



**UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DEL ESTADO DE MÉXICO
FACULTAD DE ECONOMÍA**



**“MODELO DE MARKOWITZ Y SIMULACIÓN MONTE CARLO APLICADOS A
UN PORTAFOLIO DE INVERSIÓN CON ACCIONES DEL IPC. 2013-2015”**

TESIS

QUE PARA OBTENER EL TÍTULO DE:

LICENCIADO EN ACTUARÍA

PRESENTA:

ADRIANA DOMÍNGUEZ MONDRAGÓN

ASESOR:

LAC. EMILIO DAVID OLVERA REBOLLEDO

REVISORES:

**M. EN C. HÉCTOR RUÍZ RAMÍREZ
DR. EN H. GERARDO ENRIQUE DEL RIVERO MALDONADO**

TOLUCA, MÉXICO, NOVIEMBRE DE 2015

DEDICATORIAS

A mis padres solo quiero decir gracias por su amor, trabajo y sacrificios en estos años, que permitieron convertirme en lo que soy.

A mi madre, la que me ha apoyado en todo momento y enseñado que con constancia esfuerzo y amor todo se puede lograr.

A mi padre, ese hombre que me muestra la fuerza para salir adelante, además de su amor.

A Dios, por permitirme llegar a este momento tan importante y especial en mi vida. Por enseñarme que a pesar de las dificultades se pueden lograr muchas cosas.

A mi hermana por estar conmigo en todo momento brindándome su apoyo, cariño y comprensión.

A mi hermano Juan Carlos por creer en mí y apoyarme.

A mi hermano Juan Manuel, que a pesar de la distancia siempre está presente en nuestras vidas brindándonos su apoyo y cariño.

A mi sobrino, por tantas alegrías que me ha dado.

A mi novio, a mis profesores y amigos que me apoyaron en todo momento.

INDICE

INTRODUCCIÓN.....	6
CAPÍTULO 1. MODELO DE MARKOWITZ PARA TEORÍA DE PORTAFOLIOS.....	10
1.1 Introducción	11
1.2 Marco Teórico sobre la Teoría de Portafolios de Markowitz.....	12
1.2.1 Teoría de Portafolios de Inversión	13
1.3 Conceptos necesarios para el análisis de portafolios	14
1.4 Modelo básico de Markowitz.....	21
1.5 Marco referencial sobre investigaciones de portafolios de inversión	24
CAPÍTULO 2. MÉTODO DE SIMULACIÓN MONTE CARLO PARA EL ANÁLISIS DE RIESGO	29
2.1. Introducción	30
2.2. Introducción a la Simulación	30
2.2.1 Aportes de John von Neumann a la Simulación.....	32
2.3 Conceptos necesarios para el análisis del riesgo bajo el enfoque de simulación.....	33
2.3.1 Definición de Modelo.....	33
2.3.2 Tipos de Modelo	33
2.3.3 Clasificación de los Modelos de Simulación	34
2.3.4 Elementos que participan en un modelo de simulación	35
2.3.5 Ventajas y limitaciones de las técnicas de simulación	36
2.4 Método de Simulación Monte Carlo.....	36
2.4.1 Simulación Monte Carlo	37
2.4.2 Distribuciones de Probabilidad Continuas.....	38
2.4.2.1 Distribución Logística	39
2.4.2.2 Distribución t-Student	40
2.4.3 Prueba Anderson-Darling.....	40
2.4.4 Generador de Números aleatorios	41
2.5 Marco referencial de investigaciones sobre Simulación Monte Carlo.....	43
CAPÍTULO 3. INVESTIGACIÓN DE OPERACIONES	44
3.1 Introducción	45
3.2 Características esenciales de la Investigación de Operaciones	46
3.3 Tipos de problemas en la Investigación de Operaciones.....	47

3.3.1 Problemas Determinísticos	47
3.3.2 Problemas Probabilísticos.....	47
3.3.3 Problemas Desconocidos.....	48
3.4 Diferencia entre modelos determinísticos y probabilísticos	48
3.5 Modelos de asignación	49
3.5.1 Introducción al Proceso Analítico Jerárquico (AHP)	50
3.5.2 Metodología para Análisis de AHP	52
CAPÍTULO IV. MERCADO BURSÁTIL MEXICANO Y BOLSA MEXICANA DE VALORES	
4.1. Introducción	56
4.2. Componentes del Sistema Financiero Mexicano	57
4.3. Sistema Bursátil Mexicano	58
4.4 Bolsa Mexicana de Valores.....	58
4.4.1 Importancia.....	59
4.4.2. Funciones	60
4.4.3 Organismos Reguladores.....	60
4.4.4 Marco Jurídico y Normativo de la Bolsa Mexicana de Valores	61
4.4.5 Participantes en la Bolsa Mexicana de valores	62
4.5 Intermediarios Financieros	63
4.5.1 Casas de Bolsa.....	64
4.5.2 Distribuidoras de Sociedades de Inversión	64
4.6 Índice de Precios y Cotizaciones (IPC)	65
4.6.1 Actualización de acciones que conforman el IPC	65
CAPÍTULO V. APLICACIÓN PRÁCTICA DEL MÉTODO DE SIMULACIÓN MONTE CARLO Y MARKOWITZ EN EL PORTAFOLIO	
5.1 Introducción	67
5.2 Selección de la cartera	67
5.3 Aplicación del modelo AHP para asignación de pesos	69
5.4 Aplicación del Modelo de Markowitz.....	78
5.4.1 Elaboración de la Frontera de Eficiencia	84
5.5 Aplicación de Simulación Monte Carlo	85
5.6 Comparación de resultados	95
Conclusiones.....	97
Bibliografía.....	100

ANEXOS	103
Anexo 1 Gráficas de rendimientos y riesgo de la muestra accionaria	103
Anexo 2 Matriz de Covarianza	104
Anexo 3 Gráfica de series de datos de las acciones ajustadas a distribuciones de probabilidad	106
Anexo 4 Reporte de Bondad de Ajuste de los activos financieros	122
Figura 1.1 Efecto de la diversificación en el riesgo del portafolio	20
Figura 3.1 Construcción de modelos deductivos.....	49
Figura 4.1 Intermediarios Financieros.....	63
Figura 5.1 Introducción de la Función objetivo y restricciones en Solver.....	81
Figura 5.2 Indicador de que existe solución al problema planteado	81
Gráfica 1.1 Relación rendimiento-riesgo	19
Gráfica 1.1 Frontera de Eficiencia de Markowitz	23
Gráfica 2.1 Grafica de Función de Distribución.....	39
Gráfica 5.1 Asignación de pesos a las alternativas	76
Mapa 4.1 Composición del Sistema Financiero Mexicano	57
Mapa 4.2 Proceso de colocación de Valores en la BMV	59
Mapa 5.1 Modelo de Decisión AHP	70
Tabla 2.1 Números pseudoaleatorios del generador $Xn + 1 = 4Xn + 6 \text{ mod } 8$	42
Tabla 3.1 Escala numérica utilizada en la metodología AHP	51
Tabla 3.2 Tabla de valores de <i>ICA</i>	53
Tabla 5.1 Valor por sector de los criterios	72
Tabla 5.2 Prioridad por criterios	74
Tabla 5.3 Matriz de Comparaciones pareadas (A)	74
Tabla 5.4 Asignación de pesos a los criterios	75
Tabla 5.5 Coeficientes para la elección de mejor alternativa.....	75
Tabla 5.6 Asignación de pesos a las alternativas.....	76
Tabla 5.7 Rendimiento promedio por acción.....	78

INTRODUCCIÓN

Es muy común estar expuestos a la toma de decisiones debido a los cambios tan repentinos a los que se enfrenta nuestra economía. Los inversionistas deben estar preparados para estas contingencias, es por eso la importancia de conocer el instrumento o modelos que permita la optimización de recursos además de la correcta diversificación de ellos.

“La medición y gestión (manejo) del riesgo es una disciplina relativamente nueva, que ha sufrido con gran dinamismo después de episodios de inestabilidad y crisis financieras que se presentaron en las décadas del ochenta y noventa” (Alonso & Berggrun, 2010, pág. 11).

Las crisis económicas pasadas han permitido la innovación de procedimientos y la utilización de otras vías de apoyo debido a que deben presentar soluciones inmediatas. Por ello los mercados financieros apuestan por un sofisticado análisis de riesgo, en el cual la probabilidad de pérdida sea mínimo y el rendimiento el mejor.

Ahora bien, existen dos problemas a los que un analista se enfrenta al momento de conformar una cartera de inversión, el primero es elegir los activos que conformarán el portafolio y el segundo es el porcentaje de inversión que se le otorgará a cada uno para obtener los mejores rendimientos y el mínimo riesgo.

En este contexto las hipótesis de esta investigación es la siguiente:

H_1 = Los modelos de simulación Monte Carlo y de Markowitz basados en la teoría de portafolios son igualmente útiles para medir el riesgo en la selección de un portafolio de inversión.

H_0 = El modelo de simulación Monte Carlo aplicado a un portafolio de inversión tiene mayor ventaja sobre el Modelo de Markowitz.

Además de contar con objetivos general y particulares que le dan dirección a nuestro trabajo de investigación.

Objetivo general: Comparar el Modelo de Markowitz con el Método de Simulación de Monte Carlo, para saber cual tiene mayor precisión en los resultados de la construcción de modelos para Portafolios de Inversión con acciones del IPC que cotizan en la Bolsa Mexicana de Valores.

Objetivos particulares: Estudiar la Teoría de Harry Markowitz así como el Modelo de Simulación de Monte Carlo, presentando características, y principales aspectos de cada uno, para la muestra de datos seleccionados del Índice de Precios y Cotizaciones de la Bolsa Mexicana de Valores.

Este proyecto se realiza con la finalidad de conocer más sobre los portafolios de inversión debido a mi interés por trabajar en un futuro en una institución donde se aborden este tipo de temas.

Además de la necesidad por contar con herramientas para la toma de decisiones, ya que el sistema económico mexicano cada vez es más incierto por ello se deberán elegir las acciones del portafolio de inversión y obtener información de los precios históricos de las acciones. Después se deberán aplicar los modelos ya mencionados y hacer el comparativo.

Este trabajo de investigación pretende estudiar y dar a conocer la importancia de los procesos de optimización de un portafolio de inversión además de mostrar el mejor resultado al comparar una metodología determinística con una heurística, como lo son el Modelo de Markowitz y la Simulación Monte Carlo, respectivamente.

Como sabemos un modelo determinista es un modelo matemático, el cual toma solo en cuenta la media y la varianza como parámetros clave para el análisis de riesgo, obteniendo de manera rápida un resultado que permita la toma de decisiones; por el contrario un modelo heurístico, toma en cuenta la probabilidad debido a que como primer paso analiza la distribución de probabilidad que se acopla a los datos; además de que genera un número de simulaciones acorde a nuestra muestra, convirtiendo el proceso en un análisis aleatorio.

Es importante destacar que para el desarrollo del proyecto utilizaremos un método determinístico más, llamado Analytic Hierarchy Process (AHP), el cual permite asignar

pesos a los sectores empresariales con los que cuenta el Índice de Precios y Cotizaciones (IPC), dándole mayor importancia a las preferencias del tomador de decisiones.

El presente trabajo está conformado por cinco capítulos los cuales describiremos a continuación:

El capítulo I Modelo de Markowitz para teoría de portafolios, en el que hablaremos de cómo surge y cuál es el proceso para lograr la optimización del portafolio por medio de este Modelo determinístico.

El capítulo II Simulación Monte Carlo para el análisis de riesgo, en el cual haremos referencia de cómo funciona el modelo por medio del Programa anexo a Excel llamado Crystal Ball, además de las ventajas y desventajas de usarlo.

El capítulo III Investigación de Operaciones, donde analizaremos a profundidad como dividir nuestros problemas de toma de decisiones con base en los tipos de problemas que se nos presentan.

El Capítulo IV Mercado de Bursátil Mexicano en específico la Bolsa Mexicana de Valores (BMV), donde se analizará cómo está integrado, además de datos relevantes de la BMV.

Por último, el Capítulo V Aplicación de las Metodologías y Comparación de resultados para la optimización del portafolio.

También cuenta con conclusiones en las cuáles daremos respuesta a la hipótesis de nuestro proyecto, además de que se resaltarán las ventajas del mejor análisis de riesgo y las recomendaciones para la toma de decisiones acertada.

Para la presente investigación utilizamos los precios de cierre accionarios de emisoras que cotizan en la Bolsa Mexicana de Valores con el periodo de 1 de enero de 2013 a 31 de julio de 2015, siendo 673 datos.

Este horizonte de tiempo se define debido a que la Bolsa Mexicana de Valores, en específico el IPC, actualiza su muestra cada 6 meses, esto es, mantiene o cambia los

elementos con que trabaja tomando en cuenta información histórica y el comportamiento en el mercado de los activos inscritos en la BMV.

El enfoque metodológico de la presente investigación será cuantitativo, ya que se trata de medir el rendimiento y riesgo de del portafolio de inversión.

Debido al enfoque cuantitativo es conveniente utilizar el método deductivo (que va de lo general a lo particular), partiendo en el área de Portafolios de Inversión para conocer más de las metodologías de Markowitz y Monte Carlo.

CAPÍTULO 1. MODELO DE MARKOWITZ PARA TEORÍA DE PORTAFOLIOS

1.1 Introducción

Hoy en día los mercados financieros tienen como meta ofrecer una gran variedad de activos, lo que permite a los inversionistas escoger el nivel de riesgo y rentabilidad deseados eligiendo la combinación de activos óptima para contar con un buen portafolio de inversión atractivo y más seguro.

Lo anterior lleva a los inversionistas a utilizar estrategias tales como: modelos matemáticos, pronósticos, análisis del entorno económico o tal vez simples corazonadas que le permitirán llevar a cabo la toma de decisiones.

Para comenzar con este tema debemos tener en cuenta que un portafolio de inversión es un conglomerado de distintas inversiones, también definido como la selección de documentos o valores que cotizan en el mercado bursátil (Morales & Morales, 2002, pág. 431).

Desde los últimos treinta premios Nobel que se han otorgado solo dos son a economistas que enfocan su investigación al área financiera. Hablamos de Harry Markowitz, Merton Miller y William Sharpe relacionada con la selección óptima de portafolios en 1990; y por otro lado con los Métodos de valoración de derivados de Merton y Myron Scholes en 1997.

Este capítulo contiene la información necesaria para entender la teoría de la selección de portafolios de Markowitz, conceptos que harán que el lector pueda utilizar esta investigación como metodología para aplicar el modelo. Además de un conjunto de investigaciones recientes enfocadas al mismo modelo pero con aportaciones, herramientas y aplicaciones novedosas. Todo esto nos permite darnos cuenta cuán importante es y seguirá siendo el estudio de Harry Markowitz.

1.2 Marco Teórico sobre la Teoría de Portafolios de Markowitz

El análisis de inversión está sustentado por la teoría moderna de selección de portafolios desarrollada por Harry Markowitz en 1952, la cual tiene como objetivo la maximización del rendimiento esperado a un cierto nivel de riesgo o viceversa. Tomando como parámetros la media y la varianza lo que quiere decir, el riesgo y rendimiento del portafolio de inversión para llevar a cabo su análisis.

Desde sus comienzos, el modelo de Markowitz ha tenido gran éxito a nivel teórico y práctico debido a las bases en que se fundamenta, dando lugar a múltiples desarrollos y derivaciones, e incluso sentando las bases de otras teorías de equilibrio en el mercado de activos financieros.

Harry M. Markowitz ganó el premio Nobel de Economía, gracias a sus investigaciones sobre la selección de carteras óptimas. Markowitz se dio cuenta de que la rentabilidad es un aspecto muy importante para los inversores sin embargo el riesgo lo es aún más, por eso su modelo se conoce como el enfoque “media-varianza”; al hacer esta relación hablamos de la frontera eficiente (Brun & Moreno, 2008, pág. 33).

También Markowitz publicó en la revista Journal of Finance un artículo titulado “Portfolio Selection” en 1952 y posteriormente expone y detalla su teoría con el libro “Portfolio Selection. Efficient Diversification of Investment” (Mendizábal, Miera, & Zubia, 2002, págs. 33-46).

En este primer artículo este autor señala dos escenarios que permitirán el mejor proceso para seleccionar el mejor portafolio. El primero comienza con la observación y experiencia y termina con las creencias sobre acciones futuras y el segundo comienza con las creencias sobre acciones futuras y finaliza con la elección del portafolio. Se ilustran relaciones geométricas entre las creencias y la elección de la cartera, esto de acuerdo al “Rendimiento esperado-Varianza esperada”.

Markowitz lleva a cabo su modelo con base al comportamiento racional del inversor, esto es; el inversor rechaza el riesgo deseando rentabilidad. Desde su aparición, el Modelo de Markowitz se ha convertido en un referente teórico en la selección de portafolios de inversión.

El inversor se encuentra presionado por dos fuerzas opuestas:

1. Deseabilidad de ganancias.
2. Insatisfacción que le produce el riesgo.

Estando estas fuerzas opuestas se busca lograr la mayor rentabilidad con el menor riesgo lo cual podemos lograr llevando a cabo el estudio.

1.2.1 Teoría de Portafolios de Inversión

“La dinámica de los rendimientos, la volatilidad, la correlación y la transmisión de la volatilidad entre los mercados accionarios internacionales determina las oportunidades de inversión y los beneficios que los inversionistas pueden obtener mediante la diversificación” (López, Ortiz, & Cabello, 2009, pág. 86).

Los instrumentos que integran este portafolio son establecidos dependiendo a características propias del inversor. Algunos aspectos generales a considerar para la inversión son el rendimiento, la liquidez, el horizonte de tiempo y el riesgo.

Los portafolios de inversión también llamados carteras de inversión más allá de ser una lista de activos se convierte en un todo que protege al inversionista y ofrece escenarios que le permitirán una rentabilidad deseada enfrentando diversas contingencias. Esta conformación se da con base a las necesidades y contexto del tomador de decisiones.

Por diversificación se entiende invertir en más de un activo esperando reducir el nivel de riesgo asociado a factores tanto macroeconómicos como microeconómicos de una empresa, a los cuales se estaría expuesto en caso de invertir en un solo activo (Betancourt, García, & Lozano, 2013).

Como cualquier modelo, es importante entender los supuestos de Media-Varianza con el propósito de utilizarlos de manera eficiente.

De manera resumida se muestran los supuestos a continuación:

1. El inversor busca maximizar la rentabilidad esperada de la riqueza total
2. Todos los inversores tienen un mismo horizonte de tiempo
3. Todos los inversionistas son adversos al riesgo, es decir que solo aceptaran un mayor riesgo si se compensan con un rendimiento esperado más alto.
4. Inversores basan sus decisiones de inversión en el rendimiento esperado y el riesgo
5. Todos los mercados son perfectamente eficientes (sin impuestos y costos de transacción)

La función de utilidad supone estar aumentando y la concavidad. En términos de la aproximación de la función de utilidad, esto se traduce como que la utilidad esperada debe ser cada vez mayor en rendimiento esperado y la disminución de la varianza (Ravipati, 2012, págs. 3-4).

1.3 Conceptos necesarios para el análisis de portafolios

Para realizar un portafolio de inversión se emplean las siguientes modelaciones:

El Rendimiento se define como los “Ingresos que se reciben por una inversión, sumados a las variaciones en el precio de mercado; los cuales por lo general se expresan como el porcentaje del precio inicial de mercado de la inversión” (Van Horne & Wachowicz, 2002, pág. 93).

El rendimiento de un activo para un solo periodo es:

$$R_i = \frac{P_t - P_{t-1}}{P_{t-1}} \quad (1.1)$$

Donde:

R_i es la rentabilidad del activo i

P_t es el precio de mercado del activo en el periodo t

P_{t-1} es el precio en el periodo inmediatamente anterior

La Rentabilidad también se puede entender como una expresión económica de la productividad del capital invertido esto es la ganancia. Esta es sinónimo de ganancia, utilidad, beneficio. Se trata de un objetivo valido para cualquier empresa, ya que a partir de la obtención de resultados positivos ella puede ver con optimismo no solo su presente sino también el futuro.

Riesgo se define como “La variabilidad de los rendimientos en relación con lo que se espera” (Van Horne & Wachowicz, 2002, pág. 93).

Es muy fácil entender la palabra rendimiento debido a que se espera sea un punto a nuestro favor, sin embargo cuando hablamos de riesgo nos resulta difícil asimilar que esté presente en nuestros movimientos o decisiones debido a lo que representa.

“La varianza es la forma de medir el riesgo en términos cuadráticos y la desviación estándar, que es la raíz cuadrada de la varianza presenta el riesgo del portafolio de forma lineal” (Cruz, Restrepo, & Medina, 2008, págs. 299-304).

El riesgo y rendimiento en esta investigación van de la mano debido al planteamiento del modelo de Markowitz lo cual corresponde a la Media-Varianza, parámetros fundamentales para llevar a cabo este análisis.

Para realizar el análisis aplicado al modelo de Markowitz es necesario que el inversionista tome en cuenta:

- a) Cálculo de los rendimientos esperados
- b) Varianza de los rendimientos esperados
- c) Desviación estándar del rendimiento esperado
- d) Covarianzas de los activos del portafolio
- e) Correlaciones entre los activos que componen al portafolio

El rendimiento esperado es el promedio ponderado de rendimientos posibles, en el que los ponderadores son las probabilidades de ocurrencia y se calcula con la siguiente fórmula:

$$E(R_i) = \bar{R} = \sum_{i=1}^n (R_i) (P_i) \quad (1.2)$$

Donde:

R_i es el rendimiento para la i – ésima posibilidad

P_i es la probabilidad de que se presenten tales rendimientos

y n el número de posibilidades

La desviación estándar es un parámetro estadístico de la variabilidad de una distribución en torno a su media. Es la raíz cuadrada de la varianza.

Ahora bien, el riesgo de cada activo se obtiene al calcular la varianza de los rendimientos y a su vez la desviación estándar de los rendimientos con las siguientes fórmula:

$$\sigma = \sqrt{\sum_{i=1}^n (R_i - \bar{R})^2 (P_i)} \quad (1.3)$$

Rendimiento y riesgo en el contexto de portafolio

El rendimiento esperado de un portafolio es el promedio ponderado de los rendimientos esperados de los activos que conforman un portafolio de inversión. Los pesos que acompañan al rendimiento para cada activo corresponden a la proporción de fondos

totales invertidos (estos valores deben suma 100%). La rentabilidad real puede ser mayor, menor o igual.

El rendimiento esperado de un portafolio P se expresa de forma matemática de la siguiente manera:

$$E(R_p) = \sum_{i=1}^m w_i * E(R_i) \quad (1.4)$$

Donde:

$E(R_p)$ = Rendimiento esperado del portafolio P

w_i = proporción invertida en el i – ésimo activo

$E(R_i)$ = Rendimiento esperado del i – ésimo activo

m = número total de activos en el portafolio P

Para medir el riesgo de una cartera, es fundamental conocer el riesgo de los valores individuales de los activos que conforman en portafolio y la relación que existe entre ellos (covarianza).

El riesgo de un portafolio P con múltiples alternativas de inversión se obtiene de la siguiente manera:

$$\sigma(R_p) = \sqrt{\sum_{i=1}^n w_i^2 \sigma_i^2 + 2 \sum_{i=1}^n \sum_{j \geq 1} w_i w_j \sigma_{ij}} \quad (1.5)$$

Donde:

w_i = Proporción de la inversión destinada al activo i

σ_i^2 = Varianza del portafolio p

$\sigma(R_p) = \text{Desviación estándar del portafolio (Riesgo)}$

$\sigma_{ij} = \text{Covarianza de los activos } i, j$

Hemos observado que podemos medir el riesgo de un activo por medio de la desviación estándar de su rendimiento. Sin embargo cuando contamos con dos activos es necesario considerar su riesgo interactivo.

La covarianza es un cálculo que describe la relación entre dos variables siendo estas aleatorias. Si el resultado es positivo nos indica que ambos rendimientos se mueven en una misma dirección, en caso contrario, el resultado es negativo. Si el resultado es cero significa que las dos variables no muestran ninguna tendencia en un patrón lineal positivo o negativo.

La covarianza de dos activos se obtiene de la siguiente manera:

$$COV_{ij} = \frac{\sum_{t=1}^n [R_{i_t} - E(R_i)] [R_{j_t} - E(R_j)]}{n} \quad (1.6)$$

La matriz de covarianza que se debe de construir para estudiar el modelo de Markowitz se construye de la siguiente manera:

$$\text{Matriz de Covarianza} = \begin{bmatrix} \sigma_1^2 & \sigma_{1,2} & \sigma_{1,3} & \sigma_{1,4} & \cdots & \cdots & \sigma_{1,20} & \sigma_{1,21} \\ \sigma_{2,1} & \sigma_2^2 & \sigma_{2,3} & \sigma_{2,4} & \cdots & \cdots & \sigma_{2,20} & \sigma_{2,21} \\ \vdots & \vdots \\ \sigma_{20,1} & \sigma_{20,2} & \sigma_{20,3} & \sigma_{20,4} & \cdots & \cdots & \sigma_{20}^2 & \sigma_{20,21} \\ \sigma_{21,1} & \sigma_{21,2} & \sigma_{21,3} & \sigma_{21,4} & \cdots & \cdots & \sigma_{21,20} & \sigma_{21}^2 \end{bmatrix}$$

Donde:

σ_i^2 : es la varianza del activo i

$\sigma_{i,j}$: es la covarianza existente del activo i , con el activo j .

El coeficiente de correlación indica el grado de relación entre dos variables además de determinar si esta relación es directa o inversa incluyendo el riesgo.

$$\rho_{x,y} = \frac{S_{xy}}{\sigma_x \sigma_y} \quad (1.7)$$

$\rho = -1$, si la correlación es perfecta e inversa

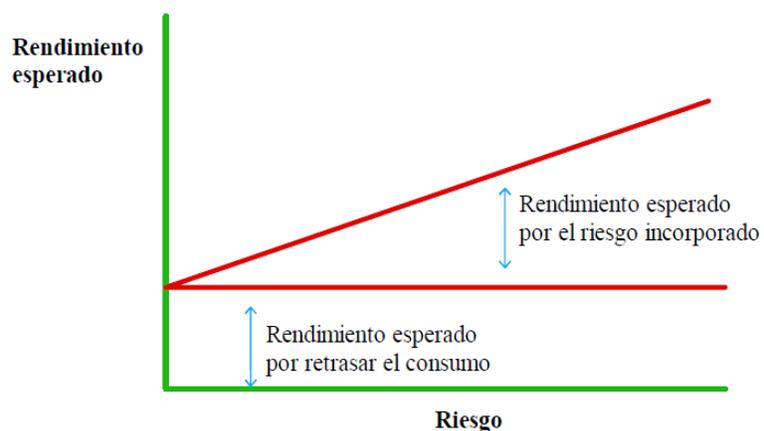
$\rho = 1$, si la correlación es perfecta y directa

$\rho = 0$, quiere decir que las dos acciones están incorrelacionadas

Ya que queremos minimizar el riesgo es necesario buscar que el grado de relación de las acciones sea muy bajo.

Ahora bien el binomio rendimiento-riesgo se da debido a la contraposición entre estos dos parámetros. Es posible conseguir de forma simultánea el mayor rendimiento y el menor riesgo debido a que es el objetivo de cualquier inversor. Este principio nos indica que a mayores beneficios, el riesgo contraído también será mayor.

Gráfica 1.1 Relación rendimiento-riesgo

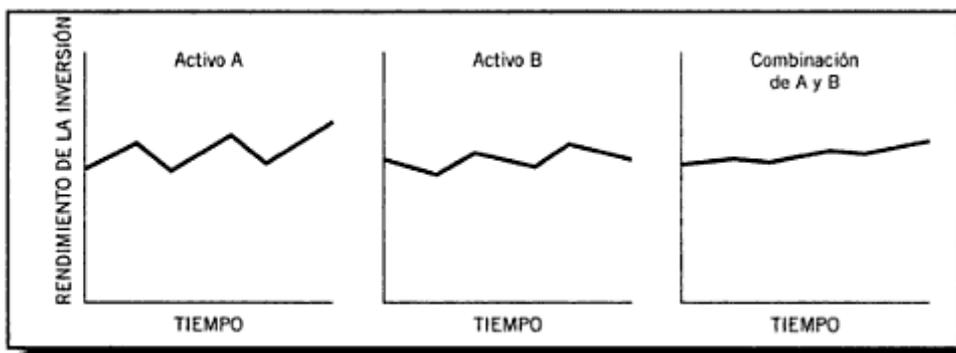


Fuente: Mascareñas (2004, págs. 8-9).

Un buen inversor nunca invertirá su riqueza en un solo negocio o en este caso activo debido a que su probabilidad de perder su capital sería muy grande. Este principio de la diversificación del riesgo recae en el principio de la aversión al riesgo.

La Diversificación de un portafolio de forma simple se puede entender como la inversión distribuida de manera uniforme de activos, esto es, que todos tendrán el mismo peso al invertir, sin embargo si esto pasará estaríamos dejando a un lado la covarianza o correlación de los valores. El tomar en cuenta la correlación de activos permite la minimización del riesgo debido a que se combinan y se compensan las variabilidades de estos para obtener un mejor resultado.

Figura 1.1 Efecto de la diversificación en el riesgo del portafolio



Fuente: Van Horne & Wachowicz, (2002).

En esta figura podemos observar como la diversificación de un portafolio es fundamental para obtener resultados en la mayoría de las veces positivos debido a que busca la mejor combinación de activos haciendo que el comportamiento de los datos se presenten de una forma más normal permitiendo menor riesgo al momento de invertir en los activos seleccionados.

“La frontera eficiente es el conjunto de portafolios optimizados dentro de un rango considerado, con la característica de maximizar la rentabilidad con un nivel de riesgo determinado entre límites” (Cruz, Restrepo, & Medina, 2008, págs. 235-240).

Se determina al calcular la optimización del portafolio, como primer paso se maximiza la rentabilidad, luego se minimiza el riesgo y por ultimo a través de un modelo multi-objetivo se determinan puntos de rentabilidad versus riesgo del portafolio de la frontera.

1.4 Modelo básico de Markowitz

La teoría del portafolio tiende a considerar como base los beneficios de la diversificación. En este contexto Harry Markowitz se enfoca en el grado de covarianza entre las rentabilidades de los activos que conforman un portafolio. La idea básica es combinar en un portafolio activos que no estén perfectamente correlacionados, con el propósito de disminuir el riesgo sin sacrificar la rentabilidad.

El conjunto de carteras eficientes puede calcularse resolviendo el siguiente programa cuadrático paramétrico:

f. o.

$$\text{Min } \sigma(R_p) = \sum_{i=1}^n w_i^2 \sigma_i^2 + 2 \sum_{i=j}^n \sum_{j \geq 1}^n w_i * w_j \sigma_{ij} \quad (1.8)$$

s. a

$$\sum_{i=1}^n w_i * E(R_i) = B_j \quad (1.9)$$

$$\sum_{i=1}^n w_i = 1 \quad (1.10)$$

$$w_i \geq 0 \quad (i = 1, \dots, n) \quad (1.11)$$

Donde:

x_i = Proporción de la inversión destinada al activo financiero i

σ^2 = Varianza del portafolio p

$\sigma(R_p)$ = Desviación estándar del portafolio o riesgo

σ_{ij} = Covarianza entre los rendimientos de los activos financieros i y j

Este modelo permite obtener la mejor solución para los inversores ya que como lo dice se muestra un objetivo claro ya que minimiza el riesgo sujeto a la rentabilidad esperada, esto es, eliminar el riesgo específico manteniendo un portafolio diversificado, sin tener que sacrificar el rendimiento esperado.

Las restricciones establecen que en cada iteración j se establece un nivel de rentabilidad deseado y factible B además de que la suma de pesos a invertir en las acciones debe ser igual a 1 siendo estos siempre positivos.

Cabe señalar que para resolver un problema no lineal es necesario utilizar herramientas como lo es Excel, un sistema operativo tan eficiente que permite el ahorro de tiempo y trabajo debido a las funciones con que cuenta, las cuales serán de mucha utilidad para llevar a cabo la solución del problema.

Determinación de una Frontera Eficiente

Una Frontera Eficiente muestra los portafolios factibles que en cierta forma cumplen con el requisito de maximizar el rendimiento para todo nivel de riesgo.

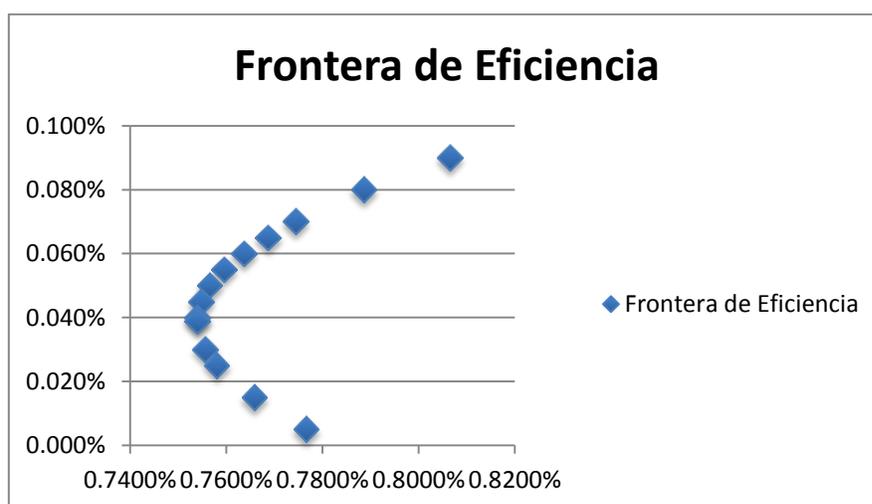
Lo anterior nos dice que la frontera eficiente incluye las ponderaciones w_i de los distintos activos i que cumplan con las condiciones de maximización de retornos para cada nivel de riesgo, sin dejar a un lado que estas ponderaciones deben sumar 100% y deben estar en un rango de 0% a 100% en forma individual.

La creación de una frontera eficiente necesita dos insumos. El primero es el rendimiento esperado y el segundo de la matriz de varianzas y covarianzas de los rendimientos.

“La frontera Eficiente es el conjunto de portafolios optimizados dentro de un rango considerado entre un portafolio maximizando la rentabilidad y uno minimizando el riesgo, de ahí en adelante se construyen infinitud de portafolios” (Cruz, Restrepo, & Medina, 2007, págs. 299-304).

El algoritmo de línea crítica identifica los portafolios factibles que minimizan el riesgo para un nivel de rendimiento esperado dado y maximiza el rendimiento esperado para un nivel de riesgo dado. La frontera de eficiencia representa la compensación entre el riesgo y el rendimiento esperado que enfrenta un inversionista cuando forma su portafolio. La mayor parte de la frontera eficiente representa la buena diversificación de portafolios (Ravipati, 2012).

Gráfica 1.2 Frontera de Eficiencia de Markowitz



Fuente: Elaboración propia en Excel.

1.5 Marco referencial sobre investigaciones de portafolios de inversión

La teoría de la selección de portafolios de Markowitz es uno de los pilares de la teoría financiera, esto debido a que permite el mejor funcionamiento del mercado.

Muchos de los estudios posteriores a esta teoría la siguen retomando debido a las bases con que cuenta.

Ahora bien, en este apartado daré a conocer y hare un análisis de algunas de las tantas investigaciones sobre portafolios de inversión actuales.

El estudio hecho por Franco, Avendaño, & Barbutín (2011) llamado “*Modelo de Markowitz y Modelo de Black-Litterman en la Optimización de Portafolios de Inversión*” haciendo una interesante trabajo de investigación debido a que muestra el modelo de Markowitz además de complementar con Black-Litterman, una alternativa que permite neutralizar las desventajas del primer modelo permitiendo la generación de un portafolio más eficiente, estable y diversificado.

El Modelo de Black-Litterman (MBL) parte del equilibrio de mercado, es decir, donde las rentabilidades esperadas igualen la oferta y demanda de los activos financieros. Después de calcular las rentabilidades esperadas se incorporan las expectativas que tiene el inversionista del mercado.

Hay n activos, con capitalizaciones $M_i, i = 1, 2, \dots, n$. La capitalización de mercado es igual al número de títulos que hay en el mercado por su respectivo precio. Las ponderaciones de mercado de los n activos están dadas por el vector $W = (W_1, W_2, \dots, W_n)$, donde la ponderación del activo i es:

$$W_i = \frac{M_i}{\sum_{i=1}^n M_i} \quad (1.12)$$

El coeficiente de aversión al riesgo (λ), una constante que se determina como:

$$\lambda = \frac{R_M - R_f}{\sigma_M^2} \quad (1.13)$$

Donde R_M es el retorno del mercado; R_f es la tasa libre de riesgo y σ_M^2 es la varianza del retorno del mercado. El exceso de retornos implícitos de equilibrio (Π) esta dado por:

$$\Pi = \lambda \Sigma W \quad (1.14)$$

El vector de exceso de retornos $\mathbf{R} = (R_1, R_2, \dots, R_n)$, son iguales al retorno de cada activo menos la tasa libre de riesgo. este vector tiene una distribución normal con retorno esperado μ y covarianza Σ . Es decir:

$$R \sim N(\mu, \Sigma) \quad (1.15)$$

Una de las ventajas de MBL es que permite incluir las expectativas del inversor además del comportamiento del mercado.

Otro estudio realizado por Betancourt, García, & Lozano (2013) llamado “*Teoría de Markowitz con metodología EWMA para la toma de decisión sobre cómo invertir su dinero*”, donde se plantea un modelo de optimización de portafolios eficientes basado en la teoría de Markowitz, utilizando metodología EWMA (promedio móvil ponderado exponencialmente) para el cálculo del riesgo del portafolio.

La metodología del EWMA permite asignar un mayor peso a los datos más recientes, lo que hace que el modelo, se ajuste más al comportamiento real de las series.

Presenta la ventaja de que la volatilidad dinámica captura de forma más rápida las variaciones fuertes de los precios en los mercados con respecto a un promedio simple (o volatilidad histórica) y por esa razón es más fácil obtener pronósticos cuando hay volatilidad alta. Su modelo se expresa como:

$$\sigma_t^2(1 - \lambda) \sum_{i=1}^T \lambda^{i-1} r_{t-1}^2 \quad (1.16)$$

El modelo depende de un factor de caída (decay factor), con $0 < \lambda < 1$. Este parámetro asigna los pesos aplicados a las observaciones dado que, mientras más pequeño sea λ , mayor peso se asigna a los datos recientes.

Otro estudio hecho por Reyes & Ortiz, (2013) llamado “Modelos Var-Garch y portafolios de inversión trinacionales en los mercados accionarios del TLCAN”.

En este trabajo se emplean la metodología M-VARCH (Modelos Value at Risk y Modelos GARCH multivariados), la cual presupone un mayor conservadurismo y precisión en la estimación de pérdidas potenciales de portafolios de inversión. La diversificación regional en mercados accionarios, bajo el contexto de la globalización, es trascendental debido a que presenta oportunidades de altos rendimientos minimizando el riesgo dado el nivel de desarrollo y estabilidad de los mercados.

Este estudio se aplicó a tres principales índices accionarios de los países del Tratado de Libre Comercio de América del Norte (TLCAM): Dow Jones Industrial Average, de los Estados Unidos; Toronto Stock Exchange, de Canadá; y el Índice de Precios y Cotizaciones, de México.

La metodología M-VARCH propone el modelo básico de Markowitz el cual se expresa anteriormente en las ecuaciones 1.8, 1.9, 1.10 y 1.11..

Debido a los recientes avances de la investigación financiera, el presente estudio extiende el Modelo de Markowitz aplicando la distribución logística y Modelos de la familia GARCH, para la conformación de portafolios y la medición del valor en riesgo.

