

IMPLEMENTACIÓN DE UN ALGORITMO GENÉTICO EN EL MERCADO DE
RENTA VARIABLE COLOMBIANO

ANDRÉS RESTREPO GUTIÉRREZ

UNIVERSIDAD PONTIFICIA BOLIVARIANA
ESCUELA DE CIENCIAS ESTRATÉGICAS
FACULTAD DE ECONOMÍA
MEDELLÍN

2013

IMPLEMENTACIÓN DE UN ALGORITMO GENÉTICO EN EL MERCADO DE
RENTA VARIABLE COLOMBIANO

ANDRÉS RESTREPO GUTIÉRREZ

Trabajo de grado para optar al título de Economista

Asesor

ANDRÉS GÓMEZ DEL BARCO

Ingeniero Civil Especializado en Finanzas

UNIVERSIDAD PONTIFICIA BOLIVARIANA

ESCUELA DE CIENCIAS ESTRATÉGICAS

FACULTAD DE ECONOMÍA

MEDELLÍN

2013

CONTENIDO

INTRODUCCIÓN	6
1. MARCO TEÓRICO	15
1.1 Modelo de Media-Varianza de Harry. M. Markowitz.....	19
1.2 Inteligencia Artificial	23
1.3 Algoritmo Genético.....	25
1.4 Función Objetivo y el Nivel Esperado de Riesgo	35
2. METODOLOGÍA.....	37
2.1 Solución del Algoritmo Genético (GASP).....	37
2.1.1 Inicialización del Grupo	38
2.1.2 Evaluación (Función Objetiva)	40
2.1.3 Prueba para la Finalización	41
2.1.4 Propagación	42
2.1.5 Apareamiento de los Padres para Crear la Descendencia.....	44
2.1.6 Mutación: Introducción de nuevos Genes en el Pool	46
3. RESULTADOS EMPÍRICOS.....	51
3.1 Selección de Activos.....	51
3.2 Periodo de Selección de Datos.....	53
3.3 Entorno Económico Internacional.....	53
3.4 Mercado Renta Variable Colombiano	58
3.5 Portafolio GASP	61
3.5.1 Datos Históricos.....	61
3.5.2 Matriz Covarianza	63
3.5.3 Proceso Aleatorio	63
3.5.4 Evaluación Función Objetivo (OF).....	65
3.5.5 Propagación	66
3.5.6 Apareamiento.....	67
3.5.7 Mutación de los Genes.....	70

3.5.8	Verificación de Un Máximo Global	71
3.6	Análisis del Portafolio	73
3.6.1	Hipótesis	73
3.6.2	Periodo de Análisis Backtesting.....	73
3.6.3	Portafolio Seleccionado.....	75
3.6.4	Inversión Hipotética.....	77
3.6.5	Desempeño del Portafolio G2	78
	CONCLUSIONES.....	86
	BIBLIOGRAFÍA.....	88

RESUMEN

Para este trabajo de investigación se implementó la metodología GASP de Perry J. Kaufman en el mercado accionario colombiano para generar un portafolio eficiente, el cual tiene como criterio de evaluación una Función Objetiva basada en el Sharpe Ratio. Se realizó un periodo de inversión hipotética para el portafolio óptimo de las 20 simulaciones realizadas desde el 29 de Junio al 28 de Septiembre de 2012. Para este trimestre de análisis se seleccionó como benchmark el Índice COLCAP de Colombia y se comparó la rentabilidad de dicho índice con la rentabilidad de la canasta del portafolio generado por el GASP. Los resultados del backtesting muestran que para el periodo en mención el portafolio GASP presenta una mayor rentabilidad y un menor riesgo en comparación al índice COLCAP.

PALABRAS CLAVE: TEORÍA MODERNA DE PORTAFOLIOS, ALGORITMO GENÉTICO, SHARPE RATIO, BVC, COLCAP

INTRODUCCIÓN

A partir del 3 de Julio de 2001, se comienza a fortalecer el mercado de valores en Colombia la integración de las bolsas de valores regionales que se unificaron (Bogotá, Medellín y Occidente - Cali), dando paso a la creación de la Bolsa de Valores de Colombia, en adelante y por sus siglas, BVC. Con la creación de una Bolsa de Valores Unificada a nivel nacional se ha dinamizado desde este entonces el mercado bursátil colombiano facilitando la participación de inversionistas extranjeros, institucionales y el público en general. En este proceso se ha sido testigo de la democratización de compañías como: Ecopetrol, ISA e ISAGEN, entre otras. El mercado de valores Colombiano es regulado por el Autoregulador del Mercado de Valores (AMV) y como órgano principal por la Superintendencia Financiera la cual se rige bajo las normas del Ministerio de Hacienda y Crédito Público (La Republica, 2012).

La BVC cuenta con instrumentos de inversión que le permiten ofrecer a los inversionistas productos en diferentes mercados con sus respectivos niveles de transacción y su nivel de riesgo. Estos productos se dividen en 4 mercados; cambiario, renta variable, renta fija y derivados financieros. En 2009 con la implementación de la plataforma de negociación de derivados estandarizados, Colombia se posicionó como el cuarto país en Latinoamérica en ofrecer derivados financieros a sus inversionistas, después de México, Brasil y Chile.

Por su trayectoria e historia, las firmas comisionistas colombianas han participado de un mercado dinámico con una sola entidad propiciando el acceso a mayores beneficios para empresarios, intermediarios e inversionistas. La BVC cuenta con un sistema electrónico de comunicación y negociación moderno el cual reduce los factores del riesgo de mercado para toda la cadena de valor que participa en el mercado de valores. A su vez, desde la perspectiva de la (Bolsa de Valores de Colombia S.A., 2009), este sistema electrónico de negociación da la ventaja de mayor transparencia en la información del mercado y permite a los comisionistas operar en una pantalla sin tener que desplazarse hasta el lugar físico donde se encuentra la bolsa para cumplir con los requerimientos de sus clientes como lo era la llamada bolsa de viva voz.

La plataforma de negociación del mercado de derivados y renta variable cuenta con uno de los sistemas más modernos de negociación electrónica, se llama X-Stream implementada en más de 60 países y fue adquirida a la compañía NASDAQ OMX. Con la implementación de esta plataforma, la BVC cuenta con los parámetros de las mejores bolsas del mundo, permitiendo incrementar la liquidez (número de negocios) en el mercado accionario, atrayendo un mayor volumen de capitales y generando nuevos canales de acceso para los inversionistas.

El mercado de renta variable, o accionario, es aquel donde se negocian instrumentos que no ofrecen un rendimiento determinado desde el comienzo, ya que el futuro retorno depende de diferentes aspectos como lo son las condiciones del mercado, el comportamiento económico del país o la situación financiera de la empresa que emite los papeles en el mercado bursátil, como su nombre lo indica.

En este mercado se negocian acciones, bonos convertibles en acciones, derechos de suscripción y otros papeles que por sus características puedan parecerse a los anteriores según el Reglamento de la Bolsa de Valores de Colombia. Entre las mencionadas anteriormente las acciones son el

instrumento de inversión más conocido y utilizado en el mercado de renta variable colombiano, aunque en el 2012 con la emisión de BOCEAS realizada por el Grupo Argos por monto de 750.000 millones de pesos permitió contar con este tipo de instrumentos nuevamente en la BVC.

Las acciones son un vehículo de inversión que ofrecen al inversionista exposición a un instrumento que le permite obtener utilidades o pérdidas frente a las fluctuaciones del precio respecto al precio de compra, así como los dividendos que se hayan causado durante el tiempo que el inversionista haya sido tenedor del papel, siempre y cuando él haya tenido posesión de este hasta el día 1º de la fecha ex dividendo correspondiente al pago del dividendo. En esta oferta y demanda participan personas naturales y jurídicas que buscan maximizar la rentabilidad según su perfil de inversión.

El proceso de toma de decisiones financieras ha revolucionado con el tiempo debido al surgimiento de nuevas metodologías y tecnologías enfocadas tanto en el análisis como en la conformación y selección de portafolios. El análisis se basa en dos tipos: el análisis fundamental y análisis técnico.

En el Libro “Essentials of Investments”, (Bodie, Kane, & Marcus, 2008) describen que el análisis fundamental es aquel que se hace por medio del estudio de la información disponible en el mercado sobre el emisor del instrumento financiero y el entorno económico. La información recopilada se basa en los ingresos futuros y posteriores pagos de dividendos por parte de la compañía, donde también se incluyen las expectativas sobre futuras tasas de interés y la evaluación de riesgo de la empresa para determinar el respectivo precio de la acción, el cual lo llaman su precio justo. Su finalidad es obtener un valor justo de todos los pagos por recibir y así anticipar el comportamiento futuro de dicho activo para crear una estrategia de inversión.

La única forma de maximizar la utilidad basándose en este tipo de análisis es asegurándose que el análisis realizado sea mejor que de la competencia, ya

que el precio de mercado normalmente se supone que el mercado la descuenta, es decir que refleja toda la información disponible en el mercado.

El segundo tipo de análisis es el análisis técnico, que según (Bodie, Kane, & Marcus, 2008), se basa esencialmente en la búsqueda recurrente y tendencial de los precios de las acciones a través de gráficas y de algunos indicadores (tales como RSI, MACD, Medias móviles, entre otros). Muchos analistas técnicos reconocen el valor de la información basada en perspectivas económicas de la firma, pero ellos creen que dicha información no es necesaria para una estrategia de trading exitosa en el corto plazo, ya que la información en muchas ocasiones se encuentra descontada por parte de los participantes del mercado. Los analistas técnicos se enfocan principalmente en encontrar tendencias en el precio de una acción basándose en diferentes tipos de gráficos, bajo diferentes marcos de tiempo.

En 1952 Harry M. (Markowitz, Portfolio Selection, 1952) propuso una nueva teoría de selección de portafolios, que según (Yu, Wang, & Lai, 2009) ha evolucionado y contribuido al desarrollo de nuevas teorías en finanzas dado que desde entonces muchos académicos se han visto incentivados a profundizar y modificar la teoría a lo que se conoce hoy día. Su marco principal se basa en seleccionar el portafolio óptimo de todas las diferentes oportunidades de asignación de activos en el mercado para conformar un portafolio de mínimo riesgo como lo establece su nombre.

Markowitz nombró este modelo como el modelo de media-varianza (Mean Varianza (MV) en inglés), el cual parte de unos supuestos y logra determinar el mínimo riesgo de inversión si se minimiza la varianza del portafolio para una tasa fija de retorno; o para un nivel de riesgo esperado se pueden maximizar los retornos esperados de un portafolio.

En su metodología (Markowitz, Portfolio Selection: Efficient Diversification of Investments, 1959) plantea ciertas restricciones y supuestos, como que los mercados son eficientes y sí la información o el mercado no siguen los

supuestos establecidos en el modelo, el rendimiento del portafolio se puede ver afectado negativamente. Siendo los supuestos los principales limitantes del modelo, recientemente se han desarrollado diferentes metodologías para la selección de portafolios eficientes.

La teoría moderna de portafolios, en adelante por sus siglas en inglés MPT (Modern Portfolio Theory), surge con el modelo de valuación de activos financieros por cartera de mercado o en inglés, (Capital Asset Pricing Model, en adelante por sus siglas CAPM). El CAPM describe la relación entre el riesgo y el retorno esperado que se involucra dentro de los parámetros del modelo. Nuevas teorías sobre la gestión y optimización de portafolios parten desde el marco del CAPM y le han hecho modificaciones como el modelo de Black-Litterman desarrollado por Fisher Black y Robert Litterman el cual es una combinación de las dos teorías principales de la teoría moderna de portafolios como lo son el CAPM y la teoría de optimización de MV propuesta por Markowitz y le incorporan las perspectivas del administrador de portafolio.

Diferentes ramas de la ciencia han participado en la optimización de portafolios. La ciencia biológica a través de la ingeniería genética e inteligencia artificial procuran replicar procesos naturales ofreciendo oportunidades de optimización a través de iteraciones matemáticas basándose en el método científico. Dentro de los métodos numéricos se encuentran las Redes Neuronales, Lógica Difusa y los Algoritmos Genéticos.

Los GA son considerados por muchos científicos como el método numérico más fuerte para resolver problemas de optimización, ya que los GA parten desde la teoría biológica de la evolución propuesta por Darwin en la sobrevivencia del más apto. Partiendo de un modelo aleatorio estos procuran minimizar las detracciones en el comportamiento del precio de uno o varios activos que conforman el portafolio.

La metodología del GASP es la que proveerá elementos base para hallar el portafolio óptimo de acciones colombianas en el mercado bursátil, ya que no requiere de supuestos tan fuertes como los del modelo de mínima varianza de Markowitz y el CAPM.

El propósito general de este trabajo de grado, es utilizar los activos que se encuentran en la rueda de alta liquidez del mercado de renta variable colombiano e implementar la metodología de GASP propuesta por Perry J. Kaufman y comparar el rendimiento de este portafolio para un periodo de tiempo dado frente al índice bursátil colombiano COLCAP. A su vez también se comparará el índice Sharpe tanto del portafolio bajo la metodología del GA y el Sharpe del índice COLCAP.

Como se mencionó anteriormente los algoritmos genéticos son considerados por muchos científicos como el mejor método numérico para resolver problemas de optimización bajo la programación genética la cual hace parte de la inteligencia artificial. Para el desarrollo de este trabajo de grado la teoría seleccionada de GA es la propuesta por Perry J. (Kaufman, 2005) en la cuarta edición de su libro “New Trading Systems and Methods” publicado por John Wiley & Sons, Inc. Kaufman se basa en que GA, siendo un método derivado de la Inteligencia Artificial, lo utiliza para encontrar la asignación óptima a cada activo dentro de un portafolio de inversión en renta variable el cual no es limitado por las restricciones establecidas en el modelo de MV. En suma, ya que GA es capaz de encontrar una respuesta óptima global, por tanto se espera que el desempeño, en términos de rendimiento, del portafolio de GA supere al rendimiento del índice bursátil COLCAP.

Tal como se expuso en el planteamiento anterior, el mercado colombiano de renta variable aún se encuentra en proceso de tecnificación y desarrollo de mecanismos de regulación, por tanto la pregunta que orienta esta investigación está enfocada a si:

- ❖ ¿Es posible construir un portafolio eficiente con las acciones que conforman el COLCAP por medio de un algoritmo genético, GA?

De la anterior, se deriva la siguiente pregunta específica que guiará el análisis;

- ❖ Si este portafolio es eficiente, ¿acaso el portafolio construido bajo la metodología de GASP de Perry J. Kaufman puede superar el rendimiento del índice de capitalización bursátil ajustada, COLCAP?

Objetivos del Proyecto

Objetivo General

Determinar si es posible generar un portafolio eficiente por medio del uso del método de algoritmo genético (GA).

Objetivos Específicos

- Describir la asignación de activos del Índice COLCAP para el tercer trimestre de 2012.
- Analizar el proceso de construcción del portafolio bajo la metodología de (Kaufman, 2005).
- Examinar si el portafolio bajo la metodología de GASP puede superar el rendimiento del Índice COLCAP en el periodo de análisis.

Justificación

El desarrollo de la presente investigación resulta de gran utilidad desde el enfoque teórico y práctico, ya que a través de este ejercicio se busca generar una reflexión respecto a si los GA son una herramienta eficiente en la selección de portafolios óptimos de inversión. La investigación parte desde la teoría clásica de selección de portafolios de media-varianza (MV)

elaborada por Harry Markowitz y la Teoría Moderna de Portafolio para seleccionar la función objetiva para medir la aptitud de los cromosomas en GA. En términos prácticos, este estudio es igualmente relevante, ya que propone una técnica que hasta el momento no ha sido considerada en el mercado de valores del país, y por consiguiente puede arrojar aportes significativos en torno a la consecución de rendimientos superiores, optimización de portafolios y reducir las detracciones del portafolio realizando un backtesting de la asignación de activos arrojada por la Metodología del GASP propuesta por Perry J. Kaufman.

Las variables a considerar en este estudio son: la volatilidad de cada acción dentro del portafolio óptimo de inversión y el riesgo que el inversionista está dispuesto a asumir. El primero de estos elementos como su nombre lo indica, está determinado por las transacciones que se realizan en un activo en el mercado, reflejando los cambios en el precio del mismo; grandes variaciones en el precio del mismo ocasionan que la acción tenga más volatilidad que otras. Mientras que la aversión al riesgo de cada inversionista determina la proporción asignada en cada activo y causa un impacto en la conformación del portafolio óptimo. Generalmente se asume que un inversionista que tenga su portafolio expuesto el 100% en acciones tiene un perfil de riesgo arriesgado.

Un portafolio 100% acciones, también se puede estructurar dependiendo de las necesidades del inversionista. Desde la perspectiva del inversionista que busca ingreso vía dividendos, se clasificaría este tipo de portafolio como un portafolio con un alto yield, y a su vez con un menor beta (β), o riesgo sistémico. Otro tipo de portafolio sería un portafolio de crecimiento donde el inversionista tiene exposición a acciones con un mayor β , y por ende no tiene expectativas de recibir ingresos vía dividendos, sino que por el contrario este tipo de inversionista busca un crecimiento a través de la valorización del precio de los activos en su portafolio.

Por otra parte, el periodo a abordar en este análisis contempla un periodo de 117 días hábiles de negociación bursátil en el mercado de acciones colombiano. La fecha va desde el 10 de Enero de 2012 hasta el 29 de Junio de 2012, año en que el mercado bursátil colombiano muestra su desempeño más significativo y en el que se implementan nuevas herramientas para asumir los retos del mercado. La selección de estos datos abarca un periodo de 6 meses, tiempo suficiente ya que los rebalances de portafolios por parte de administradores de portafolio y gestores de fondos son realizados trimestralmente. Explicado en gran medida porque el índice con el que se comparan es re balanceado por parte de la BVC de manera trimestral.

Por lo tanto el investigador se propone a realizar esta investigación para hallar la posibilidad de conformar un portafolio de inversión en acciones colombianas que hagan parte de la rueda de alta liquidez y optimizar un portafolio a través de la metodología propuesta por Perry J. Kaufman de Algoritmo Genético y probar su eficiencia en el mercado de acciones colombiano realizando un backtesting de los resultados arrojados por dicho modelo.

CAPITULO 1

1. MARCO TEÓRICO

El mercado de valores colombiano es regulado por el Autoregulador del Mercado de Valores, por sus siglas, AMV. Con la expedición del marco normativo, la ley 964 de 2005 y el Decreto 1565 de 2011 fue autorizado mediante la Resolución número 1171 del 7 de Julio de 2006 por parte de la Superintendencia Financiera de Colombia y el Ministerio de Hacienda y Crédito Público se autoriza al AMV a ser el único ente regular en el país y posteriormente se recogen y expiden las normas del sector financiero, asegurador, y del mercado de valores en el Decreto 2555 de 2010. El AMV cuenta con tres funciones las cuales son las de regulación, supervisión y normativa.

Desde el 2001 cuando se unificaron las bolsas del país, dando paso a la creación de la Bolsa de Valores de Colombia, esta ha actuado como la única entidad que proporciona el acceso directo al mercado de valores colombiano y el vehículo a través del cual los inversionistas extranjeros, institucionales y personas naturales participan de la oferta y demanda de títulos de empresas colombianas registradas en la BVC.

En la página web de la BVC se puede encontrar el Reglamento General (Bolsa de Valores de Colombia S.A., 2013) y la Circular Única de la (Bolsa de Valores de Colombia S.A., 2013), que contienen las normas aplicables al Sistema de Negociación de Acciones y de Cualquier otro título de renta

variable, así como las relaciones de la Bolsa con las sociedades comisionistas de bolsa miembros.

Con corte a Marzo de 2013 el mercado de renta variable colombiano cuenta con 114 emisores registrados, donde estos se clasifican en la plataforma de negociación X-Stream según la liquidez del activo en el mercado bursátil y se les asigna una rueda negociación, ya sea de alta o baja liquidez. Para este entonces se encuentran registrados 51 emisores en la rueda de Alta Liquidez y 63 emisores en la rueda de Baja Liquidez.

La liquidez de los activos se mide con una fórmula establecida, función de liquidez, por la BVC donde se incorporan las variables: frecuencia, rotación y volumen de negociación.

El mercado de acciones colombiano cuenta con tres índices bursátiles. Según la (Bolsa de Valores de Colombia S.A., 2013), un índice bursátil “es un indicador de la evolución de un mercado en función del comportamiento de las cotizaciones de los títulos más representativos y además sirve como una medida de rendimiento que los activos que componen la canasta ha presentado durante un periodo de tiempo determinado. Los tres índices bursátiles en Colombia son: IGBC, COLCAP y COL20.

El Índice General de la (Bolsa de Valores de Colombia S.A., 2013) (IGBC) según la BVC es un indicador bursátil del mercado de acciones, que “refleja el comportamiento promedio de los precios de las acciones en el mercado, ocasionado por la interacción de las fluctuaciones que por efecto de oferta y demanda sufren los precios de las acciones”. Este “mide de manera agregada la evolución de los precios de las acciones más representativas del mercado. El objetivo principal es reflejar la variación en el tiempo del precio de tal forma que cumpla el requisito de replicabilidad, es decir, que a partir del mismo se pueda conformar un portafolio con las acciones del índice y

así tener una base fundamental para la construcción de productos derivados”.

