su época, tuvo sólo una mención como “honorable”, siendo ésta una calificación media, alguna de las explicaciones históricas es el escepticismo que mostraron sus examinadores acerca de los resultados mostrados, otra más sugiere que es así ya que “honorable” era la más alta calificación para un trabajo que no era exactamente en matemáticas sino en una aplicación de la misma (Mansilla, 2003).

La tradición ortodoxa financiera fue fundada en dos supuestos medulares del trabajo de Bachelier: primero, los cambios en los precios son estadísticamente independientes y en segundo lugar, los precios siguen una distribución normal (Mandelbrot, 2004).

En cuanto al primer punto, los cambios en los precios no son independientes unos de otros. Investigaciones en las pasadas décadas realizadas por Benoit Mandelbrot entre otros, muestran que muchas series de precios financieros tienen una “especie de memoria”. El presente influye en el mañana. Esto es, si los precios dan un salto al alza o a la baja, existe una posibilidad considerable de que los precios se moverán violentamente al día siguiente. Cuando Mandelbrot estudia los precios históricos del algodón en Estados Unidos (Mandelbrot, 1997) observa que diferentes tipos de series de precios exhiben diferentes grados de “memoria”.

En relación al segundo supuesto, contrario a la ortodoxia financiera, los cambios de los precios distan mucho de seguir y ajustarse a la “curva campana”. Por mencionar un ejemplo los movimientos diarios registrados para el índice industrial Dow Jones entre los años 1906-2003, no se ajustan a una simple curva de campana si éstos son graficados (Mandelbrot, 2004). En el siguiente apartado de este capítulo se ahondará sobre este aspecto y el concepto de “caminata aleatoria” sobre el que se fundamente la utilización de tal herramienta estadística.

1.1.2 Modern Portfolio Theory (Teoría del portafolio moderno).

La primera aplicación importante de la teoría de Bachelier corrió a cuenta de Harry Markowitz (Mandelbrot, 2004). Graduado de la escuela de economía de la Universidad de Chicago, la economía de la incertidumbre era uno de los temas que más le interesaban. ¿Cómo decides invertir en una nueva fábrica o activo cuando no puedes saber de antemano cuál será su retorno? Era uno de los cuestionamientos que se planteó y en la época de Markowitz la sabiduría convencional era simple: conviértete en un buen analista de mercado o contrata uno. Markowitz no había tomado cursos de finanzas ni invertía en acciones por su cuenta y entre sus lecturas sobre el tema se encontraban libros como *Security*

Analysis de Benjamin Graham y David L. Dodd, y *Theory of Investment Value* de John Burr Williams, que argumentaban que para estimar el valor de una acción se empieza por pronosticar cuántos dividendos pagará, luego se ajusta dicha predicción a la inflación, el pago de intereses, entre otros factores que hacen incierto el pronóstico. Por su parte Markowitz creía que el inversionista pensaba y actuaba de manera diferente: de hacerlo de dicha manera buscando sólo ganancia potencial, compraría un solo tipo de acciones, su mejor elección; en cambio, afirmaba Markowitz, la gente piensa en diversificación. Es decir, el inversionista juzga cuán riesgosa es una acción, el inversionista piensa en riesgo tanto como en recompensa, en miedo tanto como en codicia, ellos compran muchas acciones no sólo una, ellos construyen portafolios (Mandelbrot, 2004). La manera en que Markowitz tradujo esos conceptos en ecuaciones matemáticas con las que se pudiera trabajar fue formalizar el retorno esperado en relación a la estimación del precio más probable de una acción. ”Más probable” nos remite a la “curva de campana”, es decir al promedio o Media, de todos los precios que se esperaría que pudiera alcanzar dicha acción antes de venderse. Por su parte, el riesgo es más difícil de definir. El riesgo, pensaba Markowitz, depende de las oscilaciones de los precios alrededor de la media del mercado, y estamos ahí una vez más ante la curva de campana. Para Markowitz las más comunes mediciones de la volatilidad se llaman *Varianza* y *Desviación Estándar*. El modelo de Markowitz afirma que los prospectos de cada acción pueden ser descritos por sólo dos números, la recompensa y el riesgo o, matemáticamente hablando la *Media* y la *Varianza* del valor esperado de lo que pagará la acción al momento de venderse.

1.1.3 Capital Asset Pricing Model, modelo de valoración de activos financieros (CAPM).

Posterior a Harry Markowitz, William F. Sharpe continúa el legado de Bachelier en la moderna teoría financiera. Profesor de la universidad de Stanford y graduado de la Universidad de California, William Sharpe tuvo como asesor no oficial de su tesis doctoral a Harry Markowitz quien le sugirió la idea de “simplificar el modelo de portafolio” (Mandelbrot, 2004). Para ello Sharpe parte del siguiente cuestionamiento ¿qué pasaría si todos actúan bajo las reglas de Markowitz en el mercado? La respuesta fue sorprendente. No existirían tantos portafolios eficientes como inversionistas en el mercado sino uno para todos. Si las variaciones en los precios accionarios indican que existe una segunda mejor opción de inversión, entonces todos comenzarían a mover su dinero hacia esa nueva opción de portafolio abandonando la primera. Por lo tanto habría sólo un portafolio, “el portafolio del mercado”. Así surgió la noción de un fondo indizado al mercado. Es decir, la cantidad en que una acción responde a los cambios del mercado es “Beta” o β, comúnmente usada en ecuaciones matemáticas. Esto significa que para comprar una acción se debe esperar que pague más que los bonos del gobierno. El concepto es sencillo y directo, entre más arriesgas más ganas. Técnicamente se tomaron los tediosos cálculos de la fórmula de Markowitz y se redujeron a unos pocos, esto es, primero se realiza el pronóstico del mercado en conjunto y luego se estima “Beta” β para cada acción que se quiera analizar. Por ejemplo de 495 operaciones realizadas para evaluar un portafolio de 30 acciones con el modelo de Markowitz, se simplifican las operaciones a 31 con el Capital Asset Pricing Model (CAPM) de William Sharpe. Actualmente casi todas las escuelas de negocios en el mundo enseñan el modelo de CAPM y no sólo para valuar acciones bursátiles.

1.1.4 El modelo Black –Scholes.

El siguiente modelo de importancia surge en Chicago. Con la inauguración de una nueva clase de mercado, el mercado de opciones de Chicago en 1973, una ola de instrumentos emergería al mundo de las finanzas bursátiles. Las “opciones financieras” de una u otra clase habían existido durante generaciones. Este tipo de instrumento da al tenedor el “derecho” a comprar o vender un determinado activo a un precio fijado de antemano. Antes del mercado de Chicago, las operaciones con “opciones”, eran pocas y costosas cuya transacción se realizaba “over the counter” es decir, en un mercado paralelo de manera extra bursátil, de corredor a corredor, vía telefónica o por telefax (Mandelbrot, 2004). En cambio el nuevo mercado de Opciones era un bazar abierto con precios publicados y bajas comisiones, dando no sólo la ventaja de obtener “cobertura” ante las oscilaciones del mercado, sino la oportunidad de que especuladores profesionales se hiciesen de cuantiosas fortunas en relativamente poco tiempo. Y ante la complejidad surgida de este nuevo mercado en el cual el “premio” no era dictado por nadie, sino que era pactado por el comprador y el vendedor, ¿había una manera de estimar un “precio razonable”? La respuesta a este cuestionamiento vino de Fisher Black, físico graduado de Harvard doctorado en matemáticas aplicadas, y de Myron Scholes de la Universidad de Chicago.

La idea central de su teoría es la siguiente: cuando se valúa una opción, no es necesario saber cómo terminará el juego, es decir, a qué precio dicho activo se encontrará finalmente cuando la opción expire. En cambio es necesario saber lo que los operadores de opciones mismos saben, esto es, los términos de la opción (el precio acordado y la fecha de expiración), qué tan volátil está el mercado.
Los fundamentos de la fórmula Black- Scholes para opciones asumía en sí a Markowitz, Sharpe y por supuesto a Bachelier al considerar que los riesgos del mercado o la volatilidad pueden ser cuantificados por la curva de campana.

1.2 Caminata aleatoria y distribución normal Gaussiana.

1.2.1 Origen de la caminata aleatoria.

La piedra angular del trabajo de Bachelier reside en la utilización del "movimiento Browniano" en la descripción del comportamiento de los precios en los mercados financieros y su respectiva formalización en la "caminata aleatoria" (Mansilla, 2003). Bachelier sacó provecho de sus clases de física al recordar el trabajo de otro gran matemático francés, Jean Baptiste Joseph Fourier quien casi cien años antes había diseñado ecuaciones que describían la manera en que el calor se propaga (Mandelbrot, 2004). Así que Bachelier adaptó esas ecuaciones para calcular las probabilidades de las alzas y bajas de los precios de los bonos y llamó a esa técnica "radiación de probabilidad". Asimismo gracias a la invención del microscopio, el botánico escocés Robert Brown pudo examinar las partículas de polen sumergidas en una muestra de agua y observó el movimiento incesante y en desorden y dicho fenómeno recibió el nombre de "movimiento Browniano" (Mandelbrot, 2004).

En el "movimiento Browniano" los granos seguían una corta trayectoria en línea recta para repentina y bruscamente cambiar de dirección, avanzando luego durante un pequeño segmento y volver a cambiar intempestivamente, y así de manera sucesiva, donde cada cambio era impredecible a partir de la partícula anterior; y es esta imagen la que a Bachelier le condujo a pensar que era una descripción precisa de los precios en los mercados financieros (Mansilla, 2003).

De acuerdo a Bachelier una vez que los precios alcanzaban determinado valor, su siguiente nivel era totalmente impredecible partiendo del valor previo; al igual que las moléculas de polen dentro de tres dimensiones en una gota de agua, los precios se mueven hacia arriba y hacia abajo en un gráfico bidimensional

(Mansilla, 2003). Tanto el movimiento Browniano como la imagen que Bachelier tenía del movimiento de los precios reciben el nombre de *“caminata aleatoria*”.

Al adentrarse en el concepto de *“caminata aleatoria*” es necesario entender el papel que desempeña el *azar.* La física clásica ayudó a entender las leyes de fenómenos como el movimiento y la atracción de los cuerpos celestes y a establecer relaciones lineales de causa- efecto, es decir *deterministas,* y es así como en las ciencias naturales el ideal era alcanzar la certidumbre asociada a dichos fenómenos (Prigogine, 2008). Benoit Mandelbrot refiere al respecto que se puede mirar el mundo como un jardín del Edén o como una caja negra (Mandelbrot, 2004). En la primera opción se tiene a un mundo determinista y lineal de causa- efecto en el cual cada partícula, cada hoja y criatura está en un lugar determinado y en el cual se podría predecir el futuro si, como afirmara el matemático francés Pierre- Simón de La Place, se conociera la posición presente y la velocidad de cada partícula contenida en el cosmos. Es esta visión la que ha permeado incluso al estudio de los mercados financieros. La segunda visión del mundo como una caja negra nos lleva al azar. En el siglo XX la física abandonó esa utopía de un mundo ordenado y predecible gracias a la teoría cuántica y a pensar el mundo como una caja negra, de la cual sabemos lo que entra y sale de ella, pero no lo que ocurre en su interior. Se puede inferir únicamente las probabilidades de que una entrada A de un resultado Z, y desde esta perspectiva en la que se entiende el mundo a través de los lentes de la teoría de la probabilidad, se llega a la perspectiva *estocástica* (Mandelbrot, 2004). La palabra estocástico derivada del griego *stokhos,* que era un poste de madera usado como blanco por los arqueros.

Y a diferencia del comportamiento de las moléculas de polen en el agua los mercados financieros en su interacción con el mundo presentan una mayor complejidad: pensando en miles de inversionistas realizando operaciones simultaneas con diferentes estrategias de inversión, analizando diferentes factores como el clima político, el entorno económico, el ciclo de negocios, la irrupción de conflictos bélicos desestabilizando las divisas internacionales, el surgimiento de huracanes y el cambio climático afectando los cultivos alrededor del mundo lo que impacta a los precios internacionales de los insumos básicos o *commodities*, entre otros factores, hacen que un mercado financiero sea más complejo de analizar de lo que supondría si fuera un sistema determinista de causa-efecto. El mismo Bachelier hace cien años afirmó respecto de la conducta de los precios en los mercados financieros: *"…como consecuencia de la excesiva complejidad de las causas que producen esas variaciones, todo ocurre como si el azar fuera la única causa"* (Mansilla, 2003).

Así que si el mundo físico en que vivimos es complejo e impredecible, se puede imaginar la incertidumbre existente en el mundo de las finanzas. Y entonces se debe situar a los mercados financieros dentro de esa caja negra. Es así como la teoría de la probabilidad ayudó a Bachelier a cimentar las bases sobre las cuales se erigiría la moderna teoría financiera. En general su trabajo pasó inadvertido en su momento y fue hasta casi 60 años después que fue retomado para dar sustento a las herramientas anteriormente detalladas. El mérito de su trabajo pasó desapercibido al emplear el concepto de caminatas aleatorias, que cuando se piensa en la aparición formal de ellas en alguna publicación científica por primera vez, se recurre al trabajo de Einstein de 1905, 5 años después de la tesis doctoral de Bachelier. No obstante la utilización de la teoría de la probabilidad en el trabajo de Bachelier para calcular las cambios en los precios se formaliza a través de una ecuación que él escribió y que hoy día es asociada a los nombres de Kolmogorov y Chapman (Mansilla, 2003). Asimismo Bachelier empleó la distribución normal o de Gauss, conocida comúnmente como "curva de campana", para expresar que los precios en los mercados financieros tienen un comportamiento de acuerdo a dicha teoría. Para ahondar en las bases de la moderna teoría financiera a continuación se expone brevemente el concepto y orígenes de la distribución normal.

1.2.2 Campana de gauss

El descubrimiento de la curva de campana surge entre dos grandes matemáticos: por un lado, el francés Adrien-Marie Legendre, y por el otro el alemán Carl Friedrich Gauss (Mandelbrot, 2004). En París, Legendre reescribió los famosos principios de geometría de Euclides, el cual se convertiría en uno de los textos clásicos en el área, asimismo durante la época napoleónica ayudó en el trazado del mapa de Francia. A su vez, Gauss en el reino germánico del norte de Hanover, había sido un niño prodigio quien aprendió a contar antes de hablar, y desarrolló su primera y famosa prueba matemática sobre geometría a los dieciocho años. Y casi cada campo en el que incursionó lo hizo para mejorarlo: número primos, funciones algebraicas, series infinitas, probabilidad, topología, entre otros.

Fue en astronomía donde ambos matemáticos coincidieron. En 1806 Legendre publicó un tratado sobre el cálculo de órbitas planetarias que incluía un suplemento titulado "Sobre los métodos de mínimos cuadrados". A su vez, tres años después del trabajo de Legendre, Gauss escribió sobre un método similar sin tener idea de la existencia del trabajo de Legendre. Esto generó una controversia por la que protestó Legendre reclamando la autoría, por su parte Gauss que siempre fue reacio a gastar tiempo en discusiones con otros matemáticos no respondió a las acusaciones de plagio, y aseguró a sus colegas que él había ideado el método a sus 18 años y lo había usado repetidamente en sus cálculos astronómicos. Laplace trató de mediar, en vano. Al final, el crédito de dicho descubrimiento fue para ambos matemáticos. No obstante el alcance y profundidad en el trabajo de Gauss es mayor al de Legendre, por lo que comúnmente se identifica a la *"distribución normal"* con el nombre de *"distribución de Gauss".* La distribución normal es una distribución de probabilidad de variable continua que permite modelar diversos fenómenos asumiendo unas cuantas causas independientes, cuyo uso ha sido empleado en ciencias naturales, sociales y psicología.

En lo concerniente al estudio de los mercados financieros, asumiendo que operan dentro de esa visión de “caja negra” antes mencionada, cabe preguntar ¿cuál de las herramientas de la probabilidad existentes pueden describir la sorprendente riqueza de un gráfico de precios de acciones financieras? De la revisión de la *“caminata aleatoria”*, como metáfora para describir la conducta de los mercados financieros y la noción de aleatoriedad implícita en ella, Benoit Mandelbrot (Mandelbrot, 2004), afirma que la aleatoriedad tiene más de un “estado o forma”, y cada uno de ellos, si actúan en los mercados financieros, tendrá un resultado o efecto radicalmente diferente en la manera en que los precios se comportan. Uno, es el estado más familiar y manejable de la probabilidad o, *“suave”*, y para ejemplificar hay que pensar en la probabilidad al lanzar al aire una moneda y saber si caerá cara o cruz, la temperatura ambiente, la presión atmosférica, entre otras manifestaciones de la naturaleza. En el extremo opuesto se encuentra la aleatoriedad *“salvaje”*, que es mucho más irregular e impredecible. Está forma se puede manifestar en la línea de la costa de una isla, en la cual puede aparecer rugosas piedras y bordes y repentinamente suaves e inesperadas bahías. Y entre ambos extremos, el tercer estado, que Mandelbrot denomina aleatoriedad *“lenta”*. Y es sobre el primer estado o *“aleatoriedad suave”*, en el que se fundamenta la moderna teoría financiera y el uso de la distribución normal o campana de Gauss como herramienta de probabilidad para entender a los mercados financieros. No obstante la disputa antes mencionada, la “campana de Gauss” no fue obra de Gauss, ya que si bien él trabajó con ella, fue de una manera teórica, y en realidad fue obra de Abraham de Moivre (1667-1754) quien fuera un jugador y refugiado calvinista francés; pero quién tuvo la iniciativa de implementarla como un modelo de representación del mundo fue Adolphe Quételet (1796-1874), quien tuvo la idea de un ser humano físicamente medio, *“l´homme moyen”*, y dentro de su visión de las cosas pretendía que el mundo se ajustara a su “media”, que para él era lo normal (Taleb, 2008).