La distribución que mejor se ajusta al comportamiento de los rendimientos de los mercados accionarios del TLCAN es la logística, lo cual permite usar sus parámetros para la modelación y el análisis. Las principales especificaciones de esta distribución son las siguientes:

$$\text{Parámetros} \quad (\alpha, \beta) \quad (1.17)$$

$$\text{Dominio} \quad \text{en } x \in (-\infty, \infty) \quad (1.18)$$

$$\text{Función de densidad (pdf)} \quad \left[\frac{e^{-\frac{x-\alpha}{\beta}}}{\beta(1 + e^{-\frac{x-\alpha}{\beta}})} \right] \quad (1.19)$$

$$\text{Función de distribución (cdf)} \quad \left[\frac{1}{\left(1 + e^{\frac{-x-\alpha}{\beta}}\right)} \right] \quad (1.20)$$

$$\text{Media} \quad \mu \quad (1.21)$$

$$\text{Varianza} \quad \left[\frac{\pi\beta^2}{3} \right] \quad (1.22)$$

Ahora bien, el modelo GARCH de Bollerslev (1986) está basado en el supuesto de que los pronósticos de la varianza cambiante en el tiempo dependen de la varianza rezagada del activo. Un incremento o un decremento inesperado en el rendimiento en el tiempo t generará un aumento en la variabilidad esperada en el siguiente periodo:

$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha\varepsilon_{t-1}^2 + \beta\sigma_{t-1}^2 \quad (1.23)$$

Donde α es el promedio, ε_{t-1}^2 son las noticias sobre la volatilidad del periodo anterior (el término ARCH), σ_{t-1}^2 es la varianza pronosticada del segundo periodo (el término GARCH).

Los modelos TARCH (Threshold ARCH) basado en el supuesto de que los cambios no esperados en el rendimiento de los activos tienen diferentes efectos sobre la varianza condicional. Un incremento inesperado es presentado cuando surgen las buenas noticias y contribuyen a la varianza con el multiplicador α . Por el contrario, un decremento inesperado representa malas noticias y contribuye a la varianza con el multiplicador $\alpha + \gamma$.

La fórmula matemática del modelo es la siguiente:

$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha\varepsilon_{t-1}^2 + \gamma\varepsilon_{t-1}^2 d_{t-1} + b\sigma_{t-1}^2 \quad (1.24)$$

Donde las buenas noticias ($\varepsilon_t > 0$), o las malas noticias ($\varepsilon_t < 0$), tienen efectos diferentes sobre las varianzas condicionales: $d_{t-1} = 1$ si $\varepsilon_t < 0$ y $d_{t-1} = 0$ si $\varepsilon_t > 0$.

Las hipótesis subyacentes en los objetivos tratan de comprobar que dado el grado de segmentación de los mercados de capital de los países miembros del TLCAN es posible construir portafolios óptimos aplicando extensiones del Modelo de Markowitz y que la exposición al riesgo de dichos portafolios puede ser medida con una aplicación no tradicional del Valor en Riesgo que emplee los modelos GARCH multivariados y el valor en riesgo condicional.

CAPÍTULO 2. MÉTODO DE SIMULACIÓN MONTE CARLO PARA EL ANÁLISIS DE RIESGO

2.1. Introducción

Debido a los problemas a los que se enfrenta la economía de nuestro país es necesario contar con modelos más eficientes que permitan obtener el mejor resultado de una manera más fácil. Es por eso que no debemos dejar a un lado los modelos heurísticos.

En su faceta metodológica, la heurística en los últimos veinte años ha tenido gran desarrollo en la filosofía de la ciencia natural donde se habla de las ciencias empíricas y no empíricas. Las primeras pretenden profundizar explorando, describiendo y explicando los acontecimientos que ocurren a nuestro alrededor; por el contrario, los no empíricos son hechos que se ven y entienden a simple vista. Autores como Larry Laudan, Abraham Moles y Thomas Nickless han profundizado sobre la centralidad de la heurística en la racionalidad científica.

Thomas Nickless caracteriza los métodos heurísticos como procedimientos que producen soluciones a problemas de manera fácil y rápida (Gómez, 2000, pág. 5).

En este capítulo me enfocare en un Modelo heurístico llamado Simulación Monte Carlo, conoceremos los aspectos necesarios para entender la dirección que lleva el trabajo de investigación. Además de que dar a conocer algunos estudios referentes a la simulación Monte Carlo desde otras perspectivas y aportaciones.

2.2. Introducción a la Simulación

Con la llegada de la computadora, la cual, es una de las innovaciones más importantes además de una herramienta fundamental para analizar el diseño y operación de procesos demasiado complejos viene una técnica llamada simulación. El uso de la palabra simulación data de 1940 cuando los científicos Von Neumann y Ulam que trabajaban en el proyecto Monte Carlo, durante la Segunda Guerra Mundial, dieron solución a problemas de reacciones nucleares cuya solución sería muy cara y un análisis matemático muy complejo.

Hoy en día es muy común encontrar problemas de toma de decisiones cada vez más complejos y esto es debido a la incertidumbre que se genera al analizar datos a largo o mediano plazo sin embargo el analista cuenta con una cantidad significativa de software de simulación que le permiten agilizar el proceso.

La simulación juega un papel muy importante en esta parte ya que esta permite generar un estudio en el cual se producen el número de escenarios necesarios para crear un modelo que permita dependiendo del estudio maximizar o minimizar variables.

Comenzaremos por entender que es la Simulación para después entender el modelo Monte Carlo.

Thomas N. Taylor la define así:

“Simulación es una técnica numérica para conducir experimentos en una computadora digital. Estos experimentos comprenden ciertos tipos de relaciones matemáticas y lógicas, las cuales son necesarias para describir el comportamiento y la estructura de sistemas complejos del mundo real a través de largos periodos de tiempo” (Bu, 2003, pág. 12).

En un sentido más estricto, H. Maisel y G. Gnugnoli, definen la simulación como:

“Simulación es una técnica numérica para realizar experimentos en una computadora digital. Estos experimentos involucran ciertos tipos de modelos matemáticos y lógicos que describen el comportamiento de sistemas de negocios, económicos, sociales, biológicos, físicos o químicos a través de largos periodos de tiempo” (Bu, 2003, pág. 12).

Una definición más completa de simulación es esta: “Una técnica cuantitativa que se emplea para evaluar cursos alternativos de acción, basada en hechos y suposiciones, con un modelo matemático de computadora, a fin de representar la toma real de decisiones en condiciones de incertidumbre” (Thierauf, 2002, pág. 464).

La simulación tiene que ver con la creación de un tipo de modelo matemático que por medio de componentes y eventos describe cómo funciona un sistema. Esta divide el proceso en componentes más pequeños para combinarlos en orden lógico, de manera que una computadora pueda ser programada para mostrar el efecto de interrelación entre ellos.

2.2.1 Aportes de John von Neumann a la Simulación

John von Neumann fue un excelente y brillante matemático que realizó contribuciones a la física cuántica, a la teoría, la meteorología, la lógica, aplicaciones de los ordenadores rápidos y a la economía por medio de la matemática de los juegos estratégicos.

Nació el 28 de diciembre de 1903 en Budapest, Hungría. Su teoría de los ordenadores eléctricos le dio mayor fama debido a que planteó problemáticas para darles solución, por ejemplo, ¿Puede una máquina imitar el azar, de tal manera que si no hay fórmulas para solucionar un problema real la máquina pueda generar una serie de experimentos probabilísticos y dar una respuesta estadística segura? (Halmos, 1973).

2.3 Conceptos necesarios para el análisis del riesgo bajo el enfoque de simulación

A simple vista resulta fácil entender lo que es la simulación sin embargo para lograr nuestro objetivo es necesario comprender una serie de especificaciones que conllevan al proceso del Modelo.

2.3.1 Definición de Modelo

Como modelo podemos entender un patrón a seguir con ciertos estatutos que nos permitirán entender el contexto en el que nos encontramos. Por ejemplo, los modelos matemáticos consisten en una ecuación que describe el comportamiento de un fenómeno que ocurre en un sistema.

Una definición más precisa de lo que es un modelo es la siguiente:

“Un modelo es una representación simplificada de un sistema que nos facilitará explicar, comprender, cambiar preservar, prever y, posiblemente, controlar el comportamiento del mismo” (Guasch & Piera, 2002, pág. 6).

2.3.2 Tipos de Modelo

Existen diferentes clasificaciones de modelos, esto depende de la perspectiva con que se trabaje. Puede ser por sus dimensiones, funciones, propósitos y temas.

En esta clasificación se incluyen los tipos básicos de modelos los cuales son icónicos, analógicos y simbólicos.

Modelos icónicos: Se refiere a la representación física de objetos a escala, esto es que sus propiedades sean igual a lo que representa. Estos suelen utilizarse para la descripción de hechos en un momento en específico.

Modelos analógicos: Estos modelos muestran situaciones dinámicas y características del hecho estudiado. Un ejemplo de este tipo es un diagrama de flujo.

Modelos simbólicos (matemáticos): Los modelos matemáticos son verdaderas representaciones de la realidad abstracta y se presentan con símbolos, cifras y las matemáticas (Thierauf, 2002, pág. 24).

2.3.3 Clasificación de los Modelos de Simulación

Discretos o Continuos. En esta clasificación se toma en cuenta el tipo de variable que usamos para el modelo. En el primero el comportamiento se representa por medio de ecuaciones evaluadas en un punto en específico por el contrario los modelos continuos son aquellos donde las relaciones de las variables son definidas por medio de ecuaciones diferenciales debido a que estas permiten conocer el comportamiento de las variables en un lapso de tiempo continuo.

Estáticos o dinámicos. Un modelo es dinámico cuando el estado del sistema cambia respecto al tiempo. Por otro lado, dado un conjunto de situaciones determinado que representan un resultado y no cambian con el tiempo. A este segundo tipo de modelo de simulación generalmente se le conoce como Simulación Monte Carlo.

Determinísticos o probabilísticos. Se refieren a las relaciones constantes entre los cambios de las variables del modelo, también las podemos entender como predicciones definitivas. Los modelos probabilísticos o también conocidos como estocásticos debido a que introducen elementos de incertidumbre y de aleatoriedad en el comportamiento del sistema.

Con o sin retroalimentación. Esta última clasificación está definida por su estructura. La retroalimentación se da cuando un valor de salida vuelve como un valor de entrada y por el contrario uno sin retroalimentación no considera que un valor de salida vuelva como uno de entrada (García, Heriberto, & Cárdenas, 2006, pág. 5).

2.3.4 Elementos que participan en un modelo de simulación

Sistema: Es una muestra del universo que se utiliza para ser analizada, la cual puede estar conectada con el exterior por medio de flujos de materiales.

Componentes: Son un conjunto de partes que hacen un todo, que una vez reunidas permiten la creación de un sistema que tiene un fin en común.

Variables: son una medida de un atributo de un componente, estas pueden ser exógenas o endógenas dependiendo de su comportamiento en el sistema. Si este no actúa sobre ellas son exógenas, sin en cambio las generadas por el sistema son endógenas (indican estado de la variable).

Parámetros: representan los valores que se le dan a las variables dependiendo el objetivo del sistema.

Relaciones funcionales: Son funciones matemáticas que unen a las variables y en un caso más específico a parámetros de tal manera que describan el funcionamiento de los componentes en el sistema.

Constricciones y restricciones: Las primeras son limitaciones que presentan los valores de las variables, estas son impuestas por la naturaleza del sistema y características del modelo. Las restricciones son limitaciones que impone una variable, sin afectar los límites del sistema (pueden ser impuestas por el modelador).

Criterio de funcionamiento: No son más que los objetivos del sistema y la forma en que será evaluada la consecución de los mismos.

2.3.5 Ventajas y limitaciones de las técnicas de simulación

Hasta ahora la simulación ha sido un procedimiento que al parecer muestra resultados factibles para llevar a cabo la toma de decisiones sin embargo resulta de gran ayuda conocer las ventajas y desventajas para que sean tomadas en cuenta en el estudio.

Según Ruiz y Oregui (2002); citados por Corpoica,(2005) , pág. 2004, los aspectos que hacen que los modelos de simulación constituyan una herramienta de gran utilidad de la investigación son:

1. Posibilita el análisis de un sistema bajo situaciones en las cuales la experimentación no es factible, principalmente por el costo que ella supondría en recursos humanos, económicos y de tiempo.
2. Facilita estudios de los efectos a largo plazo
3. Trabaja de manera simultánea con gran cantidad de variables
4. Genera cantidades importantes de resultados y datos en poco tiempo

2.4 Método de Simulación Monte Carlo

Para entender el Método Monte Carlo debemos remontarnos a 1777, se dice que esto fue porque Buffon intentaba calcular el valor de π a partir de ensayos con repetición.

Pero fue en la época de la Segunda Guerra Mundial cuando el Método Monte Carlo llegó a ser lo que ahora conocemos. Es necesario saber de los estudios realizados por Von Neumann y Ulam (físicos del Laboratorio Científico de los Alamos); estos dos matemáticos sorprendidos por el comportamiento de los neutrones sugirieron una solución que consistía en someter al problema a una ruleta. Gracias a la unión de las probabilidades de los eventos se dio una solución aproximada. Von Neumann nombro clave de "Monte Carlo" a los trabajos de los Alamos (Thierauf, 2002, pág. 464).

Tiempo después se da tal y como lo conocemos ahora con el uso de los primeros ordenadores en la construcción de las primeras bombas atómicas.

Al hablar de ruletas nos referimos a la generación de números aleatorios los cuales crean una secuencia de números al azar útiles para la solución de problemas.

2.4.1 Simulación Monte Carlo

La simulación Monte Carlo es una técnica que usa conceptos estadísticos como lo son el muestreo aleatorio, con la capacidad que tienen los ordenadores para procesar números pseudoaleatorios mediante modelos matemáticos generando así diversos cálculos.

“El método Monte Carlo es una simulación con técnicas de muestreo, o sea que en vez de obtener muestras de una población real, se obtiene de un duplicado teórico de la población de probabilidad de la variable de que se trata y para obtener luego una muestra de esa distribución mediante números aleatorios datos” (Thierauf, 2002, pág. 465).

Esta simulación es estocástica la cual genera una secuencia de números aleatorios lo que permite calcular promedios y rendimientos en diversas condiciones. (Redondo, 2007, págs. 16-17)

El método Monte Carlo se compone de una gran cantidad de simulaciones aleatorias las cuales permiten obtener valores de parámetros. (Benninga, pág. 598)

En la actualidad es muy común encontrar modelos o sistemas que hacen uso de la simulación Monte Carlo en diferentes áreas como la empresarial, informática, económica e incluso social. Este Método suele estar presente en problemas donde hay

comportamientos probabilísticos, es decir, bajo riesgo. es importante saber que el nombre de Monte Carlo proviene de la ciudad de Mónaco, famosa debido a la gran cantidad de casinos de juego, donde la aleatoriedad y el azar están inmersos en la sociedad, siendo un estilo de vida.

Existen varios complementos de Excel diseñados específicamente para la simulación Monte Carlo, siendo los más conocidos: @Risk, Crystal Ball, Insight.xla, SimTools.xla, etc., (Faulín, 2005).

2.4.2 Distribuciones de Probabilidad Continuas

Se dice que una variable aleatoria es continua solamente si tiene una cantidad infinita de valores no numerables.

La función de densidad de una variable aleatoria continua x puede definirse como:

$$f: \mathbb{R} \rightarrow [0, \infty)$$

Si cumple las siguientes condiciones:

- a) $P(a \leq X \leq b) = \int_a^b f(x)dx$, para todo a y b reales
- b) El área bajo toda la gráfica de f es 1, es decir, $\int_{-\infty}^{\infty} f(x)dx = 1$

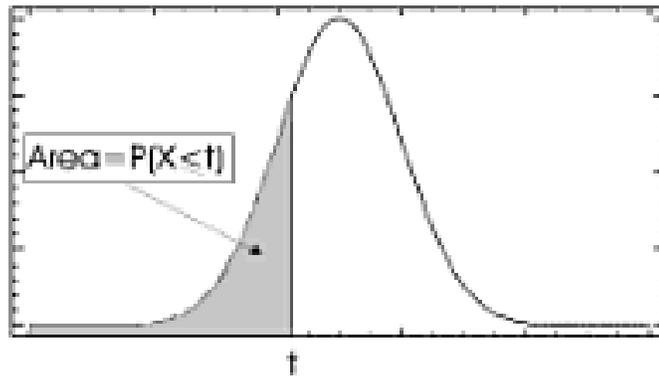
La función de distribución (acumulada) de una variable aleatoria x es:

$$F: \mathbb{R} \rightarrow [0,1]$$

Definida por:

$$F(t) = P(X \leq t) = \int_{-\infty}^t f(x)dx, \text{ para toda } t \text{ real}$$

Gráfica 2.3 Gráfica de Función de Distribución



Fuente: Tomada de Llinás & Rojas, (2006, pág. 259).

La grafica anterior nos dice que el área sombreada es la probabilidad $P(X \leq t)$ de que la variable X sea menor o igual a t .

2.4.2.1 Distribución Logística

Se dice que una variable aleatoria X tiene distribución logística de parámetros α y β con $\alpha \in \mathbb{R}$ y $\beta \in \mathbb{R}^+$ si su función de densidad está dada por:

$$f(x) = \frac{1}{\beta} \frac{\exp\left[-\left(\frac{x-\alpha}{\beta}\right)\right]}{\left[1 + \exp\left[-\left(\frac{x-\alpha}{\beta}\right)\right]\right]^2}; \quad x \in \mathbb{R} \quad (2.1)$$

La función de distribución de una variable aleatoria con distribución logística para α y β esta dada por:

$$F(x) = \frac{1}{1 + \exp\left[-\left(\frac{x-\alpha}{\beta}\right)\right]} \quad (2.2)$$

2.4.2.2 Distribución t-Student

Esta distribución de probabilidad se dio a conocer por primera vez en 1908, por el Irlandés W. S. Gosset.

Una variable aleatoria continua X tiene una distribución de probabilidad t-Student si se asemeja a la de un modelo normal. La diferencia entre estas son los grados de libertad (a menos grados de libertad de la t-Student, produce colas más pesadas que la normal).

La función de densidad de una variable aleatoria continua con distribución t-Student y parámetro ν está definida por:

$$f(x) = \frac{\Gamma\left(\frac{\nu+1}{2}\right)}{\Gamma\left(\frac{\nu}{2}\right)\sqrt{\pi\nu}} \left(1 + \frac{x^2}{\nu}\right)^{\frac{\nu+1}{2}} \quad (2.3)$$

Donde al parámetro ν se le conoce como grados de libertad y está relacionado con el tamaño de la muestra. Mientras mayor sean los grados de libertad más se parecerá a una distribución Normal (Gutiérrez & Vladimirovna, 2014, pág. 228).

2.4.3 Prueba Anderson-Darling

La prueba Anderson-Darling (A-D) es en términos generales más eficiente que la prueba χ^2 de Pearson y la de Kolmogorov-Smirnov (K-S), esto debido a que la prueba de Pearson trabaja con datos agrupados y suele haber más pérdidas de información y por otro lado la prueba de Kolmogorov-Smirnov es más sensible a desajustes que pudieran ocurrir en las colas de la distribución de probabilidad. Otro punto a favor de la Prueba Anderson-Darling tiene un mejor funcionamiento cuando hay casos extraordinarios o mejor conocidos como “outliers”.

La fórmula matemática de esta prueba es la siguiente:

$$A^2 = -n - \left(\frac{1}{n}\right) \sum_i [(2i - 1) \text{Ln}(z_{(i)}) + (2n + 1 - 2i) \text{Ln}\{1 - z_{(i)}\}] \quad (2.4)$$

Donde $z_{(i)}$ es el área bajo la curva normal para el intervalo $(-\infty, z_{(i)})$, la cual es la función de distribución normal estándar evaluada en el i -ésimo componente de muestra (Santos, 2002, pág. 42).

2.4.4 Generador de Números aleatorios

Los números aleatorios se consideran como base de la simulación, debido a que está se obtiene a partir de un generador de números aleatorios que crean una sucesión de valores derivados de una secuencia de variables aleatorias independientes e idénticamente distribuidas (*v.a.i.i.d.*) $U(0,1)$. Después estos números aleatorios se transforman simulando las distribuciones de probabilidad correspondientes al modelo.

La mayoría de los métodos de simulación están enfocados en la posibilidad de generar números aleatorios con distribución de probabilidad uniforme $\mathbb{U}(0,1)$. Hoy en día estos números son generados por ordenadores y se conocen como números pseudoaleatorios debido a que la sucesión de estos preceden de un origen llamado "semilla" (Coss, 1993, págs. 19-23).

Algunos de los métodos propuestos para la generación de números pseudoaleatorios son: congruencial mixto y congruencial multiplicativo.

El método congruencial mixto genera una secuencia de números pseudoaleatorios en la cual el último número generado, ósea el número X_{n+1} es derivado de número pseudoaleatorio X_n .

La fórmula para la generación de la secuencia es la siguiente:

$$X_{n+1} = (aX_n + c) \text{ mod } m \quad (2.5)$$

Donde:

$X_0 =$ la semilla ($X_0 > 0$)

$a =$ el multiplicador ($a > 0$)

$c =$ constante aditiva ($c > 0$)

$m =$ el módulo ($m > X_0$), $m > a$ y $m > c$)

Esto es que X_{n+1} es el residuo de dividir $aX_n + c$ entre el modulo. Los valores posibles de X_{n+1} son $0, 1, 2, \dots, m - 1$, es decir, m representa el número posible de valores que pueden ser generados.

A continuación mostraremos un ejemplo con valores para $x_0 = 3, a = 4, c = 6$ y $\text{mod } 7$.

Tabla 2.1 Números pseudoaleatorios del generador $X_{n+1} = (4X_n + 6) \text{ mod } 8$

N	X_n	$(4X_n + 6)/7$	X_{n+1}	Números uniformes
0	3	$2+4/7$	4	$4/7$
1	4	$3+1/7$	1	$1/7$
2	1	$1+3/7$	3	$3/7$
3	3	$2+4/7$	4	$4/7$
4	2	$2+0/7$	1	$1/7$
5	0	$0+6/7$	3	$3/7$
6	3	$2+4/7$	4	$4/7$

Fuente: Elaboración propia.

2.5 Marco referencial de investigaciones sobre Simulación Monte Carlo

A continuación se dará a conocer un trabajo de investigación que permite conocer más aplicaciones del Modelo de Simulación Monte Carlo con diferentes aportes al tema,

Un estudio realizado por Velásquez-Henao, Pulgarín-Agudelo, & Castaño-Arias, (2011) llamado “*Optimización de Monte Carlo usando la distribución beta*”, en el cual se muestra el Metodo Monte Carlo para explorar funciones no lineales n -dimensionales. En esta aproximación se usa la distribución beta para generar muestras aleatorias.

Los parametros (alfa y beta) son ajustados dinamicamente debido a que en las primeras iteraciones la distribución beta es muy similar a la distribución uniforme.

La distribución beta es una función de densidad de probabilidad continua con parametros $\alpha, \beta > 0$, definida en el intervalo $[0; 1]$.

La distribución beta y sus propiedades son:

$$f(z; \alpha, \beta) = \frac{\Gamma(\alpha + \beta)}{\Gamma(\alpha)\Gamma(\beta)} z^{\alpha-1} (1 - z)^{\beta-1} \quad (2.6)$$

Donde $\Gamma()$ es la función gamma. El valor esperado y la varianza son:

$$E[Z] = \frac{\alpha}{\alpha + \beta} \quad (2.7)$$

$$V[Z] = \frac{\alpha\beta}{(\alpha + \beta + 1)(\alpha + \beta)^2} \quad (2.8)$$

Este algoritmo permite un muestreo más eficiente que el método tradicional Monte Carlo el cual se fundamenta en la exploración detallada de la región circundante al óptimo encontrado en cada iteración.

CAPÍTULO 3. INVESTIGACIÓN DE OPERACIONES

3.1 Introducción

La teoría de decisiones nos permite analizar de forma individual los modelos para la toma de decisiones. Esta teoría nos permitirá seleccionar a nuestra mejor alternativa por medio de diferentes metodologías dependiendo de las características del problema.

La Investigación de Operaciones (I. O.) tiene sus inicios desde la época de la segunda guerra mundial debido a los problemas militares y demás situaciones derivadas de la guerra. Tiempo después, en la década de los cincuenta está empezó a tener mayor importancia en el sector industrial, lo cual contribuyo a su impulso y desarrollo.

Fue en 1947, en Estados Unidos donde Goerge B. Dantzig desarrolló el *Método Simplex de Programación Lineal*, el cual permitió el desarrollo de otros modelos de programación como lo son, la programación entera y por metas.

En la actualidad la Investigación de Operaciones es una herramienta clave para el proceso de selección o toma de decisiones permitiendo a las empresas resolver problemas económicos, técnicos, administrativos, etcétera., obteniendo mayor desarrollo.

En este capítulo daremos a conocer la diferencia entre un modelo determinístico y un heurístico mostrando las características de cada uno.

“La Investigación de Operaciones es la aplicación, por grupos interdisciplinarios, del método científico a problemas relacionados con el control de las organizaciones o sistemas (hombre-máquina) a fin de que se produzcan soluciones que mejor sirvan a los objetivos de toda la organización” (Prawda, 2004, pág. 20).

También puede definirse como “Un conjunto de métodos y técnicas aplicables a la solución de problemas operativos de los sistemas” (Landeta, 1996, pág. 11).

3.2 Características esenciales de la Investigación de Operaciones

Para poder identificar abordar un problema al cual aplicaremos la Investigación de Operaciones es necesario identificar las siguientes características:

- Relaciones funcionales en un sistema

Esta primera característica habla de las actividades de las empresas tiene efectos en las actividades de cualquier otra función. Esto indica que se puede tener bajo control todo el sistema y no solo un área especializada.

- El grupo interdisciplinario

Un grupo en donde se puede observar el problema desde distintos enfoques como lo son físicos, químicos, biológicos, psicológicos, sociales y económicos. De esta forma los miembros con sus respectivos conocimientos pueden aplicar métodos al problema que de forma individual tal vez no podrían considerarse.

- Adopción de un enfoque planeado

El enfoque básico de la investigación de operaciones es el método científico el cual se conforma de los siguientes pasos: observación, definición del problema, hipótesis, experimentación y verificación además de una versión actualizada donde se incluyen modelos matemáticos, técnicas de la I. O., utilización de los enfoques adecuados y ordenadores.

- Descubrimiento de nuevos problemas para su estudio

Esta característica es muy importante debido a que en la solución de un problema se descubren nuevos problemas los cuales no deben pasarse por alto. Cada uno de ellos debe resolverse hasta encontrar los mejores beneficios (Thierauf, 2002).

3.3 Tipos de problemas en la Investigación de Operaciones

La investigación de operaciones se utiliza en tres tipos de problemas: determinísticos, con riesgo, bajo incertidumbre. El primero se define debido a que cada alternativa tiene solo una solución, por el contrario en los problemas con riesgo cada alternativa tiene más de dos soluciones con una cierta probabilidad.

Los problemas bajo incertidumbre son en los que cada alternativa tiene varias soluciones además de que se ignora la probabilidad o distribución de probabilidad para cada solución.

3.3.1 Problemas Determinísticos

Una de las características principales de estos problemas es que se pueden predecir de manera fácil las consecuencias de cada alternativa.

Estos problemas carecen de incertidumbre debido a que los cambios de estado del sistema son predecibles.

3.3.2 Problemas Probabilísticos

Los problemas probabilísticos se basan en la aplicación estadística para la evaluación de eventos que por su naturaleza son incontrolables además de los riesgos que conlleva la toma de decisión.

En estos problemas se presenta la escasez de información lo cual produce un panorama incierto. La utilización de funciones de probabilidad permite la modelación de

datos además de que suelen dar solución al problema debido a sus parámetros ya establecidos.

3.3.3 Problemas Desconocidos

En la toma de decisiones con frecuencia es necesario actuar con base a la incertidumbre. Esta última es la consecuencia de una variación constante del sistema debido a que las causas no se pueden controlar.

En estos cada alternativa del problema tiene varias soluciones, sin embargo suele ignorarse con que probabilidad ocurren las soluciones.

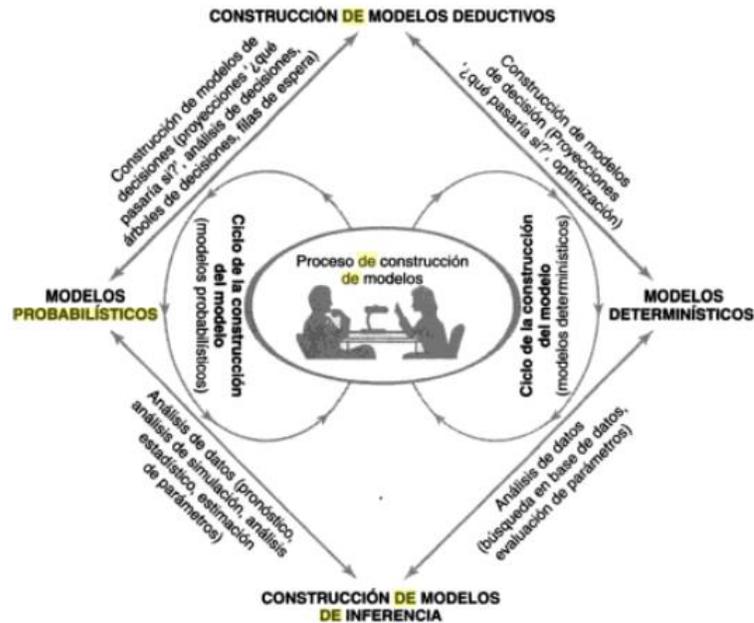
3.4 Diferencia entre modelos determinísticos y probabilísticos

La principal diferencia entre estos modelos es que los probabilísticos no siempre encuentran la mejor solución o la óptima, esto debido a que los estados del sistema dependen de las variaciones incontrolables a que está expuesto el sistema, en cambio los modelos determinísticos reaccionan de la misma manera aunque el sistema este expuesto a estímulos (Navarro, 2003, pág. 40).

El uso de los modelos cuantitativos como los determinísticos o probabilísticos depende la formulación del modelo y además de las necesidades presentes en el problema y del tomador de decisiones.

Es importante decir que ningún modelo es completamente determinístico, esto es, ausente de incertidumbre en todas las variables ni totalmente probabilístico o con incertidumbre.

Figura 3.1 Construcción de modelos deductivos



Fuente: Tomada de Eppen, (2000, pág. 21).

3.5 Modelos de asignación

El proceso de toma de decisiones se encuentra presente en la inversión debido a que las actividades que estos realizan precisa obtener los mejores resultados tomando en cuenta la asignación de recursos.

Esta asignación se lleva a cabo tomando en cuenta varias actividades, alternativas y recursos de cada una de ellas. Este problema se limita a combinar las actividades y recursos de manera óptima permitiendo la maximización del rendimiento como principal objetivo. Esto se conoce como "Programación matemática", y cuando las restricciones son de forma lineal se llama "Programación Lineal", caso contrario hablamos de la "Programación No Lineal".

3.5.1 Introducción al Proceso Analítico Jerárquico (AHP)

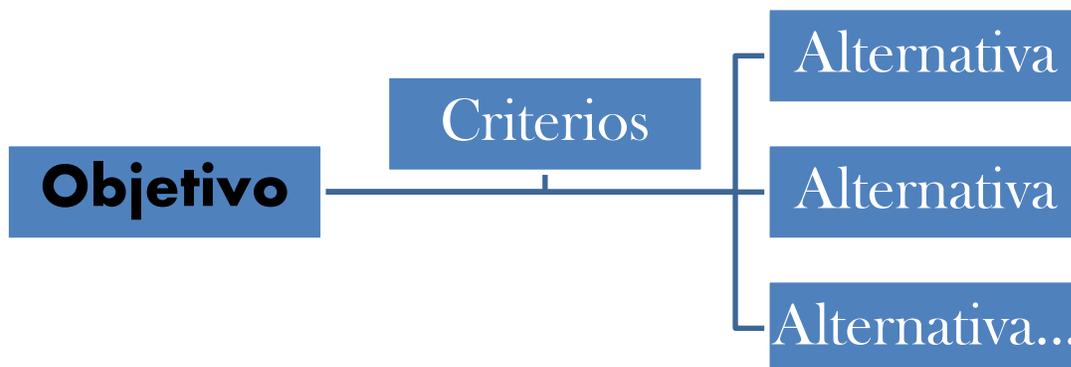
Este es un método para la toma de decisiones conocido como Analytic Hierarchy Process (AHP) el cual fue desarrollado por Thomas Saaty en 1980.

Este modelo de programación lineal presenta la toma de decisiones bajo certidumbre debido a que está diseñado para situaciones en las que las ideas, sentimientos y emociones se cuantifican con base a juicios subjetivos obteniendo así una escala numérica que permite al tomador de decisiones dar prioridad a ciertos criterios o alternativas (Taha, 2004, pág. 503).

El AHP es un enfoque básico de la toma de decisiones. Está diseñado para hacer frente tanto a lo racional como lo intuitivo para seleccionar el mejor número de alternativas evaluadas con base a varios criterios. En este proceso el tomador de decisiones lleva a cabo el juicio de comparaciones pareadas que se utiliza para elaborar por prioridades la clasificación de alternativas. AHP permite inconsistencias en el juicio pero proporciona un medio para mejorarlas. (L. Saaty & G. Vargas, pág. 12).

La forma más sencilla de estructurar un problema de decisión es una jerarquía que consiste en 3 niveles: el objetivo de la decisión como nivel superior, seguido por el segundo que consiste en los criterios de las alternativas y en el tercer nivel será la evaluación.

Figura 3.1 Modelo de decisión AHP



Fuente: Elaboración propia.

La metodología AHP muestra la forma de evaluar un número finito de alternativas con base al modelo jerárquico, donde el nivel más alto es la meta a la que deseamos llegar, el siguiente nivel son los criterios que afectan al problema y en el nivel más bajo encontramos las alternativas por evaluar. Esta permite evaluar aspectos cuantitativos y cualitativos a través de una escala de medida propuesta en Saaty en 1990.

En esta escala el tomador de decisiones puede tomar en cuenta sus preferencias y representarlas numéricamente a través de una escala del 1 al 9.

Tabla 3.1 Escala numérica utilizada en la metodología AHP

Escala numérica	Escala Verbal	Explicación
1	Igual Importancia	Los dos elementos tienen similar importancia
3	Moderadamente más importante una alternativa sobre otra	El juicio y experiencia previa favorecen a un elemento en comparación con el otro
5	Fuertemente más importante una alternativa sobre otra	El juicio y la experiencia favorecen fuertemente a un elemento en comparación con el otro
7	Mucho más fuerte la importancia de una alternativa sobre otra	Una alternativa domina fuertemente. Su dominación está probada en práctica
9	Importancia extrema de una alternativa sobre otra	Una alternativa domina completamente

Fuente: Saaty (1990).

El análisis AHP utiliza la comparación entre pares de los criterios estableciendo las prioridades hasta determinar los pesos relativos de los mismos. Esta fase de valoración incorpora al problema las preferencias o deseos del tomador de decisiones conformando la Matriz de comparaciones pareadas. Esta matriz es cuadrada $A = (a_{ij})$, donde se muestra la dominación de ciertos elementos. Esto es, el elemento menor tiene el valor inverso o recíproco en comparación con el mayor, esto es, si x es el número de

veces que un elemento domina a otro, entonces el último equivale a x^{-1} veces dominado por el primero.

*“Como es de esperar, si el juicio a_{ij} es un número positivo mayor que uno, su recíproco $a_{ji} = 1/a_{ij}$ es otro número positivo pero en este caso, menor que uno. El resultado de las comparaciones pareadas es una matriz cuadrada y recíproca ($a_{ij} * a_{ji} = 1$ cuyos elementos a_{ij} , son una estimación de las verdaderas razones (w_i/w_j) entre las prioridades asociadas a los elementos comparados ($w_j = 1, \dots, n$)” (Jiménez, 2001, pág. 15).*

3.5.2 Metodología para Análisis de AHP

A continuación mostraré una serie de pasos para obtener los pesos de los criterios además de la consistencia del procedimiento y después la elección de las alternativas que nos dará la nueva línea de prioridades y pesos de alternativas.

1. Una vez que tenemos la Matriz de comparaciones pareadas (A) de criterios proseguimos a normalizar (N) las columnas de la matriz.

Para esto debemos sumar las columnas de A y después dividir todos los elementos entre las respectivas sumas de cada columna. Una vez que esta nuestra matriz normalizada (N) para sacar el valor de pesos de los criterios (w) es necesario sacar el promedio de los renglones de la matriz N , lo que nos dará los pesos de los criterios.

2. Ahora para para verificar que la comparación de nuestras matrices es consistente realizaremos una serie de pasos a continuación:

Resolvemos las siguientes ecuaciones:

a) $Aw = C$

$$b) d_i = \frac{c_i}{w_i}$$

$$c) \lambda_{max} = \frac{\sum d_i}{n}$$

$$d) IC = \frac{\lambda_{max} - n}{n - 1}$$

Donde:

$A = (a_{ij})$ es la matriz reciproca de comparaciones pareadas

λ_{max} = es el autoevaluador principal de A

$w = (w_1, w_2, \dots, w_n)$ el vector de prioridades

Ahora es necesario calcular la Razón de Consistencia (RC)

$$(RC) = \frac{IC}{ICA} \tag{3.1}$$

Donde

IC = Índice de consistencia

ICA = Índice de consistencia obtenido al simular aleatoriamente los juicios para

las matrices reciprocas de orden n

Tabla 3.2 Tabla de valores de ICA

n	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
ICA	0	.58	.9	1.12	1.24	1.32	1.41	1.45	1.49	1.51	1.55	1.56	1.57	1.59

Fuente: Elaboración propia con base a Taha, (2004).

El valor de IC debe ser menor que en ICA para demostrar la consistencia además de que el IC debe ser menor a 0.1.

3. Ya que tenemos los pesos de los criterios comenzaremos por tomar en cuenta la tabla de las alternativas con los valores de sus respectivos criterios.

Como primer paso es necesario identificar qué criterios con mayor valor producen un beneficio para las alternativas (A mayor mejor) y cuales no (A menor mejor).

Para normalizar las columnas de criterios correspondientes A mayor mejor obtenemos las sumas de cada columna y dividimos cada valor del vector correspondiente entre la suma.

Para normalizar las columnas A menor mejor, de igual manera obtenemos la suma por columna, pero en este caso dividimos la suma entre cada valor del vector utilizado. Después volvemos a sumar las columnas calculadas y ahora si dividimos cada valor entre la suma obtenida lo que nos da unicidad en toda la tabla normalizada.

Ahora bien multiplicamos esta última tabla de valores de criterios de alternativas normalizadas por los pesos de los criterios (w) lo que nos dará coeficientes para cada alternativa permitiéndonos saber cuáles son las mejores y así asignar prioridades nuevamente a cada una y volver a aplicar el procedimiento aplicado a la obtención de pesos de criterios lo que nos da los nuevos pesos de alternativas.