Por términos de eficiencia para la gestión de portafolios de inversión en renta variable, el índice que tiene más relevancia entre los administradores y gestores de fondos de inversión en acciones y administradores de portafolios de terceros es el COLCAP, ya que el IGBC está conformado por un sin número de activos lo cual limita su replicabilidad dadas las condiciones de algunos activos del índice como lo es la liquidez y bursatilidad.

La (Bolsa de Valores de Colombia S.A., 2013) define el COLCAP como “un indicador que refleja las variaciones de los precios de las 20 acciones más liquidas de la BVC, donde el valor de la Capitalización Bursátil Ajustada de cada compañía determina su nivel de ponderación”. El nivel de ponderación para cada uno de los 20 activos es máximo el 20% del total de la canasta, y esta se re balancea trimestralmente en los meses de enero, abril, julio y octubre.

La Función de Selección es la medida de liquidez que usa la BVC para determinar las veinte acciones que compondrán el COLCAP. Su resultado es el promedio ponderado de las siguientes variables: volumen, rotación y frecuencia. Según la Metodología para el Cálculo del Índice COLCAP de la (Bolsa de Valores de Colombia S.A., 2011) está definida como:

$$F(S)_i = 15\%(F_i) + 5\%(R_i) + 80\%(V_i)$$

- i: Cada acción Seleccionable
- Frecuencia (F): representa el porcentaje de ruedas en las que participó la acción en los últimos noventa (90) días calendario, desde el día de cierre de la información.
- Rotación (R): corresponde al número de acciones negociadas de una especie en los últimos ciento ochenta (180) días calendario, desde el día de cierre de la información.

- Volumen (V): corresponde al valor total en dinero, que transó la acción los últimos 360 días calendario, desde el día de cierre de la información.

La canasta del índice se compone de las 20 acciones que arrojen la mayor Función de Selección.

A partir del año 2011 los principales fondos de acciones del país comenzaron a tomar este índice como referencia. La mayoría de las Carteras Colectivas Abiertas cuya política de inversión permita invertir el 100% de los recursos en acciones tienen el índice COLCAP como referencia de gestión y administración del fondo y lo utilizan como “benchmark” para medir la gestión de los portafolios administrados contra dicho índice.

A través de la conformación de un portafolio óptimo, los administradores de estos fondos conforman el portafolio con la exposición alrededor de 10 a 13 activos, en vez de incorporar los 20 activos que componen el COLCAP. Estas carteras de acciones lo que buscan es replicar el comportamiento del índice y ofrecerle a los inversionistas de la cartera una exposición al mercado de acciones colombiano a través de la replicación del índice evitándole al inversionista los costos transaccionales de salir a comprar activo por activo.

Los gestores de estos fondos de inversión miden su desempeño calculando los retornos diarios de los diferentes fondos entre sí, y sus respectivas rentabilidades contra la del índice.

Además de servir como “benchmark” y ser considerado como el índice más eficiente en términos de administración activa de portafolios en Colombia, el COLCAP también tiene su activo subyacente dentro de la cotización de la rueda de los Instrumentos de Alta Liquidez en X-Stream, y este es el ICOLCAP.

El Fondo Bursátil iShares COLCAP (ICOLCAP) de (iShares by BlackRock) es un ETF (Exchange Traded Fund en inglés) domiciliado en Colombia que

según su política de inversión “trata de obtener resultados de inversión que correspondan al retorno, antes de comisiones y costos, del índice COLCAP”. Este fondo se negocia como una acción y da la ventaja a las carteras colectivas y portafolios administrados bajo el esquema de contrato Administración de Portafolios de Terceros (APT), de indexarse a través de una asignación determinada de la ponderación de la cartera y o portafolio a este ETF y el resto de la asignación del portafolio en acciones dándole una sub-ponderación o sobre-ponderación con respecto al peso de cada uno de estos activos sobre el índice COLCAP.

En un futuro a medida que el mercado obtenga mayor liquidez, se le podrá dar un uso más activo al ICOLCAP implementando este para estrategias mixtas, ya sea de arbitraje o de cobertura con el futuro del COLCAP que se cotiza en el mercado de futuros de la BVC.

1.1 Modelo de Media-Varianza de Harry. M. Markowitz

En 1952 (Markowitz, Portfolio Selection, 1952) publicó un artículo basado en su tesis doctoral “Portfolio Selection”, en español, Selección de Portafolios. El modelo que Markowitz desarrollo es considerado como el eje de la creación a la llamada teoría moderna de portafolios y conocido como el modelo de media-varianza (Mean Variance (MV) en inglés). Esta teoría tiene como principio desarrollar un método de optimización para la selección de activos en un portafolio de inversión.

Posteriormente Markowitz da origen a la Teoría Moderna de Portafolios con la publicación de su libro (Markowitz, Portfolio Selection: Efficient Diversification of Investments, 1959). En este Markowitz describe el proceso de la diversificación eficiente en las carteras de inversión y que a su vez ha revolucionado la forma en la que las personas piensan sobre la selección de activos, lo que la convierte en la teoría base y a para la conformación y optimización de portafolios inversión.

El modelo de MV se fundamenta en la toma de decisiones entre dos conflictos que presentan una relación de intercambio: uno es el retorno esperado del portafolio, y el otro es el riesgo que se está dispuesto asumir para recibir este futuro retorno. Dado este conflicto se procura resolver la paradoja conocida en las finanzas en donde se establece que existe una correlación positiva entre el retorno esperado y el riesgo; es decir, a mayor riesgo mayor es el retorno esperado y viceversa. El intercambio que se genera se interpreta de tal forma que dado un nivel de tolerancia de riesgo por parte del inversionista, éste espere maximizar el retorno esperado (Markowitz, Portfolio Selection: Efficient Diversification of Investments, 1959).

Markowitz en su artículo preliminar supone que el inversionista conoce el retorno esperado, pero en la práctica, el retorno de un activo de renta variable es desconocido y por tanto el inversionista debe de estimarlo de una distribución de probabilidad desconocida. Por lo tanto Markowitz plantea varios supuestos.

1. Los mercados son perfectamente competitivos: no hay impuestos, no hay costos transaccionales y la información se refleja perfectamente en el precio de cada activo.
2. Todos los inversionistas tienen las mismas preferencias y son adversos al riesgo.
3. Los retornos de los activos se encuentran distribuidos normalmente.
4. Principio dominante: un inversionista prefiere un mayor retorno para un menor riesgo y asumir menos riesgo para un mayor retorno.

Para la época estos supuestos podían ser ajustados a la realidad pero hoy en día con el avance de la tecnología los mercados se han vuelto más complejos y el mercado normalmente tiene descontada mucha de la información. En los casos en que se presentan sorpresas o noticias impactantes, el mercado bursátil tiende a tener periodos de alta volatilidad en los precios de los activos.

Dada la volatilidad del mercado, los retornos de los activos no se encuentran distribuidos normalmente en gran medida a este mismo factor, la volatilidad.

Hoy en día, no todos los inversionistas tienen la misma preferencia al riesgo, por esta razón es que hay tantos tipos de vehículos de inversión en el mercado bursátil. Hablando a nivel global algunos de estos vehículos de inversión se perfilan en un diferente escalón de riesgo y estos son: Bonos de Deuda Pública, Bonos de Deuda Privada, Acciones, Commodities, Fondos Mutuos, Metales Preciosos, y también las llamadas inversiones alternativas.

(Oh, Kim, & Min, Using Genetic Algorithms to Support Portfolio Optimization for Index Fund Management, 2005) Establecen que el modelo de MV de Markowitz ha sido extendido en el modelo del CAPM por (Sharpe, 1964) y (Lintner, 1965) suponiendo que en el mercado existe un activo libre de riesgo que cuenta con su respectiva tasa libre de riesgo. Los Bonos del gobierno de Estados Unidos son considerados como activos libre de riesgo ya que se conoce su rendimiento futuro, es decir el cupón que este devenga periódicamente, y además que estos son respaldados por su emisor, el mismo gobierno de Estados Unidos. Por ende, el inversionista tiene mayor certeza de que al vencimiento de dicho bono el reciba su capital de vuelta

Para (Oh, Kim, & Min, Using Genetic Algorithms to Support Portfolio Optimization for Index Fund Management, 2005), esta no es la única extensión que se le ha dado al modelo. Además consideran estudio como el estudio pionero que ha dado vía a nuevas investigaciones que proveen al inversionista capacidades y herramientas para diversificar eficientemente los portafolios de inversión.

(Yu, Wang, & Lai, 2009) Establecen que una característica típica del modelo de MV es que este solo provee una solución cuantitativa para la asignación de activos, considerando el intercambio entre retorno esperado y la exposición al riesgo entre activos previamente seleccionados en un portafolio de inversión. Ya que este modelo exige que los activos sean previamente

seleccionados, esto hace que para el inversionista sea de mayor dificultad determinar si un activo es de buena o mala calidad, lo cual hace que la implementación a ciegas del modelo de Markowitz sea el menos indicado en la asignación de activos para la optimización de un portafolio.

En un estudio realizado, (Venugupal, Subramanian, & Rao, 2004) identificaron que algunas de las dificultades que se presentan a la hora de optimizar portafolios son la calidad del activo medida en términos de liquidez y bursatilidad. Según ellos, otros problemas con los cuales se enfrenta el inversionista son:

- Existe un amplia disponibilidad de activos o títulos valores, ya sean bonos o acciones.
- A la hora de minimizar el riesgo de una inversión en portafolio, la proporción a invertir en cada activo seleccionado es un determinante de la rentabilidad de esta.
- A la hora de comprar o vender un activo, es crucial el tiempo de transacción en el movimiento del mercado.
- El inversionista tiene limitaciones y objetivos a la hora de seleccionar sus activos: crecimiento, liquidez, precio, ingresos futuros, entre otros.
- En suma, los mercados accionarios de hoy son más volátiles y presentan menos transparencia en la información disponible, lo cual lo convierte en una tarea aún más compleja.

Uno de los mecanismos que actualmente le inyectan volatilidad a los mercados bursátiles mundiales y en especial el accionario son los sistemas computarizados que operan con los mecanismos de trading de alta frecuencia como también se conocen en inglés “High Frequency Trading, por sus siglas HFT”.

Venugupal, Subramanian, & Rao, 2004 consideran que en la mayoría de los mercados bursátiles desarrollados estos sistemas de trading tienen acceso

directo al mercado, o DMA (Direct Market Access en inglés) y muchas personas argumentan que estos son peligrosos ya que le inyectan volatilidad e incertidumbre al mercado. Estos sistemas automatizados como también se les llama, incorporan mayor agilidad a la hora de tomar decisiones de inversión ya que proveen de un gran número de herramientas técnicas, fundamentales y estadísticas que favorecen a quienes tienen el conocimiento sobre su uso e implementación. Lo que ha generado una presión a que las instituciones financieras ejerzan un mayor control regulatorio como lo hace el Financial Services Authority (FSA) en el Reino Unido.

1.2 Inteligencia Artificial

Estos sistemas computarizados con modelos de trading incorporados que son programados para que tomen decisiones de inversión automáticamente según su programación parten de la base de la programación desde el enfoque de la Inteligencia Artificial.

Russel & Norvig, 2003 definen la inteligencia como “la capacidad para adquirir y aplicar el conocimiento”, o “la facultad del pensamiento y la razón” pero según ellos si se quiere algo cuantificable se utilizaría algo como “la habilidad para aplicar el conocimiento en orden para obtener un mejor rendimiento en un ambiente específico”. Partiendo de su definición de inteligencia ellos definen la **inteligencia artificial (AI)** como “el estudio y la construcción de agentes programados que se desempeñan bien en un ambiente dado. Definiendo el agente como la entidad que toma acción en respuesta a la percepción de un medio ambiente”. Desde este punto de vista el agente es conocido como el computador o la máquina que toma las decisiones basándose en su diseño y programación.

Barr, Feigenbaum, & Cohen, 1981 definen AI como el área de la ciencia computacional encargada de diseñar sistemas computacionales inteligentes, que sean sistemas que exhiben características que ellos asocian con el

comportamiento humano de tal forma que sean susceptibles a que el humano los programe para tomar decisiones de una manera rápida y eficiente.

Según RC (Chakraborty, 2010) en MyReaders¹¹, AI es una rama de la ciencia computacional que se basa en el estudio de las facultades mentales a través del uso de modelos computacionales para diseñar agentes inteligentes, donde el agente es un sistema que percibe su medio ambiente y basándose en su programación toma acciones que maximizan sus posibilidades de éxito.

En su curso (Chakraborty, 2010), establece que los propósitos de AI se fundamentan en crear sistemas inteligentes que piensen como humanos, es decir racionalmente, y que de tal manera actúen como humanos.

Para (Chakraborty, 2010) aún es una meta lejana el hecho de que las maquinas repliquen la inteligencia humana, pero de este objetivo principal se derivan dos objetivos; uno basado en la Ingeniería y otro en la Ciencia.

El objetivo de la ingeniería con respecto a la AI para Chakraborty se basa en desarrollar teorías, conceptos y la práctica de la construcción de máquinas inteligentes. Mientras que el objetivo por parte de la ciencia con respecto a la AI está en desarrollar conceptos, mecanismos y el vocabulario para comprender y entender el comportamiento biológico inteligente.

El objetivo no solo es producir un comportamiento como el del humano sino que también entender cómo se obtuvo el resultado para así establecer una secuencia de pasos para el proceso racional de la toma de decisiones por parte de la máquina.

De la AI han evolucionado una serie de técnicas con respecto a cómo se representa, manipula y se razona el conocimiento para resolver problemas.

¹¹ MyReaders es un portal web creado para servir a estudiantes, profesores y muchos otros. Es proveedor de información actualizada en: Ingeniería Computacional, Tecnología, Ciencia y eventos actuales relacionados con los mencionados anteriormente

(Chakraborty, 2010) Divide las técnicas en dos tipos: las que se comportan como inteligentes y las técnicas inspiradas en la biología. Las técnicas que se comportan como si fueran inteligentes pero no son del todo inteligentes son: describir y machar, generar y testear, sistemas basados en reglas, arboles de búsqueda, satisfacción de restricciones y reducción de objetivos.

Por otra parte aquellas técnicas inspiradas en la biología y que según Chakraborty son populares son: reinforcement learning, redes neuronales y los algoritmos genéticos.

1.3 Algoritmo Genético

Chang J. F., Applying DEA Investment Portfolio Efficiency Index and GA to the Establishment of the Fund of Fund in Taiwan, 2010 considera el Algoritmo Genético como una técnica estocástica de optimización moderna de portafolios y se diferencia de muchas otras técnicas de optimización, ya que esta no parte de supuestos establecidos. Estos nacen de una rama de estudio de Inteligencia Artificial basada en la teoría de Supervivencia del Más Apto (Survival of the Fittest) propuesta por Charles Darwin en su trabajo de Selección Natural en 1830.

Bauer, 1994 establece en su libro que la evolución y computación van de la mano en los GA, fundamentándose en que Charles Darwin desarrolló la teoría de la evolución en 1830 y posteriormente en 1833 Charles Babbage, uno de los fundadores de la computación moderna, desarrolló una máquina de ingeniería analítica.

Para (Bauer, 1994) los GA son un método de solución de problemas que evolucionan de la naturaleza; siendo estos un método de búsqueda sofisticado que reemplaza la optimización estándar basándose en una serie de procedimientos relacionados con la genética, ya que esta investiga como los genes operan y como estos son transmitidos del padre al descendiente.

Los GA fueron desarrollados por (Holland, 1975) y posteriormente (Goldberg D. E., 1989) los describió. Semejantemente, el organismo más adaptado es el más adecuado en el medio ambiente y es por medio de cambios genéticos aleatorios que estos dan origen a una nueva generación filial que se adaptará de mejor manera en el mismo medio. Esta nueva generación estará en mejores condiciones de sobrevivir y así tendrá más éxito a la hora de reproducirse, ya que los padres transfieren con éxito las mejores cualidades genéticas a sus hijos y por tanto estos serán sometidos a cambios genéticos. Todo se hace con el fin de que las cualidades originarias se afinen y perfeccionen para que la cría sea exitosa y sobreviva en un medio ambiente más complejo.

Rajasekaran & Vijayalakshmi Pai, 2006 establecen que los GA se desempeñan como métodos de búsqueda aleatoria dado un conjunto de alternativas con el objetivo de hallar la mejor alternativa de todas basándose en el criterio de selección del más apto. El criterio es requerido y se expresa en términos de una función objetiva la cual normalmente es definida y conocida en inglés como “fitness function”.

Según (Lin & Gen, 2007) los GA utilizan tres mecanismos principales que imitan el proceso hereditario de la naturaleza: Selección (Selection en inglés), Crossover, y Mutación (Mutation en inglés). A diferencia de los procesos convencionales de optimización, los GA comienzan con un conjunto de posibles soluciones aleatorias de la población donde cada individuo en la población, llamado cromosoma, representa una posible solución al problema de optimización. Los cromosomas evolucionan a través de cada generación, y en cada generación son evaluados mediante una función de aptitud con el fin de evaluar la posibilidad de supervivencia de la nueva generación de descendientes. Estas se crean a partir de la fusión de dos cromosomas de la actual generación empleando el operador de mutación. La nueva generación se selecciona considerando los valores de aptitud de los padres e hijos y posteriormente se eliminan los cromosomas

con baja aptitud con el fin de mantener el tamaño de la población constante y que esta tenga las mejores características.

Para (Lin & Gen, 2007), la ventaja de la implementación de GA para los procesos de optimización, es que estos son capaces de hacer procedimientos de alta eficiencia e identifican soluciones óptimas, así como también son capaces de alcanzar las soluciones de un conjunto de parámetros óptimos o un modelo óptimo.

Sin embargo, desde el punto de vista de (Lin & Gen, 2007), los GA no aseguran que la solución hallada sea la óptima; por lo tanto se limitan a dar una solución muy cercana a la óptima, teniendo en cuenta el espacio tan amplio de soluciones. Esta solución aproximada a la óptima es definitivamente la solución más adecuada que genera cierto grado de satisfacción y les provee la característica especial a los GA para generar soluciones adecuadas a problemas no lineales y multivariables.

La estructura de datos sobre la cual GA opera puede tomar diferentes formas según (Lin & Gen, 2007), la selección de la forma apropiada para un problema en particular es un factor determinante en el éxito de GA. En estudios previos, varios autores han implementado diferentes metodologías para la implementación de GA. Por ejemplo (Goldberg D. E., 1989) empleo cadenas binarias, en 1990 Whitley utilizó redes neuronales, (Koza, 1992) los implemento a través de programas computacionales y (Bauer, 1994) utilizó reglas condicionales de sí-después.

Para Perry J. Kaufman el GA tradicional comienza con una población al azar de n estructuras generadas, donde cada estructura representa una solución a un problema. El GA es utilizado para un número de generaciones fijas. En cada generación, el GA mejora la estructura de su población inicial utilizando sus tres principales mecanismos; Selección, Crossover y Mutación.

Selección es conocido como el progreso de la población o el operador de la supervivencia del más apto. Básicamente, este duplica las estructuras con

aptitud más alta y elimina las que tienen una aptitud baja. Un método común de selección se llama torneo de selección binaria (Goldberg & Deb, 1991), el cual aleatoriamente selecciona dos estructuras de la población y crea un torneo entre estas, avanzando la estructura con mayor aptitud a la siguiente etapa. Se lleva a cabo un total de n torneos para contar con las suficientes estructuras de mayor aptitud y pasar a la etapa de crossover.

El elemento de Crossover combina dos cromosomas y forma aleatoriamente $n/2$ cromosomas de la población inicial de n . Cada par genera dos crías que avanzan a la siguiente etapa de Mutación, y en total un número igual al de la población inicial.

El proceso de Mutación crea nuevas estructuras que son similares a las originales y aleatoriamente altera cada componente de cada una de las estructuras. La fase de mutación avanza con n elementos a la etapa de selección de cada siguiente generación, completando el ciclo de tal forma. En el transcurso de la construcción de un Algoritmo Genético surgen muchos elementos que afectan su rendimiento.

Uno de ellos es el componente denominado crossover, el cual toma dos cromosomas padres y los combina de tal manera que estos producen un hijo, este procedimiento debe ser cuidadosamente diseñado para que las mejores características de los padres sean transferidas al descendiente. El Crossover permite que dos cromosomas con buena aptitud representen soluciones parciales, que al ser combinadas y formar un hijo representen una mejor y más completa solución. Es decir, que estas dos estructuras generen un hijo el cual hereda los mejores genes de los padres.

La mutación es necesaria para prevenir que áreas del espacio de búsqueda sean descartadas, pero según (Kaufman, 2005) una alta tasa de mutación evitará la convergencia deseada y por tanto, otro factor que afecte el rendimiento del GA será el método utilizado en cada ciclo para la

actualización de la población, es decir las veces que se vallan a mutar los portafolios.

Los GA pueden ser aplicados en muchas áreas. A diferencia de los algoritmos generales, los GA tienen la habilidad de prevenirse a sí mismos en los problemas de optimización de un mínimo local que pueden suceder en modelos no-lineales o multi-dimensionales tal y como se menciona anteriormente en el planteamiento realizado por (Lin & Gen, 2007).