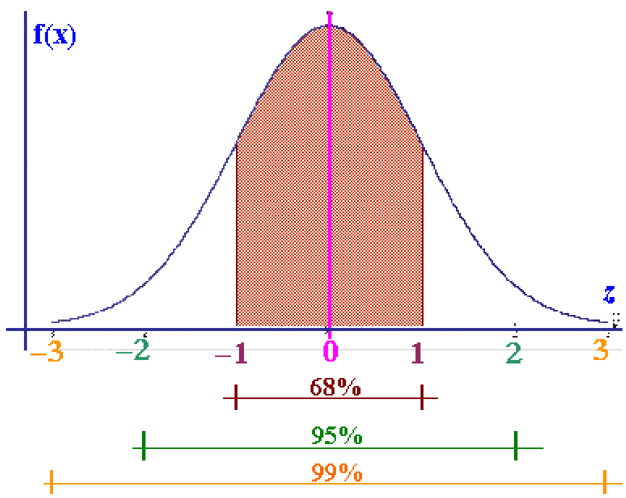
El problema intrínseco en la visión de Quételet es un reduccionismo que oculta peligrosamente la ocurrencia de fenómenos extremos en un mundo cada vez más complejo e interconectado. Para ello se puede citar un ejemplo de cómo opera el modelo de la "curva de campana de Gauss":

Distribución de la riqueza en Europa si se asume la Ley de Gauss (Taleb, 2008)*:*
Personas con un patrimonio superior a 1 millón de euros: 1 entre 63
Superior a 2 millones de euros: 1 entre 127000
Superior a 3 millones de euros: 1 entre 14 000 000 000
Superior a 4 millones de euros: 1 entre 886 000 000 000 000 000 000
Superior a 8 millones de euros: 1 entre 16 000 000 000 000 000 000 000 000 000 000 000

Para verificar la validez del ejemplo anterior sólo basta preguntarse por el número de millonarios existentes y se comprobará que existe un error: ***o esos millonarios no deberían existir porque son una anomalía extrema, o falla el instrumento de medición***.

Como se mencionó anteriormente (Taleb, 2008), Quételet en un afán de encontrar una "norma" que permitiera medir y "estandarizar" cuantitativamente diversos fenómenos, se obsesionó por el empleo de la curva de campana: midió el ancho del pecho de los hombres, la altura, el peso de los niños al nacer, etc. Y en esos experimentos de medición encontró que las desviaciones de la norma se hacían exponencialmente más extrañas conforme aumentaba el tamaño de la desviación. En su idea de *"l´homme moyen",* se pretende concebir al hombre medio física y moralmente, estableciendo un rango promedio de desviación y donde se llama *anormal* a quienes se sitúen a extremo izquierdo o derecho de la curva de campana estadística. Curiosamente se llamaba *"La loi des erreurs" o "La Ley de los errores"* debido a que inicialmente la aplicación en astronomía buscaba una distribución de los errores en sus mediciones. En la figura 1.1 podemos ver un ejemplo gráfico de carácter ilustrativo de la campana de Gauss.

Figura 1.1. Representación gráfica de la campana de Gauss



Fuente: elaboración propia. El 68 % de los datos se encuentra a +- 1 desviación estándar, el 95 % a +- 2 desviaciones estándar, y el 99 % a +- 3 desviaciones estándar. Se desarrollará a mayor detalle en el capítulo 3.

De lo anterior surgen ahora las siguientes interrogantes: ***¿Por qué falla la curva de campana en fenómenos como la distribución de la riqueza? ¿Existe otro tipo de distribuciones que permitan medir los fenómenos extremos o anormales? ¿Qué ocurre entonces con los instrumentos de la moderna teoría financiera si su fundamento es el uso de una distribución normal o Gaussiana?***

En lo que resta del presente capítulo se procede a responder a las primeras dos cuestiones, y la tercera pregunta se dilucidará en el capítulo III.

1.2.3 Pareto: la regla del 80/20.

El ejemplo arriba citado sobre la distribución de la riqueza en Europa permite plantear una diferencia cualitativa importante en el análisis de distribución estadística: existe una diferencia sustancial entre medir la estatura, el peso, el ancho del pecho de los hombres, los lanzamientos de una moneda, y un fenómeno como la distribución de la riqueza. Como Benoit Mandelbrot afirma (Mandelbrot, 2004), acerca de lo que denominó "estados de aleatoriedad", siendo éstos *"suave, salvaje y lenta",* podemos ubicar a los fenómenos como el lanzar una moneda, jugar a los dados, medir la altura de las personas, o su peso, del tipo suave, donde no se presentan cambios grandes o bruscos, o fenómenos lineales. Por su parte en 1948, Warren Weaver en un ensayo clásico sobre "ciencia y complejidad" vislumbra una perspectiva para la ciencia que permita estudiar los fenómenos complejos ya sean naturales o sociales, ya que la física desde el siglo XVII había logrado entender las relaciones lineales, causa-efecto, pero hay una fase intermedia para la cual el entendimiento de su comportamiento el enfoque no ha sido el adecuado. Weaver (Weaver, 2004) menciona una clasificación de los fenómenos que son *simplicidad*, que correspondería a la interacción de dos variables y se puede encontrar en la mecánica clásica, la temperatura ambiente, la electricidad; la *complejidad desorganizada* en la cual un sin número de variables interactúan en aparente desorden simultáneamente como las moléculas en una nube, o los remolinos en un río, para lo cual se diseñaron métodos de física estadística que puedan operar con esta cantidad de información; y por último *la complejidad organizada,* estado intermedio cuyo número de variables es mayor a dos pero mucho menor al número de moléculas en un gas o de átomos de una partícula, pero que a diferencia de los anteriores las variables interactúan entre sí de una manera organizada funcionando como un todo, y esto va desde la manera en que los genes funcionan y determinan características en los seres vivos, cómo se dan los conflictos políticos a nivel regional, cómo se determinan los precios del maíz en un mercado internacional, o el funcionamiento de un mercado financiero. Para entender qué es un sistema complejo que permita a su vez comprender la naturaleza no lineal, dinámica y adaptativa de un mercado financiero, se mencionan algunas de sus características más importantes de acuerdo a Holland (Holland, 2004):

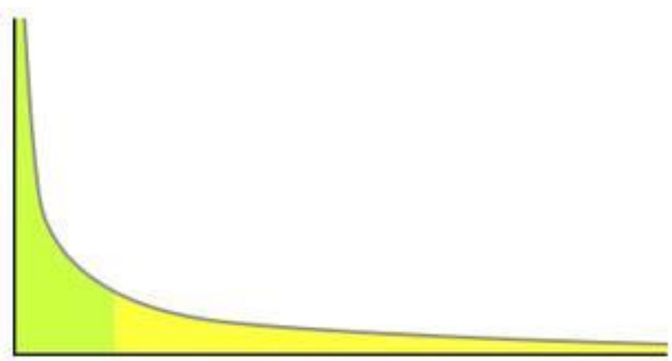
a) Están compuestos por una red de agentes altamente interconectados y que actúan en paralelo, emergiendo la conducta global coherente del sistema de las conductas cooperativas y competitivas de los agentes que lo componen.
b) Con los agentes de un nivel inferior, se construye el nivel inmediatamente superior.
c) Constantemente realizan predicciones basadas en sus modelos internos.
d) Opera, pudiendo con ello cambiar de entorno, a fin de optimizar su ajuste con el mismo.

Teniendo en cuenta ahora la naturaleza de los fenómenos que implican complejidad organizada, podemos volver al análisis de la distribución de la riqueza desde una perspectiva diferente a la ofrecida por la distribución normal Gaussiana, para entender la falla que presupone su utilización en fenómenos no lineales de complejidad organizada.

El economista italiano Vilfrido Pareto (1848-1923), hizo la observación de que el 80 % de las tierras de Italia pertenecía al 20 % de la población. Esto no es una regla, sino más bien una metáfora que expresa la desigualdad existente en algunas relaciones, y se puede citar como ejemplo que en el negocio editorial de Estados Unidos 97 % de las ventas de libros son obra del 20% de los autores (Taleb, 2008), o como enunciara el premio nobel de economía Joseph Stiglitz que en Estados Unidos el 1% de la población controla el 99 % de la riqueza de ese país (Stiglitz, 2012).

El mérito en el trabajo de Pareto fue ser el primero en hallar empíricamente, a través del estudio del ingreso per cápita de países con condiciones económicas disímiles como Gran Bretaña, Irlanda, Italia o Perú, similitudes en la manera en que se comportaba la relación de la distribución del ingreso: “la sociedad no era una pirámide social con la proporción entre ricos y pobres cambiando de manera suave de una clase a otra. Era en cambio más parecido a una *flecha social*” (Mandelbrot, 2004).

Figura 1.2



La representación de **ley de potencias** entre dos escalares *x* e *y* es aquella que puede expresarse como sigue:

$Y= aX^{k,}$ donde *a* (la constante de proporcionalidad) y *k* (el exponente de la potencia) son constantes. La parte del lado izquierdo concentra la mayor cantidad de riqueza en pocas manos, el lado derecho poca riqueza en muchas manos.

Las implicaciones resultantes de la comparación entre el enfoque Gaussiano y la ley de potencia de Pareto es que el enfoque Gaussiano resulta útil en las variables en que exista una razón verosímil para que la mayoría no esté demasiado alejada de la media. Esto es, que entre más raro sea un suceso mayor será el error en la estimación de su probabilidad, como en el caso de la distribución del ingreso o en un mercado financiero, de fenómenos de complejidad organizada y no la simple distribución de altura de las personas. En el enfoque Gaussiano se “domestican” las fluctuaciones y con ello se oculta o minimiza el impacto de lo extremo o anormal, características propias de la incertidumbre. Esto significa que en la visión Gaussiana del mundo no existen saltos bruscos.

1.3 Nubes o relojes: ¿pueden los modelos existentes predecir las crisis financieras?

Antes de efectuar el análisis estadístico para dar sustento empírico a la serie histórica del Índice de Precios y Cotizaciones de la Bolsa Mexicana de Valores, lo cual se efectuará en el capítulo 3, en este último apartado del presente capítulo, concluiremos con consideraciones de carácter cualitativo para sentar las bases para ello.

Benoit Mandelbrot comenta que *"los financieros e inversionistas del mundo hasta ahora, son como marineros que no prestan atención a las advertencias del clima"* (Mandelbrot, 2004). Esta afirmación es resultado del trabajo efectuado por Mandelbrot en el análisis de los precios del algodón en 100 años en Estados Unidos y de la observación de que si se grafican esos puntos simplemente no se ajustan a la curva de campana de Gauss. Siguiendo la metáfora de Mandelbrot, los instrumentos de la teoría financiera (ya sea Capital Asset Pricing Model, Modern Portfolio Theory o la fórmula Black- Scholes, cuya base es la distribución normal Gaussiana) son una herramienta que poco ayuda a navegar a esos marineros en las aguas de la incertidumbre. Y entender la incertidumbre al diseñar instrumentos y modelos que pretendan entender la complejidad de los mercados financieros, no es cosa menor. Los modelos existentes para entender la naturaleza de fenómenos de lo que Weaver llama simplicidad (Weaver, 2004) ya sea para entender la trayectoria de los cuerpos celestes, o conocer la probabilidad de ganar la lotería, son instrumentos cuya naturaleza no los hace indicados para entender los fenómenos de *complejidad organizada.* Cabe señalar que no se afirma que la distribución normal Gaussiana NO SIRVA, sólo que no es la indicada para fenómenos no lineales donde existe complejidad organizada. Esto es, si por ejemplo se tratara de ganar en un casino o de inferencia cualitativa en psicología o medicina donde se busca obtener respuestas de sí o no, donde no pueden aplicarse magnitudes, la curva de campana de Gauss, puede ser de gran utilidad, ya que los grados de mortalidad o embarazo no son relevantes, esto es, los resultados esperados no pueden salir del rango de embarazada o no embarazada, positivo o negativo en algún análisis clínico (Taleb, 2008). En cambio si se trata de totales donde las magnitudes sí importan, y hay muchas variables interactuando simultáneamente, como en la distribución de la riqueza, las ventas de un libro o una cartera de inversiones, un sólo número extremo puede desbaratar todas las medias, y tras un siglo de ganancias pueden aparecer pérdidas brutales, y lo *anormal* dejar de serlo. El problema con la distribución normal es que intenta domesticar la incertidumbre y la considera un hecho extraño cuya probabilidad de ocurrencia es muy baja conforme el error se aleja de la media.

Daniel Kahneman (Kahneman, 2012) al demostrar nuestra incapacidad natural de entender el pensamiento probabilista debido a los sesgos en nuestros juicios intuitivos y heurísticos y la cada vez mayor complejidad de los fenómenos que dificultan entender la causalidad de los mismos, esto ayuda a entender la necesidad operativa de nuestros procesos cognitivos por tratar de ajustar dicha complejidad a estandarizar y pretender "domesticar" la incertidumbre en nuestras decisiones y el impacto resultante de ello. Por su parte Nassim Nicholas Taleb (Taleb, 2008) explica este fenómeno del impacto de lo *"altamente improbable*" en nuestras vidas con el *"problema del pavo".* En esta metáfora, un pavo es criado por casi 2 años, cuidado, alimentado estupendamente, y si se le preguntara al pavo acerca de sus dueños diría algo así como "me tratan muy bien casi como si fuera de la familia, son excelentes dueños"; si esta pregunta se le realizara una noche antes de navidad, ingenuamente el pavo creería que se le da tan buen trato que se le invitará a la cena de noche buena, sólo que no puede prever que él será el plato principal. Esta idea prevalece al tratar de predecir el futuro basado en hechos pasados, y la ocurrencia de acontecimientos que en apariencia son poco probables, pero que una vez que ocurren pueden cambiar drásticamente nuestra existencia.

Querer ajustar los instrumentos reduccionistas basados en la distribución normal para explicar los movimientos de precios en los mercados financieros, o pretender administrar la incertidumbre es, como también dijera Nassim Taleb (Taleb, 2013) “hacer que las ballenas vuelen como águilas”. Anteriormente se mencionó la ortodoxia financiera se fundamentaba en dos supuestos críticos de la teoría de Bachelier: los precios son estadísticamente independientes y, que se distribuyen normalmente. El primer supuesto deriva de que usando la distribución normal Gaussiana cada cambio observado en los precios no tiene relación con el pasado, es decir no hay influencia sobre el precio futuro, al igual que si lanzáramos una moneda al aire y saliera cara, esto no determinaría o influiría en la siguiente tirada. En cuanto al segundo supuesto, la utilización de la distribución normal Gaussiana oculta la probabilidad de ocurrencia de eventos de alto impacto. Al respecto el estudio de Mandelbrot sobre los precios del algodón (Mandelbrot, 2004), aportan conclusiones interesantes de considerar, que si bien su alcance no es para elaborar portafolios de inversión, operar con derivados o evaluar opciones, de tenerse en cuenta pueden ayudar en gran medida a evitar daños considerables a quienes participen en los mercados:

1.3.1 Regla I: “Los mercados son riesgosos”.

Pudiera parecer una conclusión obvia, pero resulta fundamental la comprensión total de que las oscilaciones extremas de los precios no son una “anormalidad” y por el contrario son la norma en los mercados financieros y, más importante aún, siguen una curva mucho más violenta que la curva de campana, haciendo más complicada la travesía del inversionista. Sin embargo esta consideración puede hacer que el inversionista precavido construya una portafolio más seguro y el inversionista agresivo más preparado para los momentos de volatilidad y a no creer ingenuamente que es poco probable los cambios bruscos y violentos en la dinámica de precios con las respectivas pérdidas en la inversión.

1.3.2 Regla II: "Los problemas se acumulan".

La turbulencia en los mercados tiende a acumularse. Se dice que esto no es novedad para los operadores experimentados en los salas de operación financiera a lo largo el mundo. Ellos "saben intuitivamente" que a un martes salvaje, le sigue otro día aún más volátil.

1.3.3 Regla III: "Los mercados tienen personalidad propia".

Los precios no son únicamente influenciados por los eventos del "mundo real", las noticias y las personas. Es decir, los precios son determinados por factores endógenos inherentes a los mercados mismos, más allá de lo que ocurra en el exterior. Se inician conflictos armados, las economías se expanden o contraen, empresas quiebran y surgen nuevas, pero el proceso fundamental por el cual los precios reaccionan a las noticias permanece sin cambios.

1.3.4 Regla IV: "Los mercados engañan".

Los patrones son el oro de los ingenuos en los mercados financieros. El poder de la probabilidad basta para crear patrones espurios y pseudo- ciclos que aparentan ser predecibles y administrables para todo el mundo. Sin embargo, la naturaleza de los mercados es especialmente dada a los *"milagros estadísticos".* Esto es, que las burbujas y estallidos son inherentes a los mercados.

1.3.5 Regla V: “El tiempo del mercado es relativo”.

Existe lo que se podría llamar *“una relatividad del tiempo”* en los mercados financieros. El tiempo de un mercado en operación se acelera en momentos de volatilidad, y se ralentiza en momentos de estabilidad. Si por ejemplo se toman al azar dos gráficos de precios sin leyendas de tiempo, no se pude saber si se trata de 18 minutos, 18 meses o 18 años, esto debido a que los mercados presentan escalamiento. La transformación de similitud o escalamiento consiste en generar una copia *similar* de un objeto cualquiera en una escala diferente.

Karl Raimund Popper (1902-199), filósofo austríaco y teórico de la ciencia, en un ensayo de 1973 (Popper, 1973) comenta ampliamente sobre el problema del reduccionismo en los modelos de pensamiento que la ciencia ha formalizado para poder entender ciertos fenómenos de la naturaleza. Al referirse sobre fenómenos impredecibles, aleatorios y complejos, los compara a las nubes, y en el otro extremo, relojes, a los sistemas ordenados, regulares y altamente predecibles. El problema del reduccionismo ha sido esa visión que confunde los fenómenos de complejidad de ordenada con fenómenos simples o lineales. Y esta visión ha prevalecido en la construcción de las herramientas convencionales en los mercados financieros. Existe una diferencia que salta a simple vista entre una lavadora y un gato. Para reparar a la primera basta con abrir y buscar la falla mecánica, sustituir piezas, atornillar y echar a andar nuevamente. En cambio un mercado financiero tiene una complejidad mayor a la de una simple máquina cuyo funcionamiento se puede controlar y predecir su conducta futura. En el capítulo 4 se analizará el proceso de iatrogenia, o intervención nociva, al intentar corregir las fallas en los mercados, precisamente por la visión errada de los mismos como un reloj al que hay que apretar algunos cuantos engranajes para hacer funcionar de nuevo.

La finalidad de este primer capítulo ha sido presentar cuales son los instrumentos con que se cuenta para hacer frente a la incertidumbre en los mercados financieros. Ya que precisamente es en la incertidumbre donde se ocultan o esperan a irrumpir bruscamente los acontecimientos que la teoría convencional que en su denominación como suceso “extraño” y “anormal” impactan de manera desproporcionada en los mercados financieros. Ocultar, negar o minimizar la probabilidad de ocurrencia de esos hechos latentes y que se consideran “casi imposibles” ha costado bancarrota a inversionistas e instituciones y crisis en los mercados financieros.

CAPITULO II ESTRUCTURA Y FUNCIONAMIENTO DE LA BOLSA MEXICANA DE VALORES.