CAPÍTULO IV. MERCADO BURSÁTIL MEXICANO Y BOLSA MEXICANA DE VALORES

4.1. Introducción

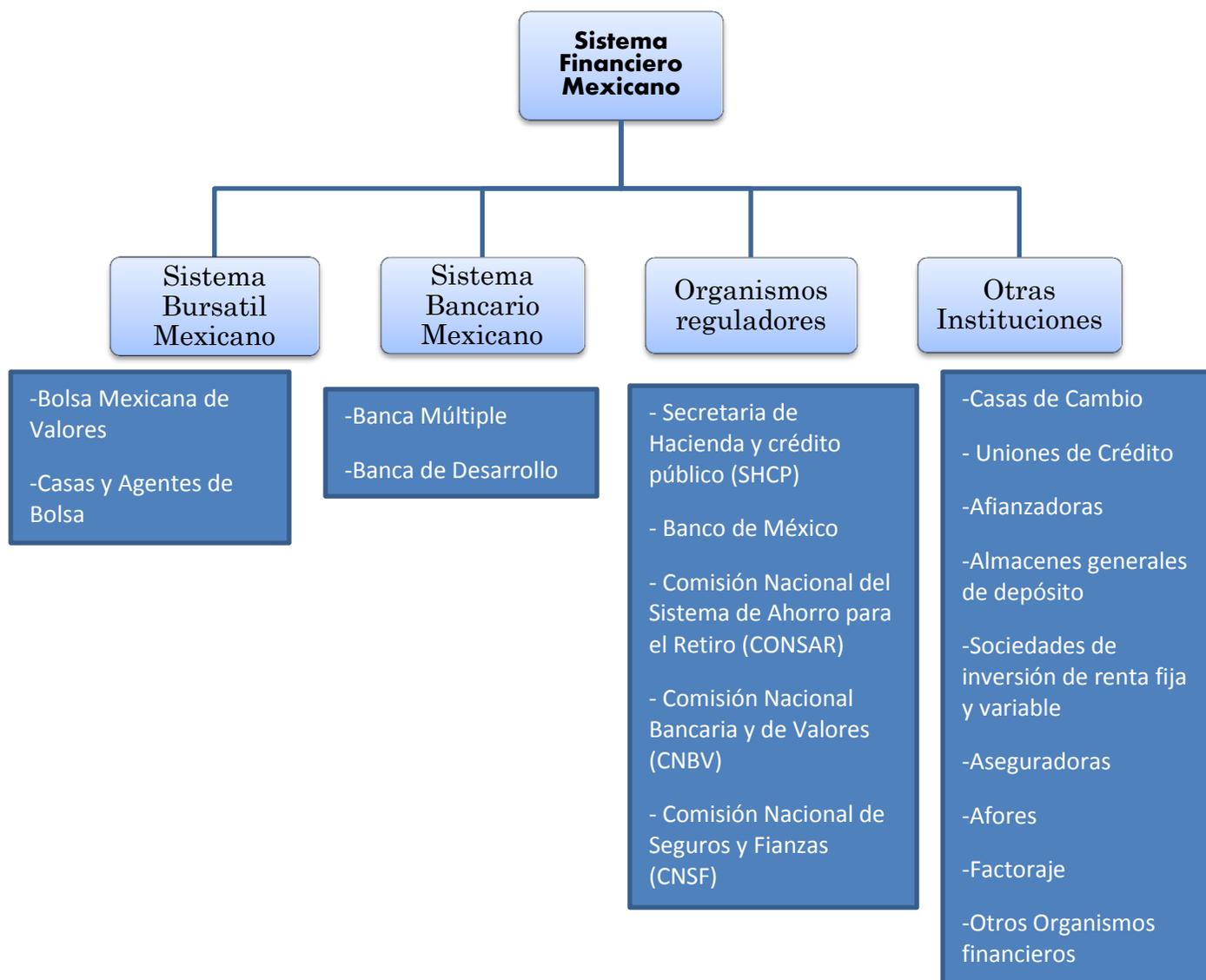
El mercado financiero permite la correcta transferencia de activos entre entidades movilizándolo a través del tiempo, lo cual hace que una economía tienda a crecer debido al ahorro que se genera; claro que esto no funcionaría así sin un sistema el cual permita el pleno desarrollo de ciertas actividades (Banxico, 2015).

A lo largo del tiempo este sistema ha pasado por diversas crisis las cuales le han permitido aprender de ellas debido a que deben ofrecer soluciones ante las necesidades presentadas haciendo de este un Sistema Financiero más eficiente.

El Sistema Financiero es intermediario entre quienes tienen y quienes necesitan dinero además de entender las necesidades de los ahorradores y equilibrarlas sin dejar a un lado las tasas de interés. Este está integrado por un conjunto de instituciones públicas y Privadas, a través de las cuales se llevan a cabo y se regulan ciertas actividades por medio de operaciones, como lo son financiamientos, inversiones, prestación de servicios, emisión y colocación de instrumentos bursátiles además de otras actividades financieras. (Santillán, 2007, pág. 1)

4.2. Componentes del Sistema Financiero Mexicano

Mapa 4.1 Composición del Sistema Financiero Mexicano



Fuente: Elaboración propia con base en Santillán, (2007, pág. 2.).

4.3. Sistema Bursátil Mexicano

Es un conjunto de organizaciones públicas y privadas donde se llevan a cabo actividades de carácter financiero por medio de títulos de valores que son negociados en la Bolsa Mexicana de Valores. Estas actividades son ejecutadas por los intermediarios bursátiles los cuales están inscritos en la sección de intermediarios del registro Nacional de Valores e intermediarios sin olvidar lo dispuesto en la Ley del Mercado de Valores.

Las actividades financieras se documentan mediante los títulos de valor que son negociados en la BMV mediante el sistema SENTRA al cual están conectados las casas de bolsa y los intermediarios bursátiles.

4.4 Bolsa Mexicana de Valores

La fundación de la Bolsa Mexicana de Valores se llevó a cabo en 1933 siendo hasta ahora el único Mercado de Valores en México. Esta es una Entidad Financiera privada donde se llevan a cabo las operaciones del mercado de valores organizado en México. Opera por concesión otorgada por la Secretaría de Hacienda y Crédito Público (SHCP) con apego a la Ley del Mercado de Valores.

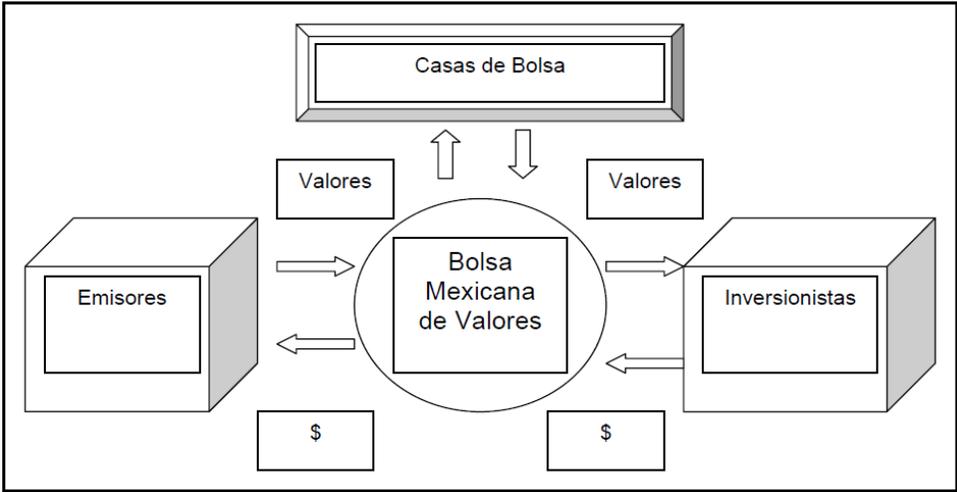
“La BMV está constituida como una sociedad anónima de capital variable cuyos accionistas únicamente pueden ser las casas de bolsa y los especialistas bursátiles, quienes tienen autorizada la propiedad de una sola acción por socio. Actualmente la BMV es una entidad no lucrativa administrada por sus miembros. Sin embargo, siguiendo las tendencias mundiales actuales y los cambios en la legislación respectiva, ha entrado en un proceso denominado “desmutualización” el cual consiste en una transformación de su estructura actual a una empresa con fines de lucro controlada por los accionistas” (Samaniego, 2008, pág. 41) .

En específico, la BMV obtiene recursos por parte de las empresas emisoras al colocar valores de deuda o capital entre el público inversionista por medio de la bolsa a través

de la oferta de valores. Los inversionistas que adquieren los valores se convierten en acreedores de las empresas emisoras.

La finalidad de la BMV es facilitar la transacción de valores con que cuenta, siendo un lugar al que acuden los socios para realizar la oferta y demanda de títulos. Como ya se mencionó anteriormente las operaciones se llevan a cabo a través de un sistema computarizado llamado Sistema Electrónico de Negociación, Transacción, Registro y Asignación (BMV-SENTRA Capitales) el cual permite la negociación de valores en el mercado bursátil.

Mapa 4.2 Proceso de colocación de Valores en la BMV



Fuente: Samaniego, (2008, pág. 41).

4.4.1 Importancia

Como sabemos la Bolsa Mexicana de Valores se encarga de comerciar gran cantidad de valores siendo la única que opera en el país. Su objetivo es la oferta y negociación de acciones que emiten las empresas.

La importancia de la Bolsa Mexicana de Valores se da debido a que es la base central para que empresas oferten y demanden valores reactivando el mercado, además de que les permite un desarrollo económico importante (Solano, 2001, págs. 4-5).

4.4.2. Funciones

La Bolsa Mexicana de Valores (BMV) tiene como objeto llevar a cabo y facilitar las transacciones permitiendo el desarrollo del mercado además de que contribuye a la expansión, competitividad y desarrollo del mismo, esto cumpliendo con las siguientes funciones:

- Proporcionar la infraestructura y los servicios necesarios que faciliten la interacción y operaciones entre la oferta y la demanda de valores además de títulos inscritos en el Registro Nacional de Valores (RNV) y otros instrumentos financieros.
- Mantener a disposición del público la información de los valores inscritos en la Bolsa Mexicana de Valores y los listados en el Sistema Internacional de Cotizaciones sobre sus emisores y operaciones que se lleven a cabo además de hacer las publicaciones pertinentes.
- Expedir normas que establezcan estándares que promuevan la igualdad de mercado. (Bolsa Mexicana de Valores)
- Fomenta la expansión y competitividad del mercado de valores

4.4.3 Organismos Reguladores

Para que se dé el buen funcionamiento del mercado y su entorno es necesario que exista la regulación, esta es la razón de ser de los siguientes organismos reguladores:

- La Secretaría de Hacienda y Crédito Público es el máximo poder regulador del Sistema Financiero Mexicano que se encarga de vigilar y controlar el buen funcionamiento de este.
- Comisión Nacional Bancaria y de Valores. Fue hasta 1955 cuando aún existían de forma separada la Comisión Nacional Bancaria y la Comisión Nacional de

Valores pero en ese mismo año hubo una modificación legislativa que entro en vigor y así es como se dio un solo organismo con orientación hacia un esquema de banca integral.

El objetivo principal de la CNVB es generar y sostener el sano desarrollo del sistema financiero mexicano además de supervisar a la banca comercial, la de desarrollo y a los intermediarios financieros.

- El Banco de México creado en 1925 y fue hasta 1990 cuando se le dio autonomía en el ejercicio de sus funciones.

El Banco de México es el banco central de la nación el cual se encarga de fomentar la estabilidad del poder adquisitivo del dinero, esto es, implementar las medidas necesarias para que no haya inflación.

4.4.4 Marco Jurídico y Normativo de la Bolsa Mexicana de Valores

Las leyes aplicables al marco jurídico para regular el mercado de valores son las siguientes:

Ley del Mercado de Valores: Esta ley regula las ofertas públicas de las empresas emisoras, así como las actividades de todos los que participan en el Mercado de Valores además de que se encarga del correcto cumplimiento de la intermediación que realizan las casas de bolsa

Ley de Sociedades de Inversión: Regula el funcionamiento de las sociedades de inversión y de sus operadores, así como el papel de las autoridades encargadas de vigilar su sano desarrollo y estricto apego al marco normativo vigente.

Reglamento General de la BMV: Define las normas operativas de admisión, suspensión y exclusión de socios de la institución, requisitos de listado y mantenimiento de valores, y las reglas generales de operación.

Código de Ética Profesional de la Comunidad Bursátil Mexicana: Signado por todos los intermediarios bursátiles, este código establece la integridad del mercado como principal objetivo. Su propósito concreto es evitar la manipulación de precios y el uso de la información privilegiada, protegiendo la libre competencia.

4.4.5 Participantes en la Bolsa Mexicana de valores

- Entidades Emisoras

Son las sociedades anónimas, organismos públicos, entidades federativas, municipios y entidades financieras las cuales son representadas por una casa de bolsa proporcionan al inversionista valores como acciones, títulos de deuda y obligaciones.

- Intermediarios bursátiles

Son las casas de bolsa, estas se encargan de poner en contacto a oferentes y demandantes de valores además de ofrecerlos y negociarlos en el mercado primario o secundario.

- Inversionistas

Estos son personas físicas o morales que a través de las casas de bolsa colocan sus recursos esto para la compra y venta de valores, con la finalidad de minimizar riesgos y maximizar rendimientos.

- Autoridades y Organismos Autorregulatorios.

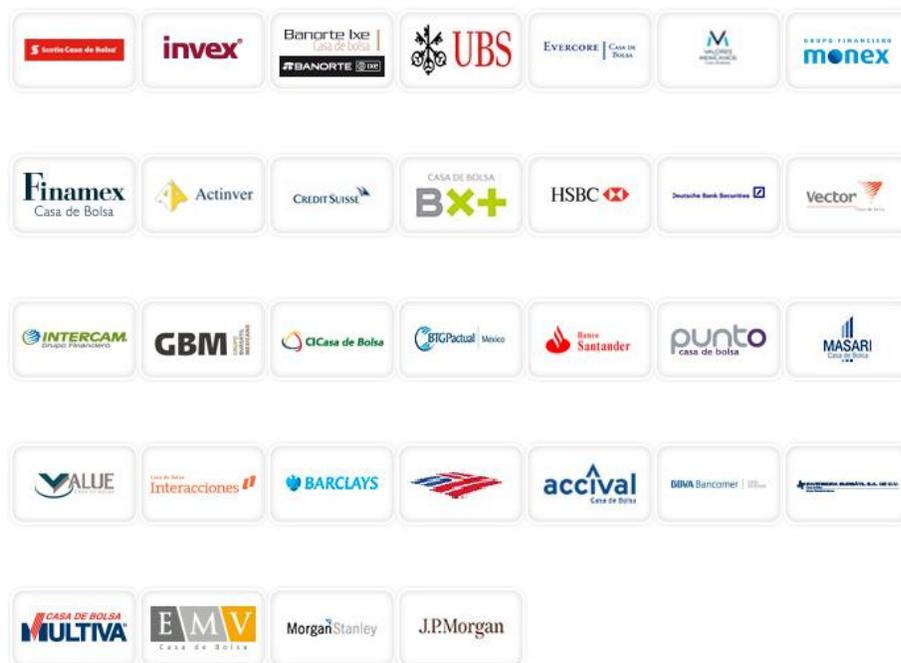
Fomentan y supervisan la operación del mercado de valores y sus participantes conforme a la normatividad vigente. En México las instituciones reguladoras son la Secretaría de Hacienda y Crédito Público, la Comisión Nacional Bancaria y de Valores, el Banco de México y la Bolsa Mexicana de Valores.

4.5 Intermediarios Financieros

Los intermediarios bursátiles se encargan de poner en contacto a los oferentes y demandantes de valores en el mercado, estos están obligados a ser socios de una bolsa de valores y estar autorizados por la CNBV.

Los intermediarios bursátiles están conformados por casas de bolsa, sociedades de inversión y especialistas bursátiles (Solís, 1997, pág. 112).

Figura 4.1 Intermediarios Financieros



Fuente: Información de la Bolsa Mexicana de Valores.

4.5.1 Casas de Bolsa

La Ley del Mercado de Valores establece que las casas de bolsa son instituciones constituidas como sociedades anónimas, las cuales se encuentran registradas en la sección de intermediarios, en el padrón del Registro Nacional de valores e Intermediarios (RNVI). Estas llevan a cabo diversas actividades, como lo son:

- Intermediarios en el Mercado de Valores
- Captan fondos para realizar operaciones con valores
- Ofrecen asesorías en materia de valores
- Administran las reservas para pensiones o jubilaciones
- Son representantes de tenedores de otros valores

4.5.2 Distribuidoras de Sociedades de Inversión

Estas se encargan de canalizar las órdenes de los inversionistas a las sociedades de inversión para que estas realicen las inversiones y ventas de su cartera de valores.

Las Sociedades de Inversión se definen como “Sociedad Anónima cuyo objeto social es la captación de recursos para canalizarlos invirtiéndolos en bienes, valores u otros instrumentos financieros proporcionando rendimientos” (Larraga & Peña, 2008, pág. 86).

El capital de las sociedades de inversión debe ser representado mediante acciones.

Según la Comisión Nacional Bancaria y de Valores una Sociedad de Inversión es:

“Una entidad que concentra el dinero de muchos inversionistas para invertir en una amplia gama de instrumentos financieros, como valores gubernamentales, acciones u otros títulos de capital y valores de deuda de empresas privadas o valores bancarios, dependiendo del objetivo de inversión del fondo y con la finalidad de ofrecer un rendimiento adecuado a sus inversionistas” (Comisión Nacional Bancaria y de Valores).

4.6 Índice de Precios y Cotizaciones (IPC)

El Índice de Precios y Cotizaciones mide el valor de una variable en el tiempo en una fecha determinada. Este en la Bolsa Mexicana de valores nos muestra el rendimiento del mercado accionario, esto en función de la variación de precios de una muestra representativa de las emisoras que cotizan en la BMV.

Este Índice está conformado por 35 acciones de mayor bursatilidad en el mercado nacional. Esta se determina debido a ciertos factores como lo son:

- Número total de operaciones de compra y venta
- Promedio del número de acciones intercambiadas en dichas operaciones y la rotación.
- Como factor secundario, el valor de capital de una empresa
- Sector económico al que pertenece

4.6.1 Actualización de acciones que conforman el IPC

La muestra de acciones del IPC se actualiza dos veces al año (Febrero y Agosto) y los cambios se anuncian con cinco días de anticipación. (Padilla, 2014, pág. 256).

**CAPÍTULO V. APLICACIÓN PRÁCTICA DEL
MÉTODO DE SIMULACIÓN MONTE CARLO Y
MARKOWITZ EN EL PORTAFOLIO**

5.1 Introducción

Como ya se mencionó en capítulos anteriores, el presente trabajo pretende mostrar cómo funcionan los modelos de Simulación Monte Carlo y Markowitz, estos aplicados a un portafolio conformado por acciones que cotizan en la Bolsa Mexicana de Valores y están dentro del IPC.

En este capítulo utilizaremos estas metodologías para aplicarlas al portafolio de inversión que cuenta con 30 de las 35 acciones que conforman el Índice de Precios y Cotizaciones. El análisis de ambos procesos nos permitirá su comparación además de elegir el que nos proporcione mejores resultados además de dar respuesta a las hipótesis planteadas.

Es importante mencionar que para la construcción de este portafolio es necesario la asignación de pesos para cada sector, éste se llevará a cabo por medio del método llamado Analytic Hierarchy Process o Proceso Analítico Jerarquizado el cual por medio de nuestras preferencias y criterios de las alternativas nos arrojará la mejor asignación haciendo que los métodos para la minimización de riesgos sean más eficientes.

5.2 Selección de la cartera

Una cartera se define como la combinación de activos y tiene como objetivo reducir el riesgo mediante la diversificación.

El proyecto está constituido por 30 acciones las cuales fueron elegidas con base al comportamiento de sus precios históricos además de la estabilidad financiera con la que cuentan. Los datos fueron extraídos de la página de internet **Yahoo Finanzas** además de algunos datos de la Bolsa Mexicana de Valores

Nuestra información tiene un horizonte de tiempo a largo plazo comenzando del 1 de enero de 2013 al 31 de julio de 2015 contando así con 673 datos de los precios históricos por acción.

Tabla 5.1 Componentes del IPC por sector Productivo

SECTOR PRODUCTIVO	ACCIÓN ¹
Energía	IENOVA
Materiales	ALPEK, CEMEX, GMEXICO, ICH, MEXCHEM, PE&OLES
Industrial	ALFA, ASUR, GAP, GCARSO, ICA, OHLMEX, PINFRA
Servicios y Bienes de Consumo no Básicos	ALSEA, ELEKTRA, LIVERPOL
Productos de Consumo frecuente	AC, BIMBO, COMERCI, FEMSA , GRUMA, KIMBER, KOF, LALAB , WALMEX
Salud	LAB
Servicios Financieros	BOLSA, GENTERA, GFINBUR, GFNORTEO, GFREGIO, SANMEX
Tecnología de la información	
Servicios de Telecomunicaciones	AMX, TLEVISA
Servicios Públicos	

Fuente: Elaboración propia con información de la (Bolsa Mexicana de Valores)

¹ Las acciones marcadas con negro son las que no se tomarán en cuenta para el estudio.

Aunque actualmente el IPC cuenta con 35 componentes de diferentes sectores sin embargo debido a la inestabilidad de algunos componentes y a la actualización de ellos de forma semestral opte por trabajar solo con 30 de ellos ya que estos cotizan de manera continua en el horizonte de tiempo establecido anteriormente.

5.3 Aplicación del modelo AHP para asignación de pesos

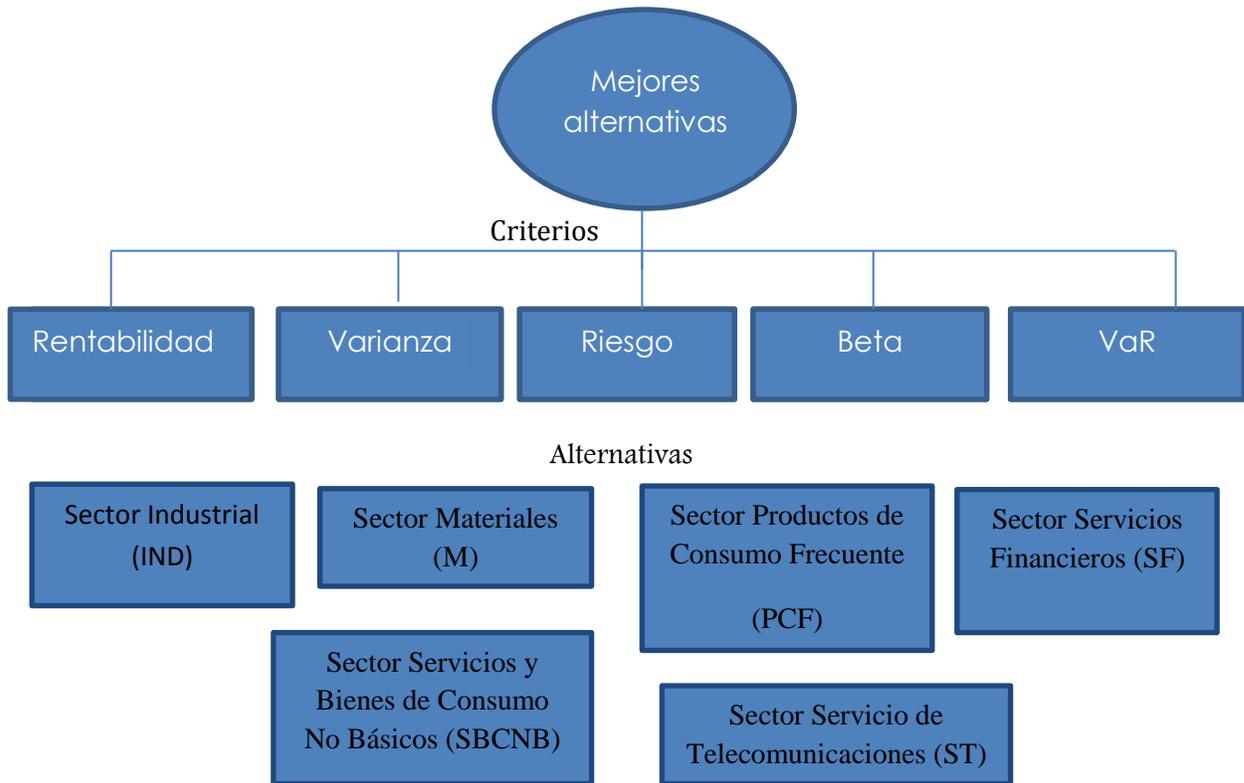
Rendimientos

Para aplicar el Modelo AHP, el de Markowitz y Simulación Monte Carlo es necesario convertir los precios de cierre a rendimientos diarios; esto se obtiene con la siguiente formula: (Vliet, 2009, pág. 19)

$$R_{t+1} = \ln(P_{t+1}) - \ln(P_t) \quad (5.1)$$

Basándonos en la información del capítulo 4, la forma más fácil de tratar un problema de decisión es la jerarquización es por eso que plantearemos el Modelo de decisión para AHP estableciendo nuestros 3 niveles.

Mapa 5.1 Modelo de Decisión AHP



Fuente: Elaboración propia.

Para el caso de los criterios a analizar retomaremos la información del rendimiento esperado del portafolio y la varianza del portafolio que en este caso será por sector y para el caso de la Beta y VaR se presenta la metodología para el cálculo de estos indicadores a continuación:

Cálculo de la Beta

Observamos que $\frac{\partial \sigma_p^2}{\partial w_i} = \frac{2\sigma_p \partial \sigma_p}{\partial w_i}$. Dado esto, la sensibilidad del cambio relativo en la volatilidad del portafolio a un cambio en la ponderación es:

$$\frac{\partial \sigma_p}{\sigma_p \partial w_i} = \frac{Cov(R_i, R_p)}{\sigma_p^2} = \beta_i \quad (5.2)$$

Ahora bien para obtener la Beta del portafolio utilizamos la siguiente formula:

$$\beta_p = \sum_i^N \beta_i w_i \quad (5.3)$$

Esto permite al inversionista saber que activo o portafolio contribuye de forma más significativa al riesgo total (Jorion, 2003, pág. 163).

Cálculo del VaR para distribuciones paramétricas

El VaR indica la máxima pérdida esperada o es su caso la peor pérdida sobre un horizonte de tiempo dentro de un intervalo de confianza.

Para encontrar el VaR de una variable normal estándar se selecciona el nivel de confianza deseado, por ejemplo, 5% lo cual corresponde a un valor de $\alpha = 1.65$ abajo de cero. Por lo tanto el rendimiento crítico (VAR) es

$$R^* = -\alpha\sigma + \mu \quad (5.4)$$

Para agregar el horizonte de tiempo es conveniente utilizar las siguientes conversiones para la media y la desviación estándar. Si queremos ir de datos diarios al horizonte de tiempo planteado usamos (Jorion, 2003, págs. 96-103):

$$\mu = \mu_{anual} T \quad (5.5)$$

$$\sigma = \sigma_{anual} \sqrt{T} \quad (5.6)$$

Ya que contamos con los valores de los criterios de las alternativas procedemos a hacer el análisis correspondiente.

Tabla 5.1 Valor por sector de los criterios

SECTORES	Rentabilidad	Varianza	Riesgo	Beta	VaR
IND	0.000205286	0.000123699	0.011122004	0.895873294	0.33643183
M	-0.000415044	0.000126641	0.01125349	0.944323288	0.759524144
PBCNB	-9.52107E-05	0.000133445	0.011551831	0.706620188	0.557007237
PCF	0.00033682	7.90493E-05	0.008890965	0.730062691	0.15270794
SF	0.000294001	0.000104486	0.010221838	0.824764351	0.238315544
ST	0.000123079	0.000163258	0.012777249	0.910340103	0.462388311

Fuente: Elaboración propia

Tomaremos en cuenta los 6 sectores productivos que conforman el IPC y por medio del método AHP le asignaremos pesos (w) a cada sector restringiendo nuestro portafolio.

Estas acciones las representaremos de la siguiente manera:

$$\sum_i^n R_i x_i = w_i \quad (\text{para todo } i = 1,2,3,4 \dots 30) \quad (5.7)$$

Industria

$$-1.455E-04x_2 + 4.240E-04x_6 + 4.237E-04x_{12} + -7.404E-05x_{13} + -1.063E-03x_{20} + -7.116E-04x_{26} + 1.867E-04x_{27} = w_1 \quad (1)$$

Materiales

$$-1.401E-04x_3 + -6.236E-05x_9 + 1.331E-04x_{18} + -3.616E-04x_{21} + -2.256E-04x_{25} = w_2 \quad (2)$$

Productos de consumo frecuente

$$4.516E-05x_1 + 9.128E-05x_7 + -1.427E-05x_{10} + 8.366E-04x_{19} + -9.103E-05x_{22} + -2.979E-04x_{23} + 1.581E-04x_{30} = w_3 \quad (3)$$

Servicios y bienes de consumo no básicos

$$2.863E-04x_4 + -3.168E-04x_{11} + 3.091E-04x_{24} = w_4 \quad (4)$$

Salud

$$-8.698E-04x_{24} = w_5 \quad (5)$$

Servicios Financieros

$$-7.993E-05x_8 + 1.720E-04x_{14} + -4.649E-06x_{15} + -2.000E-06x_{16} + 3.146E-04x_{17} + -2.664E-04x_{28} = w_6 \quad (6)$$

Servicios de telecomunicaciones

$$2.107E-04x_5 + 5.736E-04x_{29} = w_7 \quad (7)$$

Descartaremos el sector salud debido a que Genomma Lab en lo que va del año, los títulos de la farmacéutica han registrado una caída de 45%, reportando así la mayor pérdida de las 35 emisoras que integran el Índice de Precios y Cotizaciones (IPC), de la Bolsa Mexicana de Valores (BMV). Y aunque se habla del compromiso por mejorar su situación resulta incierta su estabilidad financiera.

Ahora bien, haremos una lista con base a nuestras preferencias, esto es, de acuerdo al análisis del tomador de decisiones.

Utilizaremos la escala propuesta por el Saaty y daremos importancia a ciertos criterios para elegir los mejores pesos para cada alternativa.

Tabla 5.2 Prioridad por criterios

Tabla de prioridades		
Lista	Criterios	Valor
1	Rentabilidad	1
2	Varianza	3
3	Riesgo	5
4	Beta	7
5	VaR	9

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 5.3 Matriz de Comparaciones pareadas (A)

ESCALA	Rentabilidad	Riesgo	Var	Beta	
Rentabilidad	1	3	5	7	9
Varianza	1/3	1	3	5	7
Riesgo	1/5	1/3	1	3	5
Beta	1/7	1/5	1/3	1	3
VaR	1/9	1/7	1/5	1/3	1

Fuente: Elaboración propia

Tabla 5.4 Asignación de pesos a los criterios

Criterios	Pesos (w)
Rentabilidad	0.502819496
Varianza	0.260231588
Riesgo	0.134350441
Beta	0.067777667
VaR	0.034820809

Fuente: Elaboración propia

Ya que definimos por grado de importancia de un criterio sobre otro construimos la Matriz de Comparaciones pareadas (Tabla 5.3) y llevamos a cabo la normalización lo cual nos arrojará pesos a los criterios (Tabla 5.4). Por otra parte sacamos los valores de cada uno de los criterios de cada sector (Tabla 5.1) y de igual manera aplicamos la normalización de la matriz. Ya que tenemos estas dos matrices hacemos la multiplicación por medio de la función en Excel "MMULT" (Tabla 5.1 normalizada, Tabla 5.4), esto nos da valores para cada alternativa lo cual nos permite jerarquizarla.

Tabla 5.5 Coeficientes para la elección de mejor alternativa

SECTOR	ASIGNACIÓN	JERARQUIZACIÓN
IND	0.308187287	3
M	-0.391371379	5
PBCNB	-0.031527319	5
PCF	0.49283345	1
SF	0.420077416	2
ST	0.201800544	4

Fuente: Elaboración propia.

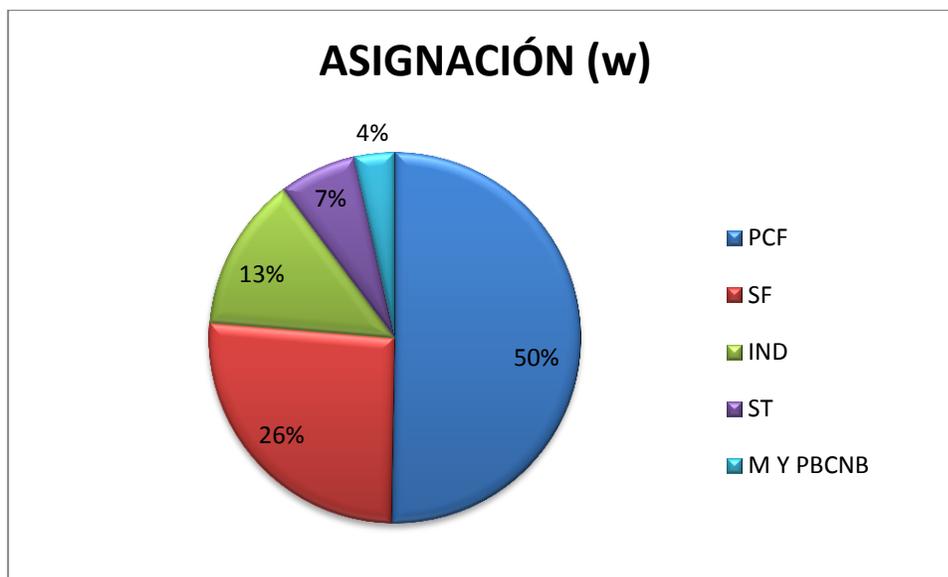
Con esta jerarquización podemos crear una nueva tabla de preferencias por alternativa y volver a asignarles valor numérico arrojándonos nuevos pesos pero ahora para nuestros sectores encontrando así el mejor resultado (Tabla 5.6).

Tabla 5.6 Asignación de pesos a las alternativas

SECTORES	w
PCF	0.502819
SF	0.260232
IND	0.134350
ST	0.067778
M Y PBCNB	0.034821

Fuente: Elaboración propia.

Gráfica 5.4 Asignación de pesos a las alternativas



Fuente: Elaboración propia en Excel.

Ya que contamos con nuestros pesos para cada sector los sustituimos para después agregar estas ecuaciones o mejor dicho restricciones a nuestros modelos.

Productos de consumo frecuente

$$1.355E-05x_1 + 3.802E-04x_7 + 6.202E-05x_{10} + 2.503E-03x_{19} + 1.866E-04x_{22} - 6.711E-04x_{23} - 1.164E-04x_{30} = 50.2819\% \quad (3)$$

Servicios Financieros

$$-1.775E-04x_8 + 6.108E-04x_{14} - 1.032E-04x_{15} - 2.000E-06x_{16} + 6.686E-04x_{17} - 5.620E-04x_{28} = 26.0232\% \quad (6)$$

Industrial

$$2.326E-04x_2 + 7.414E-04x_6 + 8.134E-04x_{12} + 2.326E-04x_{13} - 1.705E-03x_{20} - 1.125E-04x_{26} + 1.139E-03x_{27} = 13.4350\% \quad (1)$$

Servicios de telecomunicaciones

$$7.487E-05x_5 + 7.416E-04x_{29} = 6.7778\% \quad (7)$$

Servicios y bienes de consumo no básicos y Materiales

$$-6.735E-04x_3 + 1.159E-04x_9 - 8.806E-05x_{18} - 7.995E-04x_{21} - 6.300E-04x_{25} + 1.055E-03x_4 - 6.666E-04x_{11} + 4.912E-04x_{24} = 3.4821\% \quad (2 \text{ y } 4)$$

5.4 Aplicación del Modelo de Markowitz

Como ya observamos para llevar a cabo el modelo es necesario realizar una serie de operaciones matemáticas debido a que con base a nuestra función objetivo y restricciones debemos encontrar la mejor combinación en la asignación de pesos para las acciones. Por esta razón utilizaremos el software Excel debido a que cuenta con funciones precisas para llevar a cabo el estudio.

A continuación mostraremos la forma en que se resolverá el problema determinístico:

- Ya que tenemos los rendimientos diarios de las series históricas de las acciones calcularemos los rendimientos promedio por acción² los cuales se muestran en la siguiente tabla

Tabla 5.7 Rendimiento promedio por acción

ACCIÓN	RENDIMIENTO PROMEDIO
AC.MX	1.355E-05
ALFAA.MX	2.326E-04
ALPEKA.MX	-6.735E-04
ALSEA.MX	1.055E-03
AMXL.MX	7.487E-05
ASURB.MX	7.414E-04
BIMBOA.MX	3.802E-04
BOLSAA.MX	-1.775E-04
CEMEXCPO.MX	1.159E-04
COMERCIUBC.MX	6.202E-05
ELEKTRA.MX	-6.666E-04
GAPB.MX	8.134E-04
GCARSOA1.MX	2.326E-04

² Usaremos la función de Excel "PROMEDIO"

GENTERA.MX	6.108E-04
GFINBURO.MX	-1.032E-04
GFNORTEO.MX	2.385E-05
GFREGIOO.MX	6.686E-04
GMEXICOB.MX	-8.806E-05
GRUMAB.MX	2.503E-03
ICA.MX	-1.705E-03
ICHB.MX	-7.995E-04
KIMBERA.MX	1.866E-04
KOFL.MX	-6.711E-04
LIVERPOLC-1.MX	4.912E-04
MEXCHEM.MX	-6.300E-04
OHLMEX.MX	-1.125E-04
PINFRA.MX	1.139E-03
SANMEXB.MX	-5.620E-04
TLEVISACPO.MX	7.416E-04
WALMEX.MX	-1.164E-04

Fuente: Elaboración propia usando Excel.

- Ahora es necesario obtener la Matriz de covarianza de Rendimientos de las acciones, la cual es más fácil obtenerla haciendo uso de la función de Excel llamada “Análisis de Datos”.

Esta puede ser observada en el **Anexo 1**

- Después asignaremos un vector de pesos por acción que al sumarse debe dar 1. En este caso, debido a que son 30 acciones, los pesos para cada acción serán de 1/30, los cuales cambiarán al finalizar el proceso.
- Como sabemos el modelo se basa en el rendimiento esperado del portafolio y el riesgo, en primera instancia calcularemos $E(Rp)$; usamos la función “SUMAPRODUCTO” de Excel con el vector de rendimientos promedio por acción y el de pesos asignado a cada activo.

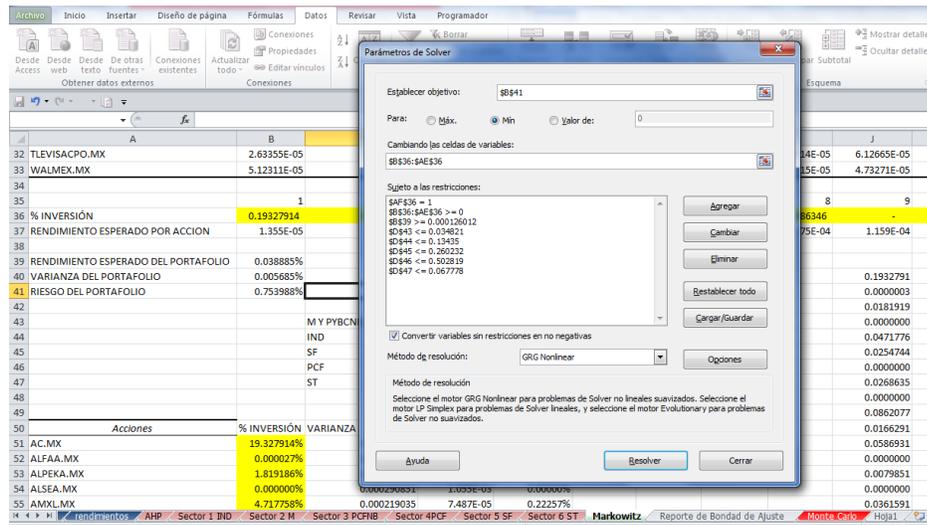
- Ahora calcularemos la varianza usando la función “MMULT” de la siguiente forma MMULT (MMULT (Vector de pesos en forma transpuesta, matriz de covarianzas), Vector de pesos), ahora utilizamos las teclas CTRL+SHIFT+ENTER y obtenemos nuestro resultado. Ya solo sacamos la raíz de la varianza para obtener la Desviación estándar ósea el Riesgo del portafolio.
- Después calculamos la desviación estándar que es la raíz cuadrada de la varianza, esto con la función “ = Raíz”.
- Elegimos un nivel de rendimiento esperado para el portafolio de inversión, el cual nos servirá como base para minimizar el riesgo. en el caso de este modelo nuestra restricción será que nuestro rendimiento óptimo sea $\geq 0.0126012\%$. Esto permitirá al modelo la modificación de los pesos para que se logre el objetivo.