En su estudio (Shapcott, 1992) implementó GA para la selección de portafolios de inversión. Él se basó en un método pasivo de inversión en portafolios para imitar el comportamiento y rendimiento del índice FTSE 100 (Financial Times Stock Exchange) de Londres. En este caso, el portafolio prácticamente replica el comportamiento del índice, es decir que se indexa al índice referencia, en el que la inversión es hecha pero invertido en una menor proporción de acciones. El objetivo del administrador del fondo es reducir el Tracking Error por medio de la implementación de una función de aptitud. Shapcott, utiliza un "Crossover Operator" esta metodología en particular es una representación del RAR (Random Assorting Recombinations), a través de la cual los beneficios obtenidos permiten que se presente cierta flexibilidad y confiabilidad en la transmisión de los genes de los padres hacia los hijos. El método de Shapcott, es frecuentemente utilizado por administradores de fondos de inversión indexados cuando estos no se sienten confidentes en realizar una gestión de portafolio para que este obtenga un mayor rendimiento que el del mercado en general y se conforman con aceptar un rendimiento promedio al del índice referencia. Generalmente esta estrategia consiste en indexarse al índice y no procurar sacarle un alfa al portafolio tal y como se puede presentar para un gestor y/o administrador de portafolios en Colombia indexándose a través del fondo bursátil ICOLCAP.

Por su parte (Bian, 1995) creó un modelo de selección de acciones con el objetivo de asignar una misma ponderación a cada activo para el índice de la

bolsa de Taiwán por medio de la aplicación de GA y lo llamó “Genetic Algorithm Equally Weight” y a su vez lo implemento a través de métodos cuadráticos. El trató de desarrollar sistemas de trading que fueran convenientes y efectivos para reducir el riesgo de inversión. Su sistema dio lugar a un nuevo método de solución para portafolios no tradicionales.

Leinweber & Arnott, 1995 explicaron los pilares de la computación evolutiva, argumentando que es difícil romper el concepto de la aplicación de la inteligencia artificial en las estrategias de trading e introducirlo en las mentes de los inversionistas. Además, encuentran que el trading cuantitativo tiene muchos tipos de usos, desde la seguridad del mercado hasta el trading individual. A su vez mencionan que si el inversionista está comprando cuando se debe vender, o se está vendiendo cuando se debe comprar, el sistema no se percataría de estas falencias por parte del inversionista. Pero por medio de la implementación de un GA se puede identificar este tipo de anomalías y generar señales de compra y/o venta. Ambos consideran los GA como una herramienta ideal para refinar y evolucionar la inversión cuantitativa y generar estrategias de trading. Para predecir estrategias de trading el inversionista debe identificar tres tipos de decisiones para poder realizar sus predicciones financieras: Qué predecir, Cómo predecir y Con qué predecir.

Un año más tarde (Frick, Herrmann, Kreidler, Narr, & Seese, 1996) investigaron las reglas heurísticas de trading basadas en el precio para compra y venta de acciones. Esta metodología implicó en que se transformaran las series de tiempo del precio de cada activo utilizando un método de gráficas heurísticas que pudiera dar señales de compra y venta, y que recogiera cambios en el precio de los activos. Ellos implementaron GA para generar estrategias de trading sobre diferentes tipos de información en los precios de estas acciones basándose en la representación binaria de las gráficas. Utilizaron dos métodos diferentes de evaluación: uno comparando el retorno de la estrategia de trading con una tasa de interés libre de riesgo y

el retorno promedio del mercado de valores; y otro empleando el retorno esperado ajustado al nivel de riesgo como punto de referencia en vez de utilizar el retorno promedio del mercado de valores. Tomando, más de un millón de precios de valores intradía en el FSE (Frankfurt Stock Exchange), se demostró la medida en que la formación de precios puede ser clasificada por su sistema y la naturaleza de las reglas. Para investigaciones futuras, dejaron el análisis del rendimiento que resulta de las estrategias de trading.

Para resolver problemas de optimización de portafolios, (Venugupal, Subramanian, & Rao, 2004) citan a (Gonzalez, Cuervo, & R, 1997) y establecen que ellos implementaron GA para resolver el problema de optimización de portafolio e incluyeron lógica difusa para poder obtener una representación cercana al mercado ante condiciones de incertidumbre. El tratamiento difuso de la información permitió la representación de la rentabilidad esperada de los activos, incluyendo el riesgo y su selección bajista, como también el mayor rendimiento que puede ser obtenido en la mejor situación. A diferencia de otros estudios donde se utiliza una representación binaria de los cromosomas, los autores emplearon una representación decimal de estos. La utilidad neta, en términos monetarios, de la inversión fue calculada como el retorno del capital invertido menos los gastos variables y fijos que fueron incluidos en cada uno de los activos.

Kassichieh, Paez, & Vora, 1997 analizaron el desempeño de GA cuando estos son implementados como un método para formular reglas basadas en "market-timing". Su objetivo era desarrollar una estrategia mensual para decidir si era mejor invertir en un portafolio con activos internacionales, el S&P500, o una inversión de mínimo riesgo en letras de Tesoro de Estados Unidos. Basándose en la metodología propuesta por (Bauer, 1994), sus datos fueron series de tiempo diferenciadas de 10 diferentes indicadores económicos y el GA utilizó los mejores tres de estos indicadores para establecer las decisiones de inversión para saber cuándo era el momento justo para cambiar y/o rotar la inversión. Como punto de referencia, utilizaron

la acumulación del dólar con una perfecta estrategia de “market-timing”, y concluyeron que sus pruebas arrojaron excelentes resultados.

Vieira & Wazlawick, 1998 presentaron un método para encontrar el portafolio óptimo utilizando GA apareando los parámetros definidos por los autores y el β del portafolio deseado. El análisis fue hecho por medio de la implementación de las funciones que proveen la información más importante sobre la salud financiera de una compañía. En este trabajo los parámetros implementados fueron los siguientes: razón corriente, prueba acida (quick ratio), y valor de mercado/patrimonio total. Utilizaron una codificación binaria para representar el portafolio en donde no solo se incluye la acción poseída, sino que también la participación asignada de la canasta. La implementación se realizó por más de 4.000 generaciones y el valor de aptitud alcanzó un valor muy cercano al máximo.

Para predecir los cambios en el índice de S&P 500 (Allen & Karjalainen, 1999) aplicaron GA con series de datos desde 1928 hasta 1995. Solo pudieron obtener exceso de rentabilidad cuando los retornos diarios eran positivos y tenían una baja volatilidad, pero fracasaron en obtener exceso de rentabilidad en aquellos periodos en los que consideraron los costos transaccionales.

Li & Tsang, 1999 crearon la Programación Genética Financiera (Financial Genetic Programming en inglés) basada en GA, para explorar el potencial de la fuerza de predicción en el análisis técnico. La programación genética financiera se basó en reglas de análisis técnico y fueron adaptadas para predecir precios. A través de la combinación de estas reglas de análisis técnico se generaron árboles de decisión y al utilizar datos históricos del índice S&P500, los resultados arrojados revelaron que la programación genética financiera a través de GA supera otras reglas comunes de predicción en periodos de prueba fuera de la muestra.

En la aptitud del ambiente se demuestra como la búsqueda evolutiva crea sistemas robustos y adaptativos a través de la experimentación constante, búsqueda paralela, y una mezcla de pasos adaptativos y saltos largos. Una receta efectiva y poderosa para crear y solucionar estrategias en un ambiente impredecible para administradores es la evolución según (Beinhocker, 1999). Generando y administrando portafolios evolutivos de estrategias, los administradores pueden hacer que sus compañías se mantengan saludables y a la vez evadir estrategias desadaptadas.

En su investigación (Korczak, 2001) realizó una aproximación diferente a la selección de portafolios por medio de la creación e implementación de reglas de trading que proveen beneficios implementando GA. Korczak parte del supuesto en el que muchos analistas consideran que el análisis técnico es una técnica más o menos ineficiente para predecir secuencias de precios.

Por el contrario, (Korczak, 2001) expone que si se crean e implementan reglas de trading que generen señales de compra y venta, se pueden identificar secuencias aún más confiables, aunque no todas las señales de compra/venta sean eficientes. Las señales de compra y venta se basan en precios históricos y del view del comportamiento del activo según el administrador del portafolio. Para poder identificar y hacer más simple el proceso de computación (Korczak, 2001) empleó números reales; 0.0, 0.5, 1.0 respectivamente. Para Korczak, este acercamiento rechaza algunos supuestos artificiales utilizados en modelos teóricos tales como: divisibilidad perfecta por parte de las acciones, e introduce los costos de transacción y utiliza la semi-varianza como la medida de riesgo. La estrategia fue comparada con una “buy-and-hold strategy” en el Paris Stock Exchange y se comprueba que el acercamiento evolucionario es capaz de crear una inversión más eficiente que la estrategia con la que se compara. Definiendo de tal manera este resultado como una estrategia positiva para administradores de portafolios activos, ya que los GA permiten reducir las detracciones en el precio diario de un activo.

En su estudio en 2003, (Chang C. C., 2003) empleó el coeficiente de correlación como su función de evaluación y con esta construyó un índice de portafolio de simulación de acciones con GA. En sus resultados reveló que el coeficiente de correlación es una función de evaluación más precisa que otras que habían sido utilizadas anteriormente.

En 2004, (Venugopal, Subramanian, & Rao, 2004) aplicaron GA para construir un portafolio óptimo dinámico que consistía de títulos de renta fija y renta variable en una fase del mercado (alcista o bajista). La función objetivo que utilizaron fue la función del modelo de Markowitz.

La función es:

$$r - (\sigma^2/k)$$

Dónde:

r retorno del portafolio

σ^2 volatilidad del portafolio

k factor de tolerancia ante el riesgo (varía desde 0 hasta 1)

Ellos orientaron su modelo en tres diferentes niveles cuantificados de tolerancia de riesgo donde 0.1 (Bajo Riesgo), 0.5 (Riesgo Medio), y 0.9 (Alto Riesgo) respectivamente. A partir de lo anterior, concluyeron que GA cambió el tipo de inversión a títulos de renta variable (acciones) durante la fase alcista del mercado, mientras que en la etapa bajista del mercado el modelo le asignó mayor ponderación a los títulos de deuda (bonos) con niveles de riesgo de 0.1 y 0.5. La tendencia es más significativa al nivel de riesgo de 0.9. Durante el periodo de prueba, abril 1999 a enero de 2003, se evidencia que el portafolio dinámico superó el índice Sensex en el Bombay Stock Exchange en India.

1.4 Función Objetivo y el Nivel Esperado de Riesgo

Para desarrollar el ejercicio del GASP (Kaufman, 2005, pág. 1057) establece que es necesario establecer una unidad de medición para evaluar el rendimiento del portafolio seleccionado, la cual en el proceso del GASP se conoce como la función de aptitud y que a su vez es la Función Objetiva. El enfoque más aceptado según Kaufman es el “return ratio”, en inglés, o también conocido como el Sharpe Ratio, el cual mide los retornos anualizados divididos por el riesgo anualizado, teniendo en cuenta el costo de oportunidad del dinero el cual es representado por la tasa libre de riesgo.

La función objetivo (Objective Function en inglés y de ahora en adelante (OF) en la solución de algoritmo genético para portafolio propuesto por (Kaufman, 2005, pág. 1058), GASP, es:

$$OF = AROR / \sigma_D$$

Donde

AROR = tasa media de rendimiento (average rate of return en inglés)

σ_D = la desviación estándar de las detracciones diarias, o semi-varianza

$$\sigma_D = \sigma(E_H - E_i), i = 1, n$$

Donde E_H = rentabilidad alta hasta el día i

E_i = rentabilidad corriente

$E_H \neq E_i$

n = el total de días transados

El total de parámetros utilizados para la desviación estándar será menor que n por el número de días en que hubo un valor alto transado de la acción, $E_H = E_i$.

El nivel objetivo de riesgo para (Kaufman, 2005, pág. 1058) es la probabilidad de una pérdida específica, dada una desviación estándar o un porcentaje de la inversión sobre un periodo específico de tiempo. Este nivel esperado de riesgo lo determina el inversionista estableciendo un nivel mínimo y un nivel máximo. El mínimo es necesario porque el programa puede asignar una parte muy pequeña de la inversión para así mantener un bajo nivel de riesgo que normalmente causa una tasa de retorno inaceptable ya que es muy baja. Si se crea un rango de tolerancia al riesgo en la búsqueda de un portafolio óptimo de inversión, un gran número de soluciones inaceptables pueden ser evadidas.

CAPITULO 2

2. METODOLOGÍA

2.1 Solución del Algoritmo Genético (GASP)

Para este proyecto de investigación se seleccionó la metodología propuesta por Perry J. (Kaufman, 2005) en su libro *New Trading Systems and Methods*. Kaufman, 2005 en su programa de GASP utiliza una solución de algoritmo genético porque este es rápido y puede manejar retornos desarticulados los cuales son comunes en el rendimiento generado por el trading, o también conocido como el alfa que le incorpora el administrador gestionando posiciones tácticas. Kaufman, 2005 describe su solución para la optimización de portafolios mediante un algoritmo genético en seis (6) pasos:

1. Inicialización (Initialization en inglés)
2. Cálculo de la función objetivo, OF, del portafolio
3. Prueba Para la Finalización (Test for Completion en inglés)
4. Propagación (Propagation en inglés)
5. Apareamiento (Mating en inglés)
6. Mutación (Mutating en inglés)

Después del 6^{to} paso, el proceso regresa al paso 2 y termina en el momento en el que el paso 3 sea satisfecho a criterio del gestor del portafolio.

Preparación

Para comenzar la construcción del portafolio, se seleccionan los activos aleatoriamente y se toma la serie de retornos diarios de cada activo. Según (Kaufman, 2005, pág. 1061) en un portafolio tradicional se puede convertir la serie de los retornos diarios en un índice por medio del cálculo del cambio porcentual para cada día y se acumulan los valores.

Para este caso se debe de trabajar con datos normalizados ya que según (Kaufman, 2005, pág. 1061) si se utilizan unidades de medición diferentes para cada activo, por ejemplo retornos diarios con retornos anuales, se puede dificultar la asignación de activos ya que no se está trabajando bajo los mismos términos numéricos. Por ende para evitar discrepancias, es más fácil asignar valores equitativos para cada serie de retorno y trabajar con unidades comunes de trading ya que el portafolio final asignará un porcentaje de la inversión a cada activo basado en la serie de retornos.

De la misma manera que se pueden normalizar las rentabilidades en términos porcentuales también se pueden convertir los retornos en pesos. El primer valor en cada serie se le asigna un valor fijo de 100. Los valores siguientes crecen y decrecen dependiendo del cambio porcentual relativo al día previo de cotización del activo y (Kaufman, 2005, pág. 1061) describe este proceso como la Indexación de retornos.

2.1.1 Inicialización del Grupo

La búsqueda de la mejor asignación de activos para un portafolio de inversión comienza con la creación de un grupo (pool en inglés) de acciones al azar, que se conoce como reserva genética, ya que el portafolio a generar con GA se creará a partir de este pool de activos.

Creación de un Portafolio desde Números Aleatorios

Una cadena de genes o portafolio desde la metodología de GA según (Kaufman, 2005, pág. 1063) se genera a partir de la siguiente secuencia:

1. Encontrar un número aleatorio entre 0 y 1 para cada uno de los activos seleccionados mediante la función de Excel RAND (random number generator function), se utiliza para cada una de las columnas donde se encuentran los activos y después para cada uno de los futuros portafolios.
2. Horizontalmente se suman los números aleatorios para obtener un total, T.
3. Se divide cada número aleatorio generado para cada uno de los activos sobre su respectivo T para crear un porcentaje normalizado, donde la suma de todos los números aleatorios sea igual a 1. Estos números representan los factores de ponderación para cada activo.
4. Aplicación de restricciones. No todos los portafolios calificaran, el portafolio se determina dependiendo del factor de ponderación para asignar el monto de la inversión con respecto a la restricción de compra limitada de cada activo.

Según (Kaufman, 2005, pág. 1064) es importante tener en cuenta las restricciones de liquidez del pool. Después de que se le ha asignado una ponderación a cada activo, se selecciona otro número aleatorio entre 0 y la liquidez máxima del grupo y se genera la restricción de tal forma que se le asigne una ponderación (w) máxima a cada activo y luego los activos dentro de ese grupo se escalan a ese valor. Se asigna un número aleatorio y después se re-escalán todas las asignaciones de este grupo para llegar al total. Cuando se re-escala es importante prevenir que los activos individuales excedan su restricción de liquidez. Esta restricción de liquidez se puede ver afectada por la necesidad de cada activo en la rueda de negociación, otro factor importante y a considerar es la bursatilidad de cada activo y su volumen promedio todo esto partiendo del monto a invertir del portafolio.

Partiendo de la relación beneficio-riesgo, la exposición al riesgo por parte del inversionista es otra restricción. La exposición al riesgo, o el también conocido VAR en la administración de portafolios es determinante a la hora de determinar una rentabilidad esperada (R_E). Algunos inversionistas no consideraran un portafolio en el que el riesgo exceda algún valor prefijado, y para estos se puede estructurar estrategias más conservadoras que no busquen una alta apreciación del capital vía valoración sino que busquen ingreso vía dividendos. Para aquellos inversionistas que buscan un alto rendimiento, estos deben de estar dispuestos a asumir un mayor riesgo. Por ejemplo, según (Kaufman, 2005, pág. 1064), un inversionista que busque un rendimiento del 20% anual este debe de tener riesgo anualizado en el rango entre el 5% y 20%.

2.1.2 Evaluación (Función Objetiva)

El proceso de evaluación propuesto por (Kaufman, 2005, pág. 1065) calcula los retornos del portafolio y analiza los demás resultados para así encontrar la función objetiva (OF). Esto se hace una vez la cadena inicial de genes es creada al comienzo de cada ciclo en el proceso del GA. La OF seleccionada para esta prueba es el “return ratio” o también conocido como el Sharpe Ratio. Por tanto, solo es necesario encontrar los retornos anualizados y la desviación estándar anualizada para cada portafolio en el pool. Si la semi-varianza es implementada para el riesgo, entonces esta debe de ser evaluada para la serie de retornos de cada portafolio.

Los retornos R para un portafolio en cualquier día i , son:

$$R_{pi} = \sum_{i=1}^N (w_i R_{ni})$$

Donde $\sum_{i=1}^N w_i = 1$, y $0 \leq w_i \leq 1$

R_{pi} = retorno del portafolio en el día i

R_{nj} = retorno diario del activo n en el día i

Una vez los retornos diarios son calculados para cada portafolio, se procede a calcular los retornos anualizados y la desviación estándar anualizada. La AROR para el portafolio p es:

$$AROR_p = \left(\frac{R_p}{n} \right) \times \sqrt{252}$$

Dónde: 252 = número de días hábiles en el año.

n= número de días en la serie de retorno.

Para resultados consistentes es conveniente crear una serie de cambios en el retorno y posteriormente calcular la desviación estándar, σ_p , de esos cambios.

$$OF_p = \text{retorno} \div \text{riesgo} = AROR \div \sigma_p$$

Para completar el proceso, se debe calcular todas las funciones objetivas, OF_p , para los portafolios en el pool.

2.1.3 Prueba para la Finalización

Cada portafolio en el pool ha sido evaluado por su OF. La mejor OF en el pool se compara con la mejor OF del ciclo previo para decidir si el proceso ha sido completado. Para (Kaufman, 2005, pág. 1067) la finalización puede ser probada de dos maneras.

1. Convergencia: La mejor OF en el pool actual, es casi idéntica o idéntica a la mejor OF en las todas (n) las iteraciones previas. Es decir que la OF converge a un máximo local.
2. Número de iteraciones. El proceso ha completado un número fijo de iteraciones.

Aunque en métodos de búsqueda la convergencia es el criterio normal para la finalización, Kaufman sugiere que un número fijo de iteraciones puede

servir mejor en este método ya que la técnica de GA se aproxima rápidamente a una solución óptima y después solo puede presentar mejoras marginales que tienden a un máximo local. Ya que la convergencia no altera los resultados de manera significativa, para Kaufman es importante repetir el proceso, es decir correr el portafolio con sus n mutaciones con un grupo nuevo de cadena aleatoria. Si se llegan a hallar resultados similares o iguales, ya sea de los factores de ponderación o la OF, se confirmará que el método ha encontrado un máximo global en lugar de un máximo local.

2.1.4 Propagación

Darwin observó que la propagación de las especies fue mejorada por la supervivencia del más apto, es decir que los cromosomas con los mejores genes tienden a sobrevivir y retransmitir sus genes con el paso del tiempo. En este paso del GA, el proceso de propagación de (Kaufman, 2005, pág. 1068) replica el método de supervivencia del más apto y se basa en permitir la supervivencia de aquellas cadenas con altas cualidades, es decir mayor OF en el proceso de selección, mientras que aquellas con baja OF son descartadas.