2.1 Conceptos, fundamentos y objetivos de los mercados financieros.

La exposición de este segundo capítulo permitirá entender los conceptos fundamentales de la Bolsa Mexicana de Valores, para que en el siguiente capítulo se presenten los modelos estocásticos a la serie de tiempo del Índice de Precios y Cotizaciones. Asimismo tiene el objetivo de presentar el marco conceptual e institucional de los mercados de valores. En tal sentido se muestran las características de la Bolsa Mexicana de Valores, sus funciones, sistema de negociación, y sus principales indicadores. En forma puntual se analiza el Índice de Precios y Cotizaciones (IPC), la metodología utilizada para calcular el IPC, y asimismo, se revisan a los principales factores que influyen en el nivel del IPC.

2.1.1 Conceptos y funciones:

Las Bolsas de Valores son establecimientos legalmente autorizados en los que se llevan a cabo las operaciones mercantiles relativas a títulos-valor en cumplimiento con las órdenes de compra y de venta que reciben los agentes u operadores de bolsa cuya labor es la intermediación (Hull, 2002). La función que tiene una Bolsa de Valores es establecer un centro de inversión y de relación entre dos agentes: los ahorradores e inversionistas que buscan colocar su dinero para obtener un rendimiento determinado y las empresas que necesitan capitales para el desarrollo de sus negocios. Por lo anterior, las bolsas de valores son una de las fuentes de suministro de capital a largo plazo.

Por otra parte, la bolsa ofrece al inversionista títulos cotizados (acciones, opciones, warrants, etc.) que permiten un volumen diario de transacciones que se pueden repetir ilimitadamente como objeto ya sea de compra o de venta. Las bolsas se crearon para facilitar estas transacciones y para dar fe de las operaciones que en ella efectúan los agentes u operadores de bolsa.

2.1.2 Índice de una bolsa.

Para conocer el comportamiento de la bolsa de valores se cuenta con su respectivo índice. Éste es un número abstracto que se construye con distintos componentes para seguir la evolución de los precios de las acciones que la componen. Dentro de dicho índice se pondera la participación de sus partes según distintos criterios. Tal "ponderación" significa el peso relativo de cada uno de sus componentes. En el caso del IPC mexicano, es una cartera de activos que se construye con el fin de monitorear la evolución del mercado. Todos los índices son portafolios teóricos que pretenden capturar, con cierta representatividad, la evolución de un mercado específico, o lo que es lo mismo, como "benchmark" de un tipo de activo en un determinado mercado. Su fama es producto de la representatividad que tienen sobre el comportamiento de las acciones. Reflejan fielmente el comportamiento de cada acción y suelen ser los más estudiados. En lo que se refiere a movimientos y tendencias, el índice de una Bolsa de Valores muestra la sensibilidad, ya que refleja en gran medida lo que ocurre en el mundo económico, y es el parámetro más sensible de los hechos económicos: su sensibilidad los capta antes que sean visibles al público inversionista. En años recientes ha sido un “termómetro” de las políticas económicas y sociales, además, manifiesta con realismo las medidas y los alcances con que las autoridades económicas y políticas que influyen en el funcionamiento de la economía.

2.1.3 Breve repaso histórico de los modernos mercados accionarios.

El crecimiento destacado de los mercados accionarios se inicia en la década de los 60's del pasado siglo con el mercado internacional de divisas conocido también como Foreign Exchange Market (FOREX), producto del crecimiento constante que se gestaba en el comercio internacional (Hull, 2002). Posteriormente, en los 70's se profundizó, y durante la segunda mitad de esta década, la liberalización masiva del sistema financiero y privatización de empresas sirvieron de soporte para un importante desarrollo del mercado de capitales (Bolsa Mexicana de Valores, 2014). Dicho período coincidió con una importante liberalización financiera en Estados Unidos y la segunda crisis del petróleo. La liberalización tuvo un impacto positivo derivado del reciclaje de los petrodólares hacia economías emergentes. En los países industrializados el shock petrolero no tardó en convertirse en recesión y a comienzos de los ochenta uno de los receptores de petrodólares, México, entró en crisis de pagos. En este escenario, los capitales salieron masivamente de América Latina, en particular de México. El Gobierno abandona el tipo de cambio fijo y provoca una devaluación superior al 100%. Con el gobierno de Miguel de la Madrid se inicia la apertura de la economía mexicana al comercio mundial, dejando atrás el modelo de sustitución de importaciones. México se incorpora al GATT sin tener una base productiva suficientemente competitiva a nivel internacional. El sistema bancario, en manos del gobierno, no constituye una alternativa sólida de financiamiento, en tanto que la Bolsa Mexicana de Valores en 1987 sufre la peor crisis bursátil de su historia. Con la caída del muro de Berlín, la apertura financiera de los dragones asiáticos, la derrota de la hiperinflación en Argentina y la apertura mexicana, se generó un ambiente internacional extremadamente favorable para los países emergentes. En 1995 ocurrió en México otra de las grandes crisis que impactó en las financieras internacionales de la década de los noventa, en esta crisis se agrega un componente nuevo al que no se le había dado demasiada importancia: el contagio financiero. México entró en una aguda recesión y, posteriormente, Argentina sufrió el mismo destino. Los capitales comenzaron a salir de América Latina desde 1996 aproximadamente, y en esta circunstancia estalló en junio de 1997 la crisis asiática, luego, la crisis rusa de agosto de 1998. El sistema financiero vivió en agosto y septiembre de 1998 una fuerte crisis que posteriormente se fue acentuando con el inicio de la recesión en Estados Unidos, misma que se profundizó luego de los atentados terroristas de septiembre en esa nación. Esta crisis es el reflejo de la pérdida de rentabilidad de los sectores de alta tecnología.

Estas medidas no fueron suficientes y la economía norteamericana entró en recesión en la segunda mitad de 2001. También los bancos centrales de Europa y Japón buscaron inyectar liquidez a sus economías, bajando las tasas de interés para amortiguar la desaceleración global. Como consecuencia, las bolsas del mundo se recuperaban parcialmente, lideradas por el indicador Dow Jones, si bien registraban aún pérdidas interanuales. (Financial Times 18/09/2002). Mientras los analistas interpretaban este aumento de los valores bursátiles como una manifestación del vigor de la nueva economía, otros se preguntaban si ello no respondía, en gran parte, a la formación de una burbuja especulativa (Financial Times 11/10/2002). Ante el imperativo de elevar el valor de las acciones y mantener altas las expectativas de los mercados, numerosas empresas recurrieron a maniobras contables para mejorar sus balances, entre las que destacan Enron, Global Crossing, Adelphia, Dynegy, Tyco Internacional, Imclone, Qwest, WorldCom y Xerox. Posteriormente, estas empresas fueron acusadas de una serie de graves delitos, tales como creación de entidades ad hoc para ocultar pérdidas multimillonarias, manipulación de resultados, fraudes contables, uso privilegiado de fondos internos y aprovechamiento de información privilegiada. (The Economist: 30/10/2002). La crisis desatada en el gobierno corporativo de las empresas estadounidenses se extendió a los “garantes de las finanzas”: auditores, bancos y autoridades de tutela. La complejidad de los nuevos instrumentos financieros ha alcanzado su nivel más alto de volatilidad en 2007 y la posterior crisis de las hipotecas basura o subprime en 2008 que tuvo el inevitable contagio sistémico a gran parte de los mercados internacionales, con las consecuencias de un ya prolongado estancamiento económico en las economías de E.U. y Europa, así como severos cuestionamientos a la excesiva desregulación de los mercados financieros.

Asimismo diversos factores han contribuido a la interrelación de los mercados financieros, entre ellos destacan: la innovación tecnológica de la informática y las telecomunicaciones; el creciente interés de los inversionistas por adquirir valores extranjeros a fin de diversificar sus riesgos y de obtener una mayor rentabilidad por su inversión; la eliminación de los controles cambiarios y de trabas a los flujos de capitales; las tendencias de liberalización y/o desregulación de los mercados financieros; y la aparición de nuevos productos financieros: opciones, futuros, swaps de divisas y tasas de interés, así como otros que también ofrecen mayor cobertura.

Con la innovación tecnológica se dispone de información al instante referente a precios y volúmenes de operación a través de pantallas de computadora, así como comprar o vender valores sin que sea indispensable un lugar físico para ello, tal y como sería una bolsa de valores. La globalización ha provocado la necesidad de estandarizar la información financiera de emisoras a través de la definición de principios y prácticas contables aceptadas, así como la importancia de establecer normas y procedimientos para la custodia, liquidación y administración de valores.

2.2 Construcción del IPC en la bolsa mexicana de valores.

2.2.1 Bolsa Mexicana de Valores (BMV).

La Bolsa Mexicana de Valores, S.A.B. de C.V. es una entidad financiera, que opera por concesión de la Secretaría de Hacienda y Crédito Público, con apego a la Ley del Mercado de Valores. Derivado del seguimiento de las tendencias mundiales y de los cambios que se han dado en la legislación, la Bolsa Mexicana concluyó con el proceso de desmutualización, convirtiéndose en una empresa cuyas acciones son susceptibles de negociarse en el mercado de valores bursátil, llevando a cabo el 13 de junio de 2008 la Oferta Pública Inicial de sus acciones representativas de su capital social (Bolsa Mexicana de Valores, 2014).

Funciones

La Bolsa Mexicana de Valores (BMV), foro en el que se llevan a cabo las operaciones del mercado de valores organizado en México, siendo su objeto el facilitar las transacciones con valores y procurar el desarrollo del mercado, fomentar su expansión y competitividad, a través de las siguientes funciones (Bolsa Mexicana de Valores, 2014):

- Establecer los locales, instalaciones y mecanismos que faciliten las relaciones y operaciones entre la oferta y demanda de valores, títulos de crédito y demás documentos inscritos en el Registro Nacional de Valores (RNV), así como prestar los servicios necesarios para la realización de los procesos de emisión, colocación en intercambio de los referidos valores;
- Proporcionar, mantener a disposición del público y hacer publicaciones sobre la información relativa a los valores inscritos en la Bolsa Mexicana y los listados en el Sistema Internacional de Cotizaciones de la propia Bolsa, sobre sus emisores y las operaciones que en ella se realicen;

- Establecer las medidas necesarias para que las operaciones que se realicen en la Bolsa Mexicana por las casas de bolsa, se sujeten a las disposiciones que les sean aplicables;
- Expedir normas que establezcan estándares y esquemas operativos y de conducta que promuevan prácticas justas y equitativas en el mercado de valores, así como vigilar su observancia e imponer medidas disciplinarias y correctivas por su incumplimiento, obligatorias para las casas de bolsa y emisoras con valores inscritos en la Bolsa Mexicana.

Las empresas que requieren recursos (dinero) para financiar su operación o proyectos de expansión, pueden obtenerlo a través del mercado bursátil, mediante la emisión de valores (acciones, obligaciones, papel comercial, etc.) que son puestos a disposición de los inversionistas (colocados) e intercambiados (comprados y vendidos) en la Bolsa Mexicana, en un mercado transparente de libre competencia y con igualdad de oportunidades para todos sus participantes.

Participar en el Mercado

Para realizar la oferta pública y colocación de los valores, la empresa acude a una casa de bolsa que los ofrece (mercado primario) al gran público inversionista en el ámbito de la Bolsa Mexicana. De ese modo, los emisores reciben los recursos correspondientes a los valores que fueron adquiridos por los inversionistas. Una vez colocados los valores entre los inversionistas en el mercado bursátil, éstos pueden ser comprados y vendidos (mercado secundario) en la Bolsa Mexicana, a través de una casa de bolsa (Bolsa Mexicana de Valores, 2014).

La Bolsa Mexicana de Valores es el lugar físico donde se efectúan y registran las operaciones que hacen las casas de bolsa. Los inversionistas compran y venden acciones e instrumentos de deuda a través de intermediarios bursátiles, llamados casas de bolsa. Es muy importante recalcar que la Bolsa Mexicana no compra ni vende valores.

El público inversionista canaliza sus órdenes de compra o venta de acciones a través de un promotor de una casa de bolsa. Estos promotores son especialistas registrados que han recibido capacitación y han sido autorizados por la CNBV. Las órdenes de compra o venta son entonces transmitidas de la oficina de la casa de bolsa al mercado bursátil a través del sofisticado Sistema Electrónico de Negociación, Transacción, Registro y Asignación (BMV-SENTRA Capitales) donde esperarán encontrar una oferta igual pero en el sentido contrario y así perfeccionar la operación.

Una vez que se han adquirido acciones o títulos de deuda, se puede monitorear su desempeño en los periódicos especializados, o a través de los sistemas de información impresos y electrónicos de la propia Bolsa Mexicana de Valores así como en el SiBOLSA.

Participantes

Entidades Emisoras

Son las sociedades anónimas, organismos públicos, entidades federativas, municipios y entidades financieras cuando actúen en su carácter de fiduciarias que, cumpliendo con las disposiciones establecidas y siendo representadas por una casa de bolsa, ofrecen al público inversionista, en el ámbito de la Bolsa Mexicana , valores como acciones, títulos de deuda y obligaciones (Bolsa Mexicana de Valores, 2014). En el caso de la emisión de acciones, las empresas que deseen realizar una oferta pública deberán cumplir con los requisitos de listado y, posteriormente, con los requisitos de mantenimiento establecidos por la Bolsa Mexicana; además de las disposiciones de carácter general, contenidas en las circulares emitidas por la CNBV.

Intermediarios bursátiles

Son las casas de bolsa autorizadas para actuar como intermediarios en el mercado de valores y realizan, entre otras, las siguientes actividades (Bolsa Mexicana de Valores, 2014):

- Realizar operaciones de compraventa de valores.
- Brindar asesoría a las empresas en la colocación de valores y a los inversionistas en la constitución de sus carteras.
- Recibir fondos por concepto de operaciones con valores, y realizar transacciones con valores a través de los sistemas BMV-SENTRA Capitales, por medio de sus operadores.

Los operadores de las casas de bolsa deben estar registrados y autorizados por la CNBV y la Bolsa Mexicana (Bolsa Mexicana de Valores, 2014).

Inversionistas

Los inversionistas son personas físicas o morales, nacionales o extranjeras que a través de las casas de bolsa colocan sus recursos; compran y venden valores, con la finalidad de minimizar riesgos, maximizar rendimientos y diversificar sus inversiones (Bolsa Mexicana de Valores, 2014).

En los mercados bursátiles del mundo destaca la participación del grupo de los llamados "inversionistas institucionales", representado por sociedades de inversión, fondos de pensiones, y otras entidades con alta capacidad de inversión y amplio conocimiento del mercado y de sus implicaciones. Los inversionistas denominados "Calificados" son aquéllos que cuentan con los recursos suficientes para allegarse de información necesaria para la toma de decisiones de inversión, así como para salvaguardar sus intereses sin necesidad de contar con la intervención de la Autoridad.

Autoridades y Organismos Autorregulatorios.

Fomentan y supervisan la operación ordenada del mercado de valores y sus participantes conforme a la normatividad vigente. En México las instituciones reguladoras son la Secretaría de Hacienda y Crédito Público (SHCP), la CNBV, el Banco de México y, desde luego, la Bolsa Mexicana de Valores (Bolsa Mexicana de Valores, 2014).

2.2.2 Sistema de negociación.

La operación y negociación de valores del mercado de capitales se realiza en la plataforma tecnológica desarrollada y administrada por la Bolsa Mexicana de Valores BMV-SENTRA. Este sistema, totalmente descentralizado y automatizado, permite negociar valores en tiempo real, a través de cientos de terminales de computadoras interconectadas por una red, ubicadas en las casas de bolsa y controladas por la estación de Control Operativo de la BMV (Bolsa Mexicana de Valores, 2014).

Operación Bursátil

Cualquier persona física o moral de nacionalidad mexicana o extranjera puede invertir en los valores (de capitales o deuda) listados en la Bolsa. El proceso comienza cuando un inversionista está interesado en comprar o vender algún valor listado en la Bolsa. En primera instancia, dicho inversionista deberá suscribir un contrato de intermediación con alguna de las casas de bolsa mexicanas (Bolsa Mexicana de Valores, 2014).

A continuación se esquematiza el proceso de compraventa de acciones en la Bolsa Mexicana:

Juan decide analizar la posibilidad de invertir en el mercado accionario de la Bolsa Mexicana.

Andrea decide vender 5,000 acciones de la empresa XYZ que adquirió hace algunos años.

Juan consulta a un promotor de una casa de bolsa, y analizan distintas opciones de inversión, con base en la amplia información financiera y de mercado disponible. Después de analizar distintas alternativas, Juan solicita a su promotor que le proporcione la cotización de mercado para adquirir acciones de la empresa XYZ, y establece una relación contractual con la casa de bolsa (contrato de intermediación).

Andrea llama a su promotor para solicitar cotización para la venta de las 5,000 acciones que desea vender.

Utilizando los sistemas electrónicos de difusión de información bursátil de la BMV, los ejecutivos de cuenta obtienen la información sobre los mejores precios de compra y venta para las acciones XYZ, e informan a Andrea y Juan.

Tomando en cuenta lo que ya conoce sobre la empresa XYZ, y después de la conversación con el promotor, Juan instruye a la casa de bolsa, a través de su promotor, para adquirir 5,000 acciones de la empresa XYZ, a precio de mercado.

Andrea instruye a su promotor para vender, en la BMV, 5,000 acciones de la empresa XYZ, a precio de mercado.

Los promotores ingresan en los sistemas de sus casas de bolsa respectivas, las características de las órdenes de Andrea y Juan. Las órdenes de compra y de venta son entonces ingresadas por los operadores de las casas de bolsa en al Sistema Electrónico de Negociación, Transacción, Registro y Asignación del Mercado de Capitales (BMV-SENTRA Capitales).

Una vez perfeccionada o "cerrada" la operación en la BMV, Andrea y Juan son notificados, y la Bolsa informa a todos los participantes en el mercado sobre las características de la operación, a través de los medios electrónicos e impresos dispuestos para tal efecto.

Tres días hábiles después de haberse concretado la transacción, el depósito central de valores de México (S.D. Indeval), previa instrucción de la casa de bolsa vendedora, transfiere los valores accionarios de la cuenta de la casa de bolsa vendedora a la cuenta de la casa de bolsa compradora; y el importe correspondiente a la transacción es transferido de la casa de bolsa compradora a la casa de bolsa vendedora.

Juan liquida a su casa de bolsa el importe correspondiente a la operación de compra, incluyendo una comisión previamente pactada.

Andrea recibe de su casa de bolsa el importe correspondiente a la operación de venta, menos una comisión previamente pactada.