Aún nos falta el paso más importante y es acatarnos a nuestras restricciones para poder minimizar el riesgo y obtener valores óptimos para *las W's*.

- Ya que contamos con todos esos datos usamos la función “SOLVER”, fijamos nuestro objetivo que en este caso será la varianza, le damos en minimizar, marcamos el vector W a modificar, agregamos las siguientes restricciones:
 - 1) *La suma del vector de pesos = 1*
 - 2) *El vector de pesos ≥ 0*
 - 3) *$E(Rp) \geq$ Rendimiento del portafolio*

Además de las restricciones para el porcentaje de inversión a cada sector productivo del IPC.

Figura 5.1 Introducción de la Función objetivo y restricciones en Solver

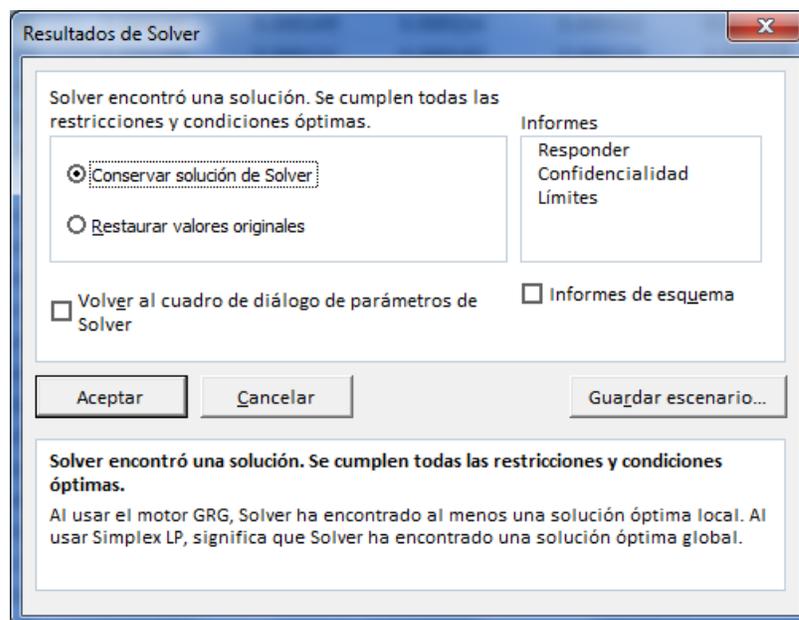


Fuente: Elaboración propia con captura de pantalla en Excel.

- Y le damos “Resolver”

Si el programa encontró una solución que se ajuste a nuestro objetivo y restricciones se asignarán los pesos a las acciones necesarias.

Figura 5.2 Indicador de que existe solución al problema planteado



Fuente: Elaboración propia con captura de pantalla en Excel.

Esto nos arrojará los valores óptimos para w por acción los cuales se muestran a continuación:

Tabla 5.8 Pesos por acción SOLVER Modelo de Markowitz

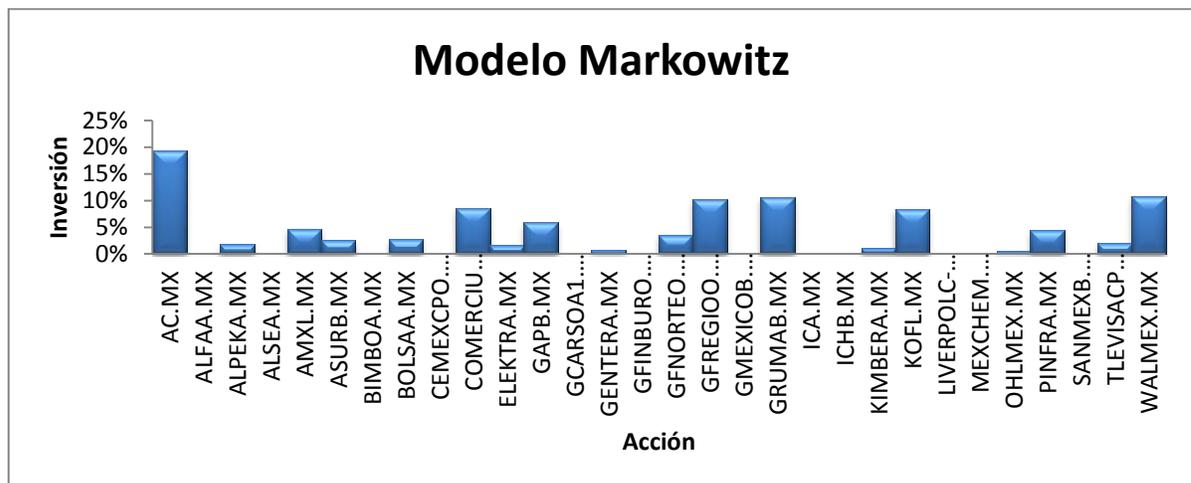
ACCIÓN	% INVERSIÓN
AC.MX	19.327914%
ALFAA.MX	0.000027%
ALPEKA.MX	1.819186%
ALSEA.MX	0.000000%
AMXL.MX	4.717758%
ASURB.MX	2.547438%
BIMBOA.MX	0.000000%
BOLSAA.MX	2.686346%
CEMEXCPO.MX	0.000000%
COMERCIUBC.MX	8.620769%
ELEKTRA.MX	1.662914%
GAPB.MX	5.869307%
GCARSOA1.MX	0.000000%
ENTERA.MX	0.798509%
GFINBURO.MX	0.000000%
GFNORTEO.MX	3.615907%
GFREGIOO.MX	10.266917%
GMEXICOB.MX	0.000000%
GRUMAB.MX	10.631736%
ICA.MX	0.000000%
ICHB.MX	0.000000%
KIMBERA.MX	1.110464%
KOFL.MX	8.434337%
LIVERPOLC-1.MX	0.000000%

MEXCHEM.MX	0.000000%
OHLMEX.MX	0.556409%
PINFRA.MX	4.461818%
SANMEXB.MX	0.000000%
TLEVISACPO.MX	2.060042%
WALMEX.MX	10.812201%
RENDIMIENTO ESPERADO D PORTAFOLIO	0.038885%
RIESGO DEL PORTAFOLIO	0.753988%

Fuente: Elaboración propia usando Excel.

La gráfica que se encuentra a continuación muestra el porcentaje destinados a invertir en cada uno de los activos del portafolio de inversión.

Gráfica 5.2 Inversión por acción Markowitz



Fuente: Elaboración propia en Excel

Mediante este proceso es posible calcular el riesgo mínimo esperado del portafolio con el rendimiento asignado por el inversionista con lo que se podrá obtener diferentes

combinaciones de puntos de rendimiento y riesgo para así obtener la frontera de eficiencia.

Las soluciones obtenidas con Solver deben cumplir con las restricciones antes mencionadas.

5.4.1 Elaboración de la Frontera de Eficiencia

A continuación daremos a conocer el procedimiento necesario para realizar la Frontera de Eficiencia en Excel.

Después de resolver el Modelo de Markowitz por medio de Solver en Excel, utilizaremos el valor del Riesgo mínimo obtenido y cambiando la restricción del rendimiento esperado por una serie de valores propuestos resolveremos para cada caso obteniendo valores asignados para cada portafolio como se muestra en la siguiente tabla:

Tabla 5.9 Datos para la elaboración de la Frontera de Eficiencia³

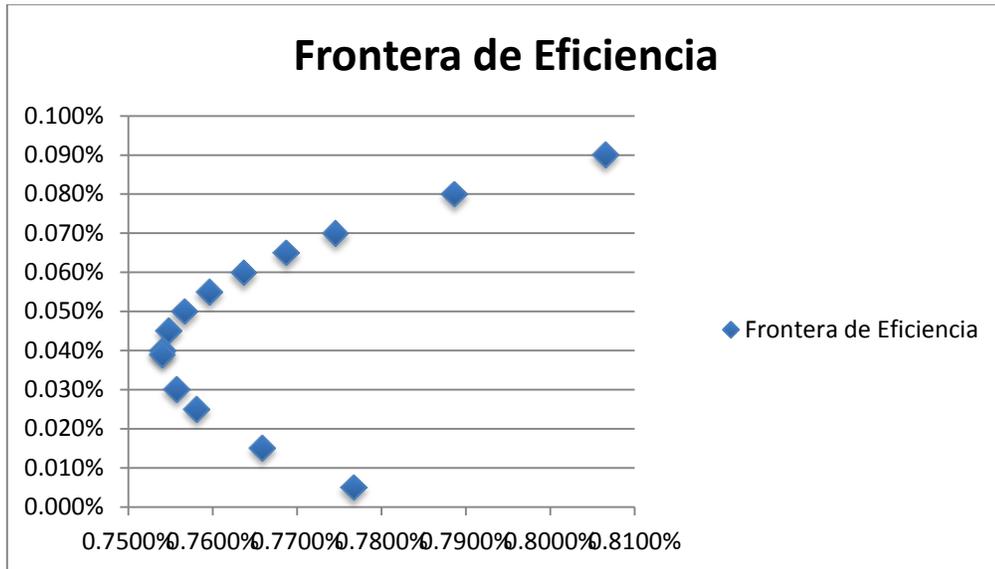
Frontera de Eficiencia			
Portafolios realizados	Rendimiento	Varianza	Desv. Estándar
1	0.090%	0.0065%	0.8065%
2	0.080%	0.006219%	0.7886%
3	0.070%	0.0060%	0.7745%
4	0.065%	0.0059%	0.7687%
5	0.060%	0.0058%	0.7636%
6	0.0550%	0.0058%	0.7596%
7	0.050%	0.0057%	0.7566%
8	0.045%	0.0057%	0.7548%
9	0.040%	0.0057%	0.7540%
*10	0.039%	0.0057%	0.7540%
11	0.030%	0.0057%	0.7557%
12	0.025%	0.0057%	0.7580%
13	0.015%	0.0059%	0.7659%
14	0.005%	0.0060%	0.7767%
15	0.10%	0.0069%	0.8294%

Fuente: Elaboración propia en Excel usando Solver.

³ El portafolio marcado con asterisco es el resultado del Modelo de Markowitz

Después graficamos el rendimiento y la desviación estándar mostrando los puntos que cumplen con nuestras condiciones

Gráfica 5.3 Frontera de Eficiencia de Markowitz



Fuente: Elaboración propia en Excel.

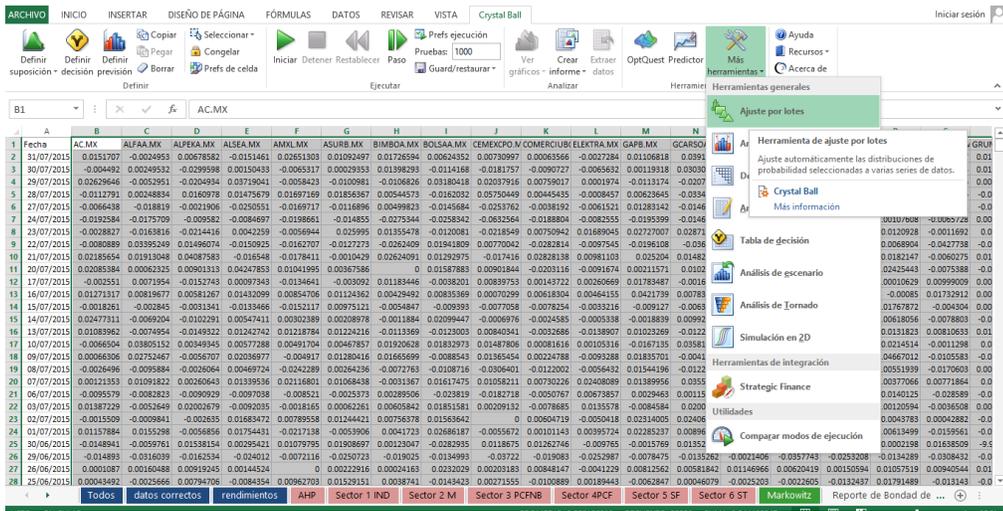
5.5 Aplicación de Simulación Monte Carlo

Procedemos a hacer el análisis del portafolio de inversión con el Método de Simulación Monte Carlo. A continuación mostraremos los pasos a seguir utilizando Excel con Crystall Ball (Charnes).

- Ajuste grupal de los datos

Con la selección de los rendimientos diarios ajustaremos los datos a las distribuciones de probabilidad necesarias obteniendo los mejores parámetros de cada activo.

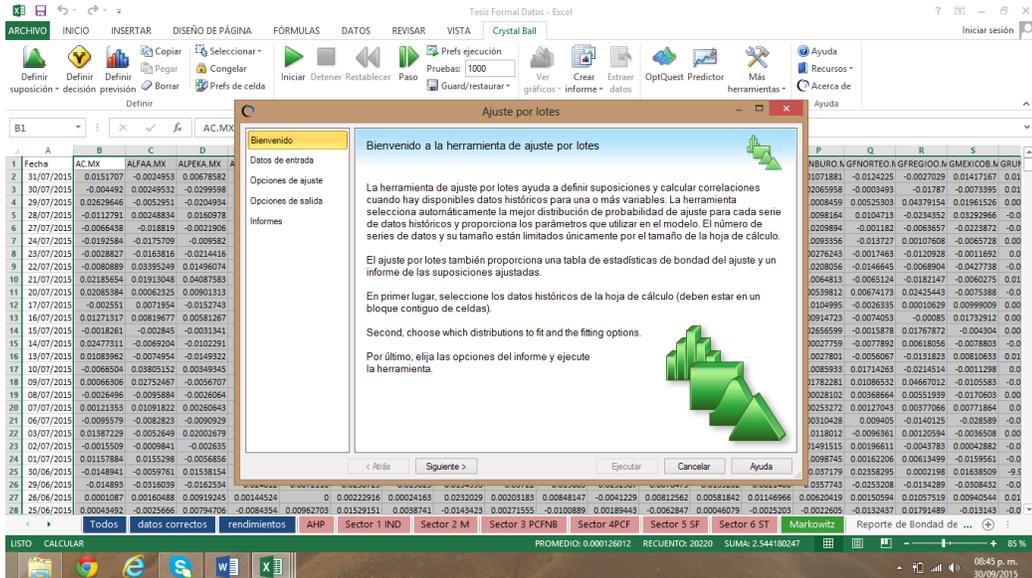
Figura 5.3 Ajuste grupal de datos



Fuente: Elaboración propia utilizando Crystal Ball en Excel.

Una vez que accedemos a esta herramienta aparecerán un conjunto de pestañas como se muestra a continuación, las cuales configuraremos de la siguiente manera:

Figura 5.4 Opciones del Ajuste grupal de datos



Fuente: Elaboración propia utilizando Crystal Ball en Excel.

Sombreamos los datos con los títulos de las acciones y después seleccionamos de la barra de menús Crystal Ball y en la parte de “Más herramientas” elegimos la opción “Ajuste Grupal”

Se desplegará una serie de opciones:

- *Ingreso de datos*

Por la forma de los datos elegiremos la opción “Datos en columna” y “La fila superior tiene títulos”

- *Opciones de ajuste*

Los datos se distribuyen de manera continua y la clasificación por bondad de ajuste la que mejor nos parezca. En este caso dejaremos la selección automática.

- *Opciones de salida*

En esta parte dejaremos el análisis en la misma hoja y lo posicionaremos a un lado de los rendimientos; la dirección será llenada hacia abajo y también marcaremos que se muestre la matriz de correlación.

- *Reportes*

Elegimos el reporte de bondad de ajuste y le damos “OK”

Y así obtenemos el mejor ajuste de los datos a las distribuciones.

Tabla 5.10 Resultados del Ajuste grupal

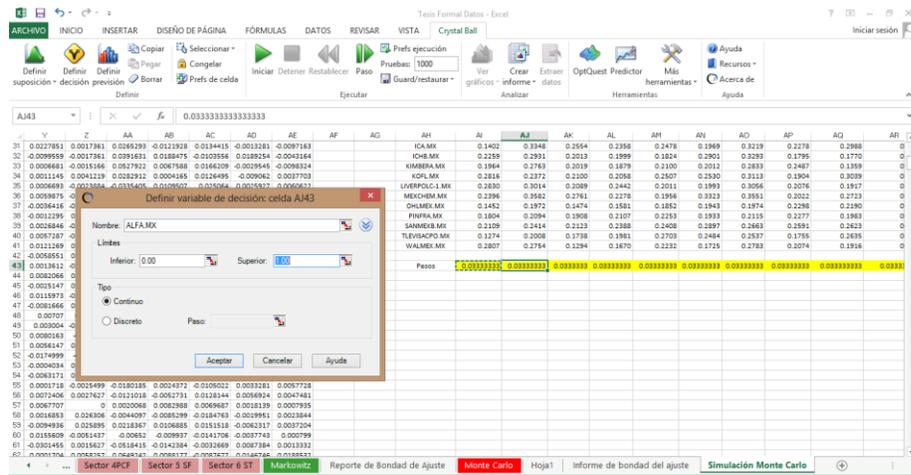
	AI	AJ	AK	AL	AM	AN	AO	AP	AQ	AR	AS	AT	AU	AV	AW	AX	AY
5 Serie de datos	AC.MX	ALFA.MX	ALFA.MX	ALFA.MX	AMX.MX	AMX.MX	BBVA.MX	BOLSA.MX	CEMEX.MX	COMERCIO.MX	ELECTRA.MX	GAP.MX	GCARSOA1.MX	GENERA.MX	GRUPO.MX	GRUPO.MX	GRUPO.MX
6 Distribución	Logística	Logística	Logística	Logística	1 de Student	Logística	Logística	Logística	1 de Student	Logística	1 de Student	Logística	Logística	Logística	Logística	Logística	Logística
7 Mejor ajuste	2.2825	0.6384	2.7439	2.8207	0.9545	0.9243	1.4872	0.7146	0.4994	3.1289	0.6113	1.3323	0.9633	1.0561	1.1233	0.9277	2.3796
8 Anderson-Darling	0.000	0.058	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
9 Valor Pi	0.000	0.058	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
11 Correlaciones	AC.MX	ALFA.MX	ALFA.MX	ALFA.MX	AMX.MX	AMX.MX	BBVA.MX	BOLSA.MX	CEMEX.MX	COMERCIO.MX	ELECTRA.MX	GAP.MX	GCARSOA1.MX	GENERA.MX	GRUPO.MX	GRUPO.MX	GRUPO.MX
12 AC.MX	1.0000	0.3329	0.1480	0.2160	0.1877	0.1823	0.2610	0.2478	0.2034	0.1417	0.1803	0.1441	0.2200	0.1881	0.2189	0.2109	0.1710
13 ALFA.MX	0.3329	1.0000	0.3000	0.3005	0.2443	0.2880	0.2827	0.3097	0.2860	0.2286	0.1798	0.2420	0.3029	0.2889	0.3054	0.2889	0.2177
14 ALFA.MX	0.1480	0.3000	1.0000	0.1976	0.1982	0.1872	0.2492	0.1895	0.2478	0.1834	0.1844	0.1091	0.1879	0.1894	0.2059	0.3004	0.1196
15 ALFA.MX	0.2160	0.3005	0.1976	1.0000	0.1860	0.2146	0.2477	0.2169	0.2418	0.1481	0.1839	0.1789	0.2410	0.2214	0.2214	0.2439	0.2401
16 AMX.MX	0.1877	0.2443	0.1982	0.1860	1.0000	0.2203	0.2785	0.2117	0.2459	0.1800	0.1890	0.2762	0.2442	0.2564	0.2582	0.1830	0.2009
17 AMX.MX	0.1823	0.2880	0.1872	0.2146	0.2203	1.0000	0.2938	0.1907	0.2611	0.2184	0.1982	0.4091	0.2276	0.2185	0.3386	0.2496	0.1725
18 BBVA.MX	0.2610	0.2827	0.2492	0.2477	0.2755	0.2938	1.0000	0.2648	0.2594	0.2536	0.1913	0.2270	0.4249	0.2657	0.4378	0.2051	0.4478
19 BOLSA.MX	0.2478	0.3097	0.1878	0.2169	0.1717	0.1907	0.2648	1.0000	0.1848	0.1912	0.2139	0.1094	0.2211	0.2284	0.1851	0.2144	0.1985
20 CEMEX.MX	0.2034	0.2860	0.2478	0.2418	0.2459	0.2611	0.2648	0.1848	1.0000	0.1846	0.1701	0.1889	0.1754	0.2243	0.1833	0.2738	0.1977
21 COMERCIO.MX	0.1417	0.2286	0.1884	0.1481	0.1820	0.2184	0.2594	0.1912	0.1846	1.0000	0.1881	0.1412	0.2982	0.2013	0.2479	0.2479	0.1171
22 ELECTRA.MX	0.1803	0.1798	0.1844	0.1839	0.1890	0.1982	0.1912	0.2139	0.1701	0.1881	1.0000	0.1695	0.1738	0.1238	0.1873	0.1416	0.1516
23 GAP.MX	0.1441	0.2410	0.1001	0.1759	0.1762	0.4091	0.2270	0.1004	0.1889	0.1412	0.1605	1.0000	0.2089	0.1799	0.2276	0.2097	0.1310
24 GCARSOA1.MX	0.2200	0.3029	0.1979	0.2410	0.2442	0.2276	0.4249	0.2211	0.1794	0.2982	0.1738	0.2089	1.0000	0.2333	0.3676	0.2867	0.1408
25 GENERA.MX	0.1881	0.2889	0.1894	0.2214	0.2584	0.2185	0.2657	0.2284	0.2243	0.2013	0.1238	0.1799	0.2333	1.0000	0.2496	0.1993	0.1895
26 GRUPO.MX	0.2109	0.3054	0.2059	0.2460	0.2582	0.3386	0.4378	0.1851	0.2633	0.2479	0.1873	0.2276	0.3676	0.2496	1.0000	0.3223	0.1613
27 GRUPO.MX	0.2109	0.2889	0.1904	0.2439	0.1830	0.2496	0.3051	0.2144	0.2788	0.2171	0.1616	0.1097	0.2867	0.1893	0.3213	1.0000	0.2008
28 GRUPO.MX	0.1710	0.2177	0.1196	0.2401	0.0809	0.1725	0.1487	0.1985	0.1977	0.1776	0.1516	0.1310	0.1408	0.1895	0.1813	0.2008	1.0000
29 IMEXCOM.MX	0.2632	0.3237	0.2340	0.2347	0.2972	0.2998	0.1838	0.2452	0.3068	0.2779	0.1845	0.1946	0.3027	0.1905	0.3096	0.1208	0.1676
30 IUMAM.MX	0.1178	0.1931	0.1614	0.1103	0.0911	0.0907	0.0907	0.1889	0.1683	0.1482	0.0897	0.0995	0.1000	0.1570	0.1864	0.1106	0.0965
31 ICA.MX	0.1402	0.3948	0.2584	0.2358	0.2478	0.1969	0.3219	0.2278	0.2988	0.2281	0.1888	0.1754	0.2870	0.1866	0.2545	0.1824	0.2095
32 ICB.MX	0.2259	0.2951	0.2013	0.1999	0.1814	0.2901	0.3293	0.1795	0.1770	0.3078	0.1648	0.1991	0.2868	0.2164	0.2868	0.1520	0.1821
33 KIMBERA.MX	0.1964	0.2783	0.2019	0.1879	0.2100	0.2012	0.2833	0.2487	0.1959	0.1846	0.2145	0.2389	0.2817	0.2203	0.2514	0.1869	0.1648
34 IOP.MX	0.2816	0.3372	0.2100	0.2058	0.2507	0.2530	0.3113	0.1904	0.3039	0.2073	0.1855	0.2107	0.2832	0.1940	0.2770	0.2780	0.1894
35 ILMERFICIA.MX	0.1800	0.3014	0.1098	0.1842	0.2011	0.1891	0.3066	0.3076	0.1823	0.3173	0.1916	0.1893	0.2736	0.1781	0.1947	0.1872	0.1811

Fuente. Elaboración propia utilizando Crystal Ball en Excel.

Ahora asignaremos la parte a invertir de cada acción, en este caso como son 30 acciones le daremos un valor de 1/30 a cada acción.

Después nos posicionamos en el primer peso de la acción y elegimos la opción “Definir decisión”; en el primer apartado ponemos el nombre de la respectiva acción y el valor debe estar entre 0 y 1. Y así será para todas las demás acciones hasta que todo el vector este en color amarillo.

Figura 5.5 Definir decisión

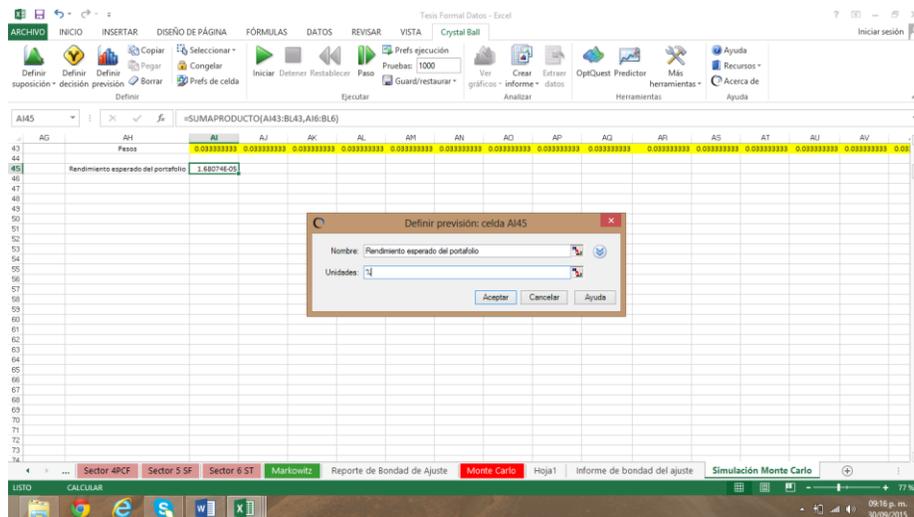


Fuente. Elaboración propia utilizando Crystal Ball en Excel.

Después multiplicamos y sumamos el vector de pesos que está en amarillo y el vector de distribuciones que está en verde para obtener el rendimiento esperado del portafolio. La función de Excel elegida es “SUMAPRODUCTO”.

Ahora nos posicionamos en el valor obtenido anteriormente y elegimos la opción “Definir pronóstico” y la celda se marcara en color azul.

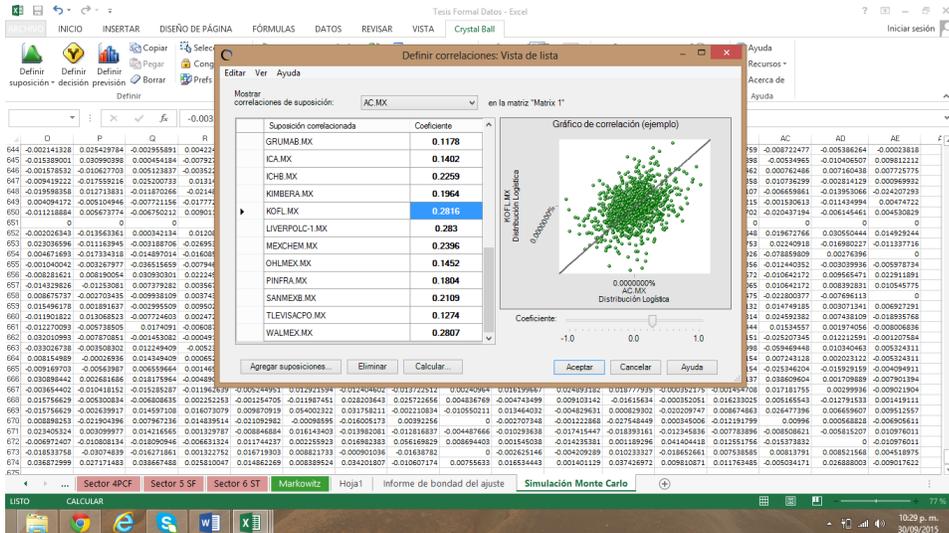
Figura 5.6 Definir pronóstico



Fuente. Elaboración propia utilizando Crystal Ball en Excel.

Antes de usar OptQuest nos posicionamos en la primera celda en color verde para definir la correlación

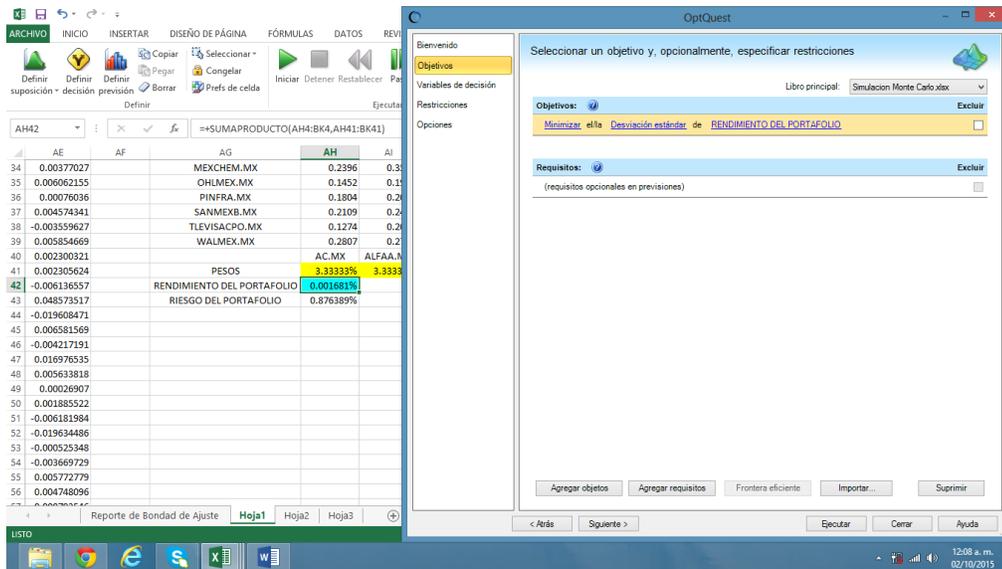
Figura 5.7 Definir Correlación



Fuente. Elaboración propia utilizando Crystal Ball en Excel.

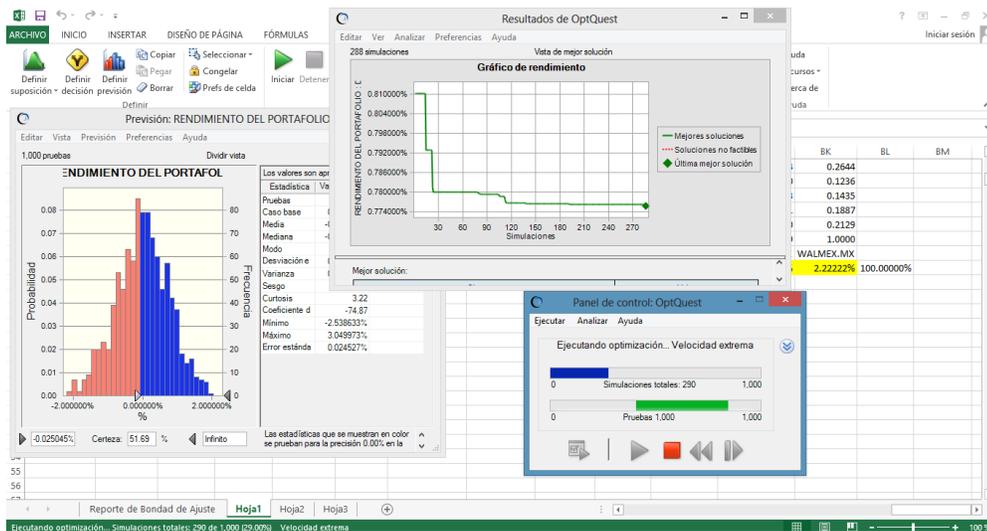
Solo nos queda usar la opción de "OptQuest" para llevar a cabo la simulación

Figura 5.8 Opciones OptQuest



Fuente. Elaboración propia utilizando Crystal Ball en Excel.

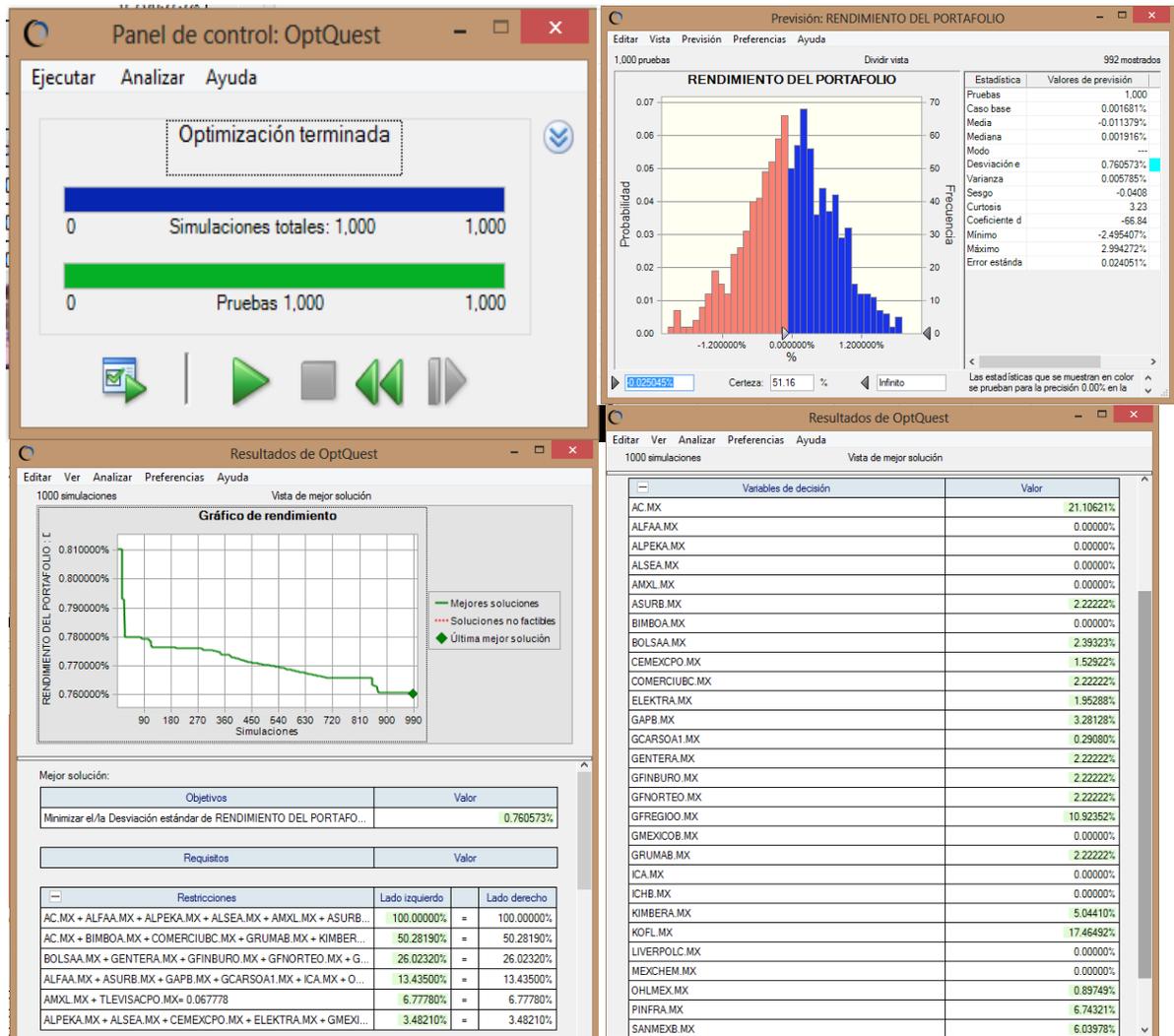
Figura 5.9 Proceso 1000 Simulaciones



Fuente. Elaboración propia utilizando Crystal Ball en Excel.

En esta parte debemos elegir “añadir objetivo” donde minimizaremos la desviación estándar. Después en la parte de restricciones añadimos una pero le daremos en “Ingreso avanzado” y agregaremos todas las variables de decisión, le damos “OK” e igualamos esta suma a 100.

Figura 5.10 Resultados OptQuest



Fuente: Elaboración utilizando con Crystal Ball en Excel.

Por último en la parte de opciones dejaremos que la simulación sea por 5 minutos, estocástica, mostrar sólo el pronóstico objetivo, actualizar solo las mejores soluciones y automáticamente asignar la mejor solución. Ejecutar y esperar a que se asignen los pesos óptimos de las acciones.

Los resultados de las 1000 simulaciones asignadas son:

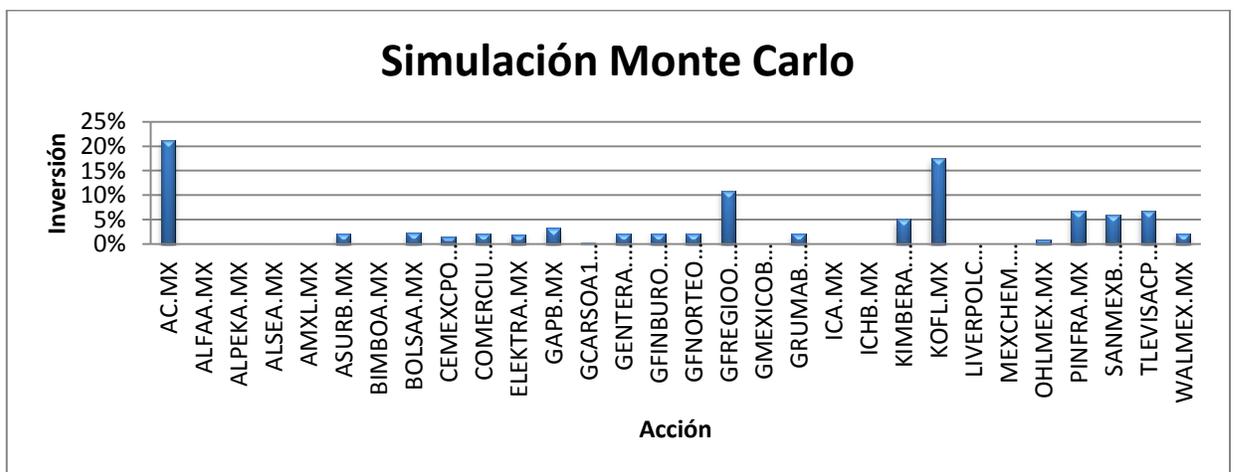
Tabla 5.11 Porcentaje de inversión por acción Simulación Monte Carlo

ACCIÓN	% INVERSIÓN
AC.MX	21.10621%
ALFAA.MX	0.00000%
ALPEKA.MX	0.00000%
ALSEA.MX	0.00000%
AMXL.MX	0.00000%
ASURB.MX	2.22222%
BIMBOA.MX	0.00000%
BOLSAA.MX	2.39323%
CEMEXCPO.MX	1.52922%
COMERCIUBC.MX	2.22222%
ELEKTRA.MX	1.95288%
GAPB.MX	3.28128%
GCARSOA1.MX	0.29080%
GENTERA.MX	2.22222%
GFINBURO.MX	2.22222%
GFNORTEO.MX	2.22222%
GFREGIOO.MX	10.92352%
GMEXICOB.MX	0.00000%
GRUMAB.MX	2.22222%
ICA.MX	0.00000%
ICHB.MX	0.00000%
KIMBERA.MX	5.04410%
KOFL.MX	17.46492%
LIVERPOLC-1.MX	0.00000%
MEXCHEM.MX	0.00000%
OHLMEX.MX	0.89749%
PINFRA.MX	6.74321%

SANMEXB.MX	6.03978%
TLEVISACPO.MX	6.77780%
WALMEX.MX	2.22222%
Rendimiento del portafolio	0.006618%
Riesgo del portafolio	0.760573%

Fuente: Elaboración propia usando Excel.