Propagación de los Mejores Resultados

La propagación permite que los portafolios con los mejores genes sobrevivan y esto le agrega influencia al resultado. Ya que el GASP de (Kaufman, 2005, pág. 1068) se basa en una selección de números aleatorios, que según él, es importante generar un número uniforme aleatorio que sea proporcionalmente distribuido entre el rango de valor de los números aleatorios. Para encontrar el punto medio entre las diferentes OF se utiliza la fórmula de Excel aleatorio.entre (bajo, alto). Cuando el número aleatorio cae a la izquierda del punto medio de las dos OF, 1 copia del portafolio a la izquierda es puesto en el pool nuevo.

El objetivo principal de la propagación es remover el 10% de los portafolios con baja OF en cada ciclo mientras que se propagan aquellos más aptos, es decir aquellos portafolios que tengan la mayor OF.

Los siguientes pasos definen el proceso de propagación de (Kaufman, 2005, pág. 1069) para un gran pool de P portafolios. Los portafolios individuales p que son propagados son movidos del pool 1 a un nuevo pool 2:

1. Calcular la OF para todos los portafolio P en el pool.
2. Ordenar los portafolios, colocando el que contenga la más alta OF en el primer lugar.
3. Calificar el rango de las OF desde la más alta OF_H del primero hasta la más baja OF_L en la posición p .
4. Obtener un número uniforme aleatorio, R , entre OF_L y OF_H .
5. Determinar cuál portafolio, p , tiene la OF más cercana al número aleatorio R .
6. Generar una copia del portafolio p y colocarla en el nuevo pool 2.
7. Si P portafolios han sido propagados, se procede al paso 8; si no se regresa al paso 4.
8. Borrar los contenidos del pool 1 y copiar los contenidos del pool 2 en el 1.

Ahora, el pool 1 contiene los portafolios propagados y el pool 2 solo es utilizado como una forma temporal de almacenamiento de datos durante el proceso de propagación.

Si el proceso de propagación es muy lento, (Kaufman, 2005, pág. 1070) dice que este se puede acelerar por medio de la multiplicación del número de copias por un factor, como 2, o por medio del uso de un valor integral de la OF, como un número de copias. Se corre el peligro de que el programa haga muchas copias de las mismas cadenas, reduciendo de tal manera la diversificación en el grupo de genes e incrementando la probabilidad de que la decisión final provenga del pool original. Lo que (Kaufman, 2005, pág.

1070) describe como equivalente a encontrar un máximo local en vez de encontrar un máximo global.

2.1.5 Apareamiento de los Padres para Crear la Descendencia

(Kaufman, 2005, pág. 1070) describe el proceso en el que se combinan dos cadenas de padres en una forma tal que crean dos únicos descendientes y este proceso conocido como Apareamiento y además establece que si dos cadenas con excelentes genes son combinadas, probablemente dos descendientes pueden tener genes que son superiores a los de sus padres.

El proceso de apareamiento seleccionará aleatoriamente dos portafolios del pool de P portafolios y combinará parte de una cadena con parte de otra, es decir que intercambia los genes de un padre por los genes del otro para así generar el descendiente con mejores genes. Inicialmente la cadena será dividida en un punto aleatorio, y posteriormente los dos padres serán intercambiados. Los resultados son dos portafolios únicos.

Kaufman, 2005 describe el proceso de apareamiento en los siguientes pasos:

1. Seleccionar un portafolio p_i utilizando un número aleatorio entre 1 y P , donde P es el número total de portafolios. Se marca el portafolio i una vez este sea procesado para que entonces este no sea seleccionado otra vez.
2. Seleccionar un portafolio p_j utilizando otro número aleatorio entre 1 y P . Si el portafolio seleccionado ya ha sido procesado, entonces hay que incrementarle el número aleatorio por 1 hasta que el siguiente portafolio vacante haya sido encontrado. Si el valor alcanza P , entonces comience en 1.
3. Elección de un número aleatorio; desde 1 hasta el número de activos contenidos en el portafolio, este debe ser un número entero.

4. Apareamiento de dos portafolios por medio del intercambio de los factores de ponderación en p_i , los activos 1 hasta a, con los factores de ponderación p_j , los activos 1 hasta a. Si por ejemplo $a = 2$, entonces los dos primeros activos de cada portafolio son intercambiados.

Antes del Apareamiento (Padres)

Portafolio i	w_{i1}	w_{i2}	w_{i3}	w_{i4}	w_{i5}
Portafolio j	w_{j1}	w_{j2}	w_{j3}	w_{j4}	w_{j5}

Después del Apareamiento (Hijos / Descendientes)

Portafolio i	w_{j1}	w_{j2}	w_{i3}	w_{i4}	w_{i5}
Portafolio j	w_{i1}	w_{i2}	w_{j3}	w_{j4}	w_{j5}

5. Normalizar los descendientes. Ya que la suma de los factores no es igual a 1 [$\sum_{i=1}^a(w_{ia}) \neq 1$; $\sum_{j=1}^a(w_{ja}) \neq 1$] en cada uno de los portafolios descendientes, estos deben de ser normalizados, dividiendo cada factor de ponderación correspondiente a cada portafolio, por la suma de todos los factores de ponderación (w_{ia} , w_{ja}) en los dos nuevos portafolios.
6. Corregir las restricciones de liquidez. Las restricciones de liquidez del mercado individual no se ven afectadas por el apareamiento por que la posición de los portafolios intercambiados sigue siendo la misma. Cuando en el intercambio ocurre el máximo volumen que puede transarse en un conjunto de mercados, liquidez grupal, puede verse afectado a causa de la diversificación.
7. Continuar el apareamiento hasta que todos los portafolios hayan sido convertidos en descendientes. La propagación de cadenas duplicadas y el gran número de combinaciones pueden proveer excelentes resultados que favorezcan el apareamiento de todos los portafolios en el pool.

Ya que el paso anterior al apareamiento es la propagación, el proceso de apareamiento crea nuevas combinaciones de selección de portafolios y permite tener más copias de portafolios con OF altas. Mediante la combinación aleatoria de estos portafolios la oportunidad de encontrar una mejor combinación es muy alta ya que se cuenta con portafolios altas OF.

2.1.6 Mutación: Introducción de nuevos Genes en el Pool

La etapa final en el proceso de Darwin es la mutación, la cual según (Kaufman, 2005, pág. 1071) es un cambio aleatorio que puede producir una mejora de las especies o la creación de un nuevo miembro. En esta aplicación, la introducción de nuevos genes prevé que exista convergencia temprana en el proceso de selección. Consistentemente con los otros pasos, la mutación reemplaza las características de un gen (factor de ponderación de cada activo) con un valor nuevo aleatorio de selección en el 10% de los portafolios existentes.

1. Seleccionar un número aleatorio entre 1 y P para indicar el portafolio a ser transformado. Ese portafolio se elige como procesado para que este no reciba otra mutación.
2. Escoger un número aleatorio entre 1 y a, el número de activos. Este será el activo a ser cambiado.
3. Escoger un número aleatorio entre 0 y 1.0 para representar el nuevo factor de ponderación.
4. Ajustar la nueva ponderación para satisfacer cualquier tipo de restricción individual en el mercado y la liquidez grupal,
5. Normalizar los factores de ponderación en el portafolio mutado, dividiendo cada factor de ponderación por la suma de todos los factores de ponderación.
6. Continuar mutando todos los portafolio hasta alcanzar el porcentaje objetivo, entre 5% y 15%, es alcanzado.

Como en los otros pasos, establece Kaufman que una sobre mutación resultará en la pérdida de los mejores resultados y al contrario, muy poca mutación causará una convergencia rápida en el GA hacia uno de los portafolios en el pool.

Continuar con la Evaluación

Hasta este punto el algoritmo de (Kaufman, 2005, pág. 1072) ha sido completado. El pool ha sido creado, propagado, apareado y mutado. Los resultados pueden ser re-evaluados por medio del cálculo de la OF de cada portafolio para ver si ha presentado algún tipo de mejora. Este proceso se realiza como el anterior y continua hasta que se satisfaga el criterio de finalización.

Subconjuntos Óptimos

Puede ser muy práctico cuando se resuelve para un gran número de activos, entre 50 y 100, en determinar un número subconjunto. Mientras que el GA rechaza aquellos sistemas que no contribuyan a la solución, el 90% de las asignaciones a activos se concentrarán en el 10% de estos. Los activos restantes solo proveerán mejoras marginales.

La solución del portafolio GASP normalmente distribuye un monto de la inversión a todos los activos del portafolio, es decir, a no ser que haya activos casi idénticos a otros dentro del portafolio. Por tanto, cualquier subconjunto será sub-óptimo, a comparación del modelo de Markowitz de MV el cual limita la diversificación buscando un mínimo riesgo limita la diversificación. La solución de MV siempre buscará la mínima varianza, la cual se da con mayor diversificación. Sin embargo, un portafolio de los activos más importantes/significativos es también muy práctico para un inversionista.

Kaufman 2005, plantea una solución para encontrar el mejor subconjunto, y esta consta en correr todo el programa y descartar aquellos activos con

pequeña asignación y redistribuir la inversión en proporción a los activos restantes dentro del portafolio. Cuando las asignaciones son redistribuidas en la mayoría de los casos esta aproximación no es tan necesaria, ya que puede consumir mucho tiempo y puede derivar asignaciones que resulten en un exceso de las restricciones de liquidez.

Utilizando el GA, los subconjuntos pueden ser establecidos durante la inicialización del pool al comienzo del proceso y mantenerlos durante el mismo. Para obtener un subconjunto de s activos sobre un total de S (Kaufman, 2005, pág. 1073) propone los siguientes pasos:

1. Cuando se esté inicializando el pool, solo se escogen aleatoriamente s activos, a los demás activos se les da un factor de ponderación de 0. Se siguen los mismos pasos para seleccionar los factores de ponderación y después se normalizan.
2. La propagación se mantiene, solo se calcula la OF. El número de activos no es importante.
3. El proceso de apareamiento requiere de un paso adicional. inicialmente se selecciona el primer padre y se decide dónde va a ser dividido, después se cuentan el número de activos a cada lado del punto de división. Con otro portafolio se hace lo mismo que se hizo en el primero y si en estos dos coincide el punto de división, ambos portafolios pueden ser apareados por medio del intercambio de los activos a la izquierda del punto de división. Si no coincide el punto de división, secuencialmente prosiga al siguiente portafolio y verifique si la distribución coincide; continúe hasta encontrar la pareja apropiada. Dos padres no pueden ser apareados si poseen un número diferente de activos en cada lado de la división, puesto que el descendiente resultante tendrá ya sea más o menos activos que el subconjunto requerido s . Para la mayor parte de los activos asignados, la distribución normal de estos coincidirá y esto se debe a que el proceso aleatorio permite que la mayoría de los portafolios sean emparejados

con otros que tengan la misma distribución de activos relativa a la división. Aquellos pocos portafolios que no coinciden con la división pueden ser descartados.

4. La mutación tiene un problema similar al del apareamiento, pero es más fácil de resolver. Después de seleccionar un portafolio aleatoriamente, hay que seleccionar un activo dinámico y removerlo. Después escoger otro activo y generar una nueva ponderación utilizando un nuevo número y después normalizarlo. Esto mantiene el número total de s activos.

Para Kaufman la solución con el uso de un subconjunto es mucho más rápida que una solución completa. Esta requiere de cierto tipo de compromiso porque es una solución sub-óptima donde la mejor relación se encontrará mediante el uso de más activos. Si no se controlan los procesos de apareamiento y mutación, el programa intentará introducir más activos para tratar de incrementar los resultados. Aunque el pool comienza con portafolios que contienen s activos, los procesos de apareamiento y mutación continuarán combinando, sumando y propagando portafolios con más activos. Se encuentra con un conflicto con la naturaleza, aunque la mejor solución que se da con un gran número de activos solo presentará una solución ligeramente mejor que la del subconjunto.

Verificación de un Máximo Global

Para verificar verifica si la solución presenta un máximo global, (Kaufman, 2005, pág. 1074) sugiere probar la solución más de una vez. Cada vez que se corre la solución esta genera un nuevo pool con asignaciones aleatorias diferentes y comienza el proceso del GA de nuevo. Si se corre un portafolio con 50 activos por 5 veces, las asignaciones deben de ser muy similares. Aquella que presente la máxima OF, será la mejor y probablemente será el máximo global. Si las OF son iguales pero las asignaciones son ligeramente diferentes se pueden presentar muchos mínimos locales con altos picos.

Lo más eficiente es correr la solución del portafolio 5 veces, cada vez desde 50 a 100 ciclos del GA. La solución comienza a converger después del ciclo 50 e improbablemente esta cambiará significativamente después. Esto se da debido al porcentaje de apareamiento y mutación que se especifique en el programa, el cual está entre el 10% al 15%. Si se utiliza otro porcentaje, entonces la convergencia no se dará tan rápido y los resultados se pueden convertir inestables.

CAPITULO 3

3. RESULTADOS EMPÍRICOS

3.1 Selección de Activos

Teniendo en cuenta que el modelo de GASP de Perry. J. Kaufman es una metodología numérico-aleatoria, para realizar este trabajo de investigación el único proceso que no se realizó de manera aleatoria fue la selección de los activos dadas las características del mercado accionario colombiano ya que este cuenta con dos ruedas de negociación, una de alta liquidez y la otra de baja liquidez. Los tres (3) índices bursátiles colombianos están conformados por activos que se encuentran en la rueda de alta liquidez de la Bolsa de Valores de Colombia.

Esto con el fin de examinar si el portafolio de inversión bajo la metodología GASP puede tener un rendimiento superior al del índice COLCAP en el periodo de análisis y de esta manera dar respuesta a uno de los objetivos específicos de esta investigación.

El COLCAP es un índice bursátil colombiano que utiliza como criterio de asignación la Capitalización Bursátil Ajustada de cada activo y se re balancea de manera trimestral, este refleja las variaciones de los precios de las 20 acciones más líquidas inscritas en la BVC. En Colombia hay acciones ordinarias, preferenciales y privilegiadas inscritas en la bolsa. En la rueda de alta liquidez hay varios emisores que tienen listadas dos tipos de acciones, las dos más comunes: ordinarias y preferenciales. Algunos de estos emisores son: Bancolombia S.A., Grupo de Inversiones Argos, Grupo

Suramericana de Inversiones, Corficolombiana y recientemente Cementos Argos.

Para este tipo de emisores la metodología del índice COLCAP solo permite que las compañías con acciones ordinarias y preferenciales solo tengan un tipo de acción en el índice. La metodología para el cálculo de este índice establece que el índice asignara ponderación a aquel activo que arroje la mayor función de selección en la canasta. Otra restricción es que ningún activo puede superar una ponderación (w) del 20% sobre dicho índice, esto con el fin de que los movimientos del índice no dependan en gran medida a un solo activo.

Dadas las particularidades de la Bolsa de Valores de Colombia se decidió no implementar una selección aleatoria de activos tal y como lo propone Kaufman, ya que la rueda de negociación de alta liquidez de la BVC está compuesta por muy pocos activos y los principales emisores en términos de capitalización y bursatilidad están incluidos en el índice COLCAP.

Los activos que se seleccionaron para dicha investigación son aquellos que componen la canasta 18 del COLCAP (ver Cuadro 1), esta corresponde al segundo trimestre del 2012 que comprende los meses de Abril hasta Junio de 2012.

Cuadro 1: Composición Canasta 18 del índice COLCAP

CANASTA 18			
II - 2012			
NEMOTÉCNICO	PARTICIPACIÓN	NEMOTÉCNICO	PARTICIPACIÓN
ECOPETROL	20,016%	CORFICOLCF	3,367%
PFBCOLOM	12,223%	ISAGEN	2,446%
PREC	11,491%	PFDVVNDA	2,180%
GRUPOSURA	10,879%	PMGC	1,622%
NUTRESA	6,919%	FABRICATO	0,621%
INVERARGOS	5,580%	PFAVTA	0,585%
EXITO	5,541%	CNEC	0,584%
ISA	5,444%	BVC	0,512%
CEMARGOS	4,942%	ETB	0,266%
PFAVAL	4,519%	TABLEMAC	0,265%

Fuente: (Bolsa de Valores de Colombia, 2012).

3.2 Periodo de Selección de Datos

Los datos históricos utilizados en el modelo GASP comprende el periodo desde el 10 de Enero de 2012 hasta el 29 de Junio de ese mismo año. Este periodo abarca 117 cotizaciones diarias de los 20 activos seleccionados. Lo cual se considera un periodo suficientemente amplio para re-balancear portafolios ya que típicamente los portafolios activos en Colombia se re-balancean trimestralmente tal y como se re-balancea el Índice COLCAP.

3.3 Entorno Económico Internacional

El 2012 fue un año lleno de noticias relevantes para la economía mundial, los mercados internacionales presenciaron altos niveles de volatilidad ya que se evidenciaba una desaceleración económica mundial influenciada en gran medida por la economía de China y Estados Unidos, las cuales se estaban debilitando. Además de esto en Europa se presenciaban altas tasas de desempleo en países como Grecia, Portugal, Italia y España. Estos países estaban enfrentando inconvenientes a la hora de realizar sus ajustes fiscales

y estructurales lo que también llevo a que las tasas de sus bonos soberanos llegaran a máximos históricos, es decir que había una fuerte presión de oferta y en términos de precio estos estaban perdiendo valor y el costo de financiación para cada país se estaba incrementando.

Dada esta situación, los bancos centrales decidieron enfocarse en implementar políticas y mecanismos que permitieran dinamizar a estas economías y sus respectivos mercados. En Europa las autoridades económicas acompañadas por el Banco Central Europeo (BCE) decidieron reducir la tasa de interés de referencia en 25 puntos básicos (pbs) dejando esta en 0,75% a partir del mes de julio de 2012 (Bloomberg L.P, 2013). A su vez el BCE estableció como ilimitadas las compras de bonos a corto plazo de países periféricos y alargó las operaciones en las que el BCE le presta recursos a los bancos de la Zona Euro a un plazo de tres años.

A partir del tercer trimestre de 2012 las medidas de una política monetaria expansiva entraron en funcionamiento y se notó una menor sensación de riesgo entre los inversionistas quienes comenzaron a mostrar interés en los bonos de deuda soberana de la Zona Euro y los precios de dichos papeles comenzaron a valorizarse y a su vez un decrecimiento en la tasa de negociación de dichos títulos. Por ejemplo, los bonos españoles de deuda soberana en julio de 2012 se llegaron a negociar en una tasa máxima de 7,75% y la última tasa de negociación del año fue 5,27%, para una valorización de 248pbs (Bloomberg L.P, 2013).

El comienzo de año para Estados Unidos también fue un poco desalentador, en enero el país contaba con una tasa de desempleo del 8,5%, acompañada de un bajo nivel en la confianza del consumidor, y un índice manufacturero ISM (Institute for Supply Management) que presento una desaceleración desde los 54,9 puntos en enero hasta presentar síntomas de contracción económica en agosto cuando se ubicó en 49 puntos (Bloomberg L.P, 2013). Dada esta situación junto con la coyuntura económica europea, en septiembre de 2012 la Reserva Federal (FED) decidió mantener su tasa de

interés en mínimos históricos en 0,25% y a su vez decidió implementar la tercera ronda de expansión cuantitativa QE3 (Quantitative Easing).

QE3 se caracteriza por ser un programa en el cual la FED realiza compras diarias de bonos del tesoro de Estados Unidos en mercados secundarios y a diferencia de los dos programas anteriores, QE1 y QE2. El QE3 se emplea con ciertas restricciones con el fin de generar empleo. La FED se comprometió en mantener su tasa de interés y su programa de compra diario de bonos hasta que la tasa de desempleo se encuentre por debajo del 6,5% fijando un nivel objetivo de inflación del 2,5%.

Dadas las circunstancias mencionadas anteriormente, hasta septiembre de 2012 se presentó mucha volatilidad en los mercados internacionales acompañada de noticias económicas no muy alentadoras y una preocupación por una posible recesión global. El año cerró con noticias más alentadoras y menor aversión al riesgo por parte de los inversionistas los cuales comenzaron a tomar posiciones largas en acciones. Tal y como se puede constatar en el índice de volatilidad del Chicago Board of Options (VIX) (ver gráfico 1) el cual mide la prima de riesgo en opciones de acciones en el Índice S&P (Standard and Poor's 500).

Gráfico 1: Comportamiento Índice de Volatilidad VIX 2012



Fuente: (Bloomberg L.P, 2013).

El bajo costo del dinero en el mercado generado por las acciones de los principales bancos centrales del mundo para inyectarle liquidez a sus economías permitió que sus respectivos índices bursátiles cerraran el año con rendimientos positivos (ver gráfico 2) fundamentados en mejores datos macroeconómicos que apoyan los fundamentales de largo plazo, donde por ejemplo la tasa de desempleo en Estados Unidos para final de año presentó un descenso de 70pbs y cerró el año en 7,8% (Bloomberg L.P, 2013).

Gráfico 2: Índice S&P, MSCI Emergentes, MSCI Europa, MSCI LATAM



Fuente: (Bloomberg L.P, 2013).