Las operaciones se cierran o se ingresan a través de los formatos que aparecen en pantalla, en los que se especifica la emisora, serie, cantidad y precio de los valores que se desean comprar o vender. Control Operativo monitorea toda la sesión de remate, llevando un estricto registro de todos los movimientos, los usuarios, las políticas y los parámetros del sistema. El personal de dicha área cuenta con dos clases de pantallas para facilitar la supervisión del mercado. Una es para consulta, en la que aparece la misma información a la que tienen acceso todos los usuarios: posturas de compra y venta, volúmenes, precios, bajas, alzas y último precio de todas las acciones. En esta clase de pantalla, los usuarios pueden clasificar a las emisoras de acuerdo con cualquier criterio que ellos determinen: tipo de valor, sector, etc. El sistema BMV-SENTRA Capitales fue desarrollado por personal de la propia BMV, y cumple con los estándares internacionales más estrictos de comodidad de operación, confiabilidad y seguridad (Bolsa Mexicana de Valores, 2014).

2.2.3 Los índices bursátiles de la Bolsa Mexicana de Valores.

A continuación se presentan las definiciones vigentes por la Bolsa Mexicana de Valores (Bolsa Mexicana de Valores, 2014), para:

- Índice: Medida estadística diseñada para mostrar los cambios de una o más variables relacionadas a través del tiempo. Razón matemática producto de una fórmula, que refleja la tendencia de una muestra determinada.
- Índice Accionario: Valor de referencia que refleja el comportamiento de un conjunto de acciones. Se calcula mediante una fórmula que considera diferentes variables.
- Índice de Precios y Cotizaciones (IPC): Indicador de la evolución del mercado accionario en su conjunto. Se calcula en función de las variaciones de precios de una selección de acciones, llamada muestra, balanceada, ponderada y representativa de todas las acciones cotizadas en la BMV.

- Índice México (INMEX): Indicador ponderado por el valor de capitalización de las emisoras que integran la muestra empleada para su cálculo. A diferencia del IPC, la ponderación (peso proporcional) de una sola serie accionaria del INMEX no puede ser mayor al 10% al comienzo del periodo de vigencia de la muestra.

En el caso concreto del mercado accionario, un índice de cotización de acciones es un indicador medio que refleja en un número, las variaciones agregadas en los precios de un grupo de acciones. Tal indicador es el elemento más representativo para el análisis del mercado bursátil siendo el instrumento más ágil y simple para reflejar la evolución y tendencia de los precios de las acciones. La mayor parte de los índices se construyen con una selección de acciones que pretenden representar la totalidad. En la BMV, el Índice de Precios y Cotizaciones (IPC) es el instrumento utilizado para seguir la evolución del conjunto de las acciones cotizadas (Bolsa Mexicana de Valores, 2014).

El Índice de Precios y Cotizaciones (IPC).

Los cambios en su nivel expresan el comportamiento del mercado accionario. Dichos cambios indican las variaciones de precios de una muestra balanceada, ponderada y representativa del conjunto de acciones cotizadas en la Bolsa. El IPC tiene como principal objetivo el constituirse como un indicador altamente representativo y confiable del Mercado Accionario Mexicano, gracias a dos conceptos fundamentales: primero, la representatividad de la muestra en cuanto a la operatividad del mercado, que es asegurada mediante la selección de las emisoras líderes, determinadas éstas a través de su nivel de bursatilidad; segundo, su estructura de cálculo que contempla la dinámica del valor de capitalización del mercado representado éste por el valor de capitalización de las emisoras que constituyen la muestra del IPC. El tamaño de la muestra es actualmente de 35 acciones clasificadas como de alta y media bursatilidad.Se integra por emisoras de distintos sectores de la economía, las más negociadas del mercado tanto por volumen como por importe (oscila entre 35 y 50). La fecha base de cálculo de éste índice bursátil es el 30 de octubre de 1978 = 100. A diferencia de otros índices de este tipo, el valor del IPC se relaciona con el día anterior y no con el valor de la fecha base, debido a que la muestra es revisada periódicamente con el objeto de considerar a las emisoras líderes, y no permitir que ésta se vuelva anacrónica y obsoleta y, pierda consecuentemente, su representatividad. La muestra empleada para su cálculo se revisa semestralmente (Bolsa Mexicana de Valores, 2014).

Cabe mencionar que la Bolsa Mexicana de Valores dio a conocer la nueva muestra del Índice de Precios y Cotizaciones (IPC), que estará vigente del 2 de septiembre de 2013 al 29 de agosto de 2014. En caso de que alguna emisora ya no cumpla con el criterio de selección, se le reemplaza, teniendo el mismo criterio seguido en el resto, por otra que sí califique. El peso relativo de cada una de las series accionarias que componen la muestra para el cálculo del IPC se explica por su valor de mercado. Es decir, se trata de un índice ponderado por valor de capitalización. Esto significa que el cambio en el precio de una acción integrante del índice influye en su evolución de acuerdo con el peso relativo que dicha acción tiene en la muestra. Así, un cambio en el precio de una serie accionaria con un alto valor de mercado, impacta en mayor medida el valor del IPC que cuando ocurre un cambio equivalente en el precio de una serie accionaria que tenga un menor peso específico, cualquiera sea el sector al que pertenezca. La meta que se persigue al calcular o construir un índice, es determinar el valor de un conjunto específico de variables en un periodo delimitado de tiempo, para que dicho valor coadyuve en la toma de decisiones. La fluctuación de dicho valor responde a la libre oferta y demanda de las acciones cotizadas en mercado de valores (Bolsa Mexicana de Valores, 2014).

Fórmula para calcular el IPC

$$I_t = I_{t-1}\left(\frac{\sum P_{it} * Q_{it}}{\sum P_{it-1} * Q_{it-1} * F_{it}}\right)$$

Base: 0.78 = 30 de octubre de 1978.

Clase: Índice ponderado por Valor de Capitalización.

Muestra: Actualmente está integrada por 35 emisoras: Fórmula:

Donde:

It = Índice en tiempo t

Pit = Precio de la emisora i el día t

Qit= Acciones de la emisora i el día t

Fi = Factor de ajuste por ex-derecho

i = 1,2, 3,...n

En este sentido, se requiere ajustar el valor de las emisoras que decreten algún derecho aplicando un factor al valor de capitalización del día previo. Esta fórmula mide el cambio diario del valor de capitalización de una muestra de valores, donde:

F = Factor de ajuste por movimiento.

Fi = Factor de ajuste requerido en la emisora i.

Aa = Número de acciones anteriores al ajuste.

Pa = Precio anterior al ajuste

Ap = Número de acciones en el ajuste

Esta fórmula evalúa la trayectoria del mercado y facilita su reproducción en portafolios, sociedades de inversión y carteras de valores que pretendan obtener el rendimiento promedio que ofrece el mercado. La ponderación es realizada con el valor total de capitalización de cada serie accionaria. Con la finalidad de que el IPC permita una apropiada distribución de riesgo en los portafolios, se diversifica la muestra de tal suerte que la ponderación resulte en una muestra con el mejor balance posible. Con este indicador se asegura que las empresas sean las de mayor negociación en la BMV. Este criterio busca que las empresas consideradas sean significativas en su ponderación y distribución. El tamaño está determinado en función de los siguientes aspectos: número de empresas que reúnan todos los criterios establecidos, características del mercado mexicano y amplitud suficiente como para no catalogarse como un Índice estrecho.

2.3 Factores de incidencia en el comportamiento del IPC

Los asesores bursátiles y especialistas en el análisis del mercado bursátil coinciden en señalar (Hernández, 2000) que los siguientes factores determinan el comportamiento del IPC, esto suponiendo que no exista arbitraje:

- Los flujos de liquidez
- Las tasas de interés
- Los resultados de las empresas
- El riesgo

2.3.1 Flujos de liquidez.

Los flujos de liquidez expresan los movimientos de compra/venta de los accionistas o participantes en el mercado secundario. Los flujos tiene relación directa con la capitalización bursátil (ver Glosario). Cuando hay un mayor flujo de liquidez en la bolsa provocado por un incremento de compras, el nivel del IPC se ve presionado a la alza; en tanto que una presión a la baja del IPC es provocada por una reducción de los flujos de liquidez. Este factor también incluye la entrada de nuevas empresas en el mercado bursátil, la oferta de acciones y la salida del mercado de otros. Para entender estos flujos de liquidez, es importante conocer a los participantes del mercado, así como las razones que determinan sus decisiones de inversión. Entre los participantes del mercado bursátil de México cuyas actividades marcan el volumen de liquidez en la bolsa, tenemos a los siguientes:

- Empresas nacionales que emiten sus acciones como parte de su financiamiento.

- Inversionistas extranjeros que tienen mayor influencia en la medida que se profundiza el proceso de liberalización financiera en México.
- Inversionistas nacionales, quienes comparan los rendimientos en la bolsa con los obtenidos en otros activos financieros, tales como depósitos a plazos, divisas, etc
- Bancos y seguros

2.3.2 Tasas de interés.

Las tasas de interés constituyen un factor importante en el mercado bursátil, debido a que el inversionista en mercados financieros debe tomar una decisión entre tres alternativas: la renta fija (depósitos a plazo en bancos o compra de certificados de la tesorería), renta variable o una combinación ponderada de las dos opciones determinada por sus expectativas de rentabilidad y su perfil de riesgo. Debido a esta razón, el IPC y las tasas de interés guardan estrecha relación. Ante una menor rentabilidad ofrecida por el mercado de renta fija hay un mayor atractivo en la inversión en renta variable, lo que provoca un mercado alcista. Una situación contraria provoca un mercado bajista. La aversión al riesgo bursátil disminuye ante las bajas expectativas de la renta fija y un alza de la renta variable.

2.3.3 Resultados de las empresas

Los resultados de las empresas que cotizan en la bolsa no sólo se refieren a las pérdidas o ganancias de las empresas, sino también a cualquier magnitud financiera y contable que refleje la evolución de la empresa en un momento determinado. Constituyen la base para la creación de valor para el accionista y reflejan la capacidad de la empresa para cumplir con sus objetivos. De hecho, el método del análisis fundamental toma su información base en los resultados de la empresa. Ante un buen resultado de las empresas, ganan las preferencias de los inversionistas provocando un aumento de la demanda de acciones y con ello, variación del IPC a la alza.

2.3.4 Riesgo.

El riesgo los inversionistas, se ven atraídos por una mayor prima de riesgo (rendimiento de activo con tasa variable menos rendimiento de activo con tasa fija). Esto provoca una mayor demanda de activos con rendimiento variable, generándose un mercado alcista. Si la prima de riesgo disminuye por un incremento del rendimiento de los activos sin riesgo, disminuye la demanda de acciones y, por tanto, su efecto es un mercado bajista. Existe una clara relación positiva entre el riesgo y el rendimiento: ante un mayor riesgo, los inversionistas esperan un mayor rendimiento de las acciones en la bolsa. Las expectativas y el análisis económico y político. En el mercado bursátil los inversionistas se forman expectativas sobre los riesgos y rentabilidades. Dichas expectativas tienen un proceso de formación basados en la información que recibe el inversionista sobre las siguientes variables económicas y políticas: en las expectativas de largo plazo se encuentra el crecimiento económico que depende a su vez de la relación que existe entre el trabajo y el capital, del consumo privado y el consumo público, su formación bruta de capital, exportaciones e importaciones, etc.

CAPITULO III.- ANÁLISIS ESTADÍSTICO PARA LA SERIE DE TIEMPO DEL INDICE DE PRECIOS Y COTIZACIONES DE LA BOLSA MEXICANA DE VALORES 1993-2013.

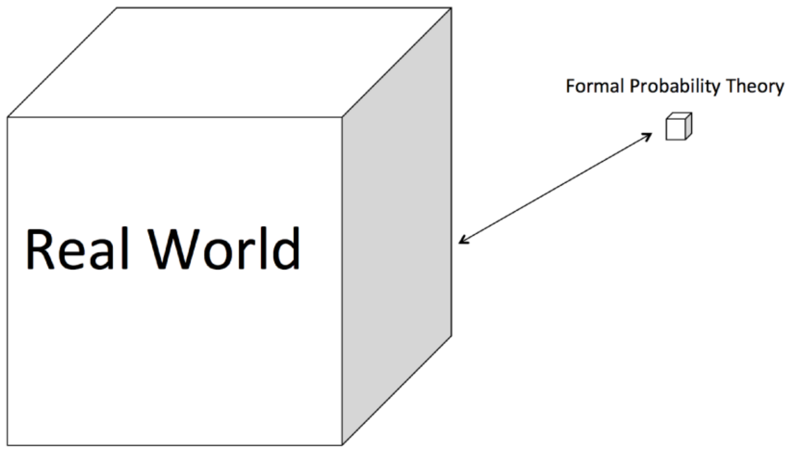
3.1 La distribución normal como medida de los mercados financieros.

El presente capitulo tiene por objetivo presentar un análisis estadístico para la serie histórica del Índice de Precios y Cotizaciones de la Bolsa Mexicana de Valores para el período comprendido entre los años 1993- 2013, a fin de establecer una comparación entre la distribución de probabilidad normal gaussiana y determinadas distribuciones de probabilidad de cola gruesa, retomando las líneas generales del capítulo I sobre las fallas que presentan los modelos de la teoría convencional financiera cuyos supuestos se fundamentan en la utilización de la curva de campana.

El término estadística surge como el resultado de intentar cuantificar fenómenos sociales que permitieran descubrir las leyes que rigen los actos de los hombres y de esta manera hallar un mejor método para la conducción del Estado. De hecho fue el erudito alemán Gottfried Achenwall quién en 1749 sugirió que esa ciencia que se ocupaba de los estados "naturales" de la sociedad debería llamarse *Statistik*. Anteriormente a él, es publicada una obra fundamental, "El Leviatán" de Thomas Hobbes, que fue un intento por encontrar una teoría política a partir de una visión mecanicista del mundo (Ball, 2010). Por su parte William Petty, alumno de Hobbes, habla de una "aritmética política", es decir, qué números miden la sociedad. Es así como durante los siglos XVII al XIX nombres tales como John Graunt, Condorcet, Abraham De Moivre, Thomas Maltus, Quetelet, entre otros, fueron figuras claves en la aplicación de métodos estadísticos en esa búsqueda por comprender o mejor aún, descubrir las leyes que rigen la conducta y actos sociales del hombre e impregnado por ese espíritu cientificista de la física clásica poder predecir el futuro de la sociedad. Como se expuso en el capítulo I, el nombre de Quetelet reviste una especial importancia en la historia de la estadística moderna ya que gracias a su idea de "física social" creía haber encontrado la "regularidad" de la naturaleza expresada ya sea en la altura de los hombres, la talla, el peso, la inteligencia, las tasas de mortalidad, entre muchas otras cosas más que fueron objeto de sus estudios, donde la tendencia de las mediciones a centrarse en el promedio parecía develar la clave de esas leyes que gobiernan la vida de los hombres de manera absoluta, siendo el orden y la simetría las constantes detrás de todos los fenómenos del mundo (Ball, 2010). La aplicación de la estadística y la probabilidad pasó de la medición de las personas a los átomos, lo que posteriormente sería conocido como *física estadística*, gracias a científicos como James Clerk Maxwell, Ludwig Boltzmann o Robert Brown, quien al analizar la estructura molecular del polen descubrió que las partículas se movían caprichosamente en un continuo movimiento aleatorio, lo que posteriormente se conocería como *caminata aleatoria* o *movimiento Browniano*, idea seminal que serviría a Louis Bachelier como piedra angular en su trabajo al establecer la hipótesis de que los precios de las acciones se rigen por dicho movimiento y se ajustan a la distribución normal Gaussiana (Mansilla, 2003).

Los instrumentos de análisis de la moderna teoría financiera mencionados en el capítulo I, cuyos fundamentos son la distribución normal Gaussiana, fallan por el reduccionismo de su funcionamiento y la incapacidad de considerar que los eventos extremos de alto impacto pueden ocurrir (Taleb, 2013). Y es importante resaltar precisamente este punto, ya que la complejidad de los mercados financieros y su conducta no lineal generan eventos extremos que no se pueden mesurar con el mismo instrumento con el que se toman las estaturas de las personas o se busca estimar el error en la fabricación de tornillos.

Figura 3.1 El mundo real – Teoría formal de la probabilidad



"El problema del cisne negro- incomputabilidad de las pequeñas probabilidades: no es solamente que los eventos en las colas de las distribuciones ocurran, sucedan, pasen, jueguen un rol importante, etc. El punto es que esos eventos juegan el rol más importante y sus probabilidades no son computables, ni son confiables para ningún uso efectivo. Y entre más pequeña la probabilidad, más grande el error, incidiendo en eventos de alto impacto. La idea es trabajar con medidas que sean menos sensibles a la cuestión (estadística) o concebir exposiciones menos afectadas por ello. Matemáticamente el problema surge del uso de metaprobabilidad degradada". (Taleb, 2013).

La figura 3.1 muestra de acuerdo a Nassim Nicholas Taleb (Taleb, 2013), cómo el uso de la probabilidad y la estadística como fundamento de los modelos predictivos referentes a fenómenos complejos, como los mercados financieros por ejemplo, son insuficientes para capturar dicha complejidad y por ende, el grado de error se incrementa y con ello el riesgo, vulnerando a los elementos o agentes en dicho sistema. Como dato empírico que sustenta lo anterior cabe recordar el famoso *"lunes negro"* (Black Monday), el 19 de octubre de 1987 en el que las principales bolsas del mundo registraron una caída inesperada y súbita en un espacio de tiempo muy breve, y en el que el Índice Standard and Poor´s 500

(S&P500) perdió más de un 20 % de su valor. Asimismo si se ajustara una distribución normal a los precios observados, el modelo predice que se observaría un cambio diario absoluto mayor al 5 % ¡1 vez en 1860 años! Donde actualmente se tiene registrado un cambio de esa magnitud 13 veces en 22 años (Haas & Pigosrch, 2011). *"Esto sugiere que comparado con la distribución normal, la distribución de dicho índice financiero es de cola gruesa (Fat Tailed), esto implica que la probabilidad de grandes pérdidas y ganancias es mucho más alta de lo que sería si se mide con una distribución normal gaussiana. Esto pone de manifiesto que la distribución normal gaussiana no es la adecuada para describir las alzas, burbujas y estallidos de la actividad característica de los mercados financieros"* (Haas & Pigosrch, 2011).

El párrafo anterior es uno de los muchos trabajos posteriores al de Mandelbrot de 1963 sobre los precios del algodón (Mandelbrot, 1997), en el cual encontró que los movimientos bruscos suelen ser más pronunciados en el caso de las bajadas de precios que en el de las subidas (asimetría a la izquierda); los mercados tienden a ser más sensibles a las malas noticias que a las buenas; se comprueba que la volatilidad de los activos no es constante, sino que se suceden momentos de fuertes cambios de precios seguidos de otros más estables, lo que lleva a la existencia de más realizaciones en los extremos de la distribución de las esperadas si siguieran una distribución normal (colas anchas); y, por último, en torno al valor medio se produce concentración de probabilidad, es decir, la distribución es más apuntada y estrecha, presentando más probabilidad que la esperada en los movimientos muy pequeños. Asimismo Fama (Fama, 1965), ante las serias dudas introducidas por Mandelbrot acerca de la validez de la hipótesis de normalidad, fue el primero en realizar un estudio completo sobre rentabilidades diarias en el mercado americano de capitales. Encontró que las rentabilidades estaban negativamente sesgadas hacia la izquierda, las colas de las distribuciones eran más gruesas y el apuntamiento en torno a la media, término que estadísticamente se denomina leptocurtosis, era superior al predicho por una distribución normal, y concluyó señalando que la muestra verificaba más claramente la hipótesis de Mandelbrot que la hipótesis de normalidad.