Gráfica 5.4 Pesos por acción Simulación Monte Carlo



Fuente: Elaboración propia con Excel.

Es así como finalizamos el proceso metodológico obteniendo solución de ambos modelos y con herramientas que permiten la toma de decisiones que mejor convenga al inversor.

5.6 Comparación de resultados

A continuación se presenta un comparativo de los Portafolios obtenidos mediante el Modelo de Markowitz vs el Método de Simulación Monte Carlo.

Tabla 5.12 Comparación de resultados

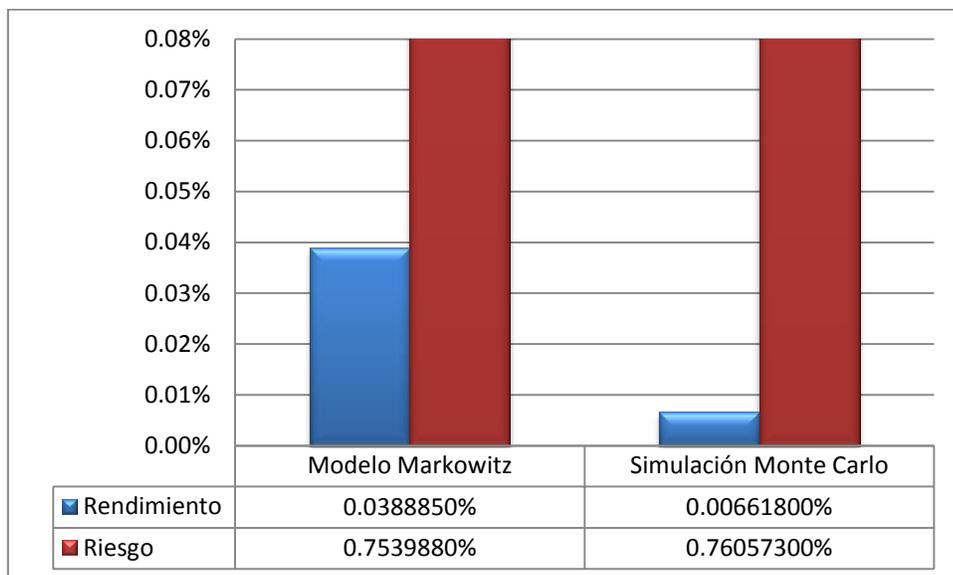
ACCIÓN	%INVERSIÓN MARKOWITZ	% INVERSIÓN MONTE CARLO
AC.MX	19.327914%	21.10621%
ALFAA.MX	0.000027%	0.00000%
ALPEKA.MX	1.819186%	0.00000%
ALSEA.MX	0.000000%	0.00000%
AMXL.MX	4.717758%	0.00000%
ASURB.MX	2.547438%	2.22222%
BIMBOA.MX	0.000000%	0.00000%
BOLSAA.MX	2.686346%	2.39323%
CEMEXCPO.MX	0.000000%	1.52922%
COMERCIUBC.MX	8.620769%	2.22222%
ELEKTRA.MX	1.662914%	1.95288%
GAPB.MX	5.869307%	3.28128%
GCARSOA1.MX	0.000000%	0.29080%
GENTERA.MX	0.798509%	2.22222%
GFINBURO.MX	0.000000%	2.22222%
GFNORTEO.MX	3.615907%	2.22222%
GFREGIOO.MX	10.266917%	10.92352%
GMEXICOB.MX	0.000000%	0.00000%
GRUMAB.MX	10.631736%	2.22222%
ICA.MX	0.000000%	0.00000%
ICHB.MX	0.000000%	0.00000%

KIMBERA.MX	1.110464%	5.04410%
KOFL.MX	8.434337%	17.46492%
LIVERPOLC-1.MX	0.000000%	0.000000%
MEXCHEM.MX	0.000000%	0.000000%
OHLMEX.MX	0.556409%	0.89749%
PINFRA.MX	4.461818%	6.74321%
SANMEXB.MX	0.000000%	6.03978%
TLEVISACPO.MX	2.060042%	6.77780%
WALMEX.MX	10.812201%	2.22222%
RENDIMIENTO DEL PORTAFOLIO	0.038885%	0.006618%
RIESGO DEL PORTAFOLIO	0.753988%	0.760573%

Fuente: Elaboración propia usando Excel.

Haremos un análisis exponiendo los resultados de riesgo-rendimiento como se muestra en la gráfica 5.5 a continuación:

Gráfica 5.5 Comparación de Modelos (Riesgo y Rendimiento)



Fuente: Elaboración propia utilizando Excel.

Haciendo un comparativo entre las dos metodologías podemos darnos cuenta de que en el modelo de Markowitz encontramos un mayor rendimiento sin embargo el modelo de Monte Carlo por usar distribuciones de probabilidad muestra escenarios que se asemejan más a la realidad.

Conclusiones

Al comenzar este proyecto de investigación se pretendía tan solo la comparación del Modelo de Markowitz y el Modelo de Simulación Monte Carlo siguiendo la metodología propuesta por los investigadores que la desarrollaron, sin embargo, los resultados obtenidos no reflejaban una razonable diversificación en cuanto a los sectores productivos a los que pertenecen los activos que conforman el IPC, además de que, desde el punto de vista del tomador de decisiones, no era suficiente el resultado para elegir la mejor alternativa, por eso fue necesario aplicar un método que permitiera asignar pesos a los sectores basándonos en criterios que mostraran el comportamiento de los activos, permitiendo la mejor diversificación y por ende mejores resultados.

Hablamos del Modelo Analytic Hierarchy Process, un modelo determinístico muy eficiente debido a que aborda un aspecto muy importante que es la priorización de alternativas permitiendo que se cubran las necesidades, gustos y conocimientos del inversor, además de abordar criterios que facilitan la toma de decisiones. Estos criterios deben representar características positivas o negativas de las alternativas que muestren resultados que indiquen la mejor elección o en este caso la mejor jerarquización.

En un principio apostamos por diversificar sin tomar en cuenta los sectores, lo que produjo una rentabilidad demasiado pequeña y la eliminación de la mayoría de activos del portafolio, sin embargo al agrupar los activos y dando pesos para la inversión (restricciones), los resultados mejoraron considerablemente, además de que se

mantuvieron la mayor cantidad de activos dentro del portafolio lo que en la vida real permitiría mayor estabilidad y rendimiento al inversor.

El modelo de Markowitz básico y las nuevas restricciones del modelo AHP permitieron invertir en 19 de los 30 activos financieros propuestos los cuales son:

AC.MX, ALFAA.MX, ALPEKA.MX, AMXL.MX, ASURB.MX, BOLSA.MX, COMERCIUBC.MX, ELEKTRA.MX, GAPB.MX, GENTERA.MX, GFNORTEO.MX, GFREGIO.MX, GRUMAB.MX, KIMBERA.MX, KOFL..MX, OHLMEX.MX, PINFRA.MX, TLEVISACPO.MX Y WALMEX.MX, con un rendimiento de 0.038885% y un riesgo de 0.753988%.

Con estos resultados podemos observar una buena diversificación debido a que se apuesta por más de la mitad de los activos financieros del portafolio. El riesgo y rendimiento muestran un panorama razonable pero certero debido a que los rendimientos esperados de los activos seleccionados mostraban mejores resultados desde que comenzamos con el estudio

Por otro lado el Método de Simulación Monte Carlo permite que se lleve a cabo la inversión en 20 de las 30 acciones las cuales son:

AC.MX, ASURB.MX, BOLSAA.MX, CEMEXCPO.MX, COMERCIUBC.MX, ELEKTRA.MX, GAPB.MX, GCARSOA1.MX, GENTERA.MX, GFINBURO.MX, GFNORTEO.MX, GFREGIOO.MX, GRUMAB.MX, KIMBERA.MX, KOFL.MX, OHLMEX.MX, PINFRA.MX, SANMEXB.MX, TLEVISACPO.MX Y WALMEX.MX con un rendimiento de portafolio de 0.006618% y un riesgo de 0.760573%.

Al igual se da la diversificación en este modelo sin embargo el rendimiento esperado es mucho más pequeño en comparación con el modelo de Markowitz y en cuanto al riesgo ambos se mantienen en el mismo rango.

Los dos modelos son útiles para la medición del riesgo y rendimiento de un portafolio de inversión lo que permite contar con dos enfoques distintos pero con una misma finalidad que es minimizar el riesgo con un nivel esperado de rentabilidad óptimo para el inversor, por lo que nuestra hipótesis nula es aceptada.

Por otro lado, la hipótesis alternativa es probada debido a que el modelo de Simulación Monte Carlo permite el ajuste de distribuciones de probabilidad a la serie de datos históricos de los activos financieros. Dichas distribuciones de probabilidad tiene la característica de considerar los cambios ocurridos en el pasado y presente además de tener una visión más confiable del comportamiento de los activos en un futuro apegándose a las probabilidades propuestas con la experimentación repetida o la simulación de escenarios sin olvidar que se asegura un cierto nivel de confianza de que los resultados se presenten, en este caso con un nivel de confianza del 95%. En cambio con el modelo de Markowitz se obtienen mejores resultados debido a que sólo se consideran dos parámetros estadísticos de los comportamientos pasados de los activos lo que hace que toda la información se resuma en la media y desviación estándar del portafolio acortando el plazo para la inversión y mostrando un panorama incierto en el futuro.

La realidad es que la decisión dependerá del perfil del inversor, sí este es conservador es recomendable utilizar el método de Simulación Monte Carlo, que a pesar de que se obtiene un menor rendimiento y relativamente el mismo riesgo que en el modelo de Markowitz, se tiene la certeza de que se llegará a este resultado, lo que a diferencia del modelo de Markowitz, permite tener menor incertidumbre en un futuro. Siendo esta la principal ventaja del Modelo de Simulación Monte Carlo.

Bibliografía

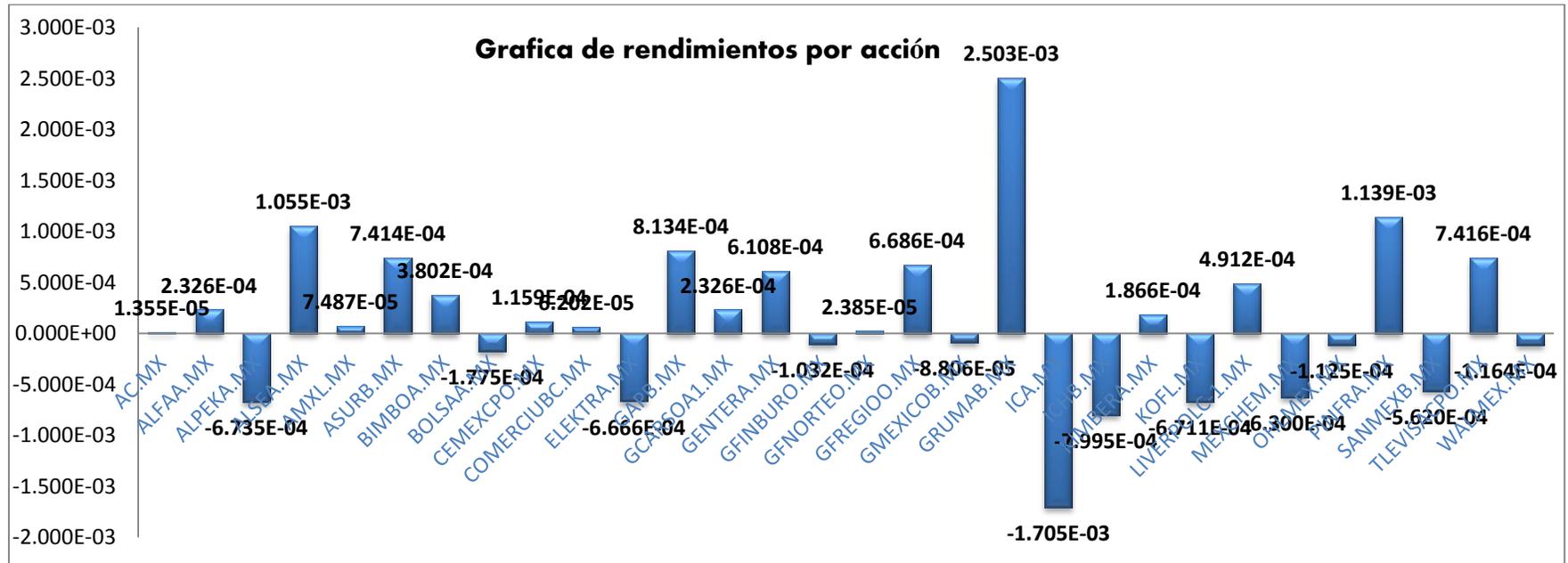
- Alonso, J. C., & Berggrun, L. (2010). *Introducción al análisis de riesgo financiero*.
- Banxico. (2015). Recuperado el 12 de Agosto de 2015, de <http://www.banxico.org.mx/divulgacion/sistema-financiero/sistema-financiero.html#Mercadosfinancieros>
- Benninga, S. (s.f.). *Financial Modeling*.
- Betancourt, K., García, C. M., & Lozano, V. (2013). *Atlantic Review of Economics*. Recuperado el junio de 2015, de http://www.unagaliciamoderna.com/eawp/coldata/upload/vol1_2013_teoría_markowitz.pdf
- Bolsa Mexicana de Valores. (s.f.). Obtenido de http://www.bmv.com.mx/wb3/wb/BMV/BMV_empresa_emisoras/_rid/177/_mto/3/_url/BMVA_PP/emisorasList.jsf
- Bolsa Mexicana de Valores . (s.f.). Obtenido de <http://www.bmv.com.mx/>
- Brun, X., & Moreno, M. (2008). *Análisis y selección de inversiones en mercados financieros*. Barcelona: Bresca.
- Bu, R. C. (2003). *Simulación Un enfoque practico*. México: LIMUSA.
- Charnes, J. (s.f.). *Financial Modeling with Crystall Ball and Excel + Companion Web site*. Wiley Finance.
- Comisión Nacional Bancaria y de Valores. (s.f.). Obtenido de <http://www.cnbv.gob.mx/SECTORES-SUPERVISADOS/SOCIEDADES-DE-INVERSION/Paginas/Descripci%C3%B3n-del-Sector.aspx>
- Corpoica. (2005). *Modelo de Simulación Sistema de Producción*. Colombia.
- Coss, R. (1993). *Simulación un enfoque practico*. México: LIMUSA.
- Cruz, E. A., Restrepo, J. H., & Medina, P. D. (Agosto de 2007). *Selección de portafolios de acciones a partir de la línea de mercados de capitales con activos financieros de Colombia*. Recuperado el Septiembre de 2015, de Scientia et Technica: <http://revistas.utp.edu.co/index.php/revistaciencia/article/view/5449/2849>
- Cruz, E. A., Restrepo, J. H., & Medina, P. D. (Septiembre de 2008). *Portafolio de inversión en acciones un enfoque estocastico*. Recuperado el Julio de 2015, de Scientia et Technica: scientia@utp.edu.co
- Eppen, G. D. (2000). *Investigación de Operaciones en la Ciencia Adminictrativa*. México: PRENTICE-HALL.
- Faulín, J. (Septiembre de 2005). *Cyta*. Recuperado el 9 de Septiembre de 2015, de Técnica Administrativa: www.cyta.com.ar

- Franco, L. C., Avendaño, C. T., & Barbutín, H. (junio de 2011). *Tecno Lógicas*. Recuperado el 15 de julio de 2015, de Scielo: http://www.scielo.org.co/scielo.php?pid=S0123-77992011000100005&script=sci_arttext
- García, E., Heriberto, G., & Cárdenas, L. E. (2006). *Simulación y análisis de sistemas con ProModel*. México: PEARSON EDUCACIÓN.
- Gómez, A. V. (2000). *El concepto de heurística en las ciencias y las humanidades*. México: Siglo Veintiuno.
- Guasch, A., & Piera, M. A. (2002). *Modelado y simulación*. Barcelona: UPC.
- Gutiérrez, E., & Vladimirovna, O. (2014). *Probabilidad y Estadística*. México: Patria.
- Halmos, P. (1973). La leyenda de John von Neumann. *Ameritan Mathematical Monthly*, 382-394.
- Jiménez, J. M. (febrero de 2001). *Universidad de Valencia*. Recuperado el 01 de octubre de 2015, de El proceso Analítico Jerárquico (AHP): http://www.uv.es/asepuma/recta/extraordinarios/Vol_01/02t.pdf
- Jorion, P. (2003). *Valor en riesgo*. LIMUSA.
- L. Saaty, T., & G. Vargas, L. (s.f.). *Models, Methods, Concepts and Applications of the Analytic Hierarchy Process*. Springer.
- Landeta, J. M. (1996). *Fundamentos de Investigación de Operaciones para Administración*. San Luis Potosí: Universitaria Potosina.
- Larraga, P., & Peña, I. (2008). *Conocer los productos financieros de inversion colectiva*. España: BRESCA (PROFIT EDITORIAL).
- Llinás, H., & Rojas, C. (2006). *Estadística descriptiva y distribuciones de probabilidad*. Barranquilla: Ediciones Uninorte.
- López, F., Ortiz, E., & Cabello, A. (2009). *Volatility and return interrelationships among the NAFTA capital stock markets*. Recuperado el Agosto de 2015, de Scielo: www.scielo.org.mx/scielo.php?pid=S0185-16672009000100004
- M. Himmelblau, D., & B. Bischoff, K. (s.f.). *Análisis y Simulación de procesos*. Reverté.
- Mascareñas, J. (2004). *Principios de Finanzas*. Madrid: Universidad Complutense de Madrid.
- Mendizábal, A., Miera, L. M., & Zubia, M. (2002). *El modelo de Markowitz en la gestion de carteras*. Recuperado el 12 de Agosto de 2015, de Cuadernos de Gestión: <http://hdl.handle.net/10810/7000>
- Morales, A., & Morales, J. A. (2002). *Respuestas rapidas para los financieros*. México: PEARSON EDUCACIÓN.
- Navarro, M. J. (2003). *Investigacion de Operaciones*. San José: EUNED.

- Padilla, V. M. (2014). *Introducción a las finanzas*. México: Patria.
- Prawda, J. (2004). *Métodos y Modelos de Investigación de Operaciones*. México: LIMUSA.
- Ravipati, A. (2012). *Markowitz's portfolio selection model and related problems*. Recuperado el 16 de Junio de 2015, de ProQuest:
https://scholar.google.com.mx/scholar?q=MARKOWITZ%E2%80%99S+PORTFOLIO+SELECTION+MODEL+AND+RELATED+PROBLEMS&btnG=&hl=es&as_sdt=0%2C5
- Redondo, Y. P. (2007). *Simulación de Monte Carlo de Sistemas Complejos en Red*. Chile: Universidad de Santiago de Compostela.
- Reyes, F. J., & Ortiz, E. (2 de Agosto de 2013). *Redalyc.org*. Recuperado el Junio de 2015, de Modelos Vargarch y portafolios de inversión trinacionales en los mercados accionarios del TLCAN:
<http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=423739494002>
- Samaniego, J. D. (2008). *Administración Financiera II*. México.
- Santillán, A. G. (2007). *Sistema Financiero Mexicano y el Mercado de Derivados*. México.
- Santos, M. J. (2002). *Estadística Básica un enfoque no paramétrico*. México: Universidad Nacional Autónoma de México.
- Solano, E. R. (2001). *Moneda banca y mercados financieros*. México: Pearson Prentice Hall.
- Solís, L. (1997). *Evolución del sistema financiero mexicano hacia los umbrales del siglo XXI*. México: siglo veintiuno editores.
- Taha, H. A. (2004). *Investigación de Operaciones*. México: PEARSON EDUCACIÓN.
- Thierauf, R. J. (2002). *Toma de decisiones por medio de Investigación de Operaciones*. México: Limusa.
- Van Horne, J., & Wachowicz, J. J. (2002). *Fundamentos de administración financiera*. México: PEARSON EDUCACIÓN.
- Velásquez-Henao, J., Pulgarín-Agudelo, Y., & Castaño-Arias, E. (enero-junio de 2011). *Scielo*. Recuperado el Septiembre, de Optimización de Monte Carlo usando la distribución beta:
http://www.scielo.org.co/scielo.php?pid=S0123-21262011000100004&script=sci_arttext
- Vliet, B. V. (2009). *Modeling Financial Markets with Excel and VBA*.
- Yahoo Finanzas*. (s.f.). Recuperado el junio de 2015, de <https://es-us.finanzas.yahoo.com/>

ANEXOS

Anexo 1 Gráficas de rendimientos y riesgo de la muestra accionaria



Fuente: Elaboración propia utilizando Excel

Anexo 2 Matriz de Covarianza

Tabla Matriz de Covarianza

MATRIZ DE COVARIANZAS															
	AC.MX	ALFAA.MX	ALPEKA.MX	ALSEA.MX	AMXL.MX	ASURB.MX	BIMBOA.MX	BOLSAA.MX	CEMEXCPO.MX	COMERCIUBC.MX	ELEKTRA.MX	GAPB.MX	GCARSOA1.MX	GENTERA.MX	GFINBURO.MX
AC.MX	0.000147797	6.38983E-05	2.62484E-05	5.15349E-05	2.94977E-05	3.46456E-05	5.59483E-05	5.43435E-05	4.86439E-05	3.6496E-05	4.07809E-05	3.22146E-05	4.5571E-05	4.75531E-05	5.65992E-05
ALFAA.MX	6.38983E-05	0.000377439	0.000126353	0.000103186	7.32426E-05	8.58009E-05	0.000123728	9.88881E-05	9.75561E-05	7.0381E-05	6.66638E-05	7.88326E-05	0.00010204	0.000119831	0.000115299
ALPEKA.MX	2.62484E-05	0.000126353	0.000300647	6.15867E-05	4.17317E-05	3.50547E-05	6.57209E-05	4.83816E-05	7.16849E-05	4.70793E-05	3.43451E-05	3.18511E-05	6.06994E-05	6.71335E-05	5.74415E-05
ALSEA.MX	5.15349E-05	0.000103186	6.15867E-05	0.000290851	4.19027E-05	6.0328E-05	8.77626E-05	6.58442E-05	7.67259E-05	5.18454E-05	4.30536E-05	4.83726E-05	8.56236E-05	7.47402E-05	9.84064E-05
AMXL.MX	2.94977E-05	7.32426E-05	4.17317E-05	4.19027E-05	0.000219035	4.26292E-05	6.18728E-05	3.82961E-05	5.12067E-05	3.50278E-05	3.87292E-05	4.0494E-05	6.21042E-05	5.94228E-05	5.63668E-05
ASURB.MX	3.46456E-05	8.58009E-05	3.50547E-05	6.0328E-05	4.26292E-05	0.00021602	7.25337E-05	5.60087E-05	5.64483E-05	5.39991E-05	5.08916E-05	9.71577E-05	6.15613E-05	7.08793E-05	8.51361E-05
BIMBOA.MX	5.59483E-05	0.000123728	6.57209E-05	8.77626E-05	6.18728E-05	7.25337E-05	0.000275176	7.95514E-05	7.01347E-05	6.61646E-05	6.1098E-05	6.3277E-05	0.000129272	9.31167E-05	0.000140457
BOLSAA.MX	5.43435E-05	9.88881E-05	4.83816E-05	6.58442E-05	3.82961E-05	5.60087E-05	7.95514E-05	0.000299062	7.12203E-05	5.27797E-05	7.04941E-05	2.70884E-05	6.94378E-05	8.1847E-05	7.04703E-05
CEMEXCPO.MX	4.86439E-05	9.75561E-05	7.16849E-05	7.67259E-05	5.12067E-05	5.64483E-05	7.01347E-05	7.12203E-05	0.00027265	4.92344E-05	5.47388E-05	5.51116E-05	5.33528E-05	7.26023E-05	7.09144E-05
COMERCIUBC.MX	3.6496E-05	7.0381E-05	4.70793E-05	5.18454E-05	3.50278E-05	5.39991E-05	6.61646E-05	5.27797E-05	4.92344E-05	0.000226246	4.40359E-05	3.15898E-05	8.04345E-05	6.51651E-05	6.74706E-05
ELEKTRA.MX	4.07809E-05	6.66638E-05	3.43451E-05	4.30536E-05	3.87292E-05	5.08916E-05	6.1098E-05	7.04941E-05	5.47388E-05	4.40359E-05	0.000331535	4.84691E-05	5.66221E-05	5.06087E-05	6.27342E-05
GAPB.MX	3.22146E-05	7.88326E-05	3.18511E-05	4.83726E-05	4.0494E-05	9.71577E-05	6.3277E-05	2.70884E-05	5.51116E-05	3.15898E-05	4.84691E-05	0.000238924	6.56626E-05	6.03059E-05	6.11007E-05
GCARSOA1.MX	4.5571E-05	0.00010204	6.06994E-05	8.56236E-05	6.21042E-05	6.15613E-05	0.000129272	6.94378E-05	5.33528E-05	8.04345E-05	5.66221E-05	6.56626E-05	0.000304587	7.83329E-05	0.000119286
GENTERA.MX	4.75531E-05	0.000119831	6.71335E-05	7.47402E-05	5.94228E-05	7.08793E-05	9.31167E-05	8.1847E-05	7.26023E-05	6.51651E-05	5.06087E-05	6.03059E-05	7.83329E-05	0.000352391	0.000100451
GFINBURO.MX	5.65992E-05	0.000115299	5.74415E-05	9.84064E-05	5.63668E-05	8.51361E-05	0.000140457	7.04703E-05	7.09144E-05	6.74706E-05	6.27342E-05	6.11007E-05	0.000119286	0.000100451	0.000321239
GFNORTEO.MX	4.75269E-05	9.81632E-05	5.86435E-05	7.85682E-05	3.25854E-05	5.98477E-05	9.45045E-05	6.49446E-05	6.85791E-05	6.34408E-05	4.3763E-05	5.66528E-05	8.38179E-05	6.59911E-05	0.000104279
GFREGIOO.MX	3.76272E-05	7.71921E-05	3.14335E-05	7.84257E-05	1.96401E-05	4.87536E-05	4.73013E-05	5.65049E-05	5.90586E-05	4.75357E-05	3.27269E-05	4.5921E-05	4.45549E-05	6.39729E-05	5.62467E-05
GMEXICOB.MX	5.19713E-05	9.57653E-05	5.93938E-05	7.55541E-05	5.35995E-05	7.63204E-05	0.000108053	7.30402E-05	0.000104368	6.82387E-05	5.82827E-05	6.25678E-05	9.22344E-05	7.69482E-05	0.000119558
GRUMAB.MX	1.83831E-05	7.12833E-05	4.6605E-05	4.37753E-05	2.16459E-05	2.00826E-05	6.30326E-05	6.36264E-05	4.80367E-05	4.4685E-05	2.52688E-05	1.82327E-05	4.43346E-05	5.33613E-05	6.25982E-05
ICA.MX	4.14914E-05	0.000144071	9.69833E-05	9.21157E-05	6.75784E-05	6.14464E-05	0.000123337	8.58611E-05	0.00011576	8.12301E-05	6.6794E-05	5.47946E-05	0.000107464	7.75853E-05	0.00010177
ICHB.MX	6.2808E-05	0.000117307	7.36006E-05	9.12704E-05	5.01032E-05	8.47952E-05	0.000112433	6.83463E-05	5.89628E-05	0.000101188	6.43971E-05	6.73142E-05	0.000104751	8.73691E-05	0.000109458
KIMBERA.MX	5.28741E-05	0.000102979	6.23963E-05	7.3193E-05	4.95608E-05	6.35702E-05	9.74512E-05	8.04558E-05	4.84404E-05	6.07764E-05	6.9157E-05	6.88937E-05	9.72671E-05	7.59055E-05	9.86657E-05
KOFL.MX	5.5644E-05	6.77331E-05	4.7391E-05	5.64361E-05	3.93625E-05	5.69208E-05	7.02994E-05	4.02309E-05	6.2274E-05	5.2396E-05	3.10972E-05	5.02146E-05	6.36134E-05	6.24722E-05	6.76581E-05
LIVERPOLC-1.MX	5.0825E-05	9.16352E-05	5.0566E-05	6.33751E-05	4.44881E-05	5.03896E-05	8.75791E-05	5.47561E-05	5.5229E-05	5.01766E-05	5.5109E-05	5.32689E-05	6.6043E-05	5.54961E-05	9.33729E-05
MEXCHEM.MX	5.51077E-05	0.000129293	9.23663E-05	7.52476E-05	3.81655E-05	7.60313E-05	9.47362E-05	7.30943E-05	8.97829E-05	6.61144E-05	5.68382E-05	5.33719E-05	8.31179E-05	7.12626E-05	8.33456E-05
OHLMEX.MX	3.62318E-05	8.19345E-05	2.14653E-05	5.92658E-05	4.4441E-05	5.59505E-05	8.06871E-05	9.79068E-05	6.73397E-05	5.54162E-05	5.08484E-05	6.27746E-05	6.17796E-05	5.22533E-05	8.37871E-05
PINFRA.MX	4.31474E-05	6.82108E-05	3.95932E-05	5.69637E-05	4.38907E-05	4.32734E-05	5.78871E-05	6.42902E-05	5.05757E-05	5.67785E-05	4.45232E-05	3.53052E-05	5.78787E-05	5.21203E-05	7.34811E-05
SANMEXB.MX	5.35964E-05	9.88466E-05	6.21634E-05	8.90066E-05	6.16602E-05	8.07285E-05	9.42609E-05	8.73603E-05	8.638E-05	6.71712E-05	6.42964E-05	5.28244E-05	8.04728E-05	9.18228E-05	0.000107381
TLEVISACPO.MX	2.63355E-05	6.58868E-05	4.44025E-05	5.15874E-05	4.9628E-05	4.91598E-05	6.14432E-05	4.79814E-05	6.12665E-05	3.20974E-05	3.66667E-05	4.78779E-05	4.52211E-05	4.5958E-05	4.95391E-05
WALMEX.MX	5.12311E-05	7.48089E-05	3.91301E-05	5.51932E-05	3.91789E-05	3.80733E-05	7.44087E-05	5.2515E-05	4.73271E-05	4.06386E-05	3.3789E-05	3.45822E-05	5.82315E-05	5.15241E-05	6.14513E-05

Fuente: Elaboración propia utilizando Excel.

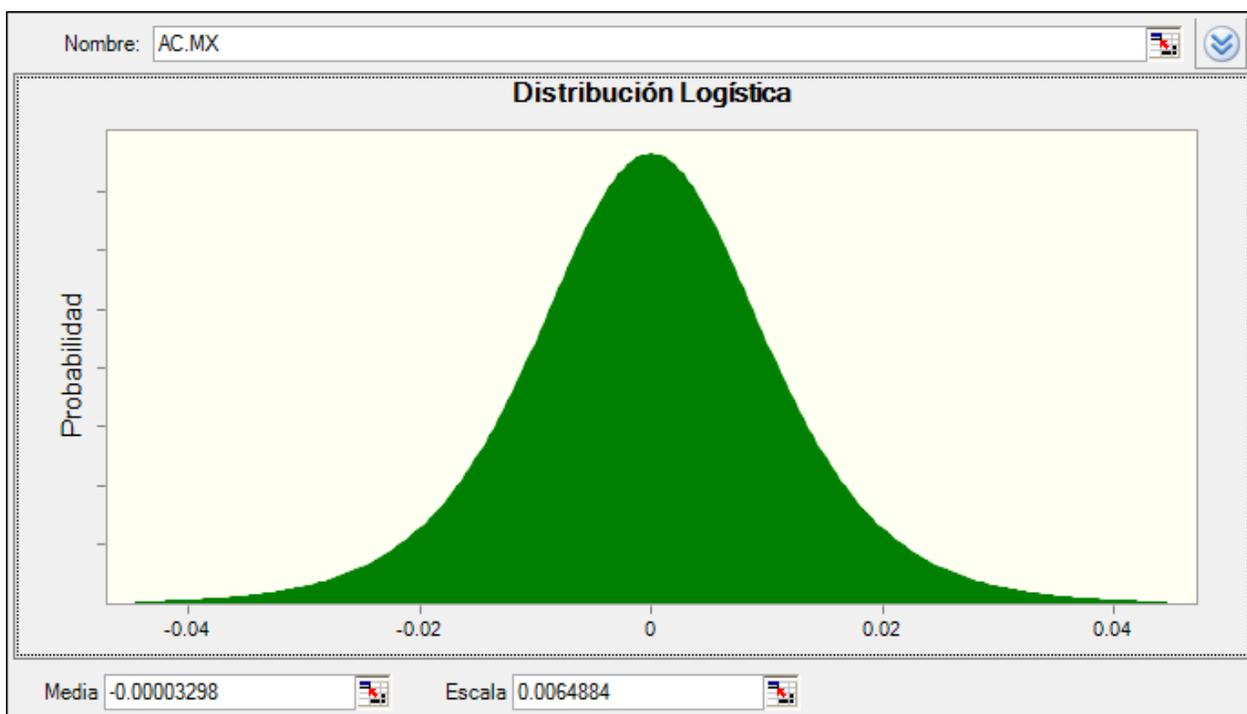
Continuación Tabla Matriz de Covarianza

MATRIZ DE COVARIANZAS															
	GFNORTEO.MX	GFREGIOO.MX	GMEXICOB.MX	GRUMAB.MX	ICA.MX	ICHB.MX	KIMBERA.MX	KOFL.MX	LIVERPOLC-1.MX	MEXCHEM.MX	OHLMEX.MX	PINFRA.MX	SANMEXB.MX	TLEVISACPO.MX	WALMEX.MX
AC.MX	4.75269E-05	3.76272E-05	5.19713E-05	1.83831E-05	4.14914E-05	6.2808E-05	5.28741E-05	5.5644E-05	5.0825E-05	5.51077E-05	3.62318E-05	4.31474E-05	5.35964E-05	2.63355E-05	5.12311E-05
ALFAA.MX	9.81632E-05	7.71921E-05	9.57653E-05	7.12833E-05	0.000144071	0.000117307	0.000102979	6.77331E-05	9.16352E-05	0.000129293	8.19345E-05	6.82108E-05	9.88466E-05	6.58868E-05	7.48089E-05
ALPEKA.MX	5.86435E-05	3.14335E-05	5.93938E-05	4.6605E-05	9.69833E-05	7.36006E-05	6.23963E-05	4.7391E-05	5.0566E-05	9.23663E-05	2.14653E-05	3.95932E-05	6.21634E-05	4.44025E-05	3.91301E-05
ALSEA.MX	7.85682E-05	7.84257E-05	7.55541E-05	4.37753E-05	9.21157E-05	9.12704E-05	7.3193E-05	5.64361E-05	6.33751E-05	7.52476E-05	5.92658E-05	5.69637E-05	8.90066E-05	5.15874E-05	5.51932E-05
AMXL.MX	3.25854E-05	1.96401E-05	5.35995E-05	2.16459E-05	6.75784E-05	5.01032E-05	4.95608E-05	3.93625E-05	4.44881E-05	3.81655E-05	4.4441E-05	4.38907E-05	6.16602E-05	4.9628E-05	3.91789E-05
ASURB.MX	5.98477E-05	4.87536E-05	7.63204E-05	2.00826E-05	6.14464E-05	8.47952E-05	6.35702E-05	5.69208E-05	5.03896E-05	7.60313E-05	5.59505E-05	4.32734E-05	8.07285E-05	4.91598E-05	3.80733E-05
BIMBOA.MX	9.45045E-05	4.73013E-05	0.000108053	6.30326E-05	0.000123337	0.000112433	9.74512E-05	7.02994E-05	8.75791E-05	9.47362E-05	8.06871E-05	5.78871E-05	9.42609E-05	6.14432E-05	7.44087E-05
BOLSAA.MX	6.49446E-05	5.65049E-05	7.30402E-05	6.36264E-05	8.58611E-05	6.83463E-05	8.04558E-05	4.02309E-05	5.47561E-05	7.30943E-05	9.79068E-05	6.42902E-05	8.73603E-05	4.79814E-05	5.2515E-05
CEMEXCPO.MX	6.85791E-05	5.90586E-05	0.000104368	4.80367E-05	0.00011576	5.89628E-05	4.84404E-05	6.2274E-05	5.5229E-05	8.97829E-05	6.73397E-05	5.05757E-05	8.638E-05	6.12665E-05	4.73271E-05
COMERCIUBC.MX	6.34408E-05	4.75357E-05	6.82387E-05	4.4685E-05	8.12301E-05	0.000101188	6.07764E-05	5.2396E-05	5.01766E-05	6.61144E-05	5.54162E-05	5.67785E-05	6.71712E-05	3.20974E-05	4.06386E-05
ELEKTRA.MX	4.3763E-05	3.27269E-05	5.82827E-05	2.52688E-05	6.6794E-05	6.43971E-05	6.9157E-05	3.10972E-05	5.5109E-05	5.68382E-05	5.08484E-05	4.45232E-05	6.42964E-05	3.66667E-05	3.3789E-05
GAPB.MX	5.66528E-05	4.5921E-05	6.25678E-05	1.82327E-05	5.47946E-05	6.73142E-05	6.88937E-05	5.02146E-05	5.32689E-05	5.33719E-05	6.27746E-05	3.53052E-05	5.28244E-05	4.78779E-05	3.45822E-05
GCARSOA1.MX	8.38179E-05	4.45549E-05	9.22344E-05	4.43346E-05	0.000107464	0.000104751	9.72671E-05	6.36134E-05	6.6043E-05	8.31179E-05	6.17796E-05	5.78787E-05	8.04728E-05	4.52211E-05	5.82315E-05
ENTERA.MX	6.59911E-05	6.39729E-05	7.69482E-05	5.33613E-05	7.75853E-05	8.73691E-05	7.59055E-05	6.24722E-05	5.54961E-05	7.12626E-05	5.22533E-05	5.21203E-05	9.18228E-05	4.5958E-05	5.15241E-05
GFINBURO.MX	0.000104279	5.62467E-05	0.000119558	6.25982E-05	0.00010177	0.000109458	9.86657E-05	6.76581E-05	9.33729E-05	8.33456E-05	8.37871E-05	7.34811E-05	0.000107381	4.95391E-05	6.14513E-05
GFNORTEO.MX	0.000260157	5.56414E-05	8.77627E-05	4.86514E-05	7.29642E-05	8.3867E-05	6.38642E-05	6.22016E-05	7.28769E-05	8.7974E-05	5.30126E-05	4.47488E-05	0.000118383	5.41369E-05	4.73249E-05
GFREGIOO.MX	5.56414E-05	0.000230677	5.40461E-05	2.93236E-05	6.8024E-05	7.25957E-05	5.91443E-05	4.41006E-05	5.51367E-05	5.29021E-05	4.00236E-05	4.23958E-05	7.08617E-05	3.57667E-05	4.1402E-05
GMEXICOB.MX	8.77627E-05	5.40461E-05	0.00027333	5.5112E-05	0.00011546	9.16799E-05	8.09187E-05	6.97627E-05	6.61971E-05	0.000104137	7.0063E-05	6.7741E-05	0.000114831	7.42457E-05	6.43757E-05
GRUMAB.MX	4.86514E-05	2.93236E-05	5.5112E-05	0.00030506	8.58999E-05	4.86286E-05	3.31965E-05	2.676E-05	4.12069E-05	5.35074E-05	5.14137E-05	4.30791E-05	5.08429E-05	4.22641E-05	3.30521E-05
ICA.MX	7.29642E-05	6.8024E-05	0.00011546	8.58999E-05	0.000502088	9.89338E-05	8.32251E-05	8.03568E-05	8.73944E-05	0.000107318	0.000111951	7.72149E-05	9.44907E-05	7.52284E-05	7.37866E-05
ICHB.MX	8.3867E-05	7.25957E-05	9.16799E-05	4.86286E-05	9.89338E-05	0.000349397	0.000101933	8.06205E-05	9.33695E-05	9.64063E-05	6.29493E-05	7.04289E-05	9.52282E-05	4.84952E-05	5.81665E-05
KIMBERA.MX	6.38642E-05	5.91443E-05	8.09187E-05	3.31965E-05	8.32251E-05	0.000101933	0.000292682	5.36555E-05	8.60339E-05	7.40754E-05	5.23674E-05	4.77331E-05	6.01581E-05	4.17295E-05	7.78876E-05
KOFL.MX	6.22016E-05	4.41006E-05	6.97627E-05	2.676E-05	8.03568E-05	8.06205E-05	5.36555E-05	0.000198298	6.22571E-05	7.62097E-05	4.73904E-05	3.79687E-05	6.56937E-05	5.38339E-05	5.00775E-05
LIVERPOLC-1.MX	7.28769E-05	5.51367E-05	6.61971E-05	4.12069E-05	8.73944E-05	9.33695E-05	8.60339E-05	6.22571E-05	0.000223012	7.02016E-05	4.38622E-05	3.79319E-05	7.11019E-05	4.06776E-05	5.74999E-05
MEXCHEM.MX	8.7974E-05	5.29021E-05	0.000104137	5.35074E-05	0.000107318	9.64063E-05	7.40754E-05	7.62097E-05	7.02016E-05	0.000285237	8.14546E-05	5.98076E-05	0.000100878	3.63387E-05	6.19528E-05
OHLMEX.MX	5.30126E-05	4.00236E-05	7.0063E-05	5.14137E-05	0.000111951	6.29493E-05	5.23674E-05	4.73904E-05	4.38622E-05	8.14546E-05	0.00048741	6.13394E-05	7.17698E-05	4.57265E-05	4.23491E-05
PINFRA.MX	4.47488E-05	4.23958E-05	6.7741E-05	4.30791E-05	7.72149E-05	7.04289E-05	4.77331E-05	3.79687E-05	3.79319E-05	5.98076E-05	6.13394E-05	0.000200402	6.0266E-05	3.76859E-05	3.59811E-05
SANMEXB.MX	0.000118383	7.08617E-05	0.000114831	5.08429E-05	9.44907E-05	9.52282E-05	6.01581E-05	6.56937E-05	7.11019E-05	0.000100878	7.17698E-05	6.0266E-05	0.000356015	6.74789E-05	4.68903E-05
TLEVISACPO.MX	5.41369E-05	3.57667E-05	7.42457E-05	4.22641E-05	7.52284E-05	4.84952E-05	4.17295E-05	5.38339E-05	4.06776E-05	3.63387E-05	4.57265E-05	3.76859E-05	6.74789E-05	0.000195266	3.52957E-05
WALMEX.MX	4.73249E-05	4.1402E-05	6.43757E-05	3.30521E-05	7.37866E-05	5.81665E-05	7.78876E-05	5.00775E-05	5.74999E-05	6.19528E-05	4.23491E-05	3.59811E-05	4.68903E-05	3.52957E-05	0.000198037

Fuente: Elaboración propia utilizando Excel.