América Latina no fue ajena a la situación económica internacional y a raíz de lo sucedido en Europa a comienzos de año, muchos flujos de capital salieron de la Zona Euro y fueron destinados hacia Mercados Emergentes, entre ellos LATAM. Las principales plazas bursátiles de la región, México, Brasil, Chile, Perú y Colombia (ver gráfico 3) cerraron el año con rendimientos positivos en sus respectivos índices bursátiles aunque el IPSA de Chile y el IGBVL de Perú rentaron muy por debajo de los principales índices de la región. El índice COLCAP en Colombia presentó la segunda mayor valorización de la región latinoamericana durante el año, después del MEXBOL de México.

Gráfico 3: Principales Índices LATAM



Fuente: (Bloomberg L.P, 2013).

3.4 Mercado Renta Variable Colombiano

Según Juan Pablo Córdoba presidente de la (Bolsa de Valores de Colombia, 2012) Colombia se posicionó como el cuarto mercado más relevante de Latinoamérica en el 2012 y el (Ministerio de Comercio, Industria y Turismo) destacó que la Inversión Extranjera Directa (IED) para este mismo año, con corte a la primera semana de diciembre, creció un 10,4% comparado con el mismo periodo del año anterior.

Desde el año 2011 con la otorgación del grado de inversión por parte de las principales agencias calificadoras de riesgo, Standard & Poor's, Fitch Ratings y Moody's, los inversionistas extranjeros se han consolidado en el mercado de renta variable colombiano como compradores netos y las personas naturales como vendedoras netas. Los inversionistas extranjeros pasaron de tener una participación del 7,6% en 2011 al 14,0% en 2012 (Bolsa de Valores

de Colombia, 2012), lo que refleja una visión positiva a futuro de dichos inversionistas quienes ven valor en el mercado nacional y han optado por posiciones estructurales en sus portafolios más no tácticas.

Con todos estos participantes internacionales se demuestra la confianza del inversionista extranjero en Colombia la cual se sustenta sobre la solidez de los fundamentales macroeconómicos y una visión a largo plazo. Lo anterior contribuyó a que el volumen negociado en la (Bolsa de Valores de Colombia, 2012) durante el 2012 creciera un 4,68% situándose en COP \$71,45 billones, máximo histórico negociado en un año influenciado en gran medida por la participación de inversionistas extranjeros.

La participación de dichos inversionistas se puede evidenciar a través de la composición accionaria de compañías que se encuentran inscritas en el Registro Nacional de Valores y Emisores (RNVE) y que están listadas en bolsa. Algunas que se negocian en la rueda de alta liquidez y cuentan con la participación de inversionistas extranjeros de la BVC son: Ecopetrol, Grupo Argos, Cementos Argos, Grupo de Inversiones Suramericana, Bancolombia S.A., Almacenes Éxito S.A, Banco Davivienda S.A., entre otras compañías.

Algunos de los fondos de inversión y soberanos que tienen exposición y participación sobre los activos mencionados anteriormente son: Fidelity Funds SICAV, Fidelity Investment Trust Latin America Fund, Vanguard Emerging Markets Stock Index Fund, iShares MSCI Emerging Markets, Abu Dhabi Investment Authority, Barclays Global Investors, UBS AG London Branch, Gobierno de Noruega, GEANT International, LATIC-LATAM Investment Company, Oppenheimer Developing Markets Fund, entre otros.

Durante el 2012 se presenciaron 6 ofertas públicas de acciones donde dichas compañías obtuvieron recursos en el mercado local por COP \$2,28 billones, monto inferior al presentado durante 2011 el cual fue de COP \$12,93 billones. De estas 6 emisiones se destaca la llegada de tres nuevos emisores los cuales son: Construcciones El Cóndor, Carvajal Empaques y

Cemex Latam Holdings. Esta última compañía se caracteriza por ser una cementera mexicana que decidió emitir acciones directamente en el mercado colombiano permitiéndole ampliar sus operaciones en la región. Así como CEMEX aumentó las compañías extranjeras listadas directamente en Colombia como: Pacific Rubiales, Canacol Energy y Petrominerales, las cuales son compañías también listadas en Colombia pero originarias de Canadá y sus acciones se negocian a su vez en el Toronto Stock Exchange (TSX).

Dadas las emisiones anteriormente mencionadas y el aumento en el volumen promedio diario negociado durante el año en la BVC, la capitalización bursátil del índice COLCAP durante el 2012 presentó un crecimiento de 19,79%, pasando de COP \$404,04 al cierre del 2011 a alcanzar un máximo histórico en 2012 de COP \$484 billones.

En lo corrido del 2012 el índice presentó una variación positiva de 16,62% pasando de los 1.577,71 puntos al cierre del 2011 y cerrando el año en los 1.832,75 en diciembre del 2012 (ver gráfico 4).

Gráfico 4: Comportamiento Índice COLCAP 2012



Fuente: (Bloomberg L.P, 2013).

3.5 Portafolio GASP

A continuación se detallara el proceso de la metodología de GASP.

3.5.1 Datos Históricos

En el archivo de Excel, Algoritmo Genético 2Q, en la pestaña “SERIES” se incorporaron todos los datos históricos de los 20 activos seleccionados que componen la canasta 18 del índice COLCAP para el periodo de análisis.

Estas series de datos se obtuvieron a través de la plataforma (Bloomberg L.P, 2013) con la función “PX_LAST” seleccionando la FECHA desde 01/10/2012 hasta 06/29/2012. Es importante resaltar que no se trabaja con días festivos y fines de semana, ya que estos días no son bursátiles y por tanto no hay negociación en la BVC.

Cada activo se ubica en la Fila 1 de dicha hoja de Excel y se utilizan 3 columnas (ver cuadro 2). En la Fila 2 se ubican: en la primera columna se ingresa la FECHA, en la segunda columna el precio de CIERRE y en la tercera el RETORNO. Para este caso en específico se trabaja con retornos diarios los cuales se obtienen con la formula LN la cual devuelve el logaritmo natural de un numero.

En algunos casos para ciertos activos se presenta el hecho de que estos no marcan un retorno. Esto se presenta ya que el activo no se cotizó o no marco precio ya que para marcar precio en Colombia se tienen que negociar más de 66.000 UVR un valor aproximado a los COP \$13.390.000, trabajando con una Unidad de Valor Real (UVR) equivalente a los COP \$206 (Banco de la República de Colombia, 2012).

Cuadro 2: Series de Datos

The screenshot shows an Excel spreadsheet with a data table. The columns are labeled with dates and financial metrics. The rows contain data for various equity series. The formula bar shows the formula =LN(B4/B5).

Fuente: Cálculos propios.

Una vez se obtienen los retornos logarítmicos se procede a pegar dichos resultados como VALORES en la hoja SERIES1 (ver cuadro 3).

Cuadro 3: “SEREIES 1” Retorno Activos

The screenshot shows an Excel spreadsheet with a data table. The columns are labeled with series names and financial metrics. The rows contain numerical data for each series. The formula bar shows the formula =LN(B4/B5).

Fuente: Cálculos Propios.

3.5.2 Matriz Covarianza

Con los retornos Logarítmicos que se pegaron en la hoja SERIES1 como valores calculados, se procede a obtener la matriz de Covarianzas de los retornos de los activos implementando la fórmula COVAR para cada par de activos en la hoja de Excel “MatrizCalculada” (ver cuadro 4).

Cuadro 4: Matriz Covarianza

	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S	T
3																			
4	BIOMAX	BVC	CEMARGOS	CNEC	COLINVERS	CORFICOLCF	ECOPETROL	ENKA	ETB	EXITO	FABRICATO	GRUPOSURA	INTERBOLSA	INVERARGOS	ISA	ISAGEN	PFBCCOLOM	PFHELBANK	
5		0,000481	0,000101	0,000083	0,000132	0,000071	0,000073	0,000095	0,000059	0,000060	0,000031	0,000013	0,000065	0,000080	0,000053	0,000089	0,000087	0,000055	0,000064
6		0,000083	0,000101	0,000065	0,000076	0,000047	0,000104	0,000073	0,000071	0,000045	0,000039	0,000054	0,000036	0,000065	0,000040	0,000065	0,000070	0,000061	0,000056
7		0,000132	0,000076	0,000105	0,000045	0,000141	0,000075	0,000164	0,000216	0,000121	0,000042	0,000055	0,000141	0,000038	0,000155	0,000166	0,000079	0,000078	0,000052
8		0,000071	0,000075	0,000114	0,000141	0,000039	0,000094	0,000133	0,000252	0,000060	0,000065	0,000066	0,000125	0,000029	0,000137	0,000089	0,000077	0,000106	0,000075
9		0,000073	0,000047	0,000079	0,000075	0,000094	0,000219	0,000096	0,000054	0,000048	0,000071	0,000018	0,000067	0,000038	0,000072	0,000064	0,000078	0,000066	0,000045
10		0,000095	0,000104	0,000126	0,000164	0,000133	0,000096	0,000305	0,000133	0,000139	0,000078	0,000039	0,000126	0,000025	0,000107	0,000097	0,000102	0,000109	0,000071
11		0,000059	0,000073	0,000098	0,000216	0,000252	0,000054	0,000133	0,000815	0,000132	0,000068	0,000066	0,000133	0,000031	0,000097	0,000081	0,000067	0,000141	0,000115
12		0,000060	0,000071	0,000095	0,000121	0,000060	0,000048	0,000139	0,000132	0,001253	0,000092	0,000297	0,000042	0,000015	0,000097	0,000070	0,000062	0,000104	0,000032
13		0,000031	0,000045	0,000058	0,000042	0,000065	0,000071	0,000078	0,000068	0,000092	0,000200	0,000027	0,000074	0,000014	0,000067	0,000065	0,000037	0,000096	0,000018
14		0,000013	0,000039	0,000026	0,000055	0,000066	0,000018	0,000039	0,000066	0,000297	0,000027	0,000376	0,000010	0,000013	0,000051	-0,000006	0,000019	0,000010	0,000038
15		0,000065	0,000054	0,000107	0,000141	0,000125	0,000067	0,000126	0,000133	0,000042	0,000074	0,000010	0,000139	0,000009	0,000116	0,000084	0,000061	0,000134	0,000068
16		0,000080	0,000036	0,000036	0,000038	0,000029	0,000038	0,000025	0,000031	0,000015	0,000014	0,000013	0,000009	0,000153	-0,000002	0,000027	0,000019	0,000010	0,000027
17		0,000053	0,000065	0,000110	0,000155	0,000137	0,000072	0,000107	0,000097	0,000097	0,000067	0,000051	0,000116	-0,000002	0,000218	0,000086	0,000076	0,000094	0,000066
18		0,000089	0,000040	0,000089	0,000166	0,000089	0,000064	0,000097	0,000081	0,000070	0,000065	-0,000006	0,000084	0,000027	0,000086	0,000142	0,000067	0,000084	0,000047
19		0,000087	0,000065	0,000078	0,000079	0,000077	0,000078	0,000102	0,000067	0,000062	0,000037	0,000019	0,000061	0,000019	0,000076	0,000067	0,000135	0,000060	0,000051
20		0,000055	0,000070	0,000091	0,000078	0,000106	0,000066	0,000109	0,000141	0,000104	0,000096	0,000010	0,000134	0,000010	0,000094	0,000084	0,000060	0,000271	0,000055
21		0,000064	0,000061	0,000056	0,000052	0,000075	0,000045	0,000071	0,000115	0,000032	0,000018	0,000038	0,000068	0,000027	0,000066	0,000047	0,000051	0,000055	0,000228
22		0,000092	0,000094	0,000089	0,000240	0,000138	0,000094	0,000154	0,000129	0,000184	0,000060	0,000080	0,000099	0,000035	0,000101	0,000112	0,000084	0,000119	0,000059
23		0,000128	0,000051	0,000103	0,000126	0,000152	0,000059	0,000123	0,000177	0,000182	0,000053	0,000092	0,000031	0,000090	0,000089	0,000053	0,000130	0,000097	
27																			
28	REND MEDIC																		
29		0,004443	0,001484	-0,000268	0,0039651	-0,00092	0,0013413	0,002313	0,002779	-0,00375	0,00196	-0,000766	0,0010194	0,0019829	-3,459E-05	0,0007	0,00117	0,000955	0,00089157
		2,055835	0,453078	-0,06532	1,710771	-0,20706	0,4018418	0,790171	1,012568	-0,61191	0,63972	-0,175628	0,2927312	0,6473964	-0,0086781	0,192907	0,342714	0,27198	0,25178983

Fuente: Cálculos Propios.

En esta misma hoja se calcula el rendimiento medio de cada activo, el cual se obtiene como un promedio simple ponderado de los retornos de cada activo y dicho rendimiento se anualiza. A su vez se obtiene la desviación estándar a través de la covarianza de un activo consigo mismo y elevándolo a 1/2 y posteriormente se utiliza este dato anualizado.

3.5.3 Proceso Aleatorio

Para efectos de esta investigación se trabajó con 50 Portafolios base, los cuales sirven para la función de Padres. Dado que la metodología de Kaufman es una metodología numérico-aleatoria que se basa en la supervivencia del más apto, en la hoja “ALEATORIOS” se procede a asignar

valores aleatorios a la ponderación (w) de cada activo dentro del portafolio (ver cuadro 5).

Los portafolios se enumeran consecutivamente desde Portafolio 1 – Portafolio 50 y se utiliza la fórmula de Excel “ALEATORIO.ENTRE (0:100)” para asignar un numero aleatorio entre 0 y 100 a cada activo dentro de la composición del portafolio.

Cuadro 5: “ALEATORIOS” Composición Aleatoria Portafolios

C4		=ALEATORIO.ENTRE(0;100)																		
A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R			
	ECOPETL CB Equity	PFBCCOLO CB Equity	PREC CB Equity	GRUPOSUR CB Equity	NUTRESA CB Equity	INVERARG CB Equity	EXITO CB Equity	ISA CB Equity	CEMARGOS CB Equity	PFAVAL CB Equity	CORFICOL CB Equity	ISAGEN CB Equity	PFDVAVNDA CB Equity	PMGC CB Equity	FABRI CB Equity	FFAVTA CB Equity	CNEC CB Equity			
4	Portafolio 1	95,00000	95,00000	71,00000	28,00000	69,00000	62,00000	85,00000	36,00000	96,00000	32,00000	92,00000	75,00000	83,00000	23,00000	95,00000	13,00000	36,00000		
5	Portafolio 2	41,00000	50,00000	10,00000	95,00000	58,00000	87,00000	12,00000	25,00000	84,00000	36,00000	42,00000	81,00000	37,00000	7,00000	96,00000	63,00000	33,00000		
6	Portafolio 3	4,00000	97,00000	66,00000	28,00000	68,00000	7,00000	78,00000	34,00000	10,00000	88,00000	39,00000	88,00000	84,00000	97,00000	50,00000	58,00000	37,00000		
7	Portafolio 4	5,00000	21,00000	20,00000	51,00000	16,00000	63,00000	76,00000	60,00000	16,00000	91,00000	4,00000	39,00000	11,00000	52,00000	79,00000	3,00000	77,00000		
8	Portafolio 5	38,00000	13,00000	56,00000	89,00000	3,00000	87,00000	10,00000	2,00000	69,00000	74,00000	52,00000	59,00000	60,00000	72,00000	44,00000	56,00000	63,00000		
9	Portafolio 6	83,00000	100,00000	89,00000	70,00000	23,00000	73,00000	51,00000	7,00000	72,00000	8,00000	86,00000	74,00000	34,00000	38,00000	33,00000	68,00000	7,00000		
10	Portafolio 7	84,00000	74,00000	5,00000	42,00000	4,00000	88,00000	50,00000	51,00000	69,00000	41,00000	11,00000	68,00000	41,00000	81,00000	21,00000	78,00000	59,00000		
11	Portafolio 8	93,00000	55,00000	12,00000	91,00000	38,00000	100,00000	15,00000	53,00000	65,00000	29,00000	56,00000	49,00000	20,00000	98,00000	1,00000	95,00000	59,00000		
12	Portafolio 9	71,00000	47,00000	79,00000	15,00000	95,00000	54,00000	75,00000	96,00000	7,00000	44,00000	27,00000	54,00000	55,00000	55,00000	41,00000	18,00000	64,00000		
13	Portafolio 10	29,00000	53,00000	81,00000	58,00000	53,00000	81,00000	94,00000	55,00000	1,00000	79,00000	35,00000	23,00000	58,00000	59,00000	30,00000	1,00000	20,00000		
14	Portafolio 11	0,00000	85,00000	26,00000	32,00000	27,00000	75,00000	86,00000	88,00000	67,00000	39,00000	31,00000	33,00000	97,00000	32,00000	88,00000	52,00000	49,00000		
15	Portafolio 12	78,00000	24,00000	53,00000	20,00000	43,00000	23,00000	67,00000	54,00000	19,00000	38,00000	15,00000	8,00000	64,00000	31,00000	72,00000	16,00000	21,00000		
16	Portafolio 13	43,00000	7,00000	70,00000	46,00000	45,00000	2,00000	77,00000	81,00000	45,00000	19,00000	12,00000	67,00000	49,00000	34,00000	62,00000	32,00000	86,00000		
17	Portafolio 14	89,00000	24,00000	96,00000	50,00000	19,00000	0,00000	61,00000	41,00000	81,00000	46,00000	61,00000	21,00000	64,00000	13,00000	18,00000	74,00000	75,00000		
18	Portafolio 15	74,00000	62,00000	52,00000	47,00000	88,00000	12,00000	0,00000	8,00000	92,00000	45,00000	76,00000	76,00000	59,00000	87,00000	84,00000	59,00000	12,00000		
19	Portafolio 16	69,00000	39,00000	65,00000	86,00000	41,00000	92,00000	29,00000	11,00000	0,00000	14,00000	90,00000	34,00000	1,00000	37,00000	65,00000	5,00000	3,00000		
20	Portafolio 17	55,00000	23,00000	67,00000	7,00000	11,00000	45,00000	69,00000	78,00000	4,00000	53,00000	0,00000	44,00000	50,00000	82,00000	74,00000	49,00000	24,00000		
21	Portafolio 18	68,00000	18,00000	1,00000	79,00000	6,00000	81,00000	5,00000	86,00000	74,00000	53,00000	69,00000	92,00000	100,00000	55,00000	33,00000	57,00000	84,00000		
22	Portafolio 19	22,00000	88,00000	98,00000	44,00000	27,00000	33,00000	47,00000	99,00000	65,00000	7,00000	73,00000	35,00000	87,00000	64,00000	65,00000	94,00000	74,00000		
23	Portafolio 20	69,00000	17,00000	3,00000	72,00000	62,00000	32,00000	60,00000	43,00000	30,00000	80,00000	72,00000	48,00000	26,00000	50,00000	26,00000	92,00000	75,00000		
24	Portafolio 21	75,00000	86,00000	20,00000	90,00000	45,00000	0,00000	23,00000	84,00000	25,00000	8,00000	50,00000	21,00000	69,00000	34,00000	16,00000	67,00000	83,00000		
25	Portafolio 22	79,00000	97,00000	95,00000	3,00000	26,00000	88,00000	16,00000	56,00000	84,00000	26,00000	11,00000	52,00000	53,00000	51,00000	32,00000	59,00000	93,00000		
26	Portafolio 23	1,00000	43,00000	24,00000	18,00000	46,00000	60,00000	38,00000	56,00000	38,00000	92,00000	82,00000	22,00000	61,00000	31,00000	30,00000	96,00000	17,00000		
27	Portafolio 24	89,00000	98,00000	43,00000	92,00000	65,00000	68,00000	99,00000	55,00000	83,00000	90,00000	8,00000	64,00000	74,00000	64,00000	77,00000	34,00000	15,00000		
28	Portafolio 25	59,00000	78,00000	26,00000	85,00000	52,00000	83,00000	64,00000	48,00000	57,00000	100,00000	25,00000	36,00000	98,00000	41,00000	52,00000	77,00000	90,00000		
29	Portafolio 26	65,00000	8,00000	84,00000	6,00000	41,00000	14,00000	21,00000	5,00000	28,00000	13,00000	1,00000	53,00000	9,00000	1,00000	78,00000	7,00000	48,00000		
30	Portafolio 27	86,00000	88,00000	91,00000	5,00000	50,00000	58,00000	98,00000	17,00000	28,00000	47,00000	87,00000	35,00000	64,00000	39,00000	49,00000	4,00000	40,00000		

Fuente: Cálculos Propios.

En la última columna se totaliza la suma de todos los números asignados a cada activo del portafolio para cada uno de los 50 portafolios, y una vez obtenido el total de la suma a través de un proceso estocástico se procede a normalizar la ponderación de cada activo a través de la suma de todos los activos.

Por ser un proceso aleatorio, cada vez que se ejecute el modelo este va cambiar de valores y los resultados serán variables, por ende la ponderación que se le da a cada activo dentro de cada portafolio está sujeta a cambios.

3.5.4 Evaluación Función Objetivo (OF)

La Función Objetivo (OF), también conocida como la función de aptitud que se seleccionó para medir el desempeño de cada uno de los portafolios arrojados a través de la metodología de GASP de Kaufman es el Sharpe Ratio. Este indicador permite comparar portafolios de inversión que tengan una misma política de inversión.

El Sharpe Ratio se analiza desde la relación beneficio-riesgo en la gestión de un portafolio durante un periodo de tiempo determinado permitiendo identificar la rentabilidad que se está obteniendo por la volatilidad extra que se está asumiendo dada una tasa libre de riesgo que representa el costo de oportunidad del dinero.