Lo anterior sirve de antecedente conceptual y punto de partida para iniciar en los siguientes apartados del presente capítulo el análisis estadístico para la serie histórica del Índice de Precios y Cotizaciones para el periodo comprendido entre 1993-2013.

3.2 Prueba de normalidad del IPC 1993-2013.

3.2.1 Definición y propiedades de la Distribución normal.

La distribución normal fue reconocida por primera vez por el francés Abraham de Moivre (1667-1754). Posteriormente, Carl Friedrich Gauss (1777-1855) elaboró desarrollos más profundos y formuló la ecuación de la curva; de ahí que también que se le conozca más comúnmente, como la "campana de Gauss" (Mansilla, 2003). La distribución de una variable normal está completamente determinada por dos parámetros, su media y su desviación estándar, denotadas generalmente por y sus propiedades son:

- La moda, media aritmética y mediana, tienen el mismo valor.
- La curva normal es asintótica al eje de abscisas.
- Es simétrica con respecto a su media μ .
- Sus puntos de inflexión están en + - σ. Cuanto mayor sea σ , más aplanada será la curva de la densidad.

- La forma de la campana de Gauss depende de los parámetros c. La media indica la posición de la campana, de modo que para diferentes valores de μ, la gráfica es desplazada a lo largo del eje horizontal. Por otra parte, la desviación estándar determina el grado de apuntalamiento de la curva. Cuanto mayor sea el valor de σ , más se dispersarán los datos alrededor de la media y la curva será más plana. Un valor pequeño de este parámetro indica, por tanto, una gran probabilidad de obtener datos cercanos al valor medio de la distribución.

Asimismo no existe una única distribución normal, sino una familia de distribuciones con una forma común, diferenciadas por los valores de su media y su varianza. De entre todas ellas, la más utilizada es la distribución normal estándar, que corresponde a una distribución de media 0 y varianza 1 (Spiegel, 1991).

Para efectos del análisis se emplea la distribución norma estándar. Asimismo se definen conceptos básicos entender los modelos presentados.

Variable Aleatoria.- Si en un experimento aleatorio a cada suceso aleatorio elemental le asignamos un valor numérico obtenemos una variable aleatoria, que puede ser discreta o continua. Cuando el conjunto numérico es el de los números enteros la variable aleatoria es discreta. Si el conjunto numérico es el de los números reales la variable aleatoria es continua (Spiegel, 1991).

De acuerdo a la naturaleza de la serie de tiempo del IPC se observa que se trata de una variable aleatoria continua.

Función de Probabilidad (PDF).- Si x es una variable aleatoria continua, puede tomar cualquier valor en un intervalo. Si la variable aleatoria es continua hay infinitos valores posibles de la variable y entre cada dos de ellos se podrían definir infinitos valores más. En estas condiciones no es posible deducir la probabilidad de un valor puntual de la variable, como se puede hacer en el caso de variables aleatorias discretas. Pero sí es posible calcular la probabilidad acumulada hasta un cierto valor (función de distribución), y podremos analizar cómo cambia la probabilidad acumulada en cada punto (estos cambios no son probabilidades sino otro concepto denominado densidad de probabilidad). Para la distribución normal gaussiana se define como:

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

Función de Distribución (CDF).- Para conocer la probabilidad de que la variable aleatoria x tome valores menores o iguales que un cierto valor xi es necesario acumular los distintos valores de la función de probabilidad hasta el valor deseado. Se trata de una nueva aplicación llamada función de distribución. La probabilidad de que x sea menor o igual que un valor t , se escribe P $(x \leq t)$ y esta probabilidad será función de t. Si a esta función la designamos por F (t):

F (t) = P $(x \leq t)$. Para la distribución gaussiana se tiene:

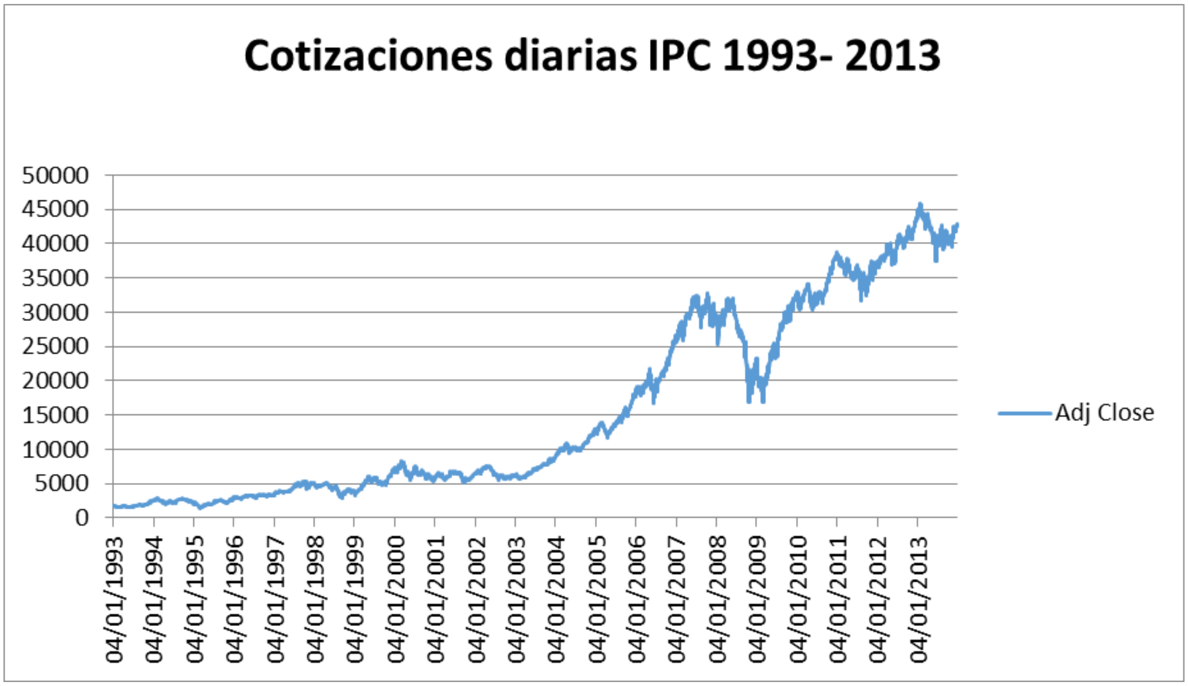
$$F(x) = \int_{-\infty}^{x} \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}}\, e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{t-\mu}{\sigma}\right)^2} dt$$

3.2.2 Definición del objeto de estudio.

En ésta y las siguientes secciones se realiza un análisis de la serie histórica del Índice de Precios y Cotizaciones de la Bolsa Mexicana de Valores para el periodo comprendido entre el 4 de enero de 1993 al 31 de diciembre del 2013, con un total de 5265 observaciones diarias de las que se excluyeron días feriados de acuerdo al calendario oficial vigente en el año correspondiente así como fines de semana de acuerdo a los días hábiles de operación de la BMV, con el fin de comprobar qué distribución de probabilidad se ajusta mejor a dicha serie financiera, donde se compara la distribución normal y distribuciones de probabilidad de cola gruesa: distribución Alpha- Estable de Levy y la distribución Cauchy. Los datos de la serie de tiempo son obtenidos en la siguiente fuente electrónica:

http://mx.finanzas.yahoo.com/q/hp?s=^MXX&a=00&b=1&c=1993&d=11&e=31&f=2013&g=d&z=66&y=0

Gráfica 3.1. Cotizaciones diarias del Índice de Precios y Cotizaciones (IPC) de la Bolsa Mexicana de Valores (BMV) para el periodo del 4 de enero de 1993 al 31 de diciembre del 2013, 5265 observaciones.



Fuente: elaboración propia.

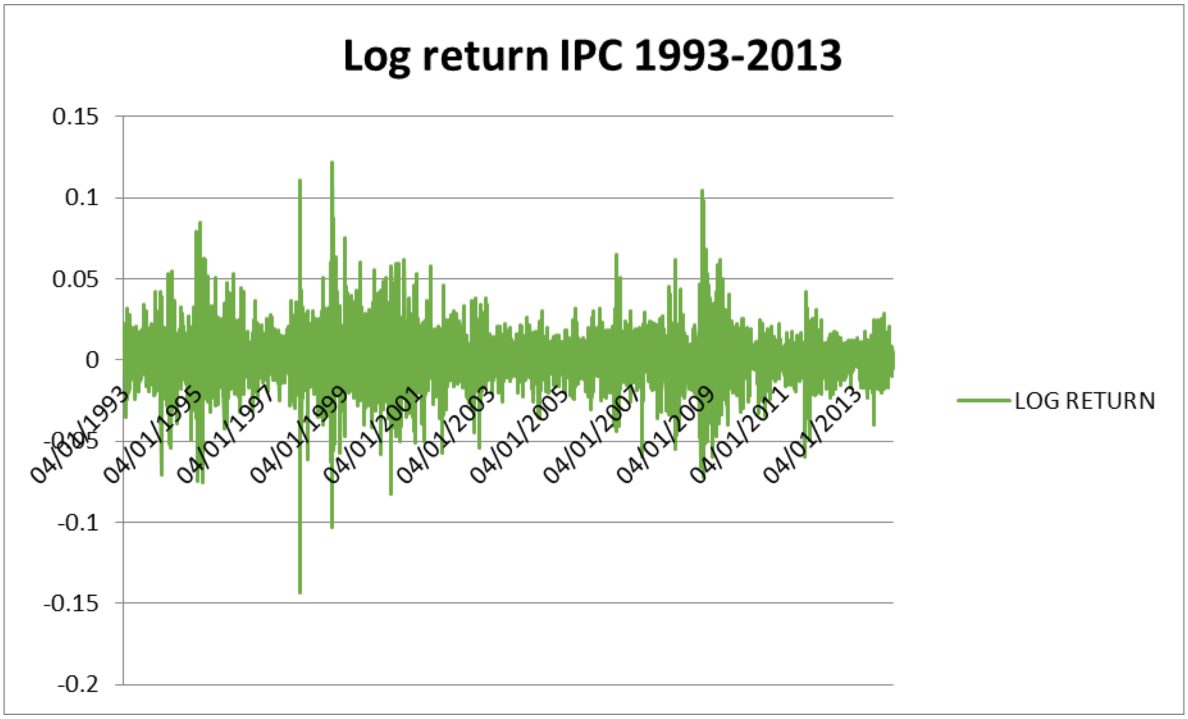
3.2.3 Rendimientos logarítmicos (Log Return)

A continuación se procede a utilizar rendimientos logarítmicos o log Return, por sus siglas en inglés. Entre los beneficios de utilizar estos retornos, frente a la diferencia de precios, se encuentra la normalización: creando un marco comparable que permite la evaluación de las relaciones analíticas entre dos o más activos a pesar de que procedan de series de precios de valores desiguales. El rendimiento logarítmico, se calcula de la siguiente forma (Haas & Pigosrch, 2011):

$$R_i = \log(\frac{P_i}{P_j})$$

Su utilización presenta una gran serie de ventajas tanto conceptual como computacional que se debe tener en cuenta. En primer lugar, log-normalidad: si se asume que los precios se distribuyen log-normalmente, entonces log (1 + r i) se distribuye normalmente, lo cual es muy útil ya que muchos teoremas presuponen normalidad. En segundo lugar, la igualdad aproximada a los retornos anteriores cuando los rendimientos son muy pequeños. Y en tercer lugar, y la característica más importante es que son aditivos en el tiempo. Asimismo será de utilidad para el posterior cálculo de la volatilidad, ya que los rendimientos que se deben usar son los logarítmicos, esto se debe a que son los únicos que son sumables en el tiempo, y la volatilidad no deja de ser un “sumatorio”. (Haas & Pigosrch, 2011).

Gráfica 3.2. Rendimiento logarítmico (Log Return) IPC -1993- 2013.



Fuente: elaboración propia.

3.2.3. Prueba de normalidad.

Como se comenta anteriormente, la curva normal está centrada alrededor de la media, la cual se representa por μ. La variación o dispersión alrededor de la media se expresa en unidades de la desviación estándar, representada por σ. En finanzas, la media es su rendimiento promedio y la desviación estándar es la volatilidad (Haas & Pigosrch, 2011). Además de la media y la desviación estándar, la función de distribución de probabilidad normal tiene dos características: *sesgo y la curtosis*, a los cuales también se les conoce como tercer y cuarto momento, respectivamente.

El *sesgo* es un indicador que mide la simetría de la curva. En el caso de una curva normal perfecta, el sesgo será igual a cero. Si es negativa, la curva estará sesgada a la izquierda; si es positiva, la curva estará sesgada a la derecha.

$$\gamma_1 = \mathrm{E}\left[\left(\tfrac{X-\mu}{\sigma}\right)^3\right] = \frac{\mu_3}{\sigma^3} = \frac{\mathrm{E}\left[(X-\mu)^3\right]}{\left(\mathrm{E}\left[(X-\mu)^2\right]\right)^{3/2}} = \frac{\kappa_3}{\kappa_2^{3/2}} \ ,$$

La *curtosis* es el indicador que mide el nivel de levantamiento de la curva respecto a la horizontal. Esta situación se presenta cuando existen muchas observaciones alejadas de la media. Para la distribución normal se tiene una curtosis k = 3, y si K > 3, se tiene un exceso de curtosis, lo que indica que existe una situación en la cual las colas de una distribución estadística son más gruesas de lo que deberían ser. Es decir, hay una mayor probabilidad de un incidente en las colas de lo que se esperaría de acuerdo con la distribución asumida. A este fenómeno de alta curtosis también se le conoce como *colas gruesas (fat tails).*

$$\beta_2 = \frac{\mathrm{E}[(X-\mu)^4]}{(\mathrm{E}[(X-\mu)^2])^2} = \frac{\mu_4}{\sigma^4}$$

Excess-kurtosis = K - 3

Este cuarto movimiento es de especial importancia para la presente prueba de normalidad ya que si la serie de tiempo muestra exceso de curtosis se prueba que la distribución no se ajusta a una distribución normal estándar. Este cuarto movimiento ayuda a definir las colas gruesas. Para ello se define la cola superior de la distribución de una variable aleatoria X como (Haas & Pigosrch, 2011):

$$F(x) = P(X > x) = 1 - F(x),$$

donde F, es la función de distribución acumulada de X en donde importa la conducta de X conforme X toma valores cada vez más grandes.

Asimismo de acuerdo a Nassim Nicholas Taleb (Taleb, 2013), las colas gruesas no tratan sobre la incidencia de los eventos de baja probabilidad, sino de la contribución de los eventos alejados del centro de la distribución, cuestión que se retoma en el capítulo IV.

Como evidencia empírica la tabla 3.1 (http://www.skew-lognormal-cascade-distribution.org/, 2014) muestra la curtosis para algunos índices bursátiles:

Tabla 3.1 **Colas gruesas clasificadas por curtosis**

Kurtosis	**Asset Type**	
> 20.0	STOCK IDX	Dow Daily Log Return for 80 years (1928-2008) - Most Prominent Fat Tails
10-20	STOCK IDX	Dow Weekly Log Return for 80 years (1928-2008)
	COMMODITY	WTI Oil (Cushing, OK) Spot Price (1986-2008)
	COMMODITY	Gold vs USD London (AM) Fixing Daily Log Return Fit (1972-2009)
	STOCK IDX	Nasdaq Index Daily Log Return Fit (1971-2009)
	STOCK IDX	Dow Monthly Log Return for 80 years (1928-2008)
~10	US STOCKS	Collection of Blue Chip Stock's Daily Log Return Fit (1980-2010)
5-10	STOCK IDX	Russell 2000 Index Daily Log Return Fit (1988-2008)
	STOCK IDX	Nikkei 225 Daily Log Return Fit (1984-2009)
	COMMODITY	XAU Index Daily Log Return Fit (1983-2008) (PHLX Gold and Silver Sector Index)
2-5	BOND	10-Year Treasury Daily Log Return (1962-2008)
	VOLATILITY	VIX Volatility Index Daily Log Return Fit (1990-2008)
	CURRENCY	Japanese Yen vs US Dollar Daily Log Return for 30 years
	CURRENCY	Swiss Franc vs US Dollar Daily Log Return Fit (1975-2008)

Fuente: http://www.skew-lognormal-cascade-distribution.org/apps/

Empleando el software complemento numXL para Microsoft Excel para análisis de series de tiempo financieras, aplicado a los rendimientos logarítmicos de la muestra del IPC 1993- 2013, se obtienen los siguientes datos:

Tabla 3.2

Descriptive Statistics	
AVERAGE:	0.000604118
STD DEV:	0.015635859
SKEW:	0.035641978
EXCESS-KURTOSIS:	6.037769613
MEDIAN:	0.000756955
MIN:	-0.143144621
MAX:	0.121536395
Q 1:	-0.007194198
Q 3:	0.008480976

Fuente: elaboración propia.

Tabla 3.3

Test	p-value	SIG?
White-noise	2.33987E-10	FALSO
Normal Distributed?	0	FALSO
ARCH Effect?	4.2012E-245	VERDADERO

Fuente: elaboración propia.

De acuerdo al análisis efectuado sobre la serie de tiempo objeto de estudio, se puede observar en la tabla 3.2 que el resultado arroja excess- kurtosis = 6.03, por lo que la curtosis para la serie es K = 9.03 > 3 de la distribución normal, por lo que se rechaza la hipótesis gaussiana.

En la tabla 3.3 se observa el resultado de la prueba de normalidad el cual confirma el rechazo a la distribución normal estándar. Asimismo muestra evidencia de

ARCH- EFFECT, concepto que se ve a detalle en el capítulo IV, el cual indica la presencia de volatilidad acumulada (volatility clustering) lo que de acuerdo a Mandelbrot significa que los cambios bruscos tienden a ser seguidos de más cambios bruscos y, los cambios pequeños tienden a ser seguidos de cambios pequeños (Mandelbrot, 2004).