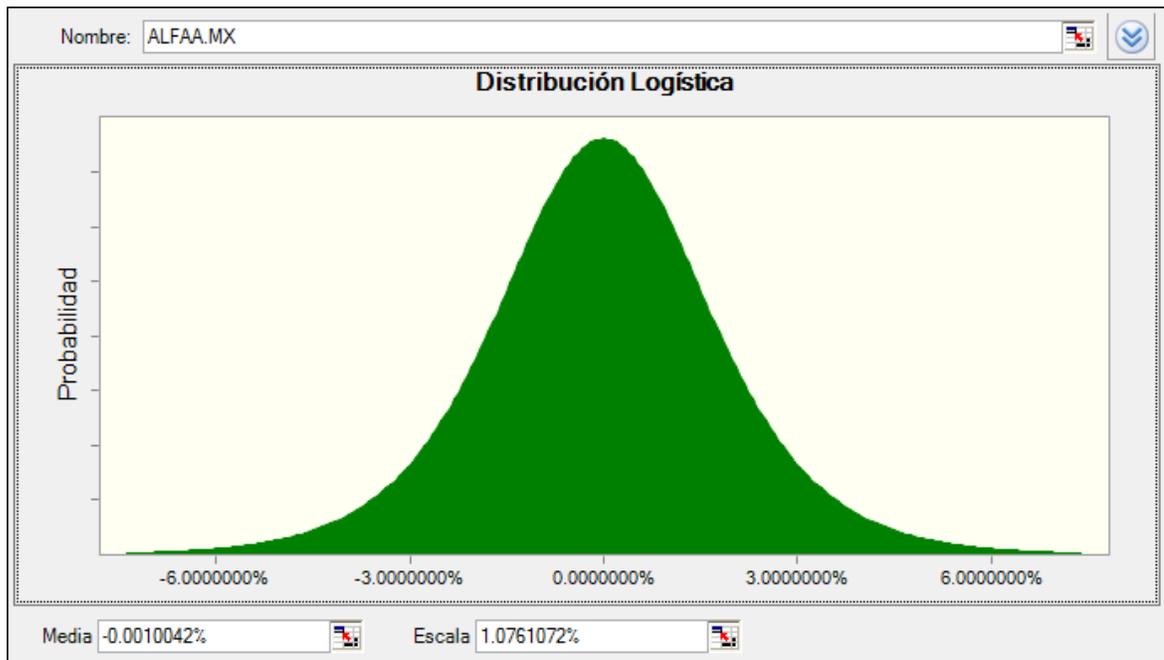
Anexo 3 Gráfica de series de datos de las acciones ajustadas a distribuciones de probabilidad

Gráfica de ajuste de rendimientos de AC con ajuste probabilístico



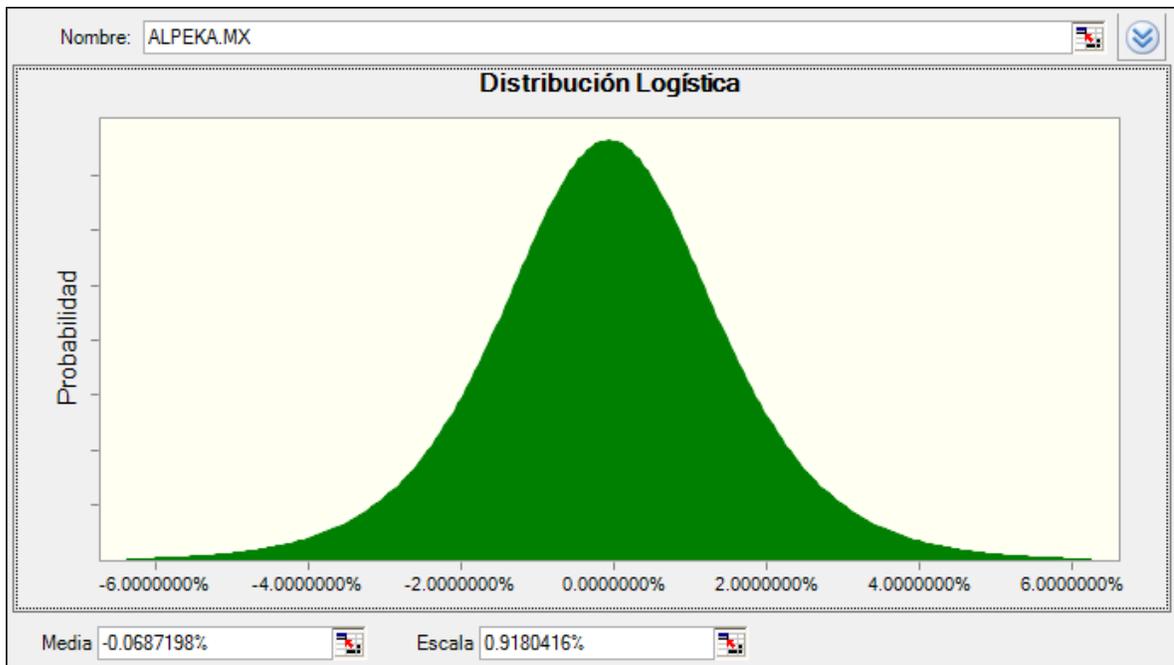
Fuente: Elaboración propia basada en Yahoo Finanzas con software Crystal Ball.

Gráfica de ajuste de rendimientos de ALPEKA con ajuste probabilístico



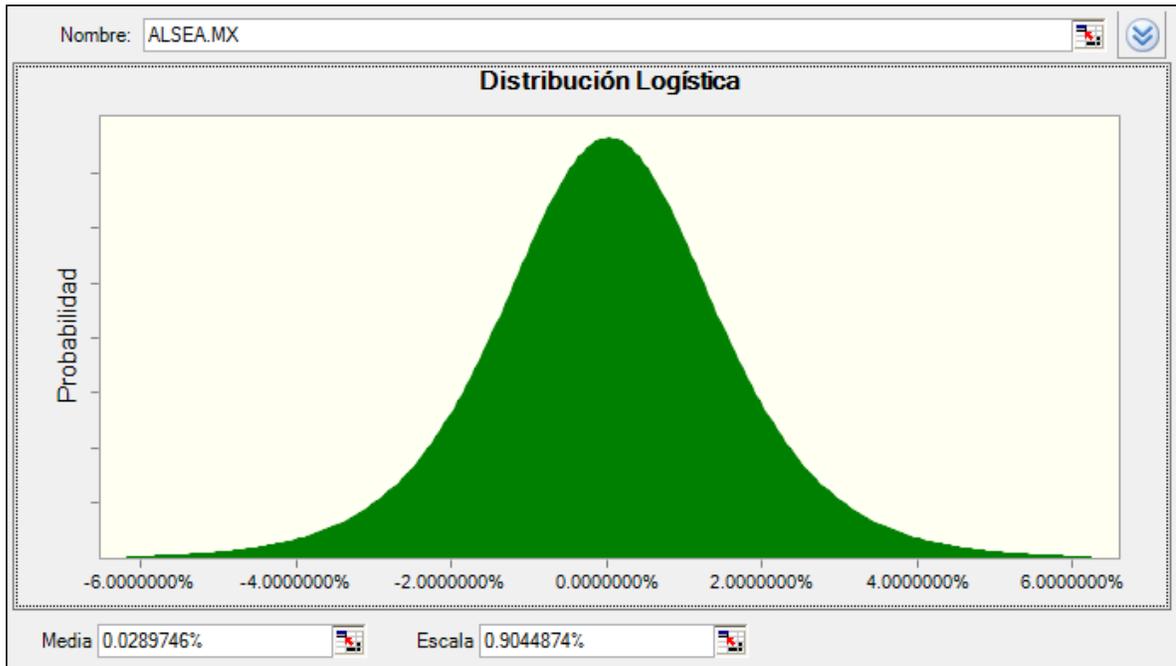
Fuente: Elaboración propia basada en Yahoo Finanzas con software Crystal Ball.

Gráfica de ajuste de rendimientos de ALPEKA con ajuste probabilístico



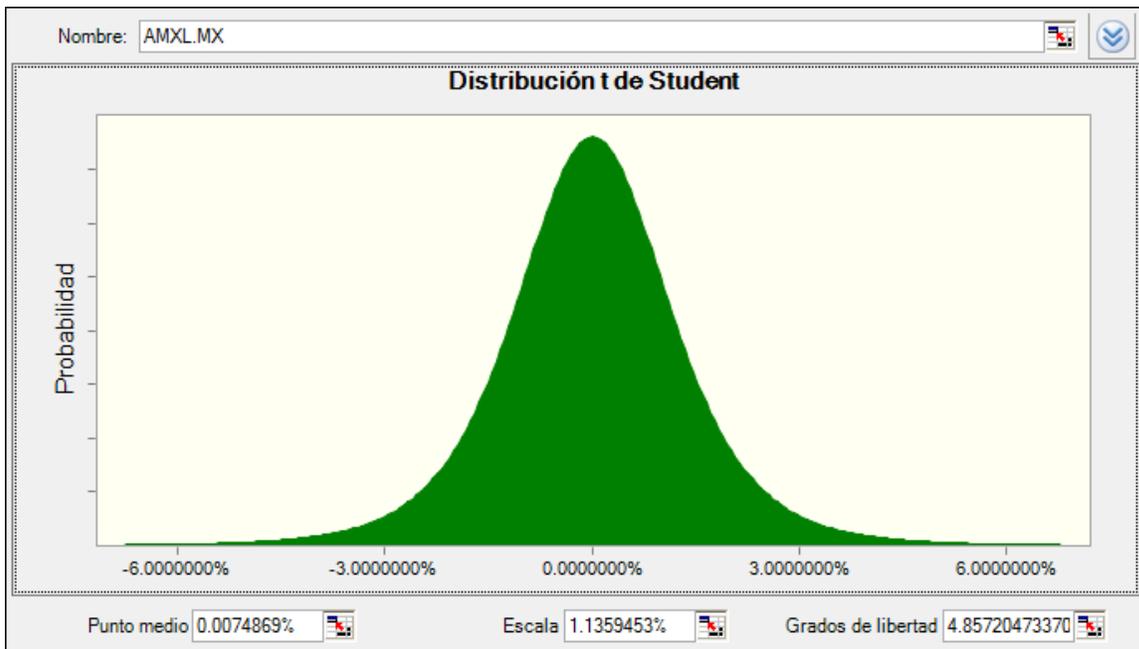
Fuente: Elaboración propia basada en Yahoo Finanzas con software Crystal Ball.

Gráfica de ajuste de rendimientos de ALSEA con ajuste probabilístico



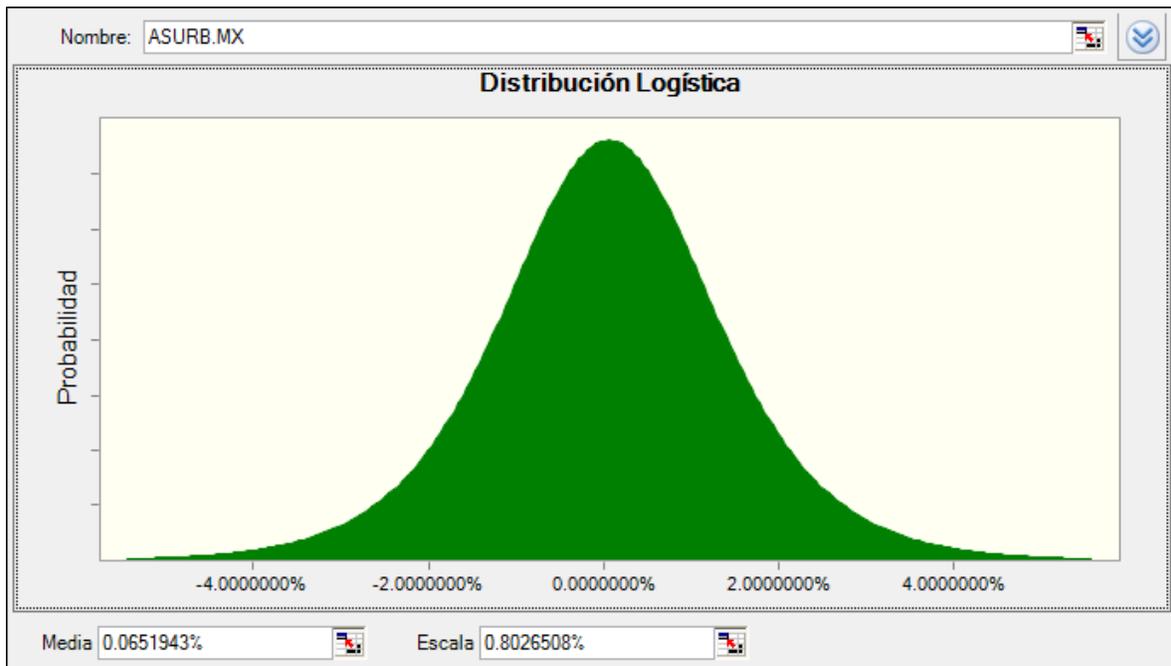
Fuente: Elaboración propia basada en Yahoo Finanzas con software Crystal Ball.

Gráfica de ajuste de rendimientos de AMXL con ajuste probabilístico



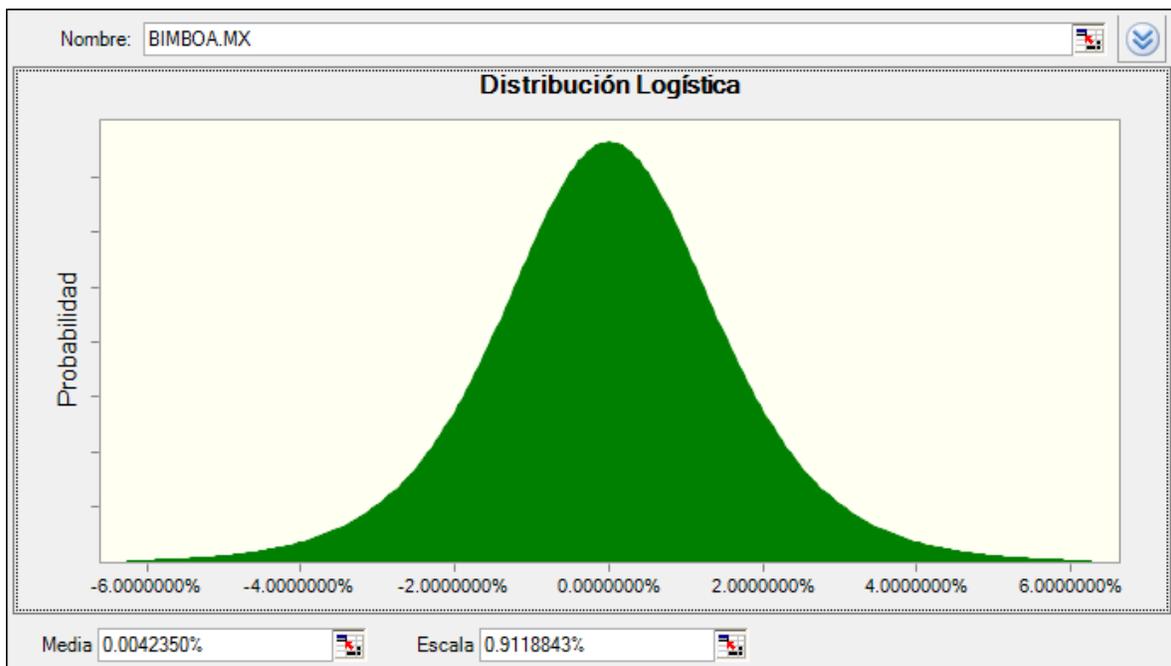
Fuente: Elaboración propia basada en Yahoo Finanzas con software Crystal Ball.

Gráfica de ajuste de rendimientos de ASURB con ajuste probabilístico



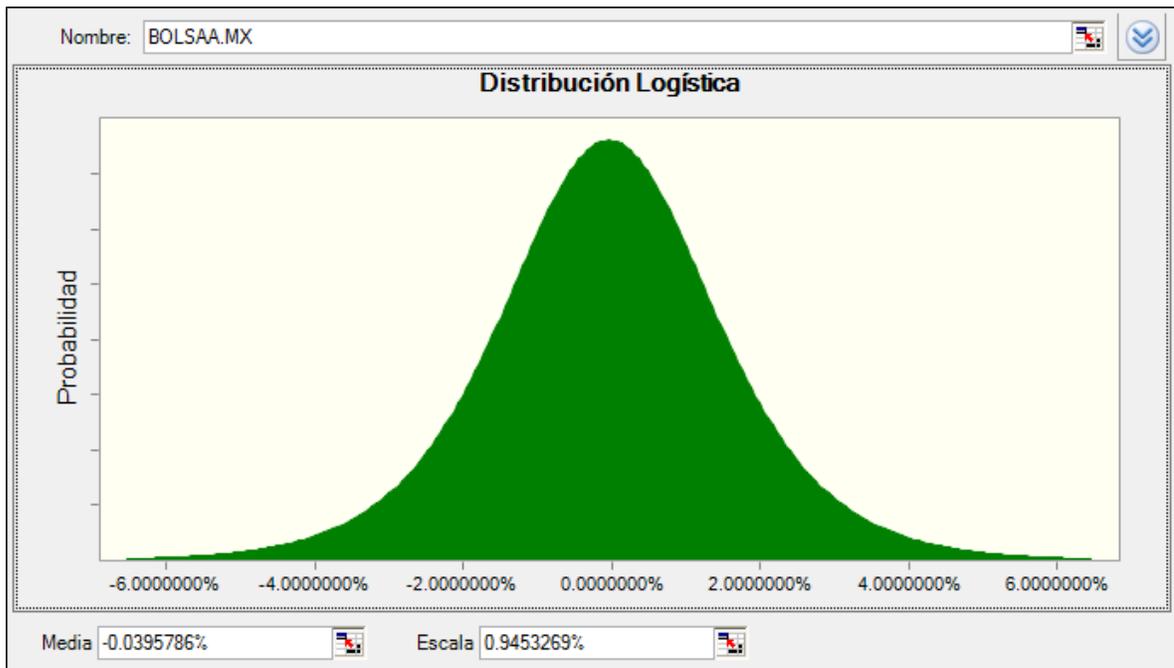
Fuente: Elaboración propia basada en Yahoo Finanzas con software Crystal Ball.

Gráfica de ajuste de rendimientos de BIMBO con ajuste probabilístico



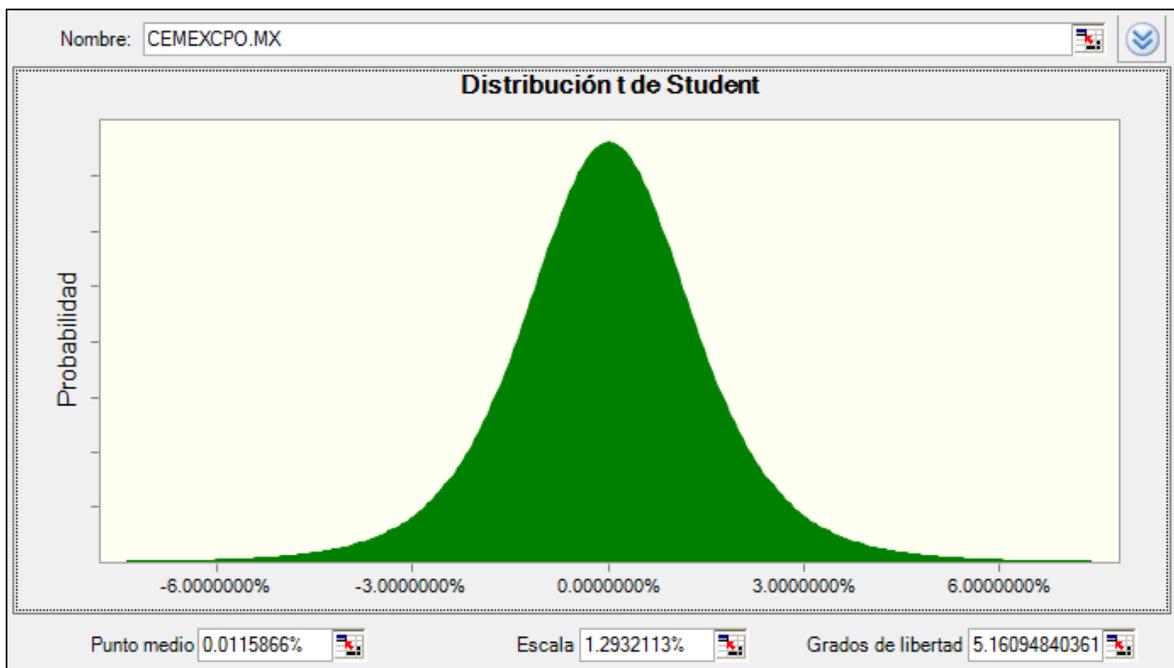
Fuente: Elaboración propia basada en Yahoo Finanzas con software Crystal Ball.

Gráfica de ajuste de rendimientos de BOLSA con ajuste probabilístico



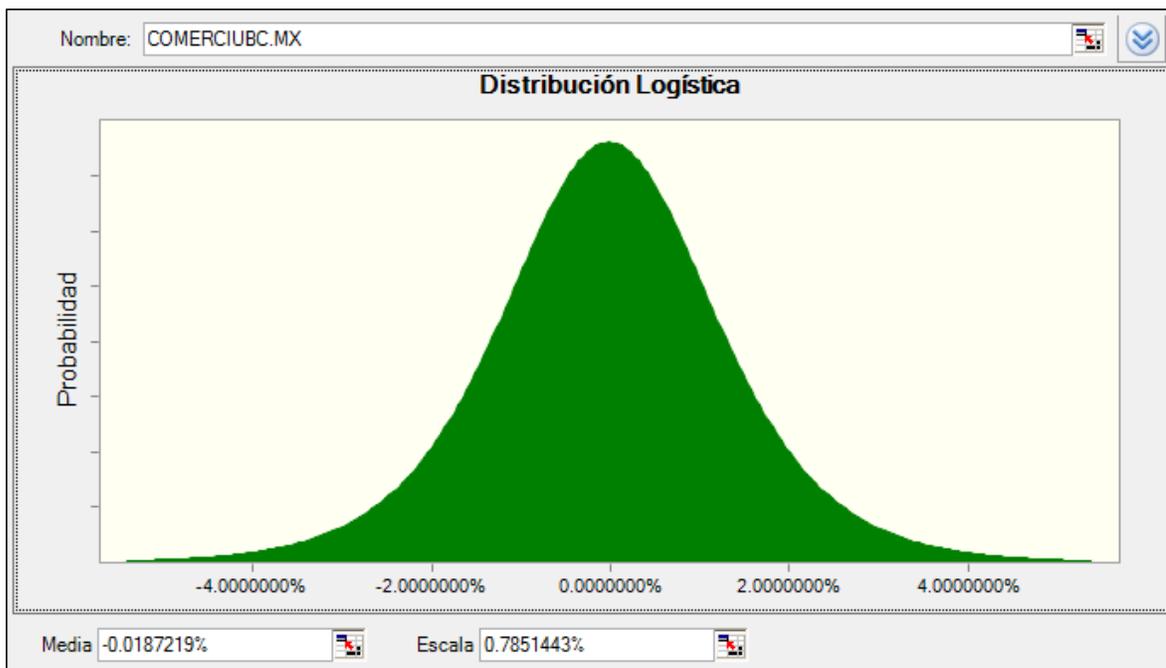
Fuente: Elaboración propia basada en Yahoo Finanzas con software Crystal Ball.

Gráfica de ajuste de rendimientos de CEMEXCPO con ajuste probabilístico



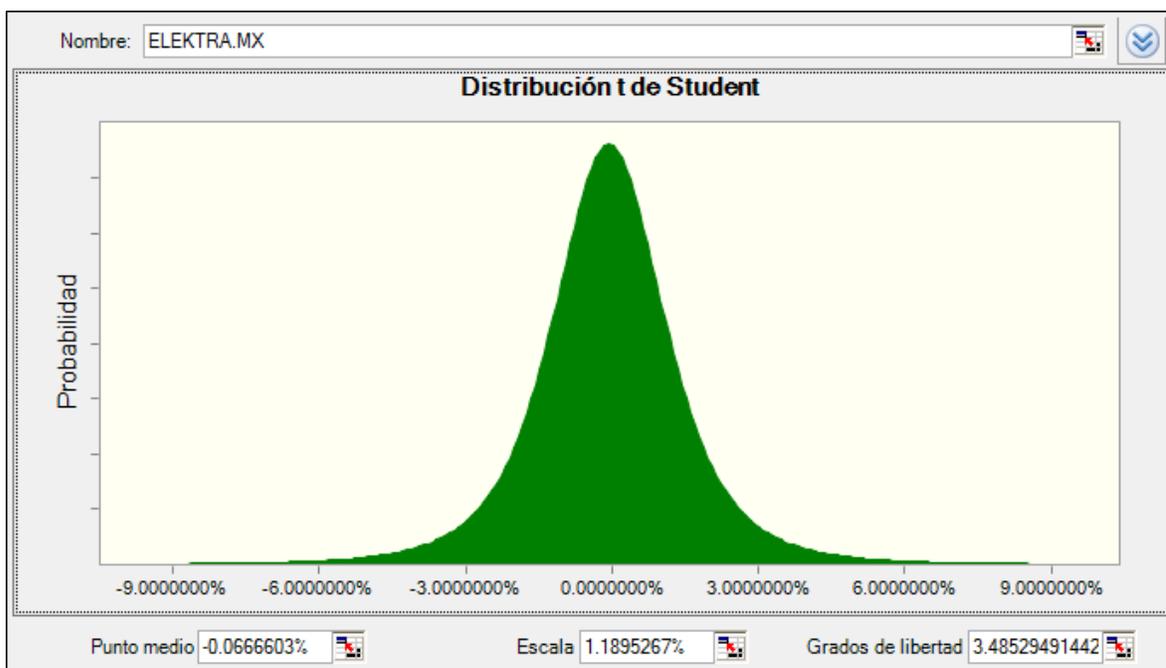
Fuente: Elaboración propia basada en Yahoo Finanzas con software Crystal Ball.

Gráfica de ajuste de rendimientos de COMERCIUBC con ajuste probabilístico



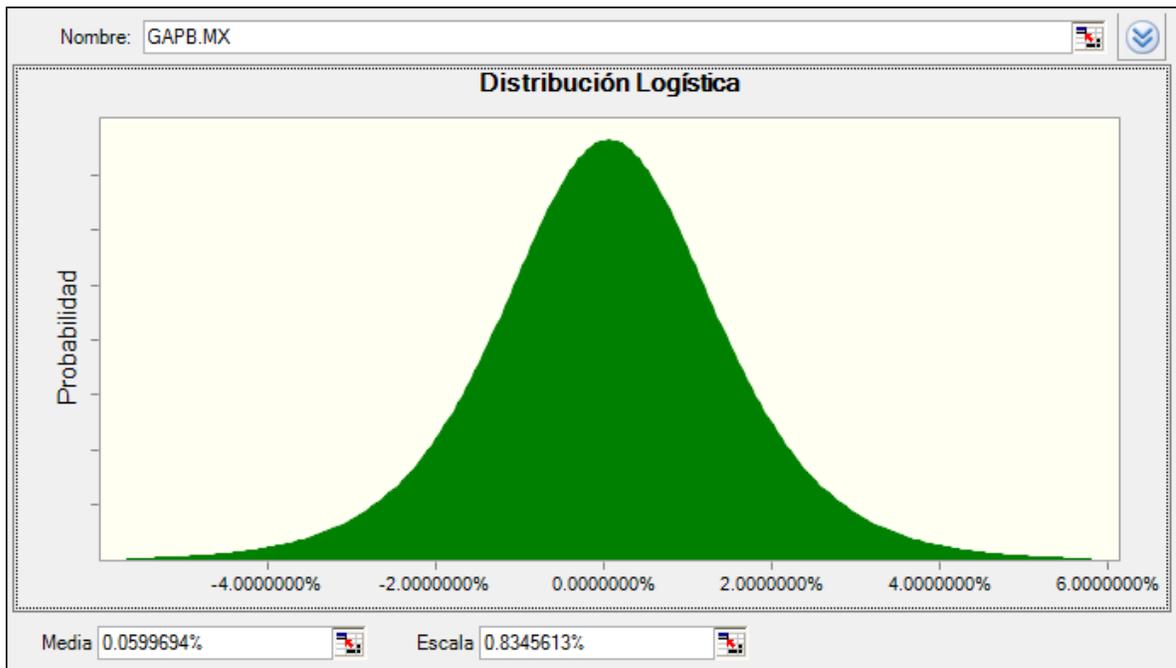
Fuente: Elaboración propia basada en Yahoo Finanzas con software Crystal Ball.

Gráfica de ajuste de rendimientos de ELEKTRA con ajuste probabilístico



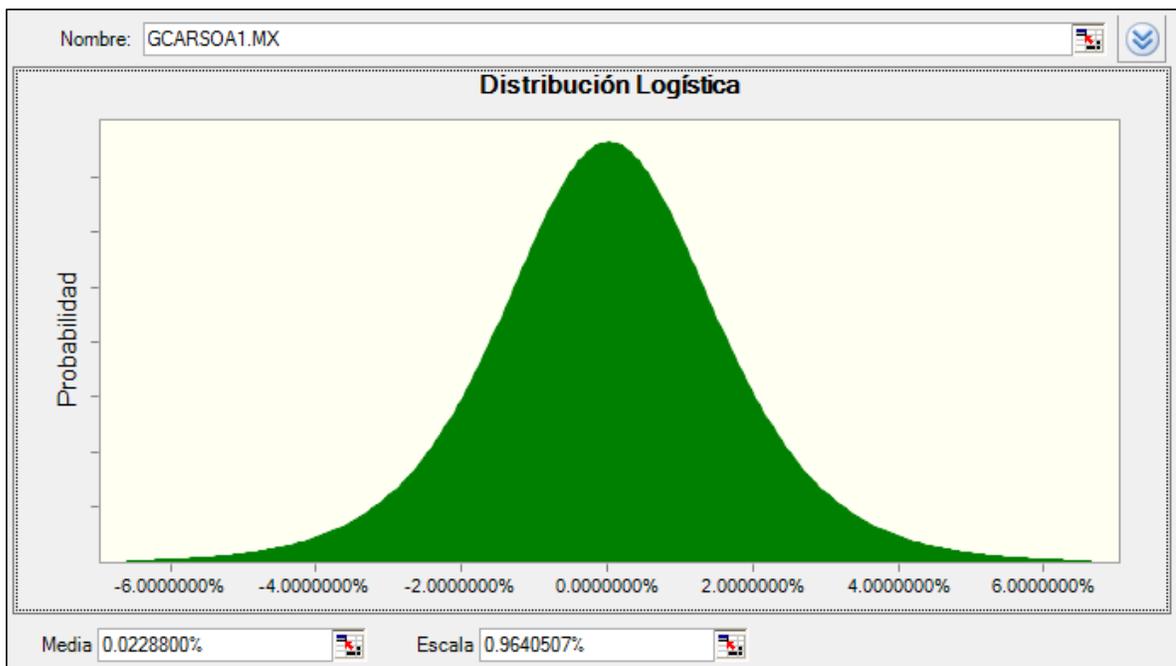
Fuente: Elaboración propia basada en Yahoo Finanzas con software Crystal Ball.

Gráfica de ajuste de rendimientos de GAPB con ajuste probabilístico



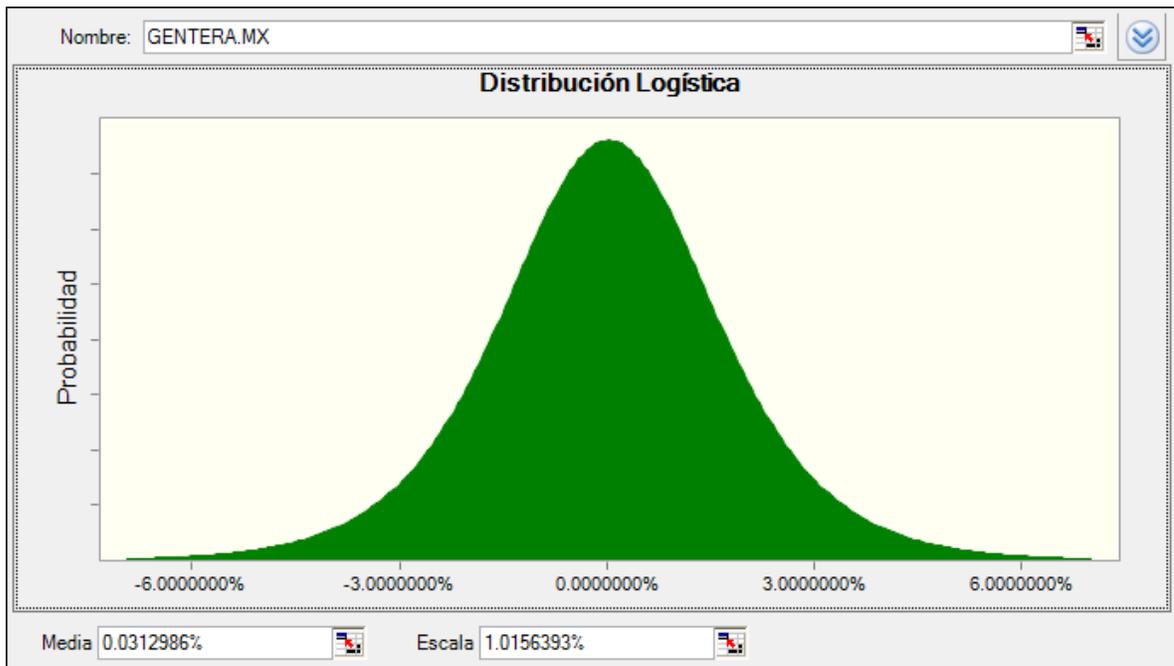
Fuente: Elaboración propia basada en Yahoo Finanzas con software Crystal Ball.

Gráfica de ajuste de rendimientos de GCARSOA1 con ajuste probabilístico



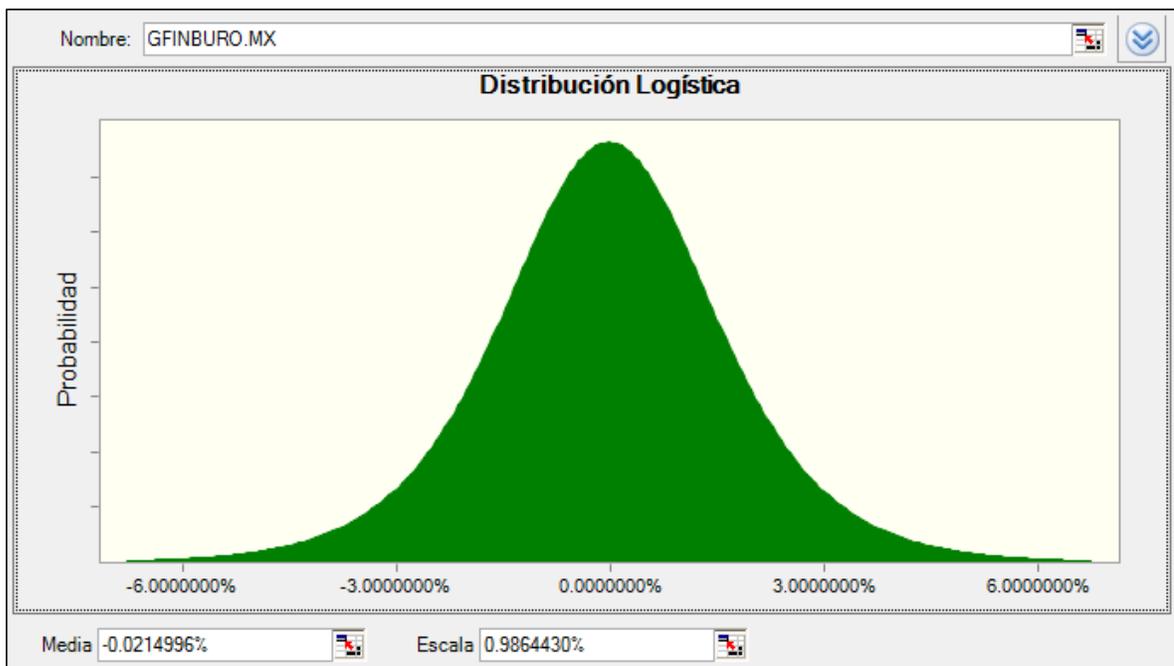
Fuente: Elaboración propia basada en Yahoo Finanzas con software Crystal Ball.