En otras palabras se puede identificar si la rentabilidad obtenida se debe a una buena gestión en el proceso de toma de decisiones de inversión o si se debe a una gran exposición al riesgo medido por la volatilidad de dicho portafolio.

La fórmula que se implementó en términos diarios fue:

$$\text{Sharpe Ratio} = \frac{(\bar{R}_P - R_f)}{\sigma_p} = \frac{\text{"Risk Premium"}}{\text{Desviación Estandar}}$$

Dónde: \bar{R}_P = Retorno Medio Diario del Portafolio (AROR)

R_f = Tasa Libre de Riesgo

Además de servir como un indicador para medir y comparar la gestión de un administrador de portafolios, en esta investigación, el Sharpe Ratio es aquella función que mide la aptitud de los cromosomas y clasifica la supervivencia de los más aptos. Aquellos portafolios con mayor OF serán aquellos que serán clasificados como los mas optimizados ya que sus genes tienen las mejores cualidades.

Para este proceso se cuantifica el Sharpe de cada portafolio y los portafolios se ordenan de mayor a menor Sharpe consecutivamente desde Portafolio 1 hasta Portafolio 50 (ver cuadro 6).

Cuadro 6: Inicio Proceso del GASP

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	25	26	27
54	PORTAFOLIOS	BIOMAX	BVC	CEMARGOS	CNEC	COLINVERS	CORFICOLCF	ECOPETROL	ENKA	Rendimiento	Varianza	Sharpe
55	Portafolio 1	14,81%	6,06%	0,88%	8,83%	0,76%	3,53%	8,58%	6,36%	0,00241857	0,00010566	0,21645534
56	Portafolio 2	15,39%	6,29%	0,92%	9,18%	0,79%	3,67%	8,92%	6,60%	0,00245627	0,00010949	0,21623480
57	Portafolio 3	15,36%	6,29%	0,92%	9,17%	0,79%	3,67%	8,90%	6,59%	0,00240837	0,00010648	0,21462432
58	Portafolio 4	15,36%	6,29%	0,92%	9,17%	0,79%	3,67%	8,90%	6,59%	0,00240837	0,00010648	0,21462432
59	Portafolio 5	15,36%	6,29%	0,92%	9,17%	0,79%	3,67%	8,90%	6,59%	0,00240837	0,00010648	0,21462432
60	Portafolio 6	13,78%	6,68%	0,97%	9,74%	0,83%	3,90%	8,28%	6,70%	0,00241362	0,00010772	0,21389652
61	Portafolio 7	13,78%	6,68%	0,97%	9,74%	0,83%	3,90%	8,28%	6,70%	0,00241362	0,00010772	0,21389652
62	Portafolio 8	14,02%	6,80%	0,99%	9,91%	0,85%	3,97%	8,43%	6,82%	0,00242775	0,00010923	0,21376132
63	Portafolio 9	14,02%	6,80%	0,99%	9,91%	0,85%	3,97%	8,43%	6,82%	0,00242775	0,00010923	0,21376132
64	Portafolio 10	14,16%	5,79%	0,84%	8,45%	0,72%	3,38%	8,21%	6,08%	0,00233129	0,00010099	0,21271459
65	Portafolio 11	14,16%	5,79%	0,84%	8,45%	0,72%	3,38%	8,21%	6,08%	0,00233129	0,00010099	0,21271459
66	Portafolio 12	14,16%	5,79%	0,84%	8,45%	0,72%	3,38%	8,21%	6,08%	0,00233129	0,00010099	0,21271459
67	Portafolio 13	14,36%	5,87%	0,79%	7,89%	0,68%	3,16%	9,04%	9,15%	0,00238476	0,00010652	0,21230457
68	Portafolio 14	14,02%	5,74%	0,84%	8,36%	0,72%	3,35%	8,13%	6,02%	0,00231583	0,00010013	0,21208026
69	Portafolio 15	14,02%	5,74%	0,84%	8,36%	0,72%	3,35%	8,13%	6,02%	0,00231583	0,00010013	0,21208026
70	Portafolio 16	14,02%	5,74%	0,84%	8,36%	0,72%	3,35%	8,13%	6,02%	0,00231583	0,00010013	0,21208026
71	Portafolio 17	14,02%	5,74%	0,84%	8,36%	0,72%	3,35%	8,13%	6,02%	0,00231583	0,00010013	0,21208026
72	Portafolio 18	14,02%	5,74%	0,84%	8,36%	0,72%	3,35%	8,13%	6,02%	0,00231583	0,00010013	0,21208026
73	Portafolio 19	13,98%	5,72%	0,83%	8,34%	0,71%	5,98%	8,47%	8,57%	0,00236811	0,00010535	0,21185882
74	Portafolio 20	13,98%	5,72%	0,83%	8,34%	0,71%	5,98%	8,47%	8,57%	0,00236811	0,00010535	0,21185882
75	Portafolio 21	14,25%	5,83%	0,85%	8,50%	0,81%	5,14%	7,65%	6,19%	0,00231545	0,00010051	0,21164708
76	Portafolio 22	14,25%	5,83%	0,85%	8,50%	0,81%	5,14%	7,65%	6,19%	0,00231545	0,00010051	0,21164708
77	Portafolio 23	14,25%	5,83%	0,85%	8,50%	0,81%	5,14%	7,65%	6,19%	0,00231545	0,00010051	0,21164708
78	Portafolio 24	13,05%	6,33%	0,85%	8,49%	0,73%	3,40%	8,17%	9,34%	0,00238888	0,00010763	0,21159684
79	Portafolio 25	13,05%	6,33%	0,85%	8,49%	0,73%	3,40%	8,17%	9,34%	0,00238888	0,00010763	0,21159684

Fuente: Cálculos Propios.

3.5.5 Propagación

Durante este proceso el algoritmo genético (GA) se encarga de replicar el proceso de selección de Darwin, donde sobreviven aquellos portafolios con mayor OF. Este proceso se realiza de manera aleatoria, donde se selecciona un número entre la mayor OF y la menor OF. Estas OF se calculan a través de un multiplicador para no trabajar con decimales, ya que el Sharpe Ratio fue calculado en términos diarios. Para este caso se implementó un número predefinido, 10.000.000, para que este asigne un sin número de posibilidades en el proceso aleatorio de la propagación de los mejores resultados para prevenir que el resultado converja a un máximo local (ver cuadro 7).

Cuadro 7: Criterio Propagación

$$f_x = +AA55*10000000$$

	AA	AB
53	27	28
54	Sharpe	Multiplicador
55	0,19676077	1967607,68836416
56	0,19676077	1967607,68836416
57	0,19676077	1967607,68836416
58	0,19676077	1967607,68836416
59	0,19676077	1967607,68836416
60	0,19668019	1966801,90622894
61	0,19668019	1966801,90622894
62	0,19668019	1966801,90622894
63	0,19623807	1962380,65720078
64	0,19623807	1962380,65720078
65	0,19610030	1961003,00363189
66	0,19609319	1960931,88089402
67	0,19609319	1960931,88089402
68	0,19596562	1959656,23540296
69	0,19523435	1952343,49962245
70	0,19514145	1951414,47605654
71	0,19507402	1950740,18659402
72	0,19493226	1949322,60283324
73	0,19493226	1949322,60283324
74	0,19493226	1949322,60283324


	BP
80	SUMA SHARPE
81	97513774,39
82	
83	
84	
85	MIN SHARPE
86	1940225,88
87	1940226,00
88	
89	MAX SHARPE
90	97513774,00

Fuente: Cálculos Propios.

3.5.6 Apareamiento

Una vez se obtienen los portafolios propagados, cuyos genes son la ponderación de las acciones que los componen, se procede al apareamiento de los padres para obtener dos descendientes. Este proceso se realiza de manera aleatoria partiendo de la base de que cada padre transfiere a sus hijos los mejores genes, por ende cada hijo tiene mejores genes que sus padres. Dado el sin numero de combinaciones que se pueden realizar, el algoritmo lo que procura es arrojar los portafolios con la mejor función de aptitud. En otras palabras cada hijo tiene mayor OF que sus padres y por ende está más optimizado en su proceso de inversión obteniendo una rentabilidad más ajustada al riesgo (ver cuadro 8).

Cuadro 8: Proceso Aleatorio de Apareamiento

 =ALEATORIO.ENTRE('POB INI'!\$BP\$87;'POB INI'!

	W	X	Y	Z	
2	Aleatorio entre el minimo sharpe y el maximo				
3	GEN	PADRE1	PADRE2	GEN	
4	17	32798592	39349500	3	Fila
5	17	6361514	10655630	3	Fila
6	9	55006215	6403514	11	Fila
7	5	96652346	67204844	15	Fila
8	15	74638971	43952694	5	Fila
9	9	15322767	18761355	11	Fila
10	15	61004288	63535997	5	Fila
11	17	72512307	50174316	3	Fila
12	8	75767139	93641735	12	Fila
13	8	70911912	47882220	12	Fila
14	18	42096734	64601625	2	Fila
15	16	68951258	44507243	4	Fila
16	12	62152965	73026609	8	Fila
17	9	6744142	90238287	11	Fila
18	2	84445661	75129340	18	Fila
19	17	68628570	70511374	3	Fila
20	7	57225988	29164025	13	Fila
21	7	57326581	77771666	13	Fila
22	3	10758193	86055188	17	Fila
23	16	57800776	94584580	4	Fila
24	15	66074291	68417045	5	Fila
25	3	97364069	29371504	17	Fila
26	10	59211877	22190628	10	Fila
27	2	60610400	33431998	18	Fila
28	16	45617721	12882911	4	Fila

Fuente: Cálculos Propios.

Cuando el GA está generando los portafolios él pega los resultados los cuales son arrojados sin normalizar (ver cuadro 9). Una vez estén propagados todos los portafolios se procede a normalizar los datos para poder trabajar con datos porcentuales (ver cuadro 10 y 11).

Cuadro 11: Hijos En Términos Porcentuales

J	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q
105	Hijo 1	12,14%	5,89%	0,86%	8,58%	0,74%	3,43%	9,84%	9,96%	0,82%	7,15%	3,17%	1,06%	15,30%	0,14%	3,72%	1,86%
106	Hijo 2	12,14%	5,89%	0,86%	8,58%	0,74%	3,43%	9,84%	9,96%	0,82%	7,15%	3,17%	1,06%	15,30%	0,14%	3,72%	1,86%
107	Hijo 3	11,58%	5,61%	0,82%	8,19%	0,70%	3,27%	9,39%	9,50%	0,78%	6,82%	3,02%	1,01%	12,66%	0,13%	3,55%	9,67%
108	Hijo 4	12,14%	5,89%	0,86%	8,58%	0,74%	3,43%	9,84%	9,96%	0,82%	7,15%	3,17%	1,06%	15,30%	0,14%	3,72%	1,86%
109	Hijo 5	12,14%	5,89%	0,86%	8,58%	0,74%	3,43%	9,84%	9,96%	0,82%	7,15%	3,17%	1,06%	15,30%	0,14%	3,72%	1,86%
110	Hijo 6	12,14%	5,89%	0,86%	8,58%	0,74%	3,43%	9,84%	9,96%	0,82%	7,15%	3,17%	1,06%	15,30%	0,14%	3,72%	1,86%
111	Hijo 7	12,14%	5,89%	0,86%	8,58%	0,74%	3,43%	9,84%	9,96%	0,82%	7,15%	3,17%	1,06%	15,30%	0,14%	3,72%	1,86%
112	Hijo 8	12,14%	5,89%	0,86%	8,58%	0,74%	3,43%	9,84%	9,96%	0,82%	7,15%	3,17%	1,06%	15,30%	0,14%	3,72%	1,86%
113	Hijo 9	12,14%	5,89%	0,86%	8,58%	0,74%	3,43%	9,84%	9,96%	0,82%	7,15%	3,17%	1,06%	15,30%	0,14%	3,72%	1,86%
114	Hijo 10	12,14%	5,89%	0,86%	8,58%	0,74%	3,43%	9,84%	9,96%	0,82%	7,15%	3,17%	1,06%	15,30%	0,14%	3,72%	1,86%
115	Hijo 11	12,14%	5,89%	0,86%	8,58%	0,74%	3,43%	9,84%	9,96%	0,82%	7,15%	3,17%	1,06%	15,30%	0,14%	3,72%	1,86%
116	Hijo 12	12,14%	5,89%	0,86%	8,58%	0,74%	3,43%	9,84%	9,96%	0,82%	7,15%	3,17%	1,06%	15,30%	0,14%	3,72%	1,86%
117	Hijo 13	12,14%	5,89%	0,86%	8,58%	0,74%	3,43%	9,84%	9,96%	0,82%	7,15%	3,17%	1,06%	15,30%	0,14%	3,72%	1,86%
118	Hijo 14	12,14%	5,89%	0,86%	8,58%	0,74%	3,43%	9,84%	9,96%	0,82%	7,15%	3,17%	1,06%	15,30%	0,14%	3,72%	1,86%
129	Hijo 25	12,14%	5,89%	0,86%	8,58%	0,74%	3,43%	9,84%	9,96%	0,82%	7,15%	3,17%	1,06%	15,30%	0,14%	3,72%	1,86%
130	Hijo 26	12,14%	5,89%	0,86%	8,58%	0,74%	3,43%	9,84%	9,96%	0,82%	7,15%	3,17%	1,06%	15,30%	0,14%	3,72%	1,86%
131	Hijo 27	12,14%	5,89%	0,86%	8,58%	0,74%	3,43%	9,84%	9,96%	0,82%	7,15%	3,17%	1,06%	15,30%	0,14%	3,72%	1,86%
132	Hijo 28	14,81%	6,06%	0,88%	8,83%	0,76%	3,53%	8,58%	6,56%	0,85%	7,39%	3,27%	1,09%	15,82%	0,15%	3,84%	1,92%
133	Hijo 29	12,14%	5,89%	0,86%	8,58%	0,74%	3,43%	9,84%	9,96%	0,82%	7,15%	3,17%	1,06%	15,30%	0,14%	3,72%	1,86%
134	Hijo 30	12,14%	5,89%	0,86%	8,58%	0,74%	3,43%	9,84%	9,96%	0,82%	7,15%	3,17%	1,06%	15,30%	0,14%	3,72%	1,86%
136	Hijo 32	12,14%	5,89%	0,86%	8,58%	0,74%	3,43%	9,84%	9,96%	0,82%	7,15%	3,17%	1,06%	15,30%	0,14%	3,72%	1,86%
137	Hijo 33	12,14%	5,89%	0,86%	8,58%	0,74%	3,43%	9,84%	9,96%	0,82%	7,15%	3,17%	1,06%	15,30%	0,14%	3,72%	1,86%
139	Hijo 35	12,14%	5,89%	0,86%	8,58%	0,74%	3,43%	9,84%	9,96%	0,82%	7,15%	3,17%	1,06%	15,30%	0,14%	3,72%	1,86%
140	Hijo 36	12,14%	5,89%	0,86%	8,58%	0,74%	3,43%	9,84%	9,96%	0,82%	7,15%	3,17%	1,06%	15,30%	0,14%	3,72%	1,86%
149	Hijo 45	12,14%	5,89%	0,86%	8,58%	0,74%	3,43%	9,84%	9,96%	0,82%	7,15%	3,17%	1,06%	15,30%	0,14%	3,72%	1,86%
150	Hijo 46	12,14%	5,89%	0,86%	8,58%	0,74%	3,43%	9,84%	9,96%	0,82%	7,15%	3,17%	1,06%	15,30%	0,14%	3,72%	1,86%
151	Hijo 47	12,14%	5,89%	0,86%	8,58%	0,74%	3,43%	9,84%	9,96%	0,82%	7,15%	3,17%	1,06%	15,30%	0,14%	3,72%	1,86%
152	Hijo 48	12,14%	5,89%	0,86%	8,58%	0,74%	3,43%	9,84%	9,96%	0,82%	7,15%	3,17%	1,06%	15,30%	0,14%	3,72%	1,86%
153	Hijo 49	12,14%	5,89%	0,86%	8,58%	0,74%	3,43%	9,84%	9,96%	0,82%	7,15%	3,17%	1,06%	15,30%	0,14%	3,72%	1,86%
154	Hijo 50	12,14%	5,89%	0,86%	8,58%	0,74%	3,43%	9,84%	9,96%	0,82%	7,15%	3,17%	1,06%	15,30%	0,14%	3,72%	1,86%

Fuente: Cálculos Propios.

3.5.7 Mutación de los Genes

Terminado el proceso de apareamiento de los padres y generados los 50 Hijos con mayor OF por el GA, inmediatamente inicia el proceso de mutación de los genes de los hijos a través de la introducción de manera aleatoria para cambiar la ponderación de un activo dentro del portafolio.

La mutación es el último proceso aleatorio del modelo, cada portafolio solo puede ser mutado una vez y para prevenir que este no sea mutado otra vez, se marca como “seleccionado”. El proceso selecciona aleatoriamente 1 de las 20 acciones y modifica su ponderación por una nueva ponderación aleatoria (ver cuadro 12).

Cuadro 12: Proceso de Evolución: Generación Hijos + Mutación

	CA	CB	CC	CD	CE	CF	CG	CH	CI	CI	CK	CL	CM
49				GENERACION DE LOS HIJOS y									
50				MUTACION									
52	PROCESO DE EVOLUCION: Crear el Hijo + Mutación												
53	79	80	81	82	83	84	85	86	87	88	89	90	91
54	PROBABILIDAD	PROB ACUM		PADRE1	PADRE2		PADRE1	PADRE2		CANTIDAD DE GENES	PORTAFOLIO MUTAR	GEN A MUTAR	valor mutación
55	0,02041805	1,00000000		973078,00000000	37179821,00000000		104,0	87,0	Hijo	1	100	7	0,34000000
56	0,02039725	0,97958195		14534601,00000000	43472703,00000000		99,0	84,0		15	154	3	0,89000000
57	0,02024533	0,95918471		43639963,00000000	44509466,00000000		85,0	83,0		12	146	13	0,33000000
58	0,02024533	0,93899937		34302628,00000000	15440526,00000000		89,0	97,0		5	67	5	0,07000000
59	0,02024533	0,91869404		16164063,00000000	31647525,00000000		98,0	89,0		13	84	1	0,58000000
60	0,02017668	0,89844871	2105344,00000000	32737095,00000000	42094830,00000000		90,0	85,0		18	55	10	0,97000000
61	0,02017668	0,87827205		10331986,00000000	9953558,00000000		101,0	99,0		7	122	3	0,92000000
62	0,02016393	0,85809536		7521740,00000000	13470159,00000000		102,0	98,0		3	120	18	0,08000000
63	0,02016393	0,83793143		13723368,00000000	34762905,00000000		99,0	88,0		9	90	4	0,62000000
64	0,02006519	0,81776751		36748708,00000000	29818781,00000000		88,0	90,0		16	60	7	0,38000000
65	0,02006519	0,79770232		11258384,00000000	18508894,00000000		100,0	96,0		6	101	4	0,09000000
66	0,02006519	0,77767313		43553095,00000000	15162243,00000000		85,0	97,0		13	84	12	0,94000000
67	0,02002651	0,75757194		21009986,00000000	7193809,00000000		96,0	101,0		16	80	10	0,56000000
68	0,02000535	0,73754543		40096707,00000000	19074391,00000000		86,0	95,0		13	100	9	0,42000000
69	0,02000535	0,71754008		3053100,00000000	40404642,00000000		104,0	85,0		10	152	12	0,17000000
70	0,02000535	0,69753473		3112022,00000000	12635048,00000000		104,0	98,0		9	117	16	0,55000000
71	0,02000535	0,67752938		5010016,00000000	30030470,00000000		104,0	90,0		17	98	17	0,88000000
72	0,02000535	0,65752403		31010215,00000000	37427548,00000000		91,0	87,0		10	138	20	0,37000000
73	0,01998446	0,63751867		47035343,00000000	2687304,00000000		83,0	104,0		13	124	13	0,33000000
74	0,01998446	0,61753421		35344621,00000000	24406230,00000000		89,0	93,0		3	71	10	0,09000000
75	0,01996449	0,59754975		17246396,00000000	29259628,00000000		97,0	91,0		19	142	15	0,02000000
76	0,01996449	0,57758526		15083278,00000000	27972104,00000000		98,0	91,0		19	100	6	0,23000000
77	0,01996449	0,55762077		9462252,00000000	16188839,00000000		101,0	97,0		15	119	8	0,56000000
78	0,01995975	0,53765628		12313722,00000000	27618216,00000000		100,0	91,0		11	109	4	0,90000000
79	0,01995975	0,51769483		28191373,00000000	20620319,00000000		103,0	89,0		10	66	14	0,31000000

Fuente: Cálculos Propios.

La tasa de mutación que se selecciono fue de 50, es decir que se mutó cada uno de los 50 Hijos. La Mutación es el último proceso del GA y este debe ser re-evaluado hasta que se logre el Máximo Sharpe.

3.5.8 Verificación de Un Máximo Global

Para verificar si la solución del portafolio converge a un máximo local o a un máximo global se decidió correr el modelo del GASP de Kaufman 20 veces y recopilar la composición del portafolio con mayor OF de cada simulación.