Asimismo empleando el software *Mathematica 8.0* se realiza una prueba de normalidad Jarque-Bera con el siguiente resultado:

Tabla 3.4 Prueba Jarque-Bera

JarqueBeraALMTest[logr]	0
$\mathcal{H}$["ShortTestConclusion"]	"Reject"

Fuente: elaboración propia.

Los resultados de la tabla 3.4 confirman el rechazo de la hipótesis gaussiana, esto es, la serie de tiempo del IPC para el periodo 1993-2013 no se ajusta a una distribución normal estándar.

3.3 Distribución Alfa- estable.

Como se observa en la evidencia empírica sobre diversos índices bursátiles en la tabla 3.1 y se observa para la muestra de estudio del IPC en las tablas 3.2 y 3.3, el comportamiento de los precios financieros difícilmente pueden ajustarse a una distribución gaussiana, tal como el trabajo pionero de Mandelbrot (Mandelbrot, 1997) afirma al presentar una nueva perspectiva sobre la conducta de los mercados financieros. No obstante que en la actualidad es comúnmente aceptado que la distribución gaussiana tiene una “cola demasiado ligera” que le impide ser un modelo apropiado para las distribuciones de los rendimientos financieros, no existe aún total consenso sobre la forma que dichas colas deberían tener. Asimismo, esto no debe resultar sorprendente ya que no se puede esperar un modelo que se ajuste de manera precisa a todos los mercados en cualquier momento y lugar (Haas & Pigosrch, 2011). Sin embargo, la principal corriente de pensamiento en la actualidad considera que la probabilidad de ocurrencia de un gran cambio en los rendimientos financieros, ya sea positivo o negativo, puede ser descrito por las colas tipo Pareto (Haas & Pigosrch, 2011). Tal conducta de dichas colas es una definición de “colas gruesas” *per se,* aunque no es la única. Una distribución tiene colas tipo Pareto si éstas decrecen a una ley de potencia conforme X se hace más grande:

$$F(\mathrm{x}) = x^{-\alpha} L(x), \qquad \alpha > 0,$$

Así que para grandes valores de x, el parámetro α llamado *índice de cola o exponente de cola,* controla la tasa de decrecimiento de la cola y es una medida del grosor de la misma (Haas & Pigosrch, 2011).

La primera aplicación de “colas de potencia” en finanzas apareció en el trabajo ya mencionado de Mandelbrot sobre los precios del algodón (Mandelbrot, 1997). Mandelbrot propuso modelar los rendimientos con distribuciones no normales alfa estable, o Pareto estables, en las que el exponente α está restringido al rango $0 < \alpha < 2$, y mucho de esa característica teórica deriva del hecho de que debido al teorema del límite central: “…la hipótesis de Mandelbrot puede ser actualmente vista como una generalización de los argumentos de Bachelier sobre el teorema del límite central, donde las distribuciones subyacentes de los precios cambian de transacción en transacción y tienen varianzas infinitas” (Haas & Pigosrch, 2011). A pesar de que la distribución Alfa-estable se encuentra bien establecida en economía financiera y econometría, existe aún cierta confusión sobre el nombre y la parametrización. Algunos términos populares para la distribución alfa –estable son Pareto estable, Lévy-estable o simplemente Leyes –estable. La parametrización de la distribución en uso varía principalmente de acuerdo a la aplicación.

3.3.1 Definición.

Las distribuciones α - estables es la clase de las funciones de distribución de probabilidad que permite modelar el sesgo, la curtosis y algunas propiedades estadísticas. La clase fue caracterizada por Paul Lévy en el estudio que realizó acerca de la suma de términos independientes e idénticamente distribuidos en 1924 (Climent, 2011).

La variable aleatoria X es α - estable si y sólo si para toda {n E N | n>1}, existen las constates {*cn E* R | *cn*>0} y {*dn E* R} tales que:

$$X_1 + \ldots X_n \overset{d}{=} C_n X + d_n$$

Donde $X_1,\ldots,$ Xn son copias independientes e idénticas de la variable aleatoria X y la constante de escala debe satisfacer:

$C_{n=} n^{\frac{1}{\alpha}}$ para alguna α ∈ (0, 2]

Las funciones de distribución de probabilidad α -estables tienen expresiones analíticas cerradas para los tres casos siguientes:

1. Gaussiano (α = 2, β = 0, δ = μ)
2. Cauchy (α = 1, , β = 0)
3. Lévy (α = 1/2, β = +- 1)

3.3.2 Parámetros de las distribuciones α–estables.

Las distribuciones α –estables se pueden caracterizar a través de los parámetros siguientes (Climent, 2011):

Definición 2 (Estabilidad). Permite determinar el grado de curtosis y la pendiente con la que decrecen las colas de la función de distribución de probabilidad ($\{\alpha \in R \mid 0 < \alpha \leq 2\}$).

Definición 3 (Asimetría). Permite determinar el grado de asimetría (sesgo) de la función de distribución de probabilidad ($\{\beta \in R \mid -1 \leq \beta \leq 1\}$).

Definición 4 (Escala). Permite determinar las unidades de dispersión que tiene la función de distribución de probabilidad con respecto a la media ($\{\gamma \in R \mid \gamma > 0\}$).

Definición 5 (Localización). Permite determinar el punto de localización que tiene la función de distribución de probabilidad ($\{\delta \in R\}$).

3.3.3 Estimar los parámetros α – estables.

Para estimar los parámetros α, β, μ, σ, de la serie de rendimientos logarítmicos de la muestra del IPC se emplea el software Mathematica 8.0:

Tabla 3.5 Parámetros distribución estable

Stable Distribution	
Type	1
α	1.63939
β	-0.0515352
μ	0.000447049
σ	0.00839034

Fuente: elaboración propia.

3.3.4 Hipótesis (Kolmogorov–Smirnov)

Se procede a continuación a comprobar si la serie de tiempo se ajusta a una distribución α- estable. Para muestras de tamaño grande, el parámetro unilateral de Kolmogorov–Smirnov puede plantear las hipótesis siguientes:

H0: El rendimiento logarítmico del IPC no se distribuye α – estable.

H1: El rendimiento logarítmico del tipo de cambio se distribuye α – estable.

Empleando el software Mathematica 8.0 se observa si la serie de rendimientos logarítmicos del IPC se ajusta a una distribución α- estable:

Tabla 3.6 Prueba Kolmogorov- Smirnov

KolmogorovSmirnovTest	0.184964

Fuente: elaboración propia.

De acuerdo al resultado de la prueba Kolmogorov-Smirnov observado en la tabla 3.6 se debe rechazar la hipótesis nula H0, ya que la serie de rendimientos logarítmicos sí se ajustan a una distribución alfa- estable.

3.4 Distribución Cauchy.

La distribución Cauchy pertenece a la familia de distribuciones simétricas alfa-estable con un parámetro de ubicación *a* y un parámetro de escala *b* (Haas & Pigosrch, 2011). La función de densidad de probabilidad (PDF) es:

$$\text{PDF} = \frac{1}{b\pi\left(1+\frac{(-a+x)^2}{b^2}\right)}$$

Y con una función de distribución acumulada (CDF):

$$\frac{1}{2}+\frac{\text{ArcTan}\left[\frac{-a+x}{b}\right]}{\pi}$$

3.4.1 Estimación de parámetros.

Usando el software Mathematica 8.0 se procede a estimar los parámetros de la distribución Cauchy de los rendimientos logarítmicos diarios de la muestra de estudio del IPC:

Tabla 3.7 Parámetros distribución Cauchy.

Distribución Cauchy	
a	0.000843361
b	0.00727523

Fuente: elaboración propia.

Con los parámetros de la tabla 3.7 se obtiene la PDF ajustada:

$$\text{PDF} = \frac{43.752548825957 42}{1+18893.24087966823(-0.000843361237030 8053+x)^2}$$

Y la CDF ajustada:

$$\text{CDF} = \frac{1}{2} + \frac{\text{ArcTan}[137.45268596745655(-0.0008433612370308053+x)]}{\pi}$$

3.4.2 Prueba Kolmogorov- Smirnov.

Empleando el software Mathematica 8.0 se observa si la serie de rendimientos logarítmicos del IPC se ajusta a una distribución Cauchy:

Tabla 3.8 Prueba Kolmogorov- Smirnov para distribución Cauchy

KolmogorovSmirnovTest	$1.234257140936279 \times 10^{-11}$

Fuente: elaboración propia.

De acuerdo al resultado de la tabla 3.8 los rendimientos del IPC ajustan a la distribución Cauchy en un número extremadamente pequeño.

3.5 Distribución Frechet.

La distribución Frechet pertenece a la familia de la distribución generalizada de valores extremos (Gilli & Këllezi, 2006). Tiene una función de densidad de probabilidad:

$$\text{PDF} = \begin{cases} \dfrac{e^{-\left(\frac{x-\mu}{\beta}\right)^{-\alpha}} \alpha \left(\frac{x-\mu}{\beta}\right)^{-1-\alpha}}{\beta} & x > \mu \\ 0 & \end{cases}$$

Con una función de probabilidad acumulada:

$$\text{CDF} = \begin{cases} e^{-\left(\frac{x}{\beta}\right)^{-\alpha}} & x > 0 \\ 0 & \end{cases}$$

3.5.1 Estimación de parámetros.

Se procede a estima los parámetros de la distribución Frechet para los rendimientos logarítmicos diarios del IPC empleando Mathematica 8.0:

Tabla 3.9 Parámetros distribución Frechet.

Distribución Frechet	
α	2.96538
β	0.155568
μ	-0.165362

Fuente: elaboración propia.

Y se ajusta la PDF:

$$\text{PDF} = \begin{cases} \dfrac{0.0119074063844691\,69\, e^{-\frac{0.00401547743186057\,8}{(0.16536178326460402+x)^{2.965377489110144}}}}{(0.16536178326460402+x)^{3.965377489110144}} & x > -0.16536178326460402 \\ 0 & \end{cases}$$

De igual manera la CDF:

$$\text{CDF} = \begin{cases} e^{-\frac{0.00401547743186057\,8}{(0.16536178326460402+x)^{2.965377489110144}}} & x > -0.16536178326460402 \\ 0 & \text{True} \end{cases}$$

3.5.2 Prueba Kolmogorov-Smirnov.

Se procede a realizar la prueba Kolmogorov-Smirnov para comprobar el ajuste de la muestra a la distribución Frechet:

Tabla 3.10 Prueba Kolmogorov – Smirnov para distribución Frechet.

KolmogorovSmirnovTest	$8.992806499463768 \times 10^{-15}$

Fuente: elaboración propia.

El resultado de la tabla 3.10 indica que es se ajusta en un número pequeño a la muestra de estudio.

Del análisis realizado en el presente capítulo se concluye que la distribución Alfa estable es una buena herramienta para modelar la conducta de los rendimientos diarios del IPC no obstante que la distribución Cauchy como la Frechet parecen ajustarse mínimamente a los rendimientos diarios del IPC de la muestra de estudio, recordando que no hay una distribución "universal" que pueda ajustarse con total certeza a todos los mercados en todos los momentos. Asimismo la existencia de exceso de curtosis da evidencia de cola gruesa para la distribución de los rendimientos logarítmicos del IPC y al efectuar la prueba de normalidad el resultado indica que no la serie estudiada no se distribuye normalmente. Con los parámetros obtenidos para las distribuciones alfa estable, Cauchy y Frechet se prueba que ajustan mejor que la distribución normal por lo que se valida la hipótesis inicial. Para explorar el alcance de la utilización de tales distribuciones de cola gruesa con respecto a la distribución normal gaussiana, en el siguiente capítulo se realiza una valoración de las mismas desde el punto de vista de medición del riesgo y la volatilidad.

CAPITULO IV.- VOLATILIDAD, RIESGO Y ANTIFRAGILIDAD.

El presente y último capítulo tiene como finalidad analizar la volatilidad financiera y presentar el modelo GARCH para cuantificarla. Asimismo se emplea la técnica de “Valor en Riesgo” (Value At Risk) para la serie financiera del IPC bajo estudio tomando como referencia los parámetros encontrados bajo las distribuciones de cola gruesa presentados en el capítulo precedente. Posteriormente se expone el concepto de “Antifragilidad” como un método heurístico de manejo de riesgos.

Entendiendo la volatilidad como *“el grado de fluctuación de una serie de tiempo alrededor de su media”* (Andersen & Benzoni, 2011), la volatilidad acumulada y las colas gruesas son características que han sido encontradas en casi todas las series financieras sujetas de análisis estadísticos derivados del estudio pionero de Mandelbrot sobre los precios históricos del algodón (Mansilla, 2003). Prueba de lo anterior es la evidencia empírica presentada en el capítulo III al analizar los rendimientos del IPC y observarse leptocurtosis lo que indica la existencia de colas gruesas para dicha variable. No obstante que habiéndose acotado que el realizar pronóstico alguno no es uno de los objetivos centrales del presente trabajo, se presenta a continuación un modelo que permite medir la volatilidad y con ello disminuir el impacto del riesgo financiero latente.

4.1 Volatilidad y modelo GARCH.

Es ya sabido que los rendimientos de la mayoría de las acciones, a pesar de ser casi totalmente impredecibles, presentan significativa dependencia sin medir de volatilidad (Haas & Pigosrch, 2011). Dicho patrón de variación de la dependencia de las series de tiempo se conoce como “volatilidad acumulada”, lo cual fue detectado por Mandelbrot, quien halló que “los grandes cambios tienden a ser seguidos por grandes cambios -o de cualquier signo- y los pequeños cambios tienden a ser seguidos de pequeños cambios” (Mandelbrot, 2004). Y debido a ello es ahora conocido que la volatilidad acumulada puede explicar al menos parte de la cola gruesa de la distribución de los rendimientos no condicionales.

Lo anterior confirma la importancia de las distribuciones de cola gruesa como un mejor modelo para comprender los mercados financieros ya que de ello depende una mejor medición de la volatilidad y el riesgo existente.

4.1.1 Modelos Box-Jenkins (ARIMA).

Son modelos autorregresivos y de promedios móviles aplicados a los problemas de pronóstico de series de tiempo. No asume ningún patrón particular en los datos históricos de la serie a pronosticar. Utiliza un enfoque iterativo de identificación de un modelo de tipo general. El modelo elegido se verifica contra los datos históricos para ver si describe la serie con precisión. El modelo se ajusta bien si los residuos entre el modelo de pronóstico y los datos históricos son reducidos, distribuidos de manera aleatoria e independiente. Si el modelo especificado no es satisfactorio, se repite el proceso utilizando otro modelo diseñado para mejorar el original. Este proceso se repite hasta encontrar un modelo satisfactorio. Se basan en una suma ponderada de las observaciones previas. Este modelo tiene una variada gama de casos, lo que facilita una elección apropiada para casos particulares. Es uno de los métodos más utilizados para predecir problemas que tienen una inercia histórica. Tiene sus limitaciones para predecir problemas de reciente expresión.

4.1.2 Modelos ARCH / GARCH.

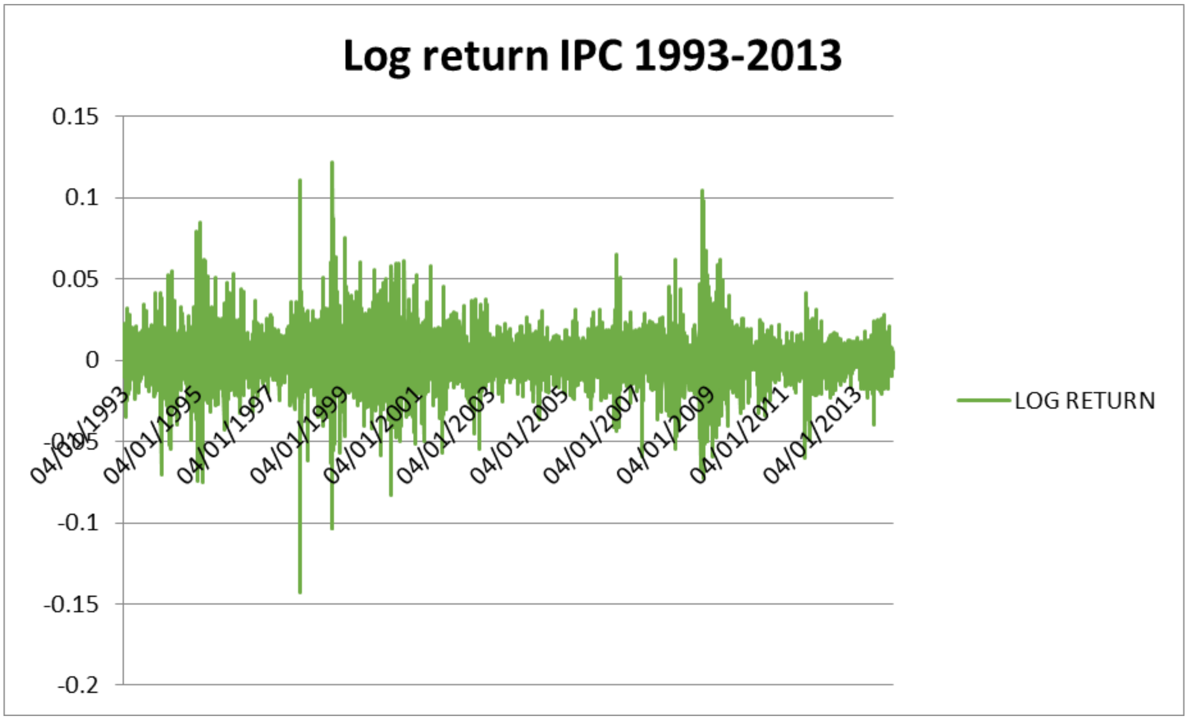
Son modelos derivados de Box Jenkins, estudia las varianzas de los precios. Los modelos ARCH (heterocedasticidad condicional autoregresiva) y GARCH (heterocedasticidad condicional autoregresiva generalizada) son desarrollados para analizar y pronosticar la volatilidad de las series de datos financieros (Engle, 2000). Los modelos ARCH/GARCH tratan la heterocedasticidad como una varianza que puede ser modelada. El modelo ARCH, propuesto por Engle en 1982, permite determinar el mejor promedio prorrateado de los residuales cuadrados pasados para pronosticar la varianza. Este modelo se auto corrige, es decir, conforme se tiene más información, se van calculando los promedios prorrateados de los residuales cuadrados para volver a pronosticar la varianza. El modelo GARCH toma el promedio actualizado de la varianza incondicional, el residual cuadrado de la primera observación y la varianza inicial para calcular la varianza de la segunda observación, proceso que puede repetirse n veces; por lo tanto, una serie de tiempo completa de los pronósticos de la varianza puede ser construida. Además del EGARCH, se han desarrollado otros modelos GARCH asimétricos, tales como el modelo TARCH (umbral del ARCH) y una comparación de estos modelos.