Gráfica de ajuste de rendimientos de GENTERA con ajuste probabilístico



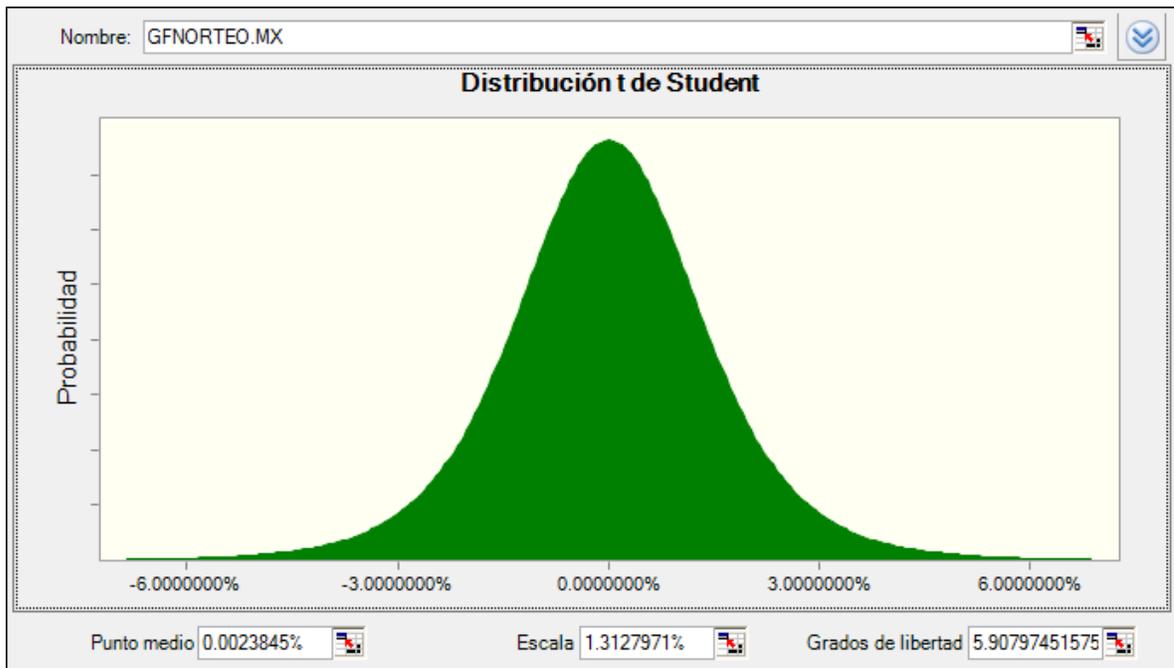
Fuente: Elaboración propia basada en Yahoo Finanzas con software Crystal Ball.

Gráfica de ajuste de rendimientos de GFINBURO con ajuste probabilístico



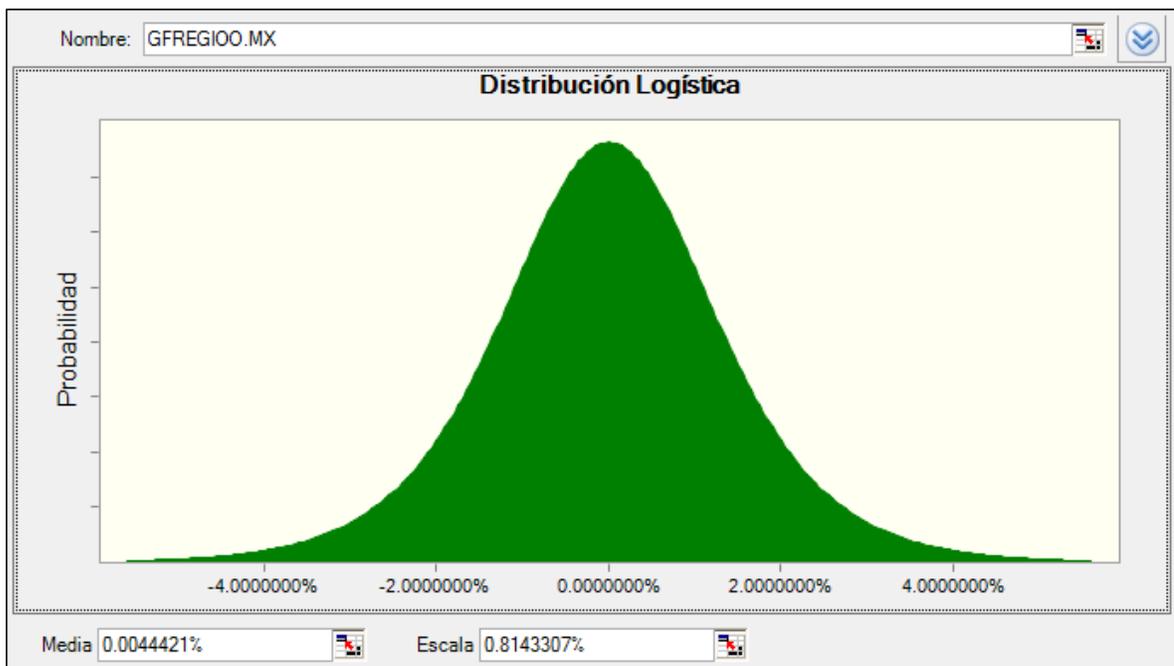
Fuente: Elaboración propia basada en Yahoo Finanzas con software Crystal Ball.

Gráfica de ajuste de rendimientos de GFNORTEO con ajuste probabilístico



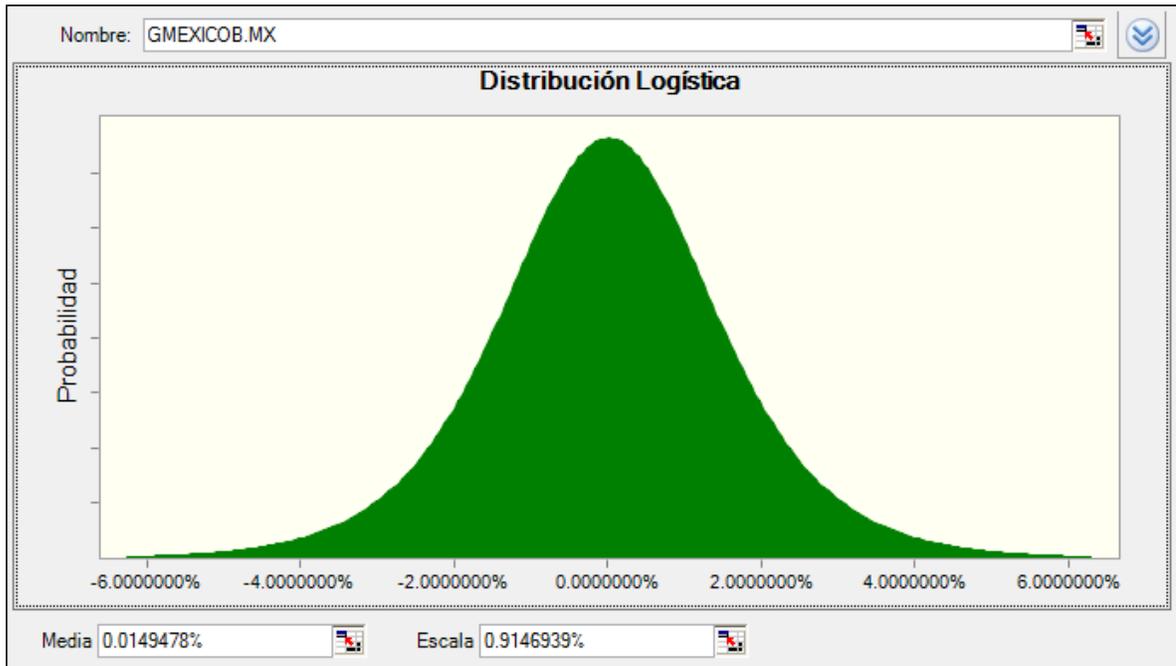
Fuente: Elaboración propia basada en Yahoo Finanzas con software Crystal Ball.

Gráfica de ajuste de rendimientos de GFREGIO con ajuste probabilístico



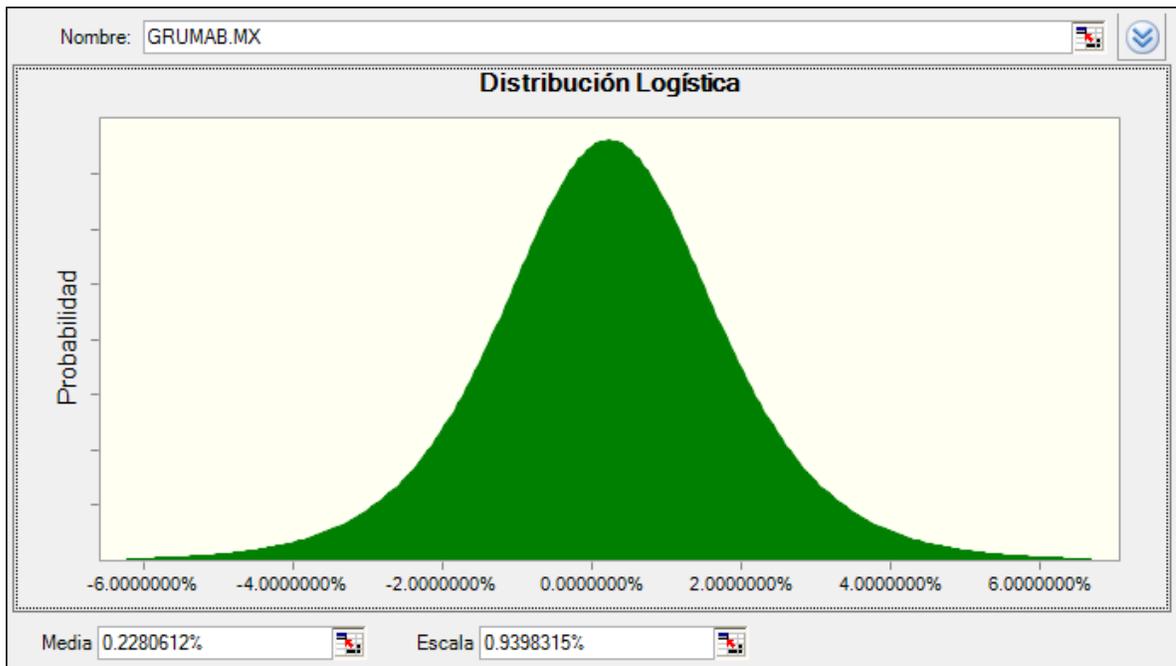
Fuente: Elaboración propia basada en Yahoo Finanzas con software Crystal Ball.

Gráfica de ajuste de rendimientos de GMEXICOB con ajuste probabilístico



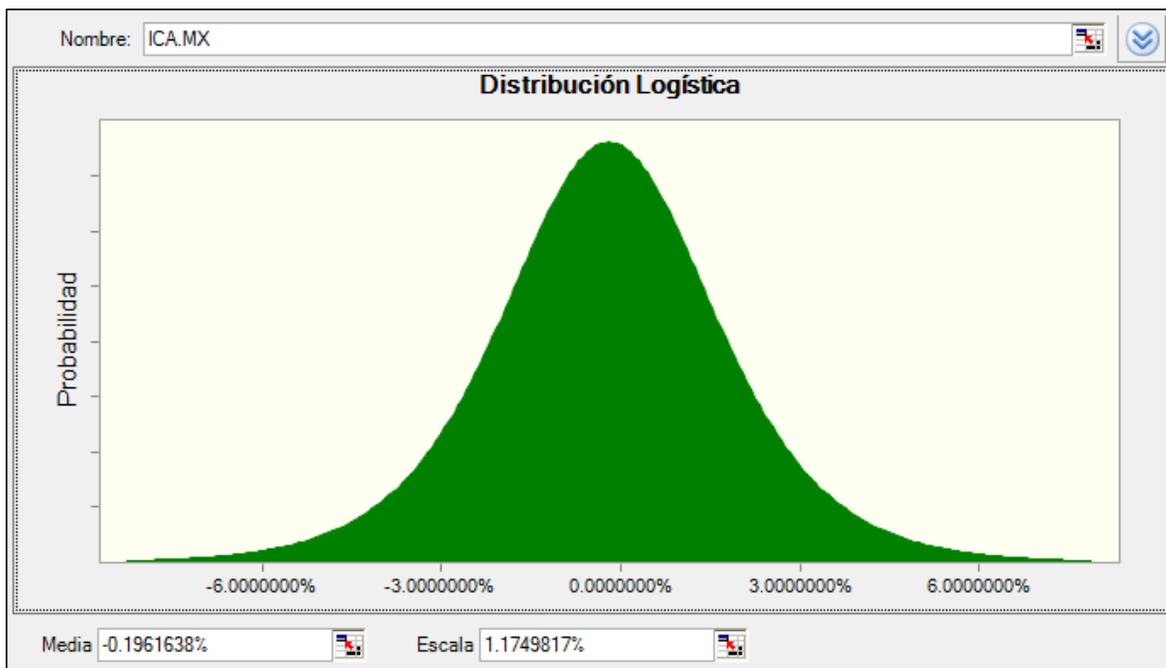
Fuente: Elaboración propia basada en Yahoo Finanzas con software Crystal Ball.

Gráfica de ajuste de rendimientos de GRUMAB con ajuste probabilístico



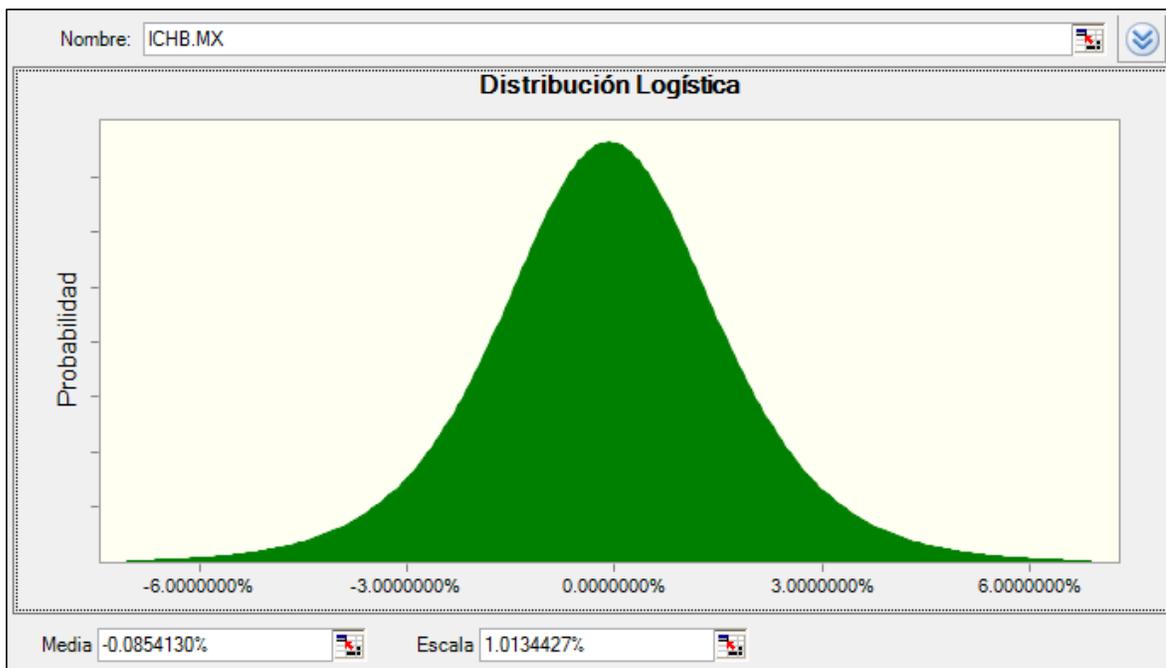
Fuente: Elaboración propia basada en Yahoo Finanzas con software Crystal Ball.

Gráfica de ajuste de rendimientos de ICA con ajuste probabilístico



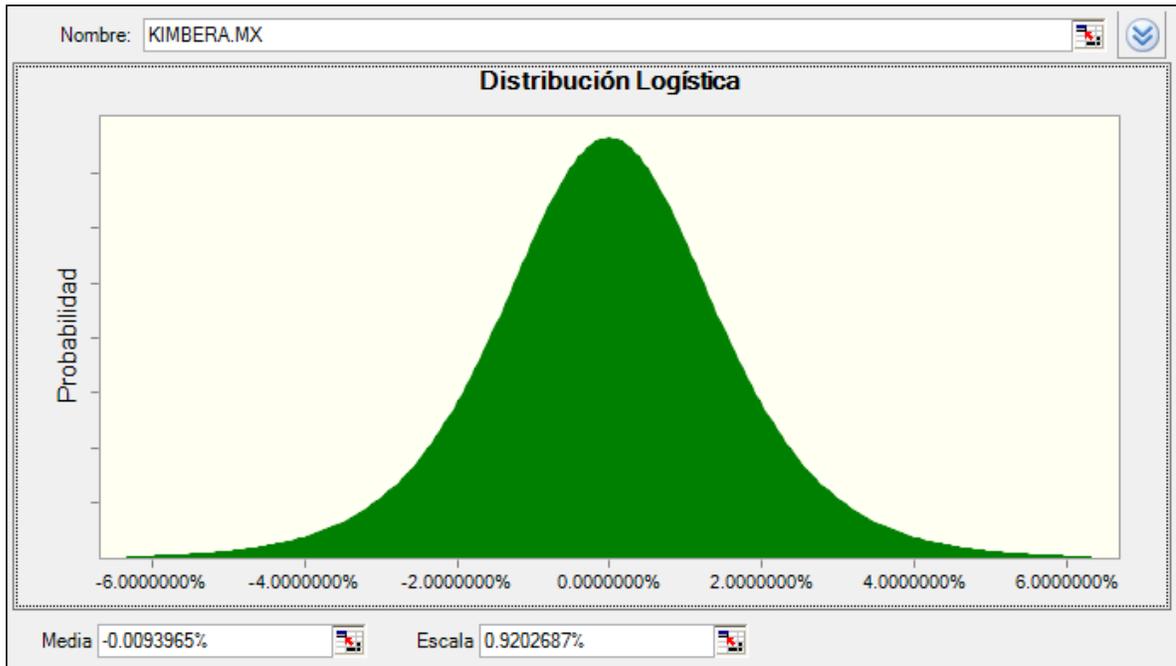
Fuente: Elaboración propia basada en Yahoo Finanzas con software Crystal Ball.

Gráfica de ajuste de rendimientos de ICHB con ajuste probabilístico



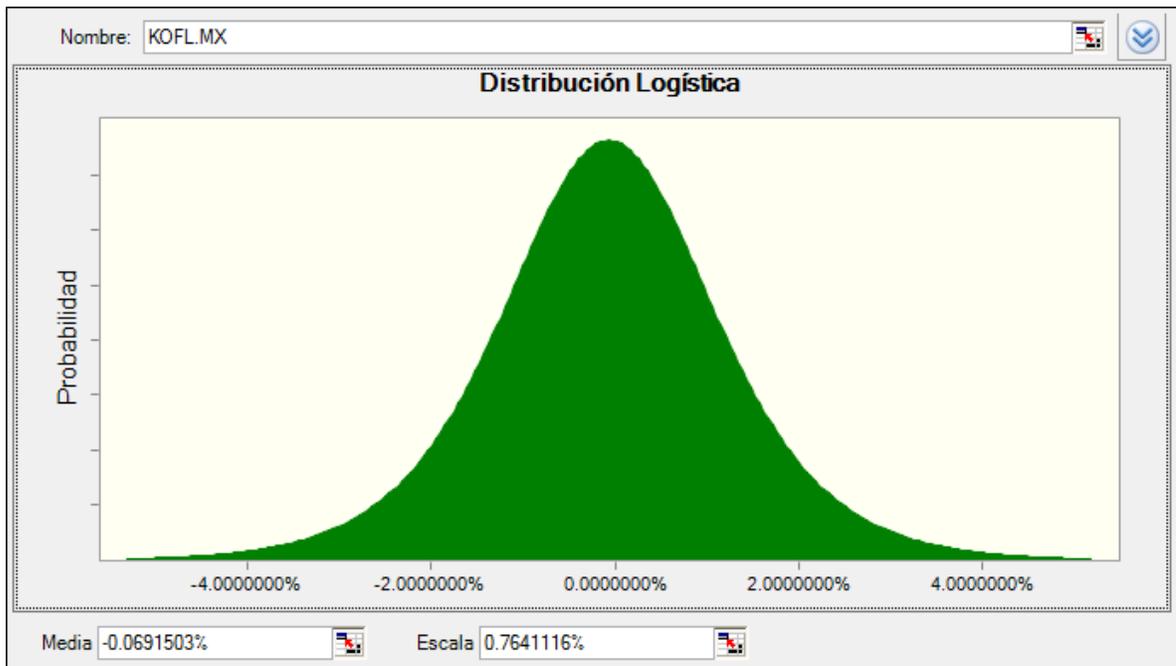
Fuente: Elaboración propia basada en Yahoo Finanzas con software Crystal Ball.

Gráfica de ajuste de rendimientos de KIMBERA con ajuste probabilístico



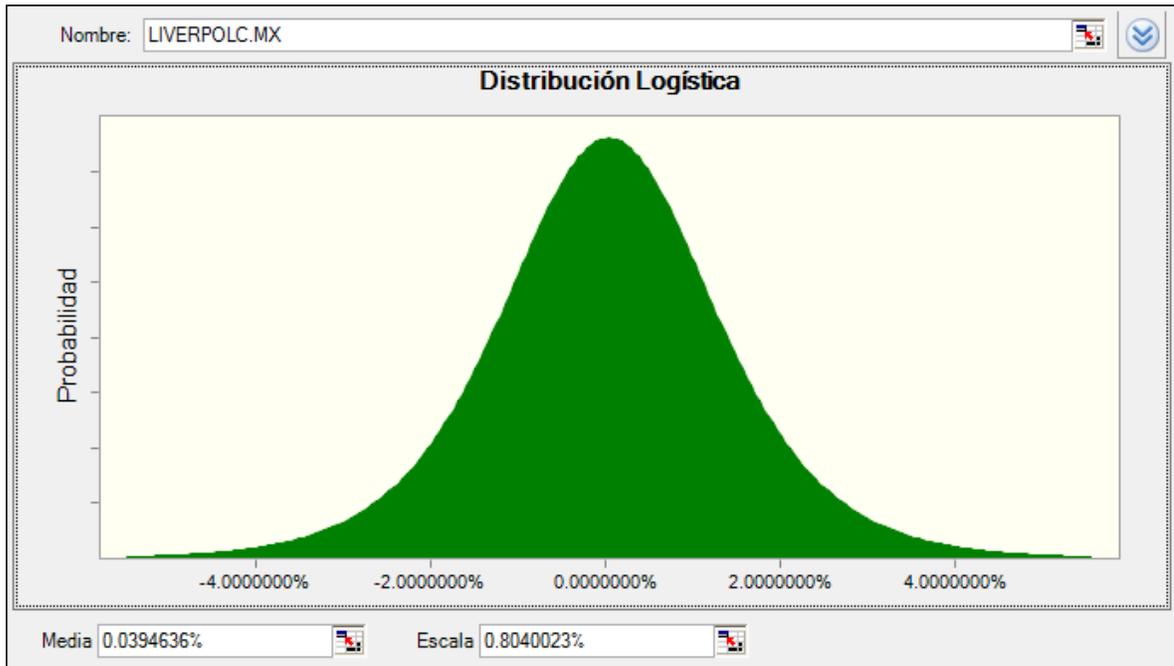
Fuente: Elaboración propia basada en Yahoo Finanzas con software Crystal Ball.

Gráfica de ajuste de rendimientos de KOFL con ajuste probabilístico



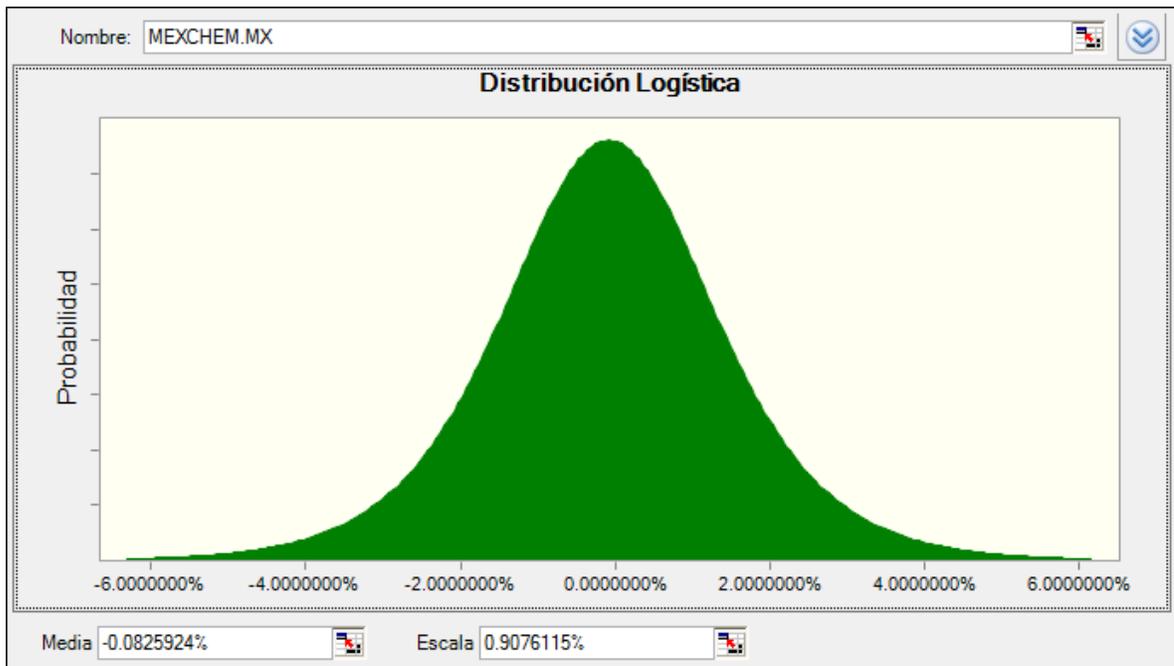
Fuente: Elaboración propia basada en Yahoo Finanzas con software Crystal Ball.

Gráfica de ajuste de rendimientos de LIVERPOLC con ajuste probabilístico



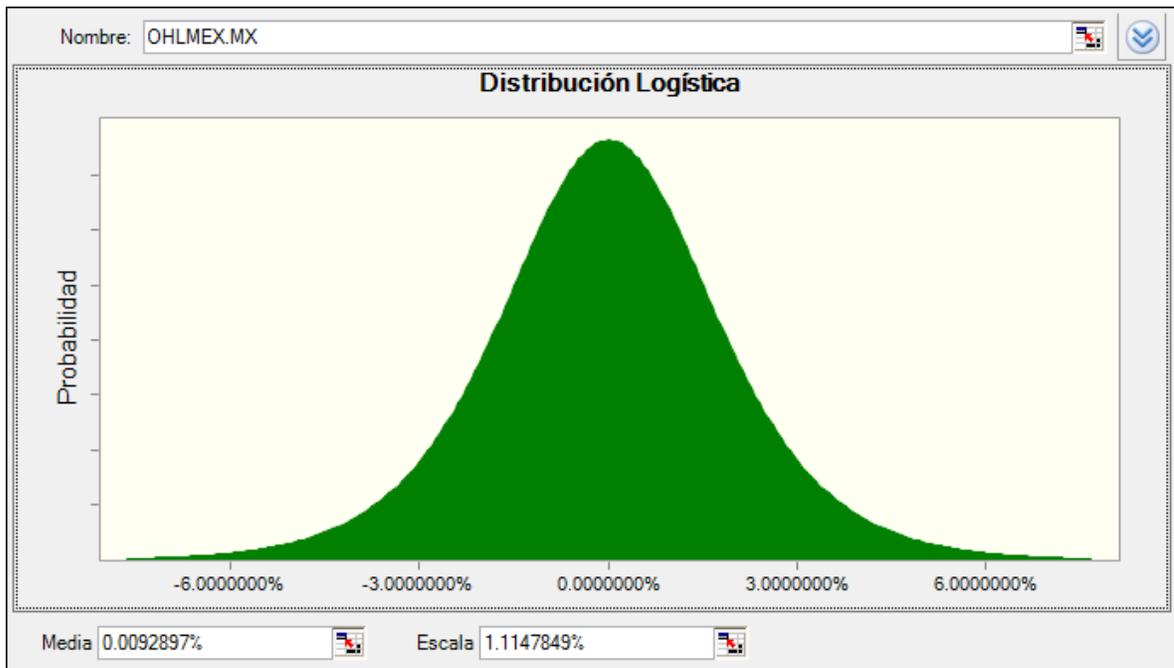
Fuente: Elaboración propia basada en Yahoo Finanzas con software Crystal Ball.

Gráfica de ajuste de rendimientos de MEXCHEM con ajuste probabilístico



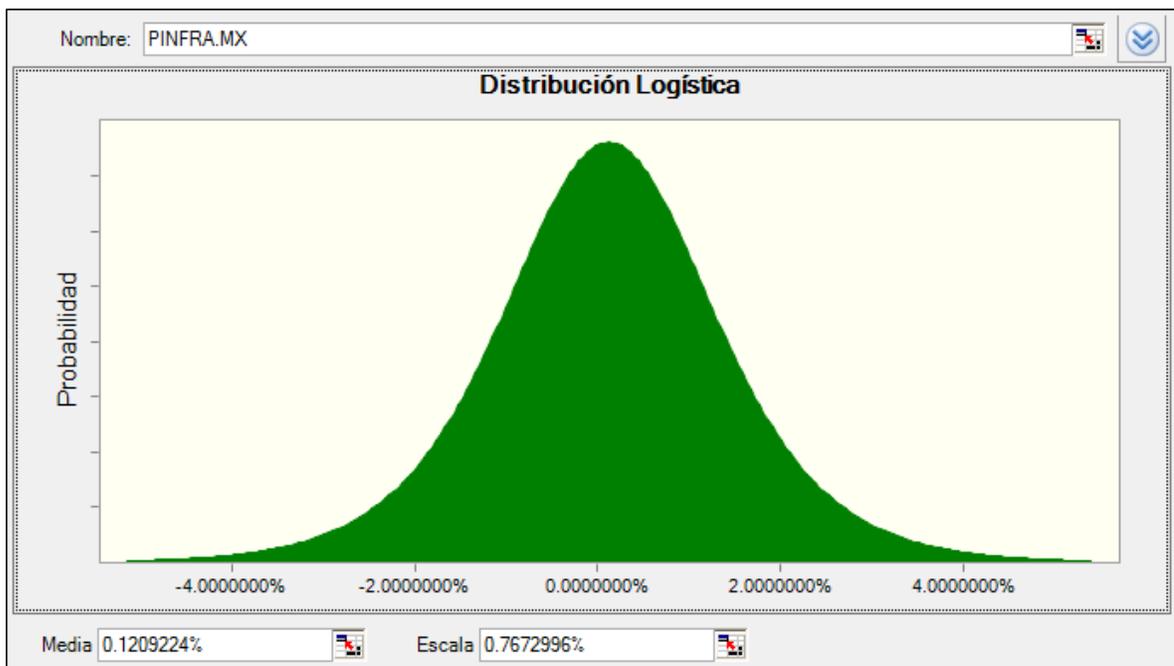
Fuente: Elaboración propia basada en Yahoo Finanzas con software Crystal Ball.

Gráfica de ajuste de rendimientos de OHLMEX con ajuste probabilístico



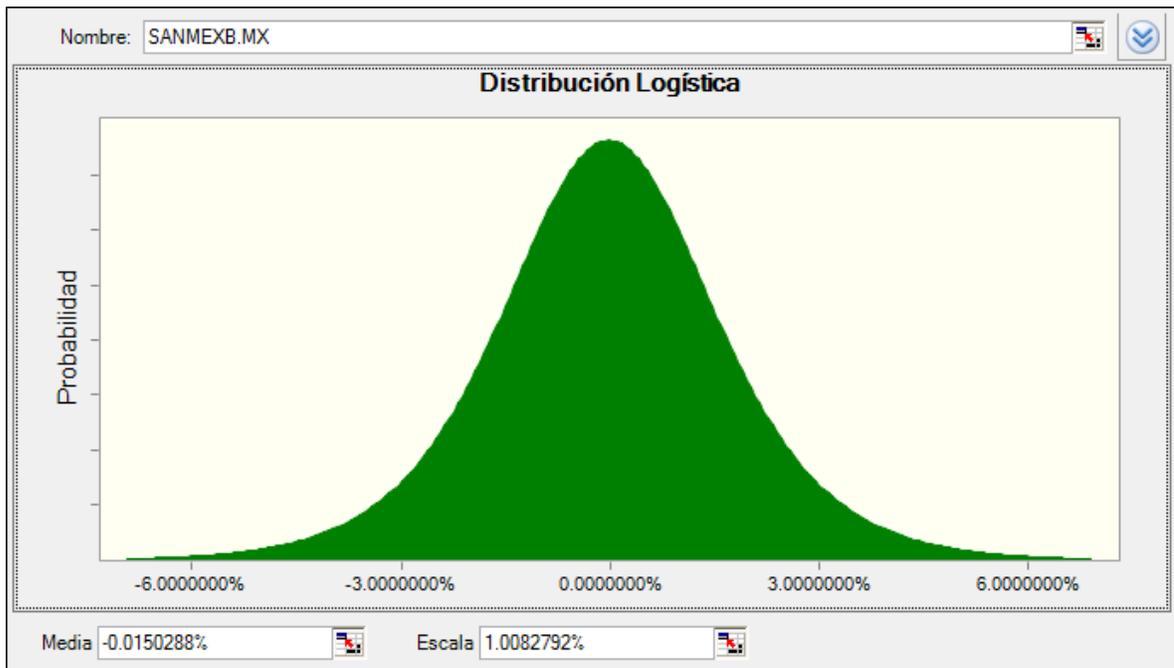
Fuente: Elaboración propia basada en Yahoo Finanzas con software Crystal Ball.

Gráfica de ajuste de rendimientos de PINFRA con ajuste probabilístico



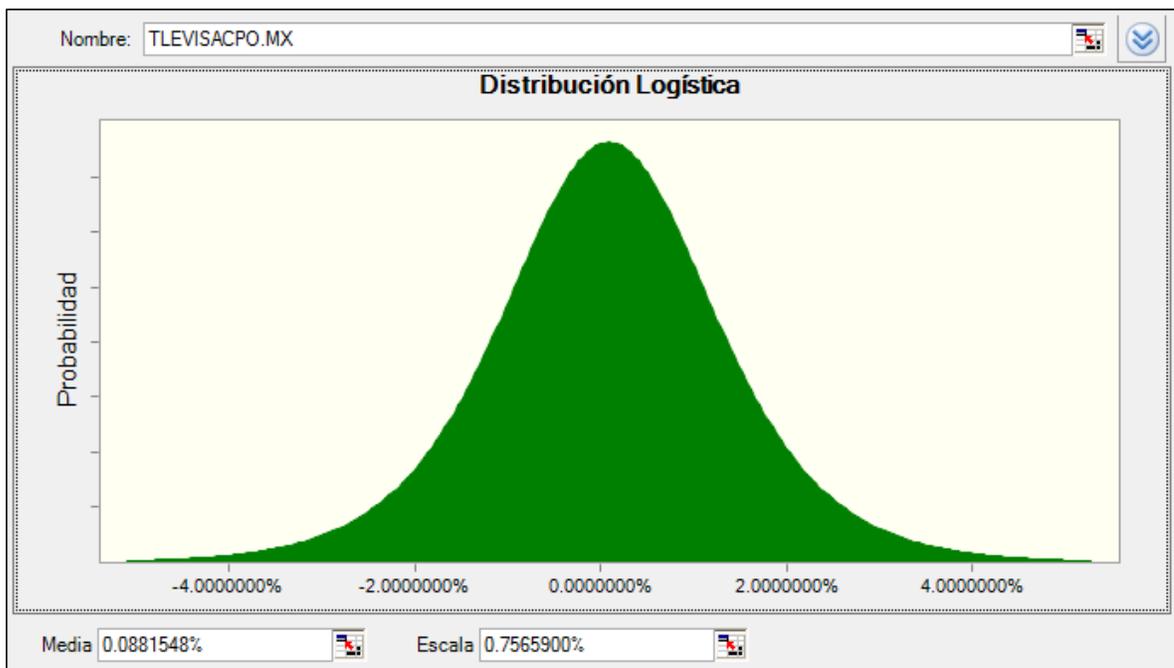
Fuente: Elaboración propia basada en Yahoo Finanzas con software Crystal Ball.

Gráfica de ajuste de rendimientos de SANMEXB con ajuste probabilístico



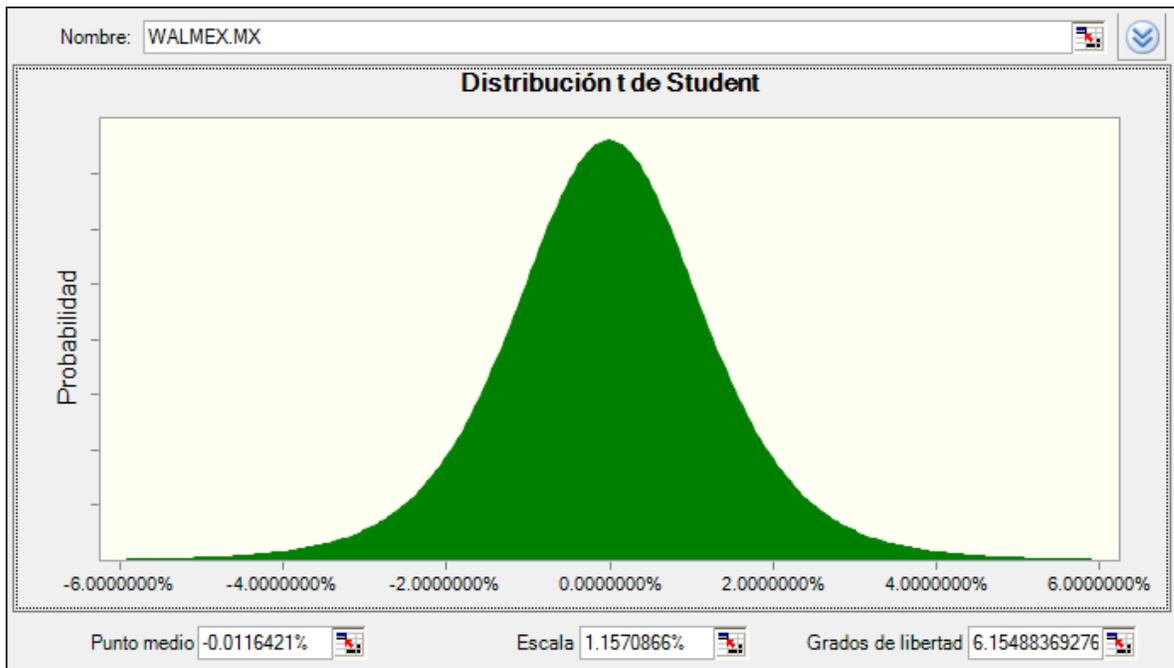
Fuente: Elaboración propia basada en Yahoo Finanzas con software Crystal Ball.

Gráfica de ajuste de rendimientos de TLEVISACPO con ajuste probabilístico



Fuente: Elaboración propia basada en Yahoo Finanzas con software Crystal Ball.

Gráfica de ajuste de rendimientos de WALMEX con ajuste probabilístico



Fuente: Elaboración propia basada en Yahoo Finanzas con software Crystal Ball.

Anexo 4 Reporte de Bondad de Ajuste de los activos financieros

AC.MX	Distribución	A-D	A-D Valor P:	Parámetros
	t de Student	1.3238	---	Punto medio=0.00005, Escala=0.00995, Grados de libertad=5.51494
	Logística	1.3578	0.000	Media=-0.00004, Escala=0.00652
	Gamma	5.2053	0.000	Ubicación=-0.31785, Escala=0.00049, Forma=652.63981
	Logarítmico normal	5.2143	0.000	Media=0.00005, Desv est=0.01245, Ubicación=-0.50246
	Normal	5.2893	0.000	Media=0.00005, Desv est=0.01246
	Beta	5.3884	---	Mínimo=-0.1765, Máximo=0.17659, Alfa=100, Beta=100
	Extremo máximo	26.0653	0.000	Más probable=-0.00614, Escala=0.01448
	Extremo mínimo	37.8895	0.000	Más probable=0.0064, Escala=0.01663
	Beta PERT	81.1783	---	Mínimo=-0.06153, Más probable=-0.00133, Máximo=0.07648
	Triangular	88.4262	---	Mínimo=-0.06153, Más probable=-0.00133, Máximo=0.07648
	Uniforme	146.2722	0.000	Mínimo=-0.05856, Máximo=0.07307
	Weibull	1314.7282	0.000	Ubicación=-0.05838, Escala=0.036, Forma=2.78194
ALFAA.MX	Distribución	A-D	A-D Valor P:	Parámetros
	t de Student	0.5934	---	Punto medio=-0.00015, Escala=0.01662, Grados de libertad=5.02129
	Logística	0.5945	0.079	Media=-0.00007, Escala=0.01108
	Normal	4.0192	0.000	Media=-0.00015, Desv est=0.02143
	Beta	4.0940	---	Mínimo=-0.30371, Máximo=0.30341, Alfa=100, Beta=100
	Gamma	5.5350	0.000	Ubicación=-0.70189, Escala=0.0007, Forma=999
	Logarítmico normal	6.7723	0.000	Media=-0.00012, Desv est=0.02275, Ubicación=-0.49544
	Weibull	10.8088	0.000	Ubicación=-0.29959, Escala=0.30883, Forma=15.06533
	Extremo mínimo	14.7162	0.000	Más probable=0.00999, Escala=0.02077
	Extremo máximo	87.2476	0.000	Más probable=-0.01234, Escala=0.04471
	Beta PERT	100.4237	---	Mínimo=-0.23225, Más probable=0.01642, Máximo=0.07379
	Triangular	222.3228	---	Mínimo=-0.23225, Más probable=0.01642, Máximo=0.07379
	Uniforme	347.0128	0.000	Mínimo=-0.22306, Máximo=0.06971

Fuente: Elaboración propia con software Crystal Ball.

ALPEKA.MX	Distribución	A-D	A-D Valor P:	Parámetros
	t de Student	2.5118	---	Punto medio=-0.00014, Escala=0.01205, Grados de libertad=2.86726
	Logística	3.4930	0.000	Media=-0.00061, Escala=0.00961
	Logarítmico normal	11.4701	0.000	Media=-0.00018, Desv est=0.01966, Ubicación=-0.17905
	Gamma	12.3740	0.000	Ubicación=-0.14273, Escala=0.00279, Forma=51.06982
	Normal	18.8987	0.000	Media=-0.00014, Desv est=0.02191
	Beta	19.0453	---	Mínimo=-0.31056, Máximo=0.31028, Alfa=100, Beta=100
	Extremo máximo	31.6588	0.000	Más probable=-0.00932, Escala=0.02191
	Extremo mínimo	146.6010	0.000	Más probable=0.01551, Escala=0.06701
	Beta PERT	176.9850	---	Mínimo=-0.1033, Más probable=-0.01252, Máximo=0.35178
	Weibull	271.1700	0.052	Ubicación=-0.09634, Escala=0.48338, Forma=0.05
	Triangular	324.9844	---	Mínimo=-0.1033, Más probable=-0.01252, Máximo=0.35178
	Uniforme	417.7488	0.000	Mínimo=-0.097, Máximo=0.33823
ALSEA.MX	Distribución	A-D	A-D Valor P:	Parámetros
	t de Student	2.8297	---	Punto medio=0.00029, Escala=0.01167, Grados de libertad=2
	Logística	3.6263	0.000	Media=0.00016, Escala=0.00956
	Normal	30.1489	0.000	Media=0.00029, Desv est=0.02444
	Beta	30.3384	---	Mínimo=-0.34596, Máximo=0.34654, Alfa=100, Beta=100
	Weibull	33.9617	0.000	Ubicación=-19.05196, Escala=19.06173, Forma=897.70011
	Extremo mínimo	34.0864	0.000	Más probable=0.00978, Escala=0.02126
	Logarítmico normal	47.7382	0.000	Media=0.00034, Desv est=0.02923, Ubicación=-0.92951
	Gamma	48.7130	0.000	Ubicación=-0.93226, Escala=0.00093, Forma=999
	Extremo máximo	171.2206	0.000	Más probable=-0.0194, Escala=0.08798
	Beta PERT	190.5464	---	Mínimo=-0.34596, Más probable=0.00029, Máximo=0.34654
	Triangular	476.9452	---	Mínimo=-0.46228, Más probable=0.01966, Máximo=0.08072
	Uniforme	629.1670	0.000	Mínimo=-0.44521, Máximo=0.07537

Fuente: Elaboración propia con software Crystal Ball.

AMXL.MX	Distribución	A-D	A-D Valor P:	Parámetros
	t de Student	0.9573	---	Punto medio=0.00021, Escala=0.01005, Grados de libertad=3.68692
	Logística	1.1890	0.000	Media=0.00025, Escala=0.0076
	Normal	5.8700	0.000	Media=0.00021, Desv est=0.01486
	Beta	5.9779	---	Mínimo=-0.21033, Máximo=0.21076, Alfa=100, Beta=100
	Gamma	6.5105	0.000	Ubicación=-0.4758, Escala=0.00048, Forma=999
	Logarítmico normal	7.3631	0.000	Media=0.00022, Desv est=0.0153, Ubicación=-0.29791
	Weibull	36.5820	0.000	Ubicación=-11.58425, Escala=11.59169, Forma=605.49064
	Extremo mínimo	36.8757	0.000	Más probable=0.00745, Escala=0.01919
	Extremo máximo	58.3512	0.000	Más probable=-0.0076, Escala=0.02352
	Beta PERT	112.1545	---	Mínimo=-0.11626, Más probable=0.00126, Máximo=0.09428
	Triangular	117.8725	---	Mínimo=-0.11626, Más probable=0.00126, Máximo=0.09428
	Uniforme	169.6810	0.000	Mínimo=-0.11109, Máximo=0.08973
ASURB.MX	Distribución	A-D	A-D Valor P:	Parámetros
	t de Student	0.7625	---	Punto medio=0.00042, Escala=0.01147, Grados de libertad=4.13777
	Logística	1.0878	0.000	Media=0.00051, Escala=0.00824
	Normal	5.0078	0.000	Media=0.00042, Desv est=0.01596
	Beta	5.0929	---	Mínimo=-0.22561, Máximo=0.22646, Alfa=100, Beta=100
	Gamma	6.2143	0.000	Ubicación=-0.51835, Escala=0.00052, Forma=999
	Logarítmico normal	7.5400	0.000	Media=0.00044, Desv est=0.01685, Ubicación=-0.33579
	Weibull	15.8455	0.000	Ubicación=-12.43656, Escala=12.44456, Forma=803.76365
	Extremo mínimo	15.9266	0.000	Más probable=0.00801, Escala=0.01549
	Extremo máximo	78.0550	0.000	Más probable=-0.00841, Escala=0.03065
	Beta PERT	86.0990	---	Mínimo=-0.15736, Más probable=0.01353, Máximo=0.05012
	Triangular	207.6066	---	Mínimo=-0.15736, Más probable=0.01353, Máximo=0.05012
	Uniforme	341.2245	0.000	Mínimo=-0.15109, Máximo=0.04745

Fuente: Elaboración propia con software Crystal Ball.

BIMBOA.MX	Distribución	A-D	A-D Valor P:	Parámetros
	t de Student	1.3662	---	Punto medio=0.00009, Escala=0.01312, Grados de libertad=4.40326
	Logística	1.5751	0.000	Media=-0.00009, Escala=0.00934
	Normal	4.5916	0.000	Media=0.00009, Desv est=0.01777
	Beta	4.6647	---	Mínimo=-0.25158, Máximo=0.25177, Alfa=100, Beta=100
	Gamma	5.0198	0.000	Ubicación=-0.5705, Escala=0.00057, Forma=999
	Logarítmico normal	5.6027	0.000	Media=0.0001, Desv est=0.01838, Ubicación=-0.36531
	Weibull	20.9531	0.000	Ubicación=-13.8475, Escala=13.85632, Forma=724.06138
	Extremo mínimo	21.0683	0.000	Más probable=0.00883, Escala=0.01915
	Extremo máximo	65.0398	0.000	Más probable=-0.00926, Escala=0.03107
	Beta PERT	101.1564	---	Mínimo=-0.15994, Más probable=0.00599, Máximo=0.07869
	Triangular	154.8648	---	Mínimo=-0.15994, Más probable=0.00599, Máximo=0.07869
	Uniforme	229.9883	0.000	Mínimo=-0.15335, Máximo=0.07449
BOLSAA.MX	Distribución	A-D	A-D Valor P:	Parámetros
	Logística	1.0972	0.000	Media=-0.00041, Escala=0.0095
	t de Student	1.1916	---	Punto medio=-0.00008, Escala=0.01455, Grados de libertad=5.99809
	Logarítmico normal	3.7353	0.000	Media=-0.00008, Desv est=0.01771, Ubicación=-0.21718
	Normal	4.1482	0.000	Media=-0.00008, Desv est=0.01782
	Beta	4.2359	---	Mínimo=-0.2525, Máximo=0.25234, Alfa=100, Beta=100
	Gamma	5.0046	0.000	Ubicación=-0.08193, Escala=0.00401, Forma=20.39102
	Weibull	7.3368	0.000	Ubicación=-0.09262, Escala=0.09971, Forma=6.04134
	Extremo máximo	13.2981	0.000	Más probable=-0.00871, Escala=0.01762
	Extremo mínimo	37.7710	0.000	Más probable=0.00913, Escala=0.0243
	Beta PERT	63.8712	---	Mínimo=-0.06445, Más probable=-0.00687, Máximo=0.11635
	Triangular	101.4599	---	Mínimo=-0.06445, Más probable=-0.00687, Máximo=0.11635
	Uniforme	179.8191	0.000	Mínimo=-0.06119, Máximo=0.1114

Fuente: Elaboración propia con software Crystal Ball.

CEMEXCPO.MX	Distribución	A-D	A-D Valor P:	Parámetros
	t de Student	0.7354	---	
Logística	0.8028		0.019	Media=0.00015, Escala=0.00879
Normal	7.8052		0.000	Media=-0.00006, Desv est=0.01786
Beta	7.9182	---		Mínimo=-0.25308, Máximo=0.25295, Alfa=100, Beta=100
Gamma	9.9159		0.000	Ubicación=-0.58483, Escala=0.00059, Forma=999
Logarítmico normal	10.7219		0.000	Media=-0.00005, Desv est=0.01872, Ubicación=-0.4827
Weibull	31.1824		0.000	Ubicación=-0.20799, Escala=0.21544, Forma=9.92707
Extremo mínimo	51.0856		0.000	Más probable=0.0085, Escala=0.02545
Extremo máximo	96.2472		0.000	Más probable=-0.01029, Escala=0.03813
Beta PERT	142.1933	---		Mínimo=-0.19907, Más probable=0.0042, Máximo=0.1301
Triangular	161.0692	---		Mínimo=-0.19907, Más probable=0.0042, Máximo=0.1301
Uniforme	211.2701		0.000	Mínimo=-0.19053, Máximo=0.12352
COMERCIUBC.MX	Distribución	A-D	A-D Valor P:	Parámetros
	Logística	3.3122		0.000
t de Student	3.5015	---		Punto medio=-0.00001, Escala=0.0124, Grados de libertad=5.41986
Gamma	9.0058		0.000	Ubicación=-0.49436, Escala=0.00049, Forma=999
Logarítmico normal	9.0113		0.000	Media=-0.00001, Desv est=0.0156, Ubicación=-12.58099
Normal	9.0197		0.000	Media=-0.00001, Desv est=0.0156
Beta	9.1475	---		Mínimo=-0.22108, Máximo=0.22105, Alfa=100, Beta=100
Extremo mínimo	36.1087		0.000	Más probable=0.00788, Escala=0.0192
Extremo máximo	40.3592		0.000	Más probable=-0.00781, Escala=0.02055
Beta PERT	93.3447	---		Mínimo=-0.09926, Más probable=0.00019, Máximo=0.08758
Triangular	96.9108	---		Mínimo=-0.09926, Más probable=0.00019, Máximo=0.08758
Uniforme	150.4833		0.000	Mínimo=-0.09478, Máximo=0.08341
Weibull	2768.6951		0.000	Ubicación=-0.09452, Escala=0.05543, Forma=3.54698

Fuente: Elaboración propia con software Crystal Ball.

ELEKTRA.MX	Distribución	A-D	A-D Valor P:	Parámetros
	t de Student	1.4233	---	
Logística	2.0133		0.000	Media=-0.00079, Escala=0.00949
Logarítmico normal	12.0951		0.000	Media=-0.00032, Desv est=0.01978, Ubicación=-0.35972
Gamma	12.3090		0.000	Ubicación=-0.28822, Escala=0.00137, Forma=210.86547
Normal	13.7166		0.000	Media=-0.00032, Desv est=0.02017
Beta	13.8766	---		Mínimo=-0.28611, Máximo=0.28547, Alfa=100, Beta=100
Extremo máximo	47.9962		0.000	Más probable=-0.00992, Escala=0.02571
Weibull	48.0047		0.000	Ubicación=-0.11828, Escala=0.12602, Forma=4.52813
Extremo mínimo	100.1922		0.000	Más probable=0.01133, Escala=0.04195
Beta PERT	139.3912	---		Mínimo=-0.12264, Más probable=-0.006, Máximo=0.21604
Triangular	174.0751	---		Mínimo=-0.12264, Más probable=-0.006, Máximo=0.21604
Uniforme	230.1000		0.000	Mínimo=-0.11626, Máximo=0.20696
GAPB.MX	Distribución	A-D	A-D Valor P:	Parámetros
	t de Student	1.4102	---	
Logística	1.5662		0.000	Media=0.00036, Escala=0.0084
Normal	5.3590		0.000	Media=0.00042, Desv est=0.016
Logarítmico normal	5.3591		0.000	Media=0.00042, Desv est=0.016, Ubicación=-203.92704
Beta	5.4588	---		Mínimo=-0.22621, Máximo=0.22706, Alfa=100, Beta=100
Gamma	5.5313		0.000	Ubicación=-0.50808, Escala=0.00051, Forma=999
Weibull	7.0146		0.000	Ubicación=-0.06406, Escala=0.07059, Forma=4.58107
Extremo mínimo	25.3378		0.000	Más probable=0.00843, Escala=0.01825
Extremo máximo	43.0107		0.000	Más probable=-0.00762, Escala=0.02273
Beta PERT	88.8034	---		Mínimo=-0.11321, Más probable=0.00275, Máximo=0.07718
Triangular	107.4800	---		Mínimo=-0.11321, Más probable=0.00275, Máximo=0.07718
Uniforme	168.2506		0.000	Mínimo=-0.1083, Máximo=0.07333

Fuente: Elaboración propia con software Crystal Ball.

GCARSOA1.MX	Distribución	A-D	A-D Valor P:	Parámetros
	Logística	1.0958	0.000	Media=0.00004, Escala=0.00961
	t de Student	1.3457	---	Punto medio=-0.00007, Escala=0.01538, Grados de libertad=8.32332
	Normal	2.9427	0.000	Media=-0.00007, Desv est=0.01764
	Logarítmico normal	2.9431	0.000	Media=-0.00007, Desv est=0.01764, Ubicación=-167.82663
	Beta	3.0085	---	Mínimo=-0.25002, Máximo=0.24987, Alfa=100, Beta=100
	Gamma	3.1101	0.000	Ubicación=-0.55998, Escala=0.00056, Forma=999
	Weibull	3.9284	0.000	Ubicación=-0.07145, Escala=0.07812, Forma=4.59945
	Extremo mínimo	13.9231	0.000	Más probable=0.00867, Escala=0.01801
	Extremo máximo	22.1996	0.000	Más probable=-0.00899, Escala=0.02069
	Beta PERT	47.0653	---	Mínimo=-0.09251, Más probable=0.00387, Máximo=0.06302
	Triangular	65.6656	---	Mínimo=-0.09251, Más probable=0.00387, Máximo=0.06302
	Uniforme	132.6391	0.000	Mínimo=-0.08847, Máximo=0.05992
GENTERA.MX	Distribución	A-D	A-D Valor P:	Parámetros
	t de Student	1.0647	---	Punto medio=0.00017, Escala=0.0155, Grados de libertad=3.82468
	Logística	1.1428	0.000	Media=0.00028, Escala=0.01069
	Normal	9.7876	0.000	Media=0.00017, Desv est=0.02244
	Beta	9.9027	---	Mínimo=-0.31771, Máximo=0.31805, Alfa=100, Beta=100
	Gamma	15.1621	0.000	Ubicación=-0.76802, Escala=0.00077, Forma=999
	Logarítmico normal	16.6726	0.000	Media=0.00021, Desv est=0.0248, Ubicación=-0.64929
	Weibull	20.4843	0.000	Ubicación=-17.49072, Escala=17.50095, Forma=817.66487
	Extremo mínimo	20.5837	0.000	Más probable=0.01024, Escala=0.02142
	Extremo máximo	124.5049	0.000	Más probable=-0.01444, Escala=0.05988
	Beta PERT	138.6296	---	Mínimo=-0.31327, Más probable=0.01904, Máximo=0.0774
	Triangular	316.2925	---	Mínimo=-0.31327, Más probable=0.01904, Máximo=0.0774
	Uniforme	456.8892	0.000	Mínimo=-0.30126, Máximo=0.07284

Fuente: Elaboración propia con software Crystal Ball.

GFINBURO.MX	Distribución	A-D	A-D Valor P:	Parámetros
	Logística	1.2024	0.000	Media=-0.00023, Escala=0.01002
	t de Student	1.4097	---	Punto medio=0, Escala=0.01577, Grados de libertad=7.44234
	Gamma	3.0982	0.000	Ubicación=-0.33712, Escala=0.00101, Forma=335.23999
	Logarítmico normal	3.1019	0.000	Media=0, Desv est=0.01843, Ubicación=-0.45666
	Normal	3.2578	0.000	Media=0, Desv est=0.01845
	Beta	3.3262	---	Mínimo=-0.26134, Máximo=0.26133, Alfa=100, Beta=100
	Extremo máximo	14.4791	0.000	Más probable=-0.0091, Escala=0.01918
	Extremo mínimo	25.6819	0.000	Más probable=0.0093, Escala=0.02256
	Beta PERT	61.7177	---	Mínimo=-0.07708, Más probable=-0.00347, Máximo=0.10554
	Triangular	75.2604	---	Mínimo=-0.07708, Más probable=-0.00347, Máximo=0.10554
	Uniforme	139.1012	0.000	Mínimo=-0.07333, Máximo=0.10089
	Weibull	558.8004	0.000	Ubicación=-0.0731, Escala=0.0537, Forma=2.80688
GFNORTEO.MX	Distribución	A-D	A-D Valor P:	Parámetros
	t de Student	0.8727	---	Punto medio=0, Escala=0.01336, Grados de libertad=5.97761
	Logística	0.9203	0.000	Media=-0.00013, Escala=0.00878
	Gamma	3.3650	0.000	Ubicación=-0.51717, Escala=0.00052, Forma=999
	Logarítmico normal	3.3747	0.000	Media=0, Desv est=0.01637, Ubicación=-0.85327
	Normal	3.4551	0.000	Media=0, Desv est=0.01638
	Beta	3.5330	---	Mínimo=-0.232, Máximo=0.23199, Alfa=100, Beta=100
	Extremo máximo	22.8411	0.000	Más probable=-0.00807, Escala=0.01921
	Extremo mínimo	31.9025	0.000	Más probable=0.0082, Escala=0.02134
	Beta PERT	85.5717	---	Mínimo=-0.08984, Más probable=-0.00073, Máximo=0.10403
	Triangular	90.1453	---	Mínimo=-0.08984, Más probable=-0.00073, Máximo=0.10403
	Uniforme	146.6830	0.000	Mínimo=-0.08555, Máximo=0.09935
	Weibull	1789.9810	0.000	Ubicación=-0.08529, Escala=0.05079, Forma=3.02338

Fuente: Elaboración propia con software Crystal Ball.

GFREGIOO.MX	Distribución	A-D	A-D Valor P:	Parámetros
	t de Student	2.6869	---	Punto medio=0.00031, Escala=0.01014, Grados de libertad=2.97871
	Logística	3.9393	0.000	Media=0.00006, Escala=0.00836
	Normal	13.4946	0.000	Media=0.00031, Desv est=0.01769
	Beta	13.6170	---	Mínimo=-0.25026, Máximo=0.25089, Alfa=100, Beta=100
	Gamma	18.3026	0.000	Ubicación=-0.6026, Escala=0.0006, Forma=999
	Logarítmico normal	19.6476	0.000	Media=0.00034, Desv est=0.01945, Ubicación=-0.5079
	Weibull	27.8038	0.000	Ubicación=-13.78733, Escala=13.79572, Forma=794.91802
	Extremo mínimo	27.9078	0.000	Más probable=0.0084, Escala=0.01737
	Extremo máximo	125.0732	0.000	Más probable=-0.01109, Escala=0.04659
	Beta PERT	140.8025	---	Mínimo=-0.2436, Más probable=0.01404, Máximo=0.06372
	Triangular	307.6593	---	Mínimo=-0.2436, Más probable=0.01404, Máximo=0.06372
	Uniforme	438.2478	0.000	Mínimo=-0.23422, Máximo=0.05996
GMEXICOB.MX	Distribución	A-D	A-D Valor P:	Parámetros
	Logística	0.3223	0.475	Media=0.0003, Escala=0.00919
	t de Student	0.3909	---	Punto medio=0.00013, Escala=0.01469, Grados de libertad=8.76565
	Normal	1.4326	0.000	Media=0.00013, Desv est=0.01672
	Logarítmico normal	1.4331	0.000	Media=0.00013, Desv est=0.01672, Ubicación=-189.93872
	Beta	1.4852	---	Mínimo=-0.23678, Máximo=0.23704, Alfa=100, Beta=100
	Gamma	1.6099	0.000	Ubicación=-0.52981, Escala=0.00053, Forma=999
	Weibull	2.0996	0.000	Ubicación=-0.06091, Escala=0.06725, Forma=4.10641
	Extremo mínimo	13.6602	0.000	Más probable=0.00843, Escala=0.01785
	Extremo máximo	17.4164	0.000	Más probable=-0.00832, Escala=0.0186
	Beta PERT	47.8353	---	Mínimo=-0.07585, Más probable=0, Máximo=0.07136
	Triangular	52.3097	---	Mínimo=-0.07585, Más probable=0, Máximo=0.07136
	Uniforme	111.3586	0.000	Mínimo=-0.07238, Máximo=0.06801

Fuente: Elaboración propia con software Crystal Ball.

GRUMAB.MX	Distribución	A-D	A-D Valor P:	Parámetros
	t de Student	3.5399	---	Punto medio=0.00084, Escala=0.01131, Grados de libertad=2.12755
	Logística	4.2118	0.000	Media=0.00222, Escala=0.01098
	Weibull	34.2232	0.000	Ubicación=-23.53374, Escala=23.54482, Forma=999
	Extremo mínimo	34.2969	0.000	Más probable=0.01111, Escala=0.02358
	Normal	91.7655	0.000	Media=0.00084, Desv est=0.04619
	Beta	92.0441	---	Mínimo=-0.65356, Máximo=0.65523, Alfa=100, Beta=100
	Logarítmico normal	121.8056	0.000	Media=0.00099, Desv est=0.06146, Ubicación=-2.20055
	Gamma	126.8266	0.000	Ubicación=-2.04496, Escala=0.00205, Forma=999
	Beta PERT	215.5212	---	Mínimo=-0.65356, Más probable=0.00084, Máximo=0.65523
	Extremo máximo	216.8979	0.000	Más probable=-0.04507, Escala=0.21449
	Triangular	766.5090	---	Mínimo=-1.12772, Más probable=0.02604, Máximo=0.11794
	Uniforme	921.5974	0.000	Mínimo=-1.0877, Máximo=0.10851
ICA.MX	Distribución	A-D	A-D Valor P:	Parámetros
	t de Student	1.0514	---	Punto medio=-0.00106, Escala=0.01464, Grados de libertad=3.04212
	Logística	1.9847	0.000	Media=-0.00168, Escala=0.01209
	Logarítmico normal	8.3930	0.000	Media=-0.00108, Desv est=0.02393, Ubicación=-0.21332
	Gamma	8.7012	0.000	Ubicación=-0.1649, Escala=0.00352, Forma=46.4839
	Normal	11.1161	0.000	Media=-0.00106, Desv est=0.02501
	Beta	11.2476	---	Mínimo=-0.35538, Máximo=0.35326, Alfa=100, Beta=100
	Weibull	14.1867	0.000	Ubicación=-0.1223, Escala=0.13118, Forma=5.60519
	Extremo máximo	21.6783	0.000	Más probable=-0.01247, Escala=0.02451
	Extremo mínimo	104.6146	0.000	Más probable=0.01388, Escala=0.0564
	Beta PERT	126.1717	---	Mínimo=-0.08984, Más probable=-0.016, Máximo=0.29173
	Triangular	264.2453	---	Mínimo=-0.08984, Más probable=-0.016, Máximo=0.29173
	Uniforme	375.6617	0.000	Mínimo=-0.08466, Máximo=0.28032

Fuente: Elaboración propia con software Crystal Ball.

ICHB.MX	Distribución	A-D	A-D Valor P:	Parámetros
	t de Student	1.5234	---	Punto medio=-0.00036, Escala=0.0151, Grados de libertad=4.23607
	Logística	1.8857	0.000	Media=-0.00066, Escala=0.01043
	Logarítmico normal	6.5235	0.000	Media=-0.00038, Desv est=0.01995, Ubicación=-0.15058
	Gamma	6.6125	0.000	Ubicación=-0.11149, Escala=0.00361, Forma=30.81458
	Normal	7.6015	0.000	Media=-0.00036, Desv est=0.02078
	Beta	7.7000	---	Mínimo=-0.29477, Máximo=0.29405, Alfa=100, Beta=100
	Weibull	9.0957	0.000	Ubicación=-0.07078, Escala=0.07794, Forma=3.78196
	Extremo máximo	15.3730	0.000	Más probable=-0.00991, Escala=0.01909
	Extremo mínimo	98.1283	0.000	Más probable=0.0119, Escala=0.04614
	Beta PERT	101.4356	---	Mínimo=-0.0619, Más probable=-0.01967, Máximo=0.23942
	Triangular	265.2299	---	Mínimo=-0.0619, Más probable=-0.01967, Máximo=0.23942
	Uniforme	421.2991	0.000	Mínimo=-0.05851, Máximo=0.2301
KIMBERA.MX	Distribución	A-D	A-D Valor P:	Parámetros
	Logística	1.4294	0.000	Media=-0.00031, Escala=0.00928
	t de Student	1.6625	---	Punto medio=-0.00009, Escala=0.01457, Grados de libertad=6.61517
	Gamma	4.3896	0.000	Ubicación=-0.53728, Escala=0.00056, Forma=951.2412
	Logarítmico normal	4.3974	0.000	Media=-0.00009, Desv est=0.01743, Ubicación=-0.70877
	Normal	4.5327	0.000	Media=-0.00009, Desv est=0.01744
	Beta	4.6205	---	Mínimo=-0.24718, Máximo=0.247, Alfa=100, Beta=100
	Extremo máximo	21.4300	0.000	Más probable=-0.00871, Escala=0.01966
	Extremo mínimo	26.2916	0.000	Más probable=0.00881, Escala=0.02049
	Beta PERT	61.5658	---	Mínimo=-0.08533, Más probable=0, Máximo=0.08061
	Triangular	65.1472	---	Mínimo=-0.08533, Más probable=0, Máximo=0.08061
	Uniforme	122.7507	0.000	Mínimo=-0.08144, Máximo=0.07683
	Weibull	1107.0364	0.000	Ubicación=-0.08122, Escala=0.05333, Forma=2.97331

Fuente: Elaboración propia con software Crystal Ball.

KOFL.MX	Distribución	A-D	A-D Valor P:	Parámetros
	Logística	0.9323	0.000	Media=-0.00061, Escala=0.00795
	t de Student	1.0024	---	Punto medio=-0.0003, Escala=0.00982, Grados de libertad=3.09017
	Logarítmico normal	5.9887	0.000	Media=-0.00031, Desv est=0.01558, Ubicación=-0.15158
	Gamma	6.3190	0.000	Ubicación=-0.1197, Escala=0.00206, Forma=57.90563
	Normal	9.0864	0.000	Media=-0.0003, Desv est=0.01652
	Beta	9.1968	---	Mínimo=-0.2344, Máximo=0.2338, Alfa=100, Beta=100
	Extremo máximo	22.6948	0.000	Más probable=-0.00766, Escala=0.01692
	Extremo mínimo	119.7293	0.000	Más probable=0.01027, Escala=0.04274
	Beta PERT	147.7922	---	Mínimo=-0.07863, Más probable=-0.00919, Máximo=0.22348
	Triangular	258.0386	---	Mínimo=-0.07863, Más probable=-0.00919, Máximo=0.22348
	Weibull	268.0808	0.052	Ubicación=-0.07365, Escala=0.48407, Forma=0.05
	Uniforme	346.4823	0.000	Mínimo=-0.0741, Máximo=0.21466
LIVERPOLC-1.MX	Distribución	A-D	A-D Valor P:	Parámetros
	t de Student	1.3523	---	Punto medio=0.00031, Escala=0.01236, Grados de libertad=5.401
	Logística	1.4958	0.000	Media=0.0003, Escala=0.00818
	Normal	5.1958	0.000	Media=0.00031, Desv est=0.01557
	Logarítmico normal	5.1963	0.000	Media=0.00031, Desv est=0.01558, Ubicación=-172.25786
	Beta	5.2944	---	Mínimo=-0.22033, Máximo=0.22095, Alfa=100, Beta=100
	Gamma	5.5211	0.000	Ubicación=-0.49663, Escala=0.0005, Forma=999
	Weibull	7.8650	0.000	Ubicación=-0.08779, Escala=0.09445, Forma=6.62616
	Extremo mínimo	20.5820	0.000	Más probable=0.00799, Escala=0.01652
	Extremo máximo	44.8766	0.000	Más probable=-0.00768, Escala=0.02246
	Beta PERT	81.4279	---	Mínimo=-0.11007, Más probable=0.00391, Máximo=0.06523
	Triangular	113.5257	---	Mínimo=-0.11007, Más probable=0.00391, Máximo=0.06523
	Uniforme	181.6289	0.000	Mínimo=-0.1054, Máximo=0.0619

Fuente: Elaboración propia con software Crystal Ball.

MEXCHEM.MX	Distribución	A-D	A-D Valor P:	Parámetros
	t de Student	1.1378	---	Punto medio=-0.00023, Escala=0.01226, Grados de libertad=3.08588
	Logística	1.6996	0.000	Media=-0.00077, Escala=0.00946
	Logarítmico normal	7.6308	0.000	Media=-0.00027, Desv est=0.01865, Ubicación=-0.13209
	Gamma	8.2731	0.000	Ubicación=-0.09976, Escala=0.00358, Forma=27.81741
	Normal	13.7426	0.000	Media=-0.00023, Desv est=0.02067
	Beta	13.8731	---	Mínimo=-0.29307, Máximo=0.29262, Alfa=100, Beta=100
	Weibull	15.9642	0.000	Ubicación=-0.07631, Escala=0.08377, Forma=4.14408
	Extremo máximo	18.5409	0.000	Más probable=-0.00904, Escala=0.01838
	Extremo mínimo	137.3945	0.000	Más probable=0.01408, Escala=0.06036
	Beta PERT	156.9640	---	Mínimo=-0.06486, Más probable=-0.0181, Máximo=0.31607
	Triangular	378.5403	---	Mínimo=-0.06486, Más probable=-0.0181, Máximo=0.31607
	Uniforme	536.3051	0.000	Mínimo=-0.06091, Máximo=0.30417
OHLMEX.MX	Distribución	A-D	A-D Valor P:	Parámetros
	t de Student	1.7351	---	Punto medio=-0.00071, Escala=0.01336, Grados de libertad=2
	Logística	2.3856	0.000	Media=-0.00005, Escala=0.01117
	Normal	10.5196	0.000	Media=-0.00071, Desv est=0.02246
	Beta	10.6833	---	Mínimo=-0.31887, Máximo=0.31745, Alfa=100, Beta=100
	Gamma	12.2902	0.000	Ubicación=-0.72963, Escala=0.00073, Forma=999
	Logarítmico normal	15.5176	0.000	Media=-0.00067, Desv est=0.02403, Ubicación=-0.36788
	Weibull	16.7003	0.000	Ubicación=-17.50689, Escala=17.51648, Forma=841.71932
	Extremo mínimo	16.7746	0.000	Más probable=0.0096, Escala=0.02082
	Extremo máximo	66.6629	0.000	Más probable=-0.01326, Escala=0.03625
	Beta PERT	77.2624	---	Mínimo=-0.1644, Más probable=0.00967, Máximo=0.07215
	Triangular	144.1416	---	Mínimo=-0.1644, Más probable=0.00967, Máximo=0.07215
	Uniforme	234.8074	0.000	Mínimo=-0.15766, Máximo=0.06831

Fuente: Elaboración propia con software Crystal Ball.

PINFRA.MX	Distribución	A-D	A-D Valor P:	Parámetros
	Logística	3.0242	0.000	Media=0.0011, Escala=0.0084
	t de Student	3.1780	---	Punto medio=0.00019, Escala=0.00887, Grados de libertad=1.95743
	Weibull	18.7207	0.000	Ubicación=-15.47579, Escala=15.48373, Forma=999
	Extremo mínimo	18.7347	0.000	Más probable=0.00796, Escala=0.01548
	Normal	53.2233	0.000	Media=0.00019, Desv est=0.02655
	Beta	53.4635	---	Mínimo=-0.37595, Máximo=0.37633, Alfa=100, Beta=100
	Logarítmico normal	81.1545	0.000	Media=0.00027, Desv est=0.03414, Ubicación=-1.14906
	Gamma	84.3633	0.000	Ubicación=-1.11093, Escala=0.00111, Forma=999
	Extremo máximo	197.0626	0.000	Más probable=-0.0243, Escala=0.11288
	Beta PERT	202.5039	---	Mínimo=-0.37595, Más probable=0.00019, Máximo=0.37633
	Triangular	714.9288	---	Mínimo=-0.59329, Más probable=0.02688, Máximo=0.05098
	Uniforme	980.2831	0.000	Mínimo=-0.57219, Máximo=0.0479
SANMEXB.MX	Distribución	A-D	A-D Valor P:	Parámetros
	t de Student	0.7140	---	Punto medio=-0.00027, Escala=0.01482, Grados de libertad=4.2442
	Logística	1.1914	0.000	Media=-0.0001, Escala=0.01035
	Normal	6.7206	0.000	Media=-0.00027, Desv est=0.02039
	Beta	6.8300	---	Mínimo=-0.28906, Máximo=0.28852, Alfa=100, Beta=100
	Gamma	6.8858	0.000	Ubicación=-0.31913, Escala=0.00129, Forma=247.13782
	Logarítmico normal	7.0716	0.000	Media=-0.00027, Desv est=0.02031, Ubicación=-0.36451
	Extremo máximo	30.9967	0.000	Más probable=-0.01034, Escala=0.02384
	Extremo mínimo	75.9438	0.000	Más probable=0.01066, Escala=0.03757
	Beta PERT	116.2000	---	Mínimo=-0.10471, Más probable=-0.00582, Máximo=0.19407
	Triangular	157.6537	---	Mínimo=-0.10471, Más probable=-0.00582, Máximo=0.19407
	Uniforme	222.8108	0.000	Mínimo=-0.0992, Máximo=0.18598
	Weibull	253.7817	0.055	Ubicación=-0.09876, Escala=4.2895, Forma=0.05

Fuente: Elaboración propia con software Crystal Ball.

TLEVISACPO.MX	Distribución	A-D	A-D Valor P:	Parámetros
	Logística	0.8446	0.015	Media=0.00097, Escala=0.00782
	t de Student	0.8694	---	Punto medio=0.00057, Escala=0.01036, Grados de libertad=3.3394
	Normal	9.4930	0.000	Media=0.00057, Desv est=0.01637
	Beta	9.6088	---	Mínimo=-0.23127, Máximo=0.23242, Alfa=100, Beta=100
	Gamma	14.9517	0.000	Ubicación=-0.55919, Escala=0.00056, Forma=999
	Logarítmico normal	16.6141	0.000	Media=0.0006, Desv est=0.01808, Ubicación=-0.46968
	Weibull	17.5770	0.000	Ubicación=-12.75655, Escala=12.76434, Forma=821.29245
	Extremo mínimo	17.6890	0.000	Más probable=0.0078, Escala=0.01556
	Extremo máximo	122.7812	0.000	Más probable=-0.01005, Escala=0.04329
	Beta PERT	139.7013	---	Mínimo=-0.22588, Más probable=0.01369, Máximo=0.05759
	Triangular	314.1063	---	Mínimo=-0.22588, Más probable=0.01369, Máximo=0.05759
	Uniforme	449.5152	0.000	Mínimo=-0.21719, Máximo=0.05421
WALMEX.MX	Distribución	A-D	A-D Valor P:	Parámetros
	t de Student	0.7462	---	Punto medio=0.00016, Escala=0.01083, Grados de libertad=3.65247
	Logística	0.9573	0.000	Media=-0.00004, Escala=0.00782
	Logarítmico normal	6.0175	0.000	Media=0.00014, Desv est=0.01513, Ubicación=-0.10998
	Gamma	6.2356	0.000	Ubicación=-0.08245, Escala=0.00281, Forma=29.4421
	Normal	8.4083	0.000	Media=0.00016, Desv est=0.01609
	Beta	8.5213	---	Mínimo=-0.22784, Máximo=0.22816, Alfa=100, Beta=100
	Weibull	10.0800	0.000	Ubicación=-0.05362, Escala=0.05957, Forma=3.72368
	Extremo máximo	15.7237	0.000	Más probable=-0.00704, Escala=0.01467
	Extremo mínimo	113.3921	0.000	Más probable=0.01021, Escala=0.03943
	Beta PERT	117.5689	---	Mínimo=-0.04722, Más probable=-0.01518, Máximo=0.20555
	Triangular	305.6061	---	Mínimo=-0.04722, Más probable=-0.01518, Máximo=0.20555
	Uniforme	469.9655	0.000	Mínimo=-0.04454, Máximo=0.19767

Fuente: Elaboración propia con software Crystal Ball.