Este es un proceso manual ya que hay que ejecutar el modelo una y otra vez mediante el Botón “GENERAR POBLACIÓN INICIAL” de la hoja de Excel “POB INI” y esperar que todo el proceso descrito anteriormente corra y una vez terminado genera los resultados clasificando los portafolios de mayor a menor Sharpe y se recopila la composición de aquel portafolio con mayor función de aptitud y su respectivo Índice Sharpe (ver cuadro 13).

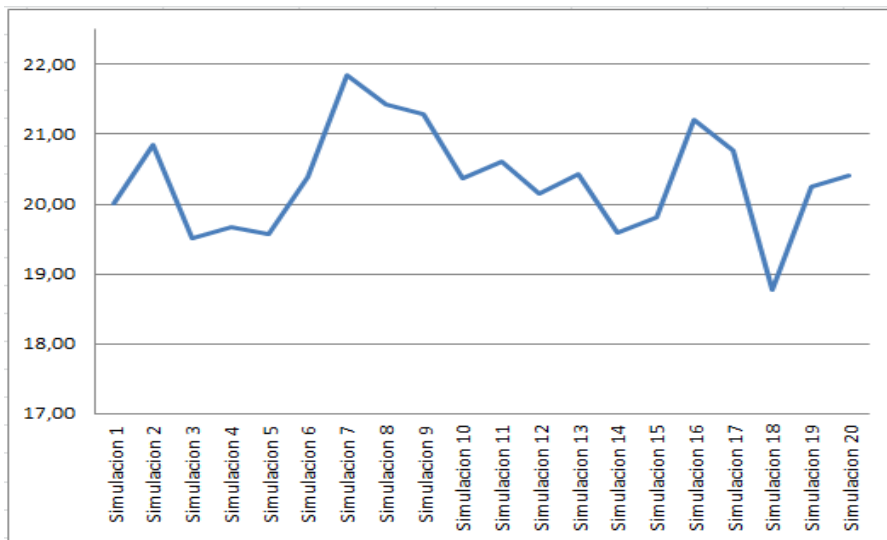
Cuadro 13: Portafolios con Mayor OF

	A	B	C	D	E	T	U	Z	AA	AF	AG	AL	AM	AN	AO
3	Monto a Invertir	\$ 10.000.000.000													
5		Simulacion 1		Simulacion 2		Simulacion 10		Simulacion 13		Simulacion 16		Simulacion 19		Simulacion 20	
6	ECOPETL CB Equity	10,48%	\$ 1.048.355.762	9,60%	\$ 959.527.169	10,24%	\$ 1.023.515.377	10,26%	\$ 1.025.816.879	12,96%	\$ 1.296.197.267	12,83%	\$ 1.232.689.232	13,58%	\$ 1.357.573.287
7	PFBICOLO CB Equity	6,39%	\$ 639.497.015	7,46%	\$ 745.651.499	10,24%	\$ 1.023.604.174	7,80%	\$ 780.048.252	9,11%	\$ 910.514.139	6,70%	\$ 669.939.800	5,23%	\$ 523.401.749
8	PREC CB Equity	2,41%	\$ 241.121.825	0,36%	\$ 35.610.000	0,00%	\$ -	0,32%	\$ 32.056.777	0,93%	\$ 92.555.795	2,52%	\$ 252.369.827	0,65%	\$ 65.425.219
9	GRUPOSUR CB Equity	10,38%	\$ 1.037.872.204	11,09%	\$ 1.109.420.047	6,83%	\$ 683.373.187	10,69%	\$ 1.068.559.249	8,10%	\$ 810.469.974	4,10%	\$ 410.100.969	5,56%	\$ 556.114.358
10	NUTRESA CB Equity	4,19%	\$ 419.342.305	2,11%	\$ 210.789.809	0,00%	\$ -	0,42%	\$ 41.611.616	0,10%	\$ 10.005.802	0,50%	\$ 49.582.084	0,65%	\$ 65.425.219
11	INVERARG CB Equity	1,06%	\$ 105.815.134	2,88%	\$ 288.449.212	1,99%	\$ 199.039.243	6,14%	\$ 613.771.330	0,80%	\$ 80.046.417	3,56%	\$ 356.446.407	9,41%	\$ 941.115.598
12	EXITO CB Equity	4,08%	\$ 408.144.089	7,96%	\$ 796.070.578	6,59%	\$ 659.317.493	5,86%	\$ 585.710.686	5,20%	\$ 520.301.712	12,39%	\$ 1.239.075.604	9,07%	\$ 907.349.620
13	ISA CB Equity	5,98%	\$ 597.889.485	6,48%	\$ 647.509.914	6,75%	\$ 675.132.002	1,44%	\$ 144.421.813	8,31%	\$ 830.628.661	4,74%	\$ 473.894.304	2,05%	\$ 205.437.650
14	CEMARIGOS CB Equity	0,33%	\$ 33.216.082	0,41%	\$ 41.111.741	1,19%	\$ 112.688.729	0,08%	\$ 8.023.494	0,35%	\$ 35.111.868	0,73%	\$ 70.609.069	1,37%	\$ 136.958.433
15	PFAVAL CB Equity	11,64%	\$ 1.164.423.933	10,07%	\$ 1.007.237.644	11,14%	\$ 1.113.962.256	7,78%	\$ 778.273.103	10,89%	\$ 1.089.742.702	11,12%	\$ 1.111.832.041	8,73%	\$ 873.110.012
16	CORFICOL CB Equity	1,51%	\$ 151.375.111	4,63%	\$ 462.507.061	0,45%	\$ 44.558.490	3,58%	\$ 357.522.811	0,00%	\$ -	0,35%	\$ 34.744.751	0,12%	\$ 12.090.146
17	ISAGEN CB Equity	0,58%	\$ 58.077.957	0,00%	\$ -	1,73%	\$ 172.647.523	4,45%	\$ 444.675.514	0,35%	\$ 35.335.940	1,35%	\$ 135.045.222	0,15%	\$ 15.392.265
18	PFDVAINDA CB Equity	14,43%	\$ 1.442.765.851	15,11%	\$ 1.510.998.929	11,02%	\$ 1.102.105.469	12,32%	\$ 1.232.386.425	10,18%	\$ 1.017.515.557	10,63%	\$ 1.062.691.493	14,01%	\$ 1.400.696.087
19	PMGC CB Equity	0,95%	\$ 94.766.206	1,35%	\$ 135.339.341	2,49%	\$ 248.862.525	0,66%	\$ 66.389.580	2,13%	\$ 212.657.880	2,00%	\$ 199.951.535	4,62%	\$ 461.767.941
20	FABRI CB Equity	3,93%	\$ 392.602.852	1,52%	\$ 152.256.759	6,87%	\$ 687.334.593	2,88%	\$ 287.688.182	2,10%	\$ 210.078.264	1,10%	\$ 110.262.641	4,77%	\$ 477.160.205
21	PFAVTA CB Equity	1,36%	\$ 136.008.098	0,85%	\$ 84.587.088	4,75%	\$ 474.580.597	1,33%	\$ 132.779.161	8,40%	\$ 840.313.056	3,69%	\$ 368.618.903	3,10%	\$ 309.514.059
22	CNEC CB Equity	5,58%	\$ 557.633.203	0,42%	\$ 41.676.625	2,80%	\$ 279.880.865	2,66%	\$ 265.558.321	2,90%	\$ 290.175.461	3,46%	\$ 346.278.364	0,27%	\$ 26.991.101
23	BVC CB Equity	1,49%	\$ 149.178.507	1,88%	\$ 187.544.813	0,57%	\$ 57.119.904	8,19%	\$ 818.804.824	2,26%	\$ 225.692.025	5,59%	\$ 558.513.490	2,75%	\$ 275.458.084
24	ETB CB Equity	13,22%	\$ 1.321.914.380	15,84%	\$ 1.583.711.753	13,85%	\$ 1.385.157.668	12,56%	\$ 1.256.088.313	12,55%	\$ 1.255.174.353	11,53%	\$ 1.152.684.982	12,96%	\$ 1.296.273.336
25	TABLEMA CB Equity	0,00%	\$ -	0,00%	\$ -	0,57%	\$ 57.119.904	0,60%	\$ 59.813.729	2,38%	\$ 238.483.127	1,65%	\$ 164.669.283	0,93%	\$ 92.745.633
26															
27															
28	Sharpe	20,01%		20,86%		20,37%		20,42%		21,21%		20,25%		20,41%	
29															
30	Maximo Sharpe	21,85%													
31	Promedio Sharpe	20,37%													
32	Minimo Sharpe	19,51%													

Fuente: Cálculos Propios.

El Sharpe Ratio promedio de las 20 simulaciones fue de 20,37, ubicándose el Sharpe mínimo en 19,51 correspondiente a la tercera simulación y el Sharpe máximo en 21,85 correspondiente a la séptima simulación. Presentándose una desviación estándar de 166 puntos básicos se decidió utilizar el portafolio correspondiente a la Simulación 7 como el portafolio con mayor OF y máximo global (gráfico 5).

Gráfico 5: Comportamiento Sharpe Ratio, 20 Simulaciones



Fuente: Cálculos Propios.

3.6 Análisis del Portafolio

3.6.1 Hipótesis

El desempeño del Algoritmo Genético en el periodo de estudio supera el rendimiento del índice COLCAP.

3.6.2 Periodo de Análisis Backtesting

El periodo de análisis que se seleccionó comprende desde el 29 de Junio de 2012 hasta el 28 de Septiembre de ese mismo año, trimestre que comienza exactamente después del periodo de datos utilizado para correr el modelo. Durante este periodo se tiene una nueva canasta del Índice COLCAP (ver cuadro 14) con la cual se compara el desempeño del portafolio correspondiente a la séptima simulación, el portafolio G2.

Cuadro 14: Composición Canasta 19 Índice COLCAP

CANASTA 19			
III - 2012			
NEMOTÉCNICO	PARTICIPACIÓN	NEMOTÉCNICO	PARTICIPACIÓN
ECOPETROL	19,755%	CORFICOLCF	3,198%
PFBCOLOM	13,774%	ISAGEN	2,875%
GRUPOSURA	12,800%	PFDVVNDA	2,794%
EXITO	7,405%	PMGC	0,964%
NUTRESA	6,881%	PFAVTA	0,656%
PREC	6,580%	FABRICATO	0,612%
ISA	6,472%	BVC	0,475%
INVERARGOS	6,271%	CNEC	0,333%
PFAVAL	3,926%	TABLEMAC	0,248%
CEMARGOS	3,749%	ETB	0,233%

Fuente: (Bolsa de Valores de Colombia S.A., 2013).

Contrastando la composición de la canasta 18 y la canasta 19 del índice COLCAP, se destaca que no se presentaron cambios significativos en la composición del índice, ya que no hubo retiros ni adiciones en los activos que componen el COLCAP.

Aquellos activos que presentaron variaciones significativas en su ponderación dentro del índice fueron: Por parte de aquellas que presenciaron

una disminución en su ponderación: Pacific Rubiales Energy (PREC) quien presenció la mayor disminución y paso de pesar un 11,491% en la Canasta 18 a pesar 6,58% en la canasta 19 cayendo un 4,911%. Por su parte los activos que presenciaron un aumento fueron GRUPOSURA quien pasó de tener una participación de 10,879% en el segundo trimestre de 2012 a pesar un 12,8% en el tercer trimestre.

Se utilizó el periodo anteriormente descrito para el Backtesting debido a la coyuntura macroeconómica sucedida a partir de Octubre en Colombia donde se presentó un revés en el mercado de valores con la intervención y liquidación de la mayor Sociedad Comisionista de Bolsa (SCB) del país, Interbolsa S.A.

A finales del mes de Octubre de 2012, Interbolsa S.A. incumplió con unas obligaciones financieras con varios bancos del país y los directivos de dicha compañía decidieron comunicar que la SCB enfrentaba “una restricción temporal de liquidez”, lo que posteriormente se trasformó en un problema más serio a causa del auto apalancamiento en repos. Para este entonces Interbolsa canalizaba más de un 30% de los flujos del mercado de Renta Variable Colombiano y que según Juan Pablo Córdoba, presidente de la (Bolsa de Valores de Colombia, 2012), la participación ponderada de esta entidad en todos los mercados era alrededor del 18%.

Los primeros días de Noviembre se presenció una fuerte presión vendedora de acciones, generada por el pánico de un posible riesgo sistémico y los precios de los activos se vieron afectados negativamente. El Gobierno representado por el Ministerio de Hacienda y Crédito Público, la Superintendencia Financiera de Colombia y el agente liquidador intervinieron desde un comienzo la situación con mucha prudencia y lograron dar cumplimiento de las operaciones pendientes al momento de la intervención y la ejecución de las garantías a plazo.

Los días posteriores a este suceso, se presenciaron fuertes desvalorizaciones sobre las principales acciones negociadas como Ecopetrol, Bancolombia, Pacific Rubiales e índices como el COLCAP e IGBC. Lo cual originó una pérdida de participación por parte de los inversionistas en general y se vio reflejado en un mercado sobre vendido con muy baja bursatilidad acompañada de muy bajos volúmenes de negociación.

Por los motivos mencionados anteriormente se seleccionó el tercer trimestre de 2012 que comprende los meses de Julio a Septiembre como el periodo de análisis donde se prueba la eficiencia del portafolio GASP y se compara con el rendimiento del índice COLCAP.

3.6.3 Portafolio Seleccionado

El portafolio seleccionado para realizar el Backtesting durante el tercer trimestre de 2012 es el portafolio que presentó la mayor OF durante las 20 simulaciones (ver cuadro 15) que se corrieron del modelo, este corresponde a la Séptima Simulación realizada, la cual arrojó una función de aptitud representada por el Sharpe Ratio de 21,85.

Cuadro 15: Portafolio Simulación 7 (G2)

	A	N	O
4	Monto a Invertir		\$ 10.000.000.000
5		Simulacion 7	
6	ECOPETL CB Equity	14,63%	\$ 1.462.910.273
7	PFBCOLO CB Equity	0,16%	\$ 16.254.559
8	PREC CB Equity	0,76%	\$ 75.767.782
9	GRUPOSUR CB Equity	7,84%	\$ 783.504.294
10	NUTRESA CB Equity	0,16%	\$ 15.670.086
11	INVERARG CB Equity	11,91%	\$ 1.190.926.526
12	EXITO CB Equity	5,30%	\$ 529.599.287
13	ISA CB Equity	9,36%	\$ 936.035.949
14	CEMARGOS CB Equity	0,49%	\$ 49.265.050
15	PFAVAL CB Equity	3,69%	\$ 369.487.875
16	CORFICOL CB Equity	0,70%	\$ 70.305.522
17	ISAGEN CB Equity	0,14%	\$ 13.593.592
18	PFDVVVND A CB Equity	14,19%	\$ 1.419.342.145
19	PMGC CB Equity	0,00%	\$ -
20	FABRI CB Equity	0,00%	\$ -
21	PFAVTA CB Equity	6,34%	\$ 633.578.391
22	CNEC CB Equity	1,12%	\$ 111.807.951
23	BVC CB Equity	6,93%	\$ 692.606.028
24	ETB CB Equity	15,55%	\$ 1.554.615.412
25	TABLEMA CB Equity	0,75%	\$ 74.729.277
26			
27			
28	Sharpe	21,85%	
29			

Fuente: Cálculos Propios.

El portafolio del GASP (G2) presenta diferencias relevantes con respecto a la composición del índice COLCAP como se puede evidenciar en el cuadro inferior (ver cuadro 16). El COLCAP es considerado como el índice referencia o “Benchmark” en Colombia por los administradores de carteras colectivas, APT´s y Fondos de Pensiones por ser este el índice más eficiente en el mercado y además hoy día cuenta con su activo subyacente el cual es el ETF iCOLCAP de iShares Blackrock.

Ambas canastas de acciones, tanto el portafolio G2 y el índice COLCAP están compuestos en el 80% por 8 acciones, pero su diversificación de activos es diferente.

Los administradores de portafolios implementan los términos de “Underweight” y “Overweight” cuando estos trabajan con un índice como Benchmark. “Underweight” significa sub ponderar un activo con respecto a la ponderación que este tiene en el índice. El portafolio se encuentra

“Underweight” en acciones como: Preferencial Bancolombia (PFBCOLO), Nutresa, Pacific Rubiales (PREC), Ecopetrol, Grupo Sura, Cementos Argos, Isagen, Corficol, y Grupo Éxito. Además el portafolio del GASP no le da ponderación a acciones como Petrominerales (PMGC) y Fabricato.

El término de “Overweight” significa darle una sobre ponderación a un activo, en este caso el GASP le da un overweight a acciones como: ETB, Davivienda, BVC, Avianca-Taca, Inversiones Argos e ISA.

Cuadro 16: Comparativo GASP vs COLCAP

GASP: Simulación 7		Canasta 19 COLCAP	
Trimestre III - 2012			
ESPECIE	COMPOSICIÓN GASP	COMPOSICIÓN COLCAP	PARTICIPACIÓN
ECOPETROL	14,63%	19,75%	-5,13%
PFBCOLOM	0,16%	13,77%	-13,61%
GRUPOSURA	7,84%	12,80%	-4,97%
EXITO	5,30%	7,41%	-2,11%
NUTRESA	0,16%	6,88%	-6,72%
PREC	0,76%	6,58%	-5,82%
ISA	9,36%	6,47%	2,89%
INVERARGOS	11,91%	6,27%	5,64%
PFAVAL	3,69%	3,93%	-0,23%
CEMARGOS	0,49%	3,75%	-3,26%
CORFICOLCF	0,70%	3,20%	-2,50%
ISAGEN	0,14%	2,88%	-2,74%
PFDVVNDA	14,19%	2,79%	11,40%
PMGC	0,00%	0,96%	-0,96%
PFAVTA	6,34%	0,66%	5,68%
FABRICATO	0,00%	0,61%	-0,61%
BVC	6,93%	0,48%	6,45%
CNEC	1,12%	0,33%	0,79%
TABLEMAC	0,75%	0,25%	0,50%
ETB	15,55%	0,23%	15,31%

Fuente: Cálculos Propios.

3.6.4 Inversión Hipotética

Para efectos prácticos, dados los costos transaccionales de cada operación en Colombia se decidió asumir una inversión inicial de COP \$10.000 Millones

y de esta manera prevenir que se asignen montos muy pequeños a aquellas acciones que componen el portafolio en una mínima parte y que a su vez la rentabilidad sobre dicho activo se vea perjudicada por los costos transaccionales.

Los costos transaccionales de cada operación en Colombia, ya sea compra o venta, para una persona natural oscilan entre el 0,2%-0,5% y para inversionistas profesionales e inversionistas institucionales oscilan entre el 0,05%-0,3% del monto transado. Si el monto es inferiores a COP \$85 Millones se cobra una comisión mínima de transacción que oscila entre los COP \$100.000 – COP \$250.000 dependiendo de la SCB.

Para el portafolio GASP seleccionado de la Simulación 7, de ahora en adelante G2, hay activos como ISAGEN y PFBCOLO las cuales tienen una participación dentro del portafolio de 0,14% y 0,16% respectivamente y el monto asignado a estos activos según la participación asignada en el G2 es de COP \$13.593.592 y COP \$16.254.559 respectivamente. Estos montos escasamente marcan precio a la hora de negociar dicho título en la rueda de negociación de la BVC.

3.6.5 Desempeño del Portafolio G2

Para medir el desempeño del portafolio G2 generado con la metodología de Perry J. Kaufman, GASP, se realizó una prueba de backtesting en la cual utilizó la función “PORT” de la plataforma (Bloomberg L.P, 2013). Esta función permite medir el desempeño de un portafolio real o hipotético durante un periodo de tiempo establecido.

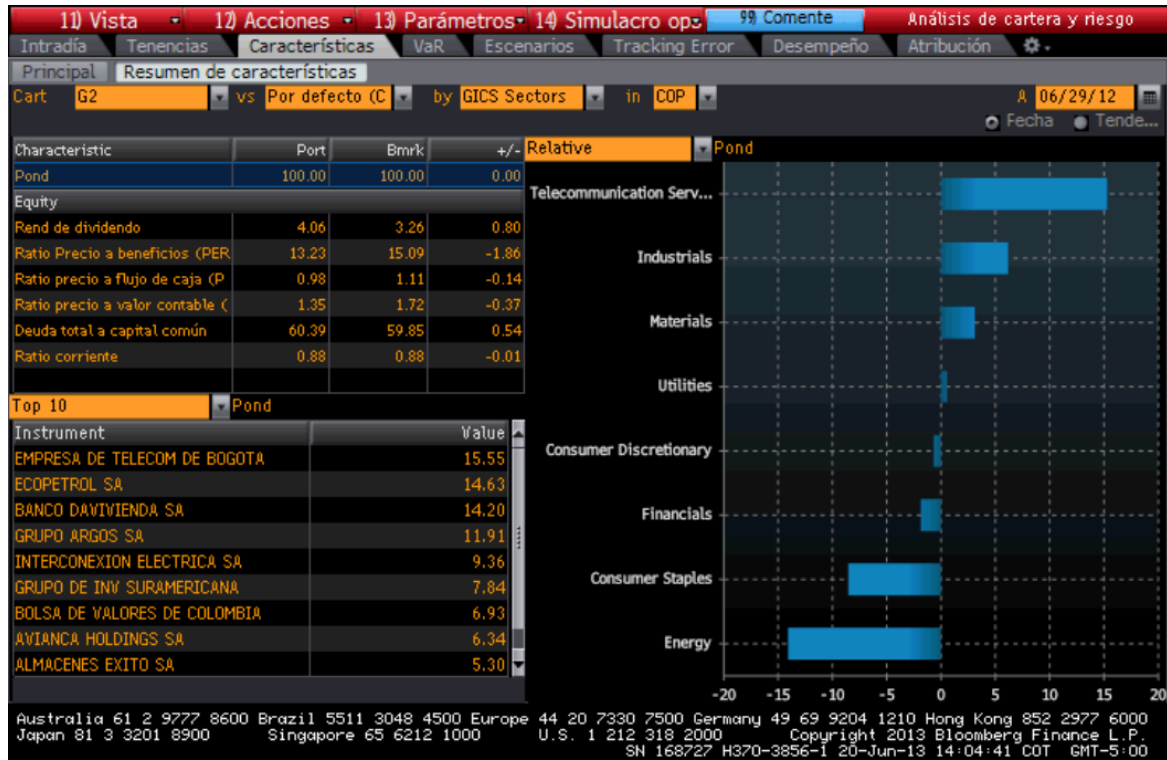
Se seleccionó el 28 de Junio de 2012 para iniciar la inversión en el portafolio ya que este era el último día bursátil de ese mes y fecha en la cual se rebalancea el Índice COLCAP para dar inicio al tercer trimestre de dicho año conformándose la Canasta 19 de este índice.

El portafolio se corre por un trimestre y se emplea un “Buy and Hold Strategy” que consiste en comprar a precios de mercado la proporción correspondiente de cada activo del G2 en la rueda de cierre de la BVC el 29 de Junio de 2012 y mantener las posiciones sin realizar una gestión activa del portafolio hasta el 28 de Septiembre de 2012. En el Gráfico 6 se puede visualizar la conformación del portafolio al inicio del periodo de análisis para medir el rendimiento de este.

Las principales 10 Inversiones del G2 se encuentran en la parte inferior izquierda, donde se puede evidenciar que la mayor participación del portafolio está asignada a ETB con el 15,55% y le sigue Ecopetrol con el 14,63% y así consecutivamente.

En el grafico horizontal de barras en el costado derecho se evidencia la ponderación por sectores económicos y en la tabla ubicada en la esquina superior al costado izquierdo se encuentran datos como el “Yield”, o Rendimiento del Dividendo, del portafolio. Donde el portafolio G2 cuenta con un Yield del 4,06% mientras que el COLCAP tiene un Yield del 3,26%. Es decir que vía ingresos a precios de compra el G2 recibe 80 puntos básicos más que el índice vía las utilidades distribuidas de las empresas que conforman dicha canasta.

Gráfico 6: G2 Junio 29 de 2012



Fuente: (Bloomberg L.P, 2013).

La distribución de los COP \$10.000 millones por sectores económicos según la clasificación de Bloomberg L.P y su función "PORT" es:

Tabla 1: Distribución por Sectores G2

Nombre	% Pond			VolMrc
	Cart	Bmrk	+/-	
G2	100.00	100.00	0.00	9,996,171,784
Consumer Discretionary		0.70	-0.70	
Consumer Staples	5.45	13.99	-8.54	545,255,120
Energy	16.45	30.53	-14.08	1,644,609,700
Financials	33.55	35.40	-1.86	3,353,565,880
Industrials	7.09	0.89	6.19	708,307,937
Materials	12.41	9.28	3.13	1,240,186,500
Telecommunication Services	15.55	0.26	15.29	1,554,615,246
Utilities	9.50	8.94	0.56	949,631,400

Fuente: (Bloomberg L.P, 2013).

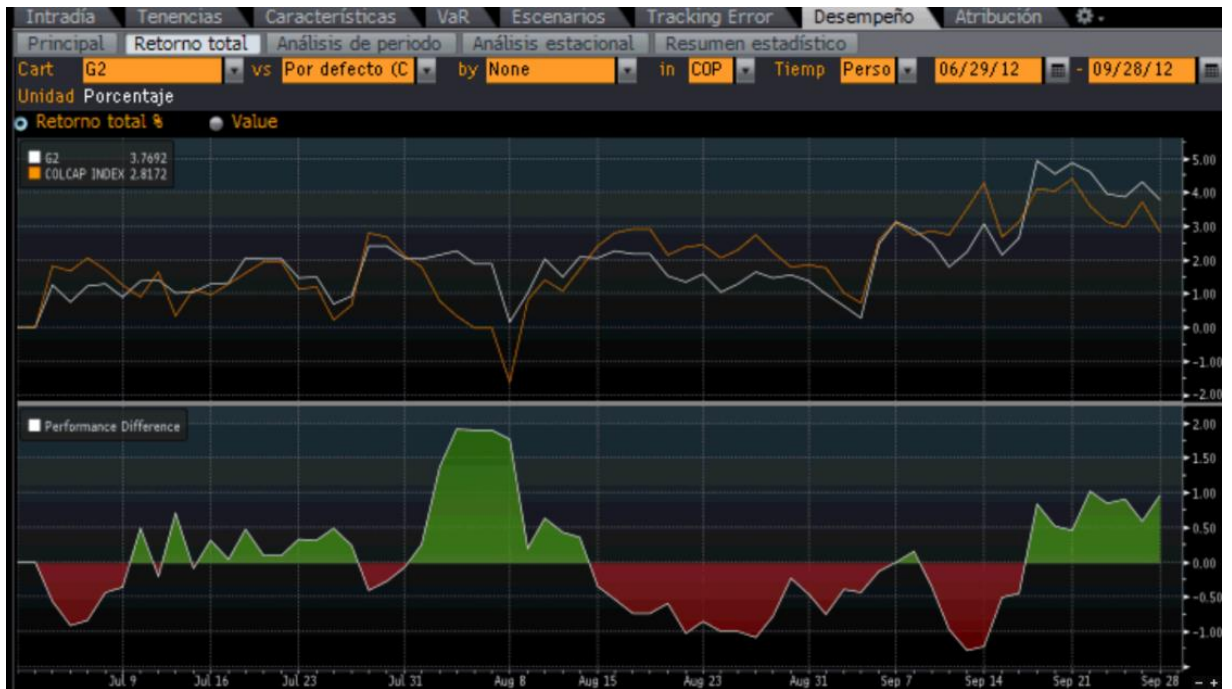
El portafolio G2 le da una mayor asignación al sector Financiero ya que el portafolio contiene 6 activos pertenecientes a este sector como los son: Davivienda, Gruposura, BVC, Aval, Corficol y Bancolombia.

A diferencia del COLCAP, el G2 se encuentra Overweight en el sector de Telecomunicaciones ya que este portafolio tiene una estrategia puntual sobre un activo perteneciente a este sector, ETB. El GASP le asignó el 15,55% mientras que este emisor solamente pesa el 0,26% dentro de la canasta del benchmark.

Por otro lado el G2 presenta una diferencia significativa en la ponderación del sector Energético y de Consumo Básico estando Underweight en ambos sectores frente al COLCAP. Por parte del sector energético, el COLCAP está compuesto en 30,53% por empresas que pertenecen a este sector y el portafolio G2 tan solo está compuesto por un 16,52%. El activo que más pesa en la canasta del COLCAP es Ecopetrol con un 19,75% mientras que el GASP le asigna una ponderación de 14,63. Otro activo que se encuentra underweight es PREC, ya que el índice está compuesto por un 6,58% mientras que el G2 solo le asigna un 0,76% del portafolio a este emisor.

Durante el trimestre de análisis del 29 de Junio al 28 de Septiembre de 2012 el portafolio G2 se valorizó en un 3,77% sin incluir los dividendos causados durante el periodo, mientras que el índice COLCAP presentó una variación positiva del 2,82%. Por ende el G2 presentó un mayor desempeño por 95 puntos básicos en términos de rentabilidad (ver gráfico 7).

Gráfico 7: Rendimiento G2 vs COCALP



Fuente: (Bloomberg L.P, 2013).

El G2 presentó rendimientos positivos los meses de Julio y Septiembre, mientras que el mes de Agosto el portafolio se desvalorizó 0,67% (ver gráfico 8).

Gráfico 8: Análisis Estacional G2



Fuente: (Bloomberg L.P, 2013).

De los 65 días bursátiles que transó el portafolio, el G2 subió 35 días, y bajó 30 días. El 19 de Septiembre fue el día que más subió y se valorizó en un 2,23% mientras que el 8 de Agosto el G2 presentó la mayor variación negativa y fue del 1,69% (ver gráfico 9).

Gráfico 9: Rendimiento Diario G2



Fuente: (Bloomberg L.P, 2013).

El riesgo del portafolio medido por la desviación estándar anualizada para el periodo de análisis fue de 12,37% mientras que el riesgo del benchmark durante el mismo periodo fue de 14,69% presentando el COCALP una mayor volatilidad para el inversionista (ver tabla 2).

Dada la rentabilidad y riesgo del G2 como del COLCAP se puede observar que el G2 obtuvo un Sharpe Ratio de 1,59 generado por la estructura del portafolio que permitió que este ofreciera una mayor rentabilidad con un menor riesgo comparado con el del índice COLCAP. De tal manera que la rentabilidad del G2 está muy ajustada al riesgo y ofrece al inversionista una mejor alternativa de inversión que indexarse en su totalidad al índice.

Tabla 2: Estadísticas G2

Principal		Retorno total	Análisis de periodo	Análisis estacional	Re
Cart	G2	vs	Por defecto (C)	by	GICS Sectors
Unidad	Porcentaje				in
		3 meses			
Estadísticas de cartera		Cart	Bench		
5. Retorno					
	Retorno total	3.77	2.82		
	Retorno máximo	2.23	2.47		
	Retorno mínimo	-1.69	-1.59		
	Retorno medio (anualizado)	24.02	18.13		
	Retorno medio en exceso (anualizado)	4.99			
6. Riesgo					
	Desviación estándar (anualizada)	12.37	14.69		
	Riesgo a la baja (anualizado)	7.54	9.42		
	Sesgo	.98	.71		
	VaR 95% (ex-post)	-.69	-.98		
	Tracking Error (anualizado)	8.92			
7. Riesgo/retorno					
	Ratio Sharpe	1.59	.94		
	Jensen Alfa	10.43			
	Ratio de información	.56			
	Medida Treynor	.29			
	Beta (ex-post)	.67			
	Correlación	0.7955			

Fuente: (Bloomberg L.P, 2013).

Los sectores que contribuyeron en mayor proporción a la rentabilidad del portafolio fueron: Materiales, Financiero e Industrial respectivamente. Mientras que el sector de Utilities y Energético presentaron rentabilidades negativas durante el periodo (ver cuadro 17).

Cuadro 17: Retorno en Exceso Por Sectores



Fuente: (Bloomberg L.P, 2013)

Tabla 3: Precio y Rentabilidad Periodo de los Activos del G2

ESPECIE	PRECIO 29/06/2013	PRECIO 28/09/2013	RENTABILIDAD PERIODO	OVERWEIGHT / UNDERWEIGHT
ECOPETROL	\$ 4,985.0	\$ 5,300.0	6.13%	-5.13%
PFBCOLOM	\$ 27,800.0	\$ 26,660.0	-4.19%	-13.61%
GRUPOSURA	\$ 30,900.0	\$ 30,440.0	-1.50%	-4.97%
EXITO	\$ 29,540.0	\$ 29,900.0	1.21%	-2.11%
NUTRESA	\$ 20,500.0	\$ 21,020.0	2.50%	-6.72%
PREC	\$ 37,800.0	\$ 43,000.0	12.89%	-5.82%
ISA	\$ 11,600.0	\$ 9,520.0	-19.76%	2.89%
INVERARGOS	\$ 16,500.0	\$ 19,880.0	18.64%	5.64%
PFAVAL	\$ 1,145.0	\$ 1,190.0	3.85%	-0.23%
CEMARGOS	\$ 7,000.0	\$ 7,820.0	11.08%	-3.26%
CORFICOLCF	\$ 30,300.0	\$ 34,000.0	11.52%	-2.50%
ISAGEN	\$ 2,490.0	\$ 2,490.0	0.00%	-2.74%
PFDAVNDA	\$ 22,000.0	\$ 21,700.0	-1.37%	11.40%
PMGC				-0.96%
PFAVTA	\$ 3,770.0	\$ 4,230.0	11.51%	5.68%
FABRICATO				-0.61%
BVC	\$ 28.2	\$ 29.5	4.51%	6.45%
CNEC	\$ 810.0	\$ 876.0	7.83%	0.79%
TABLEMAC	\$ 9.5	\$ 10.0	4.92%	0.50%
ETB	\$ 401.0	\$ 415.0	3.43%	15.31%

Fuente: Cálculos Propios

CONCLUSIONES

La conformación de portafolios de inversión eficiente comenzó con el trabajo preliminar de Harry M. Markowitz llamado Selección de Portafolios. Años más tarde él mismo lo amplió y dio origen al pilar de la teoría Moderna de Portafolios, involucrando la diversificación de los activos y estableciendo la relación beneficio-riesgo. De la teoría Moderna de Portafolios surgieron estudios como el CAPM, luego este es desarrollado por Sharpe y Lintner y finalmente el modelo de Black-Litterman el cual es comúnmente implementado para la asignación de activos en portafolios eficientes.

Desde entonces diferentes ramas de la ciencia se han encargado de analizar y crear nuevas teorías para la estructuración y conformación de portafolios de inversión. Una de ellas es la Inteligencia Artificial que con el auge de la tecnología, el flujo de la información y los sistemas automatizados de computación, se han programado computadores para que actúen y “piensen” como humanos. La Inteligencia Artificial se divide en dos tipos de técnicas: las que se comportan como inteligentes y las técnicas inspiradas en la biología.

De aquellas técnicas inspiradas en la biología se derivan los Algoritmos Genéticos los cuales fueron desarrollados por John H. Holland y estos tienen como base la Teoría de la Supervivencia del Más Apto propuesta por Darwin donde las generaciones siguientes a los padres se caracterizan por tener mejores genes que sus progenitores. Partiendo de estos principios Perry J. Kaufman desarrolló el modelo de Genetic Algorithm Solution Portfolio (GASP) donde selecciona de manera aleatoria los activos y con una función objetiva mide el desempeño de los genes a través de un proceso de propagación,

apareamiento y finalmente mutación, para así transmitir los mejores genes al portafolio óptimo.

Para este trabajo de investigación se implementó la metodología GASP en el mercado accionario colombiano y después de alcanzar un máximo global se obtuvo un portafolio eficiente el cual se llamó G2. Durante el trimestre de análisis del 29 de Junio al 28 de Septiembre de 2012, el portafolio G2 se valorizó en un 3,77% sin incluir los dividendos causados durante el periodo, mientras que el índice COLCAP presentó una variación positiva del 2,82%. Para este mismo periodo el riesgo del G2 medido por la desviación estándar anualizada fue de 12,37% mientras que el riesgo del benchmark durante el mismo periodo fue de 14,69%.

El G2 obtuvo un Sharpe Ratio de 1,59 generado por la estructura del portafolio que permitió que este ofreciera una mayor rentabilidad con un menor riesgo comparado frente al índice COLCAP. De tal manera que la rentabilidad del G2 está muy ajustada al riesgo y ofrece al inversionista una mejor alternativa de inversión que indexarse en su totalidad al índice.

BIBLIOGRAFÍA

- Allen, F., & Karjalainen, R. (1999). *Using Genetic Algorithms to Find Technical Trading Rules*. Pennsylvania: Journal of Financial Economics, Vol. 51.
- Banco de la República de Colombia. (31 de 12 de 2012). *Banco de la República de Colombia*. Recuperado el 23 de 07 de 2013, de http://www.banrep.org/es/series-estadisticas/see_upac.htm%23uvr
- Barr, A., Feigenbaum, E., & Cohen, P. (1981). *The Handbook of Artificial Intelligence*.
- Bauer, R. J. (1994). *Genetic Algorithms and Investment Strategies*. New York, United States: John Wiley & Sons.
- Beinhocker, E. D. (1999). *Robust Adaptive Strategies*. Boston: MIT Sloan Management, Vol 40 .
- Bian, J. (1995). *An Gentic-Algorithm Model for Taiwan Stock Index*. Hsinchu, Taiwan: Graduate Institute of Information Management, National Chiao Tung University.
- Bloomberg L.P. (2013). New York, U.S.
- Bodie, Z., Kane, A., & Marcus, A. J. (2008). *Essential of Investments*. Singapore: McGraw Hill.
- Bodie, Z., Kane, A., & Marcus, A. J. (2008). *Essentials of Investments*. McGraw Hill.
- Bolsa de Valores de Colombia. (29 de 05 de 2012). *Índice COLCAP*. Recuperado el 29 de 05 de 2012, de http://www.bvc.com.co/pps/tibco/portalbvc/Home/Mercados/enlinea/indicesbursatiles?com.tibco.ps.pagesvc.renderParams.sub5d9e2b27_11de9ed172b_-74047f000001=action%3Ddetallar%26org.springframework.web.portlet.mvc.ImplicitModel%3Dtrue%26
- Bolsa de Valores de Colombia. (2012). *Informe de Gestion 2012*. Bogotá, Colombia: Bolsa de Valores de Colombia S.A.

Bolsa de Valores de Colombia. (2012). *Informe Mensual de Acciones*. Bogotá: Mercado Accionario Colombiano.

Bolsa de Valores de Colombia S.A. (2009). *80 Años del Mercado de Valores en Colombia*. Bogotá: Bolsa de Valores de Colombia S.A.

Bolsa de Valores de Colombia S.A. (17 de Marzo de 2011). *Metodología Para El Cálculo del Índice COLCAP*. Recuperado el 2013 de 28 de 2013, de Bolsa de Valores de Colombia S.A.:

http://www.bvc.com.co/pps/tibco/portalbvc/Home/Mercados/descripciongeneral/indicesbursatiles?com.tibco.ps.pagesvc.action=updateRenderState&rp.currentDocumentID=-6b864b63_12ec55e072a_7333c0a84c5b&rp.revisionNumber=1&rp.attachmentPropertyName=Attachment&com

Bolsa de Valores de Colombia S.A. (11 de Febrero de 2013). *Circular Única Bolsa de Valores de Colombia S.A.* Obtenido de BVC:

http://bvc.com.co/pps/tibco/portalbvc/Home/Regulacion/Sistemas_Administrados/Renta_Variable?com.tibco.ps.pagesvc.action=updateRenderState&rp.currentDocumentID=5d9e2b27_11de9ed172b_-2c0b7f000001&rp.revisionNumber=1&rp.attachmentPropertyName=Attachment&com.

Bolsa de Valores de Colombia S.A. (28 de Febrero de 2013). *COLCAP: Bolsa de Valores de Colombia S.A.* Obtenido de

http://www.bvc.com.co/pps/tibco/portalbvc/Home/Mercados/enlinea/indicesbursatiles?com.tibco.ps.pagesvc.renderParams.sub5d9e2b27_11de9ed172b_-74047f000001=codIndice%3DICAP%26fecha%3D20090527%26tipoContenido%3Dgeneralidades%26action%3Dcontenido%26

Bolsa de Valores de Colombia S.A. (Febrero de 28 de 2013). *Índice General Bolsa de Valores de Colombia (IGBC): Bolsa de Valores de Colombia S.A.* Obtenido de

http://www.bvc.com.co/pps/tibco/portalbvc/Home/Mercados/enlinea/indicesbursatiles?com.tibco.ps.pagesvc.renderParams.sub5d9e2b27_11de9ed172b_-

74047f000001=codIndice%3DIGBC%26fecha%3D20090527%26tipoContenido%3Dgeneralidades%26action%3Dcontenido%26

Bolsa de Valores de Colombia S.A. (27 de Febrero de 2013). *Indices Bursátiles*.

Obtenido de BVC:

<http://www.bvc.com.co/pps/tibco/portalbvc/Home/Mercados/descripciongeneral/indicesbursatiles?action=dummy>

Bolsa de Valores de Colombia S.A. (12 de Febrero de 2013). *Reglamento General de la Bolsa de Valores de Colombia S.A.* Obtenido de BVC:

http://bvc.com.co/pps/tibco/portalbvc/Home/Regulacion/Sistemas_Administrados/Renta_Variable?com.tibco.ps.pagesvc.action=updateRenderState&rp.currentDocumentID=5d9e2b27_11de9ed172b_-2bfd7f000001&rp.revisionNumber=1&rp.attachmentPropertyName=Attachment&com.

Bolsa de Valores de Combia S.A. (2012). *Informe de Gestion 2012*. Bogotá, Colombia: Bolsa de Valores de Colombia S.A.

Chakraborty, R. (1 de Junio de 2010). *Artificial Intelligence Course: My Readers*.

Recuperado el 1 de Febrero de 2013, de MyReaders:

http://www.myreaders.info/html/artificial_intelligence.html

Chang, C. C. (2003). *Construction of Stock Index Simulation Portfolio Using Genetic Algorithm*