4.1.3 Pronóstico de la volatilidad del IPC con el modelo GARCH.

Teniendo en cuenta que la volatilidad es la fluctuación de una serie de tiempo alrededor de su media, la desviación estándar representa un indicador de la volatilidad comúnmente usado en los modelos de riesgos financieros. En esta sección se presenta la aplicación del modelo GARCH para medir la volatilidad existente en los rendimientos del IPC del periodo de estudio.

Cómo se analizó en el capítulo III la conveniencia de utilizar rendimientos logarítmicos se retoma la gráfica 3.2 como punto de partida:

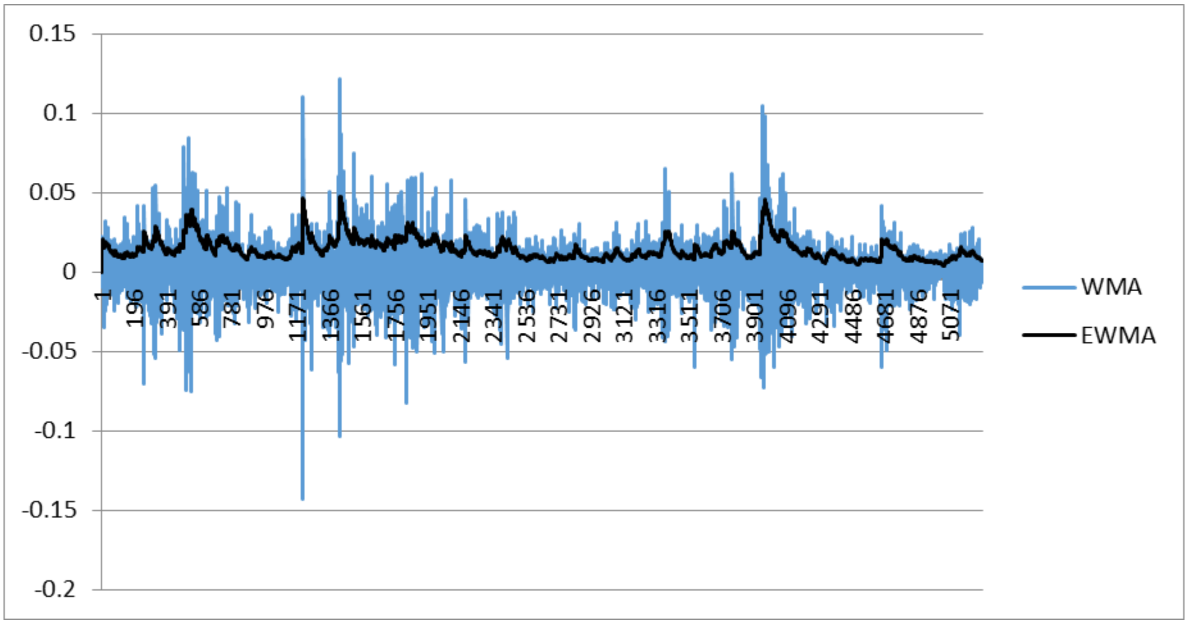
Gráfica 3.2 Rendimientos logarítmicos del IPC 1993-2013.



Fuente: elaboración propia.

En el gráfico 3.2 se puede observar un patrón similar al que Mandelbrot encontró en su estudio y en el cual afirmaba que en los mercados financieros a grandes cambios tienden a seguir grandes cambios y a cambios pequeños tienden a seguir más cambios pequeños, lo que indica la existencia de volatilidad acumulada. A continuación se procede a graficar los promedios ponderados móviles (WMA) y la volatilidad exponencial (EWMA) para demostrar la variación de la media y la volatilidad en el tiempo:

Gráfica 4.1 WMA Y EWMA



Fuente: elaboración propia.

Se puede observar en la gráfica 4.1 que la volatilidad expresada por EWMA se mueve más suavemente que los rendimientos representados por WMA, sin embargo es más sensible a los rendimientos negativos que a los positivos del mercado. Teniendo en cuenta dicha sensibilidad de la volatilidad ante los cambios, se procede a elegir y correr el modelo Exponencial GARCH (EGARCH), el cual captura tal fenómeno, por lo que usando el software complemento numXL para Microsoft Excel se obtiene el siguiente resultado:

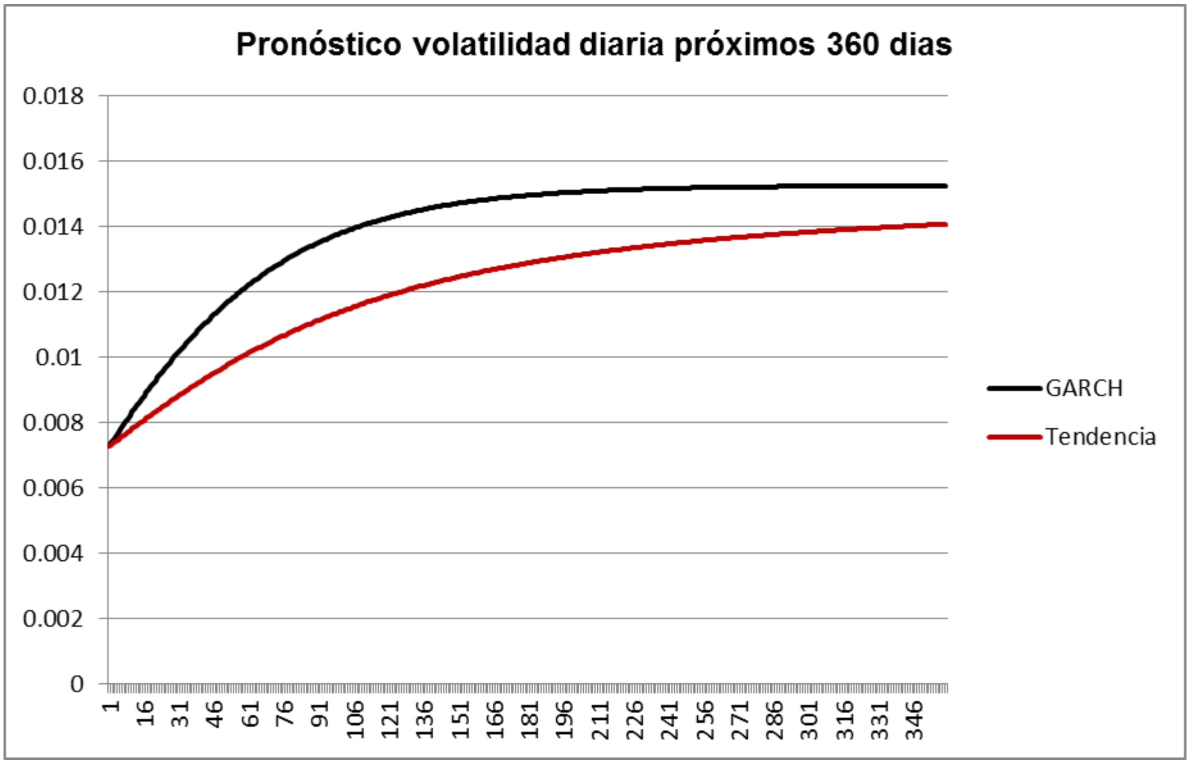
Tabla 4.1. Parámetros Modelo EGARCH

EGARCH(1,1)							
	Param	Value					
	μ	0.000609903					
	α_0	-0.312693828					
	α_1	0.183109491					
	γ_1	-0.498349006					
	β_1	0.980085825					
Goodness-of-fit							
LLF	AIC	CHECK					
15290.47724	-30570.95448	1					
	Residuals (standardized) Analysis						
	AVG	STDEV	SKEW	KURTOSIS	Noise?	Normal?	ARCH?
	-0.001780321	1.001486802	-0.174008965	1.508759813	FALSO	FALSO	FALSO
Target	0	1	0	0			
SIG?	FALSO	FALSO	VERDADERO	VERDADERO			
VL							
0.015255896							

Fuente: elaboración propia.

En la tabla 4.1 se observan los parámetros encontrado del modelo EGARCH, que obtiene una volatilidad del 1.5255 % diario. Empleando nuevamente el software complemento NumXL de Excel se pronostica la volatilidad para los próximos 360 días:

Gráfica 4.2. Pronóstico Volatilidad



Fuente: elaboración propia.

En la gráfica 4.2 se observa una estimación de la volatilidad para los 360 días posteriores al último dato observado en la serie de los rendimientos del IPC bajo estudio. La utilización de modelo EGARCH permite tener una mejor medición de la volatilidad aunque no obstante la predicción de la misma es limitada y sirve sólo como un referente.

4. 2 Valor en Riesgo.

El Valor en Riesgo (Value At Risk o VaR por sus siglas en inglés,) es una técnica estadística para medir y cuantificar el nivel de riesgo financiero para una acción o portafolio de inversiones durante un periodo específico de tiempo (investopedia). La noción de riesgo implica que se conocen los diversos rendimientos que potencialmente pueden ocurrir al realizar una inversión y que se conoce también la probabilidad de alcanzar dichos resultados; lo anterior permite estimar el rendimiento medio esperado y la posible desviación por "encima" o por "debajo" de ese valor medio; esto es, el riesgo . La medida más popular y tradicional del riesgo es la volatilidad, pero ella no nos indica hacia dónde se mueve el rendimiento, si hacia arriba del valor esperado o hacia abajo del mismo.

En ese sentido Var es una herramienta muy práctica ya que permite visualizar en términos de cantidad de dinero la posible pérdida en una inversión. Existe don formas principales de medirlo: simulación histórica y modelización.

La simulación histórica.- Este método simplemente reorganiza los rendimientos históricos actuales, ordenándolos de menor a mayor y de izquierda a derecha; entonces, supone que la historia se repetirá desde una perspectiva de riesgo. Utiliza datos históricos actuales para predecir los rendimientos de los factores de riesgo en lugar de suponer que los rendimientos de dichos factores tienen una distribución normal (John, 2002).

Modelización.- También conocido como el método varianza-covarianza Este método supone que los rendimientos del activo se distribuyen normalmente, lo que implica que con que sepamos su rendimiento medio esperado y su desviación típica podremos representar dicha distribución. La idea subyacente es la misma que la del método anterior salvo que se utiliza la curva de campana de la distribución normal en lugar de los datos; esto nos permite saber directamente dónde se encuentran los peores 5% y 1% (John, 2002).

A continuación se presenta un ejemplo con la finalidad de lograr una mejor comprensión de VaR:

Ejemplo 4.1

Considérese una inversión por $10000 en acciones de TELMEX durante 1 mes

Donde R = rendimiento simple de TELMEX,

Y con $R \sim N(0.05, (.10)^2)$ y $\mu R = 0.05$, $\sigma R = 0.10$

OBJETIVO: **calcular cuánto dinero se puede perder con una probabilidad específica α.**

1.- ¿Cuál es la distribución de probabilidad al final del mes del portafolio para W1, donde W1= 10000*(1+R)?

RESPUESTA 1.- W1= 10000*(1+R), es una función lineal de R, y R es una variable aleatoria normalmente distribuida. Por lo tanto W1 está normalmente distribuida de la siguiente manera:

W1= $10000*(1+ E [R])

= $10000* (1 + 0.05) = $10500,

$\mathrm{Var}(W1) = (\$10000)^2 \mathrm{var}(R)$

$= (10000)^2 (0.1)^2 = 1000,000$

Entonces, $\mathbf{W1 \sim N (\$10500, (\$1000)^2)}$

2.- ¿Cuál es la probabilidad de Pr(W1< 9000)?

Respuesta 2.- Usando $W1 \sim N (\$10500, (\$1000)^2)$,

Pr (W1 < $9000)

Resolviendo en excel = DISTR.NORM.N(9000, 10500,1000) = 0.067

Pr(W1< 9000) = 0.067

3.- ¿Qué valor de R produce W1 =9000?

Respuesta 3.- Para encontrar R que produce W1= $9000 se procede:

R = ($9000- $10000)/$10000= -0.10

Cabe señalar que -0.10 es el 6.7 % cuantil de la distribución de R:

$q_{.067} = Pr (R < - 0.10) = 0.067$

4.- ¿Cuál es el valor en riesgo (VaR) mensual para una inversión de $10000 con un 5 % de probabilidad?

Esto es, ¿cuánto se puede perder si $R \le q_{.05}$?

Respuesta 4.- Si se toma R ~N (0.05, $(.10)^2$) y se resuelve el cuantil 5 %:

Pr(R < q.o5R)= 0.05, entonces resolviendo en Excel:

q0.05R = INV.NORM (0.05, 0.05, 0.1) = -0.1144

Finalmente, si R= -11.44 % la pérdida en el valor de la inversión es al menos:

$ 10000*(-11.44 %) = - $1144 = 5 % VaR

Debido a que VaR representa una pérdida en cantidad de dinero, usualmente se expresa de manera positiva por lo que el resultado de VaR 5 % = - $ 1144 sólo se reporta como $1144.

A continuación se presenta VaR para las distribuciones analizadas en el capítulo III.

4.2.1 Distribución Alfa- Estable

Tomando los parámetros obtenidos en la tabla 3.5

Stable Distribution	
Type	1
α	1.63939
β	-0.0515352
µ	0.000447049
σ	0.00839034

Fuente: elaboración propia.

Y empleando el software Mathematica 8.0 se obtiene el VaR 5 % para los rendimientos logarítmicos del IPC:

VaR 5 % = -0.0227188

4.2.2 Distribución Cauchy.

Asimismo se realiza el cálculo de VaR con los parámetros obtenidos para la distribución Cauchy:

Tabla 3.7

Distribución Cauchy	
a	0.000843361
b	0.00727523

Fuente: elaboración propia.

Y se obtiene el VaR 5 %

VaR 5 % = -0.0450906

4.2.3 Distribución Frechet.

Por último se repite nuevamente el cálculo de VaR con los parámetros de la distribución Frechet:

Tabla 3.9

Distribución Frechet	
α	2.96538
β	0.155568
μ	-0.165362

Fuente: elaboración propia.

Y se obtiene:

VaR 5% = -0.0579057

4.2.4 Comparación VaR distribución normal y distribuciones de cola gruesa.

Ahora se presenta un comparativo de VaR con diferentes probabilidades para la distribución normal, Alfa- estable, Cauchy y Frechet, que permita sustentar la utilización de las distribuciones de cola gruesa como una mejor herramienta en relación a la distribución normal para evaluar el riesgo en un mercado financiero.

Tabla 4.2.a

Inversión	Distribución	Pr < qR	VaR %	VaR $
$ 10,000.00	Normal	0.1	-0.01943	$ 194.34
$ 10,000.00	Alfa-estable	0.1	-0.016	$ 160.00
$ 10,000.00	Cauchy	0.1	-0.02155	$ 215.48
$ 10,000.00	Frechet	0.1	-0.04793	$ 479.34

Fuente: elaboración propia.

Tabla 4.2.b

Inversión		Distribución	Pr < qR	VaR %	VaR $	
$	**10,000.00**	Normal	0.05	-0.02511	$	251.15
$	**10,000.00**	Alfa-estable	0.05	-0.02272	$	227.19
$	**10,000.00**	Cauchy	0.05	-0.04509	$	450.91
$	**10,000.00**	Frechet	0.05	-0.05791	$	579.06

Fuente: elaboración propia.

Tabla 4.2.c

Inversión		Distribución	Pr < qR	VaR %	VaR $	
$	**10,000.00**	Normal	0.01	-0.03577	$	357.70
$	**10,000.00**	Alfa-estable	0.01	-0.04945	$	494.53
$	**10,000.00**	Cauchy	0.01	-0.23066	$	2,306.58
$	**10,000.00**	Frechet	0.01	-0.07241	$	724.10

Fuente: elaboración propia.

Tabla 4.2.d

Inversión		Distribución	Pr < qR	VaR %	VaR $	
$	**10,000.00**	Normal	0.001	-0.04771	$	477.14
$	**10,000.00**	Alfa-estable	0.001	-0.1877	$	1,877.02
$	**10,000.00**	Cauchy	0.001	-2.31493	$	23,149.30
$	**10,000.00**	Frechet	0.001	-0.08429	$	842.89

Fuente: elaboración propia.

Las tablas de la 4.2.a a 4.2.d muestran un comparativo de VaR para una inversión de $10000 con diferentes probabilidades que permite visualizar la conducta de las distribuciones estudiadas, de tal manera que se comprueba la importancia de emplear distribuciones de cola gruesa que se ajusten mejor a la dinámica del IPC. Se puede observar en la tabla 4.2.a que al evaluar la inversión con un VaR del

10% el resultado de la distribución normal arroja un VaR más elevado que la distribución alfa-estable, no obstante que puede observarse una cifra mayor al evaluar el riesgo con las distribuciones Cauchy y Frechet. También se puede observar en las tablas siguientes que al evaluar el riesgo para la inversión buscando cuantiles cada vez más pequeños de la distribución de los rendimientos del IPC, el VaR resultante para la distribución normal arroja una cantidad conservadora en relación a las otras distribuciones, de tal suerte que al llegar a la tabla 4.2.d cuando se busca el .001 cuantil de la distribución de los rendimientos del IPC, la distribución normal sólo arroja un VaR de 4.77 % equivalente a $477.14 de pérdidas de la inversión, en tanto que la diferencia es bastante considerable con las demás distribuciones particularmente con la distribución Cauchy que da un VaR de 231.49 % equivalente a una pérdida de $23149.30. Esto confirma, junto con la existencia de leptocurtosis hallada en el capítulo3, la existencia de colas gruesas en la distribución de los rendimientos del IPC, y explica por qué conforme se evalúa el riesgo en cuantiles cada vez menores como en la tabla 4.2.d, la distribución normal arroja una cifra muy menor en comparación a las distribuciones de cola gruesa, ya que la distribución normal considera que los eventos extremos ocurren con una probabilidad muy baja, en tanto que las distribuciones Alfa-estable, Cauchy y Frechet contemplan que los eventos extremos no son tan poco probables de ocurrir. Esto es de vital importancia ya que en el mundo real, rugoso, irregular, donde las asimetrías y lo impredecible dominan, y éstas son características de los mercados financieros, el empleo de una herramienta inadecuada puede ser de consecuencias desastrosas para el inversionista, ya que la distribución normal esconde el riesgo latente y considera que lo extremo difícilmente ocurrirá. Baste recordar nuevamente los crashes bursátiles, cuyas probabilidades de mostrar pérdidas mayores al 20 % eran de 1 vez en 1800 años. Sin embargo, algo tan complejo como la realidad misma, difícilmente podrá ser pronosticado. El alcance y la utilización de las distribuciones de cola gruesa no residen en una capacidad predictiva, lo que dicho sea de paso ha sido uno de los principales errores de los modelos financieros convencionales. La comprensión de la ocurrencia de lo que parece altamente improbable y cuyo impacto puede ser devastador, necesita un tratamiento diferente de carácter no predictivo, y en ese sentido el concepto de Anti fragilidad de Nassim Nicholas Taleb, brinda un enfoque distinto cuyo alcance puede ir más allá de los mercados financieros.

4.3 Antifragilidad

La evidencia empírica presentada da cuenta de la importancia de considerar herramientas de análisis para los mercados financieros que contemplen de manera más realista los eventos extremos cuya ocurrencia son de impacto elevado sobre las inversiones. La complejidad de los mercados financieros hace que los intentos por predecir su conducta o medir el riesgo sean meras tentativas al emplear una herramienta inadecuada y que al minimizar los efectos de lo altamente improbable expongan a quienes se guían por tales mediciones. Retomando el concepto visto en el capítulo 2 sobre los mercados financieros vistos como un sistema complejo dinámico, Nassim Nicholas Taleb (Taleb, 2013) acuña el término Antifragilidad, no como un modelo de predicción del futuro sino como un proceso de detección de vulnerabilidad ante los riesgos ocultos y el impacto de los eventos que aparentan ser altamente improbables. Esto es, los riesgos y la fragilidad a la que se exponen los sistemas complejos, y los mercados financieros son uno de ellos, son no lineales. La diferencia entre un sistema vivo complejo y uno cerrado y determinista se puede encontrar entre una nube y un reloj, o entre una lavadora y una mascota; en tanto que la lavadora al sufrir una avería basta con traer al técnico que encontrando la falla reemplaza la pieza defectuosa y el funcionamiento se repara, en un ser vivo como una mascota, la dinámica es mucho más compleja que el de un simple mecanismo electrónico. Una de las características principales de los organismos vivos es que éstos responden a los estresores del exterior y muchas veces se reparan así mismos. La lavadora una vez descompuesta no se reparará por sí sola. Entender la manera en que un sistema complejo responde a los estímulos del exterior y cómo se ve afectado por los estresores es importante, en el caso de los mercados financieros, para entender el impacto de los riesgos posibles. Los organismos vivos están en una continua interacción con el exterior y la retroalimentación con su entorno son vitales para su existencia y continuidad, ya que ese entorno, impredecible y lleno de incertidumbre contiene riesgos que estarán determinados en la medida en la que dicho sistema responde a tales estímulos. La exposición a la incertidumbre plantea un umbral de riesgo y por ende muestra cuan frágil es un sistema. Para entender lo frágil y lo no lineal, considérese el impacto para una persona el saltar 100 veces desde una altura de 5 cm sobre el suelo, algo similar a saltar la cuerda como o hacen los niños o como entrenan los boxeadores, el riesgo es relativamente bajo y hasta puede ser benéfico ya que la presión constante que se ejerce sobre sus huesos le fortalecen; ahora considérese que la misma persona salta 1 sola vez desde una altura de 5 metros, el daño potencial de la caída cambia en una manera no lineal. Lo anterior permite presentar la idea de fragilidad de acuerdo a Taleb (Taleb, 2013): “la fragilidad puede ser definida como la aceleración en la sensibilidad ante un estresor dañino, el cual traza una curva cóncava que matemáticamente termina en más daño que en beneficio, ante la acumulación de desorden. Asimismo Taleb señala que lo opuesto a lo frágil no es lo robusto, es decir aquello que no se puede romper, sino que lo Anti frágil es aquello que produce una respuesta convexa que lleva a más beneficios que daños. De lo anterior, Taleb afirma que no es necesario conocer la historia o las estadísticas de un sistema para medir su fragilidad o anti fragilidad o ser capaces de predecir los eventos raros y aleatorios. Retomando el ejemplo de saltar 100 veces 5 cm, vemos que existe un estímulo o un estresor que obliga a los huesos a fortalecerse, es decir la existencia de dicho estresor hasta cierto punto, resulta benéfico al sistema.

Desde esta perspectiva, el riesgo potencial al que está expuesto un sistema no depende del pasado, y mucho menos podemos tomarlo del futuro, esto es que es imposible saber lo que aún no ocurre, luego entonces el riesgo se puede entender del estado presente de dicho sistema. Esto es de acuerdo a Taleb, el por qué la detección de la fragilidad es mucho más potente para medir el riesgo, y mucho más fácil de hacer que el intentar predecir el futuro. Por ejemplo, no se puede saber con exactitud el día y la fecha en que ocurrirá un terremoto, pero se puede saber su impacto y cómo podría resistirlo o no una construcción o una ciudad, es decir se puede medirla fragilidad existente ante un estresor externo.

Tabla 4.3

Lo mecánico, con complejo	Lo orgánico y complejo
Necesita reparaciones y mantenimiento Continuamente	Se autor repara
Aborrece la aleatoriedad	Le encanta la aleatoriedad (Varaciones pequeñas)
No hay necesidad de recuperación	Necesita recuperarse entre estresores
Interdependencia escasa o nula	Nivel elevado de interdependencia
Los estresores provocan fatiga del material	La ausencia de estresores provoca atrofia
Envejece con el uso (desgaste)	Envejece con el desuso
Infracompensación de las sacudidas	Sobrecompensación con las sacudidas
El tiempo le causa sólo senescencia	El tiempo le causa envejecimiento y senescencia

Fuente (Taleb, 2013).

La tabla 4.3 presenta un comparativo entre lo mecánico y no complejo y lo orgánico y complejo que permite entender como los sistemas pueden responder ante los estresores y la aleatoriedad del entorno lo que ayuda a determinar cuan frágil es ante eventos extremos e impredecibles.

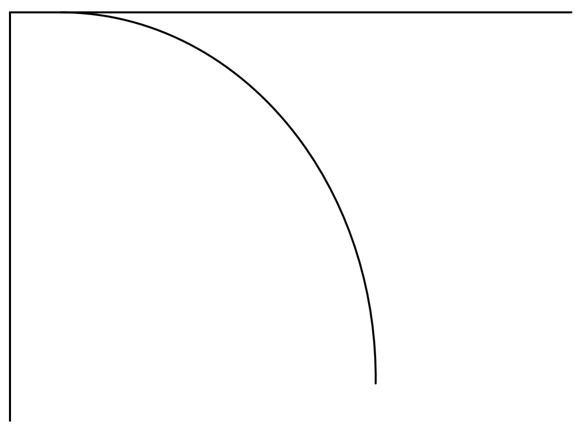
4.3.1. Cómo detectar la fragilidad.

Taleb comenta en su obra Anti frágil (Taleb, 2013), un relato de la literatura rabínica que ayuda a entender los efectos de la no linealidad sobre lo frágil. En cierta ocasión un rey enfadado con su hijo jura aplastarlo con una gran piedra. Cuando el rey se calmó se dio cuenta del lío en que se encontraba: ya que si rompía su promesa no era digno de reinar. Su consejero le dio una solución: romper la piedra en muchos pedazos pequeños y apedrear con ellos al hijo. Esto ilustra el efecto de lo no lineal sobre los sistemas complejos, ya que el impacto de una sola gran piedra es mucho mayor que el impacto de cientos de pequeñas piedrecillas arrojadas al mismo tiempo no guarda una relación proporcional conforme aumenta la intensidad del estresor. Detrás de este simple fenómeno se observa una relación interesante: si se traza una línea con el daño en el eje de ordenadas y el tamaño de la piedra en el eje de las abscisas el resultado no es una línea recta sino una curva lo que evidencia la asimetría existente.

Fig. 4.1

Daño

Tamaño de la piedra.



Fuente: (Taleb, 2013).

En la figura 4.1 podemos observar gráficamente el efecto no lineal causado por el daño potencial de la piedra, donde se observa que a cada incremento en el tamaño y peso de la piedra causa más daño que el incremento anterior de manera no proporcional. Esta noción de fragilidad- Antifragilidad puede adaptarse a la comprensión de riesgos en los mercados financieros. Recordando que la conducta de los precios de las acciones, no se comportan de manera lineal y armónica y que, en el caso de los rendimientos logarítmicos del IPC estudiado anteriormente presenta leptocurtosis o lo que es lo mismo tiene cola gruesa lo que indica que pueden ocurrir eventos que considerados por la distribución normal resultan extremos y casi improbables, la idea de la Antifragilidad puede ayudar a la comprensión de los riesgos financieros. Y a mayor complejidad en un sistema y su entorno existe mayor exposición a eventos extremos de alto impacto.

La propuesta de Taleb (Taleb, 2013) reside entonces en entender que la fragilidad surge directamente de la no linealidad y la aceleración con que esto ocurre es a medida del riesgo. La respuesta es la convexidad. La convexidad trata de la aceleración. Lo cóncavo muestra cuán frágil puede ser un sistema a la aleatoriedad e incertidumbre, como se observa en la figura 4.1, y lo convexo por el contrario muestra cómo un sistema se puede beneficiar de los estresores y la aleatoriedad. Como ejemplo se puede tomar a los déficits públicos que se muestran cóncavos ante los cambios de las condiciones económicas ya que cada desviación adicional en el desempleo provoca que el déficit se agrave. Algo similar ocurre en las empresas con el apalancamiento financiero en el que cada vez hay que endeudar más créditos para salir de los anteriores.

De acuerdo a Taleb, el método de observar la aceleración ante las no linealidades y la respuesta encontrada (cóncavo o convexo) puede indicar dónde falla a matemática de los modelos económicos e indicar cuales modelos son útiles o no. Con cambiar ligeramente los supuestos es suficiente para ver la magnitud del efecto y detectar si se produce la aceleración y en qué sentido ocurre.

CONCLUSIONES.

El análisis presentado en el capítulo III dio evidencia de curtosis para los rendimientos logarítmicos del IPC 1993- 2013, K = 9.03 > 3 de la distribución normal, lo que significa la existencia de colas gruesas y que la distribución de los rendimientos logarítmicos del IPC estudiado no se distribuyen normalmente, lo cual fue confirmado al realizar la prueba de normalidad Jarque-Bera cuyo resultado fue negativo. Este resultado es de suma importancia ya que si se pretende evaluar el riesgo para dicha serie, los resultados pueden ser desastrosos ya que las colas gruesas dan prueba de la existencia de eventos extremos cuyas probabilidades son minimizadas con la distribución gaussiana. Al buscar los parámetros para las distribuciones Alfa- estable, Cauchy y Frechet se observa que sí se ajustan a los rendimientos del IPC. Asimismo, la existencia de volatilidad acumulada que se presentó en el capítulo IV, y la utilización del modelo GARCH obtuvo la existencia de una volatilidad diaria de 1.52 %.

La utilización de la técnica VaR permite tener una medida práctica y comprensible del riesgo en una inversión y que expresa las pérdidas posibles en cantidades de dinero. Al comparar VaR con los parámetros obtenidos tanto para la distribución normal como para la distribución Alfa- estable, Cauchy y Frechet, se observa que la distribución normal da una cifra mucho menor que las distribuciones de cola gruesa a medida que se busca una probabilidad menor o un cuantil cada vez más pequeño, lo que equivale a valuar el riesgo de una inversión ante un evento extremo, y teniendo presente que se detecta la presencia de eventos extremos en la distribución de rendimientos del IPC, resulta que la distribución gaussiana oculta o minimiza las pérdidas ante un escenario más realista. Es así como por todo lo anterior se da sustento para confirmar que las distribuciones de cola gruesa se ajustan mejor a los rendimientos logarítmicos del IPC y que permiten dar una mejor medida del riesgo, por lo que se comprueba la hipótesis, ya que las distribuciones de cola gruesa pueden describir de mejor manera el comportamiento de una serie de tiempo como el Índice de Precios y Cotizaciones (IPC) de la Bolsa Mexicana de Valores (BMV) para el periodo 1993-2013.

La búsqueda de modelos explicativos de la realidad ha sido parte fundamental del conocimiento humano y particularmente del método científico. Desde los fenómenos de la naturaleza hasta los fenómenos sociales han encontrado respuesta basando tales conclusiones en representaciones de las leyes que están detrás de los hechos. La física clásica ha sido sin lugar a duda la ciencia que mayor certeza había dado a la humanidad al desentrañar y formalizar las relaciones existentes en los fenómenos físicos de nuestro entorno. Sin embargo no se puede afirmar lo mismo en el contexto de los fenómenos sociales. El dinamismo, la complejidad y las asimetrías de las cuestiones sociales, políticas, económicas y de la interacción del hombre con su entorno hacen que la simplificación de la realidad y el diseño de instrumentos para tratar de predecir el futuro resultan vanos. La búsqueda de respuestas sobre la incertidumbre y el riesgo que afectan a los mercados financieros tiene que tener presente tales características, aleatoriedad e incertidumbre. El presente trabajo tuvo por objetivo entender que los eventos que parecieran altamente improbables pueden afectar a un mercado financiero, y que la utilización de una herramienta inadecuada puede generar efectos desastrosos. La evidencia hallada de colas gruesas para la distribución de rendimientos del IPC da cuenta de ello. Sin embargo cabe recordar que no es la predicción del futuro la parte importante de ello debido a que no existen instrumentos matemáticos lo suficientemente capaces de retratar la realidad por completo y que puedan predecir crisis alguna. El tener presente que los eventos extremos pueden ocurrir con una probabilidad mayor a la que se puede considerar de manera convencional es ya un avance en la gestión de riesgos.

RECOMENDACIONES.

Si bien no es parte de este trabajo la presentación de un modelo de toma de decisiones de inversión ni mucho menos el pronosticar los precios de algún mercado financiero, y teniendo en cuenta precisamente la imposibilidad de predecir el futuro de un fenómeno tan complejo como la dinámica de una bolsa de valores, cabe resaltar la importancia de la idea de la Anti fragilidad abordada al final del capítulo IV, como un método que permite entender que los eventos extremos y que aparentan ser altamente improbables ocurren, es un gran avance para los involucrados en los mercados financieros. Esto es, ya que no se puede predecir cuándo ocurrirá una crisis o una caída drástica en los mercados financieros, sí se puede saber cuál sería el impacto si se mide la sensibilidad de la aceleración de dicho efecto sobre una inversión o un mercado en particular. Lo anterior puede representar cierta dificultad ya que la teoría convencional es reacia a abandonar los instrumentos cuya base es la distribución normal. Pareciera que resulta mejor tener una certeza equivocada o que minimiza los riesgos a no tener ninguna, no obstante que el entender que los eventos extremos de las colas de las distribuciones ocurren puede ayudar a evitar el mayor daño posible, lo que es en sí una ganancia.

REFERENCIAS.

Andersen, T. G., & Benzoni, L. (2011). Stochastic Volatility. En R. A. Meyers, *Complex Systems in Finance.* New York: Springer.

Ball, P. (2010). *Masa crítica. Cambio, caos y complejidad.* México, D.F.: Fondo De Cultura Económica.

Bolsa Mexicana de Valores. (11 de enero de 2014). Obtenido de Bolsa Mexicana de Valores: www.bmv.com.mx

Buchanan, M. (08 de 04 de 2014). *https://medium.com/the-physics-of-finance/dae83e0d7d8a.* Obtenido de https://medium.com/the-physics-of-finance/dae83e0d7d8a

Chiang, A. C. (1987). *Métodos Fundamentales de Economía Matemática.* México, D.F.: McGraw Hill.

Climent, H. J. (2011). Estimar parámetros -estables del rendimiento logarítmico del tipo de cambio peso-dólar para valuar opciones europeas. *Congreso Internacional de Contaduría, Administración e informática*, (pág. 20). México, D.F.

Engle, R. (2000). *GARCH 101: An Introduction to the Use of ARCH/GARCH models in Applied.*

Fama, E. (1965). "The Behavior of Stock Market Prices". . *Journal of Business. Vol 38*, 34-105.

Gilli, M., & Këllezi, E. (2006). An Application of Extreme Value Theory for. En *Computational Economics* (págs. 207-228). New York, USA: Springer.

Graziano, W. (2003). *Hitler Ganó la Guerra.* España: De bolsillo.

Gujarati, D. N. (1997). *Econometría Básica.* Santa Fé de Bogotá, Colombia: McGraw Hill.

Haas , M., & Pigosrch, C. (2011). *Complex Systems in Finance and Econometrics .* New York, USA: Springer Science+Business Media.

Holland, J. H. (2004). *El orden oculto: de cómo la adaptación crea la complejidad.* México D.F.: Fondo de Cultura Económica.

http://www.skew-lognormal-cascade-distribution.org/. (20 de 3 de 2014). Obtenido de http://www.skew-lognormal-cascade-distribution.org/: http://www.skew-lognormal-cascade-distribution.org/apps/

Hull, J. C. (2002). *Introducción a los mercados de futuros y opciones.* Madrid: Pearson Educación, S.A.

investopedia. (s.f.). Recuperado el 16 de junio de 2014, de www.investopedia.com

John, H. C. (2002). *Introducción a los mercados de futuros y opciones.* Madrid: Prentice Hall.

Kahneman, D. (2012). *Pensar rápido, pensar despacio.* México: Debate.

Loyd, S. (s.f.). Measures of Complexity a non--exhaustive list. *Department of Mechanical Engineering Massachusetts Institute of Technology.*

Mandelbrot, B. (1997). *Fractals and Scaling in Finance. Discontinuity, Concentration, Risk.* New York: Springer Science+ Business –Media, Inc.

Mandelbrot, B. (1997). *Fractals and Scaling in Finance. Discontinuity, Concentration, Risk.* New York: Springer Science+ Business –Media, Inc.

Mandelbrot, B. (2004). *The misbehavior of markets. A fractal View of Risk, Ruin and Reward.* New York: Basic Books.

Mansilla, R. (2003). *Introducción a la Econofísica.* Madrid: Equipo Sirius.

Mantegna, R. N., & Stanley, H. E. (1999). *An Introduction to econophysics : correlations and complexity in finance.* New York: Cambridge University Press.

Popper, K. R. (1973). *Of clouds and clocks. An approach to the problem of racionality and the free of man.*

Prigogine, I. (2008). *Las leyes del caos.* España: Drakontos Bolsillo.

Spiegel, M. R. (1991). *Probabilidad y Estadística.* México, D.F.: Mc Graw Hill.

Stiglitz, J. E. (2012). *El precio de la desigualdad.* México D.F.: Santillana Ediciones Generales S.A. de C.V.

Taleb, N. N. (2008). *El cisne negro, el impacto de lo altamente improbable.* Barcelona: Ediciones Paidós Ibérica S.A.

Taleb, N. N. (2013). *Antifrágil: las cosas que se benefician del desorden.* Barcelona: Paidós Ibérica.

Taleb, N. N. (2013). *Fat Tails and Anti- Fragility, Lectures on Probability, Risk, and Decisions in The Real World.*

Weaver, W. (2004). Science and complexity . *Classical Papers- E:CO Vol. 6 No. 3* , 65-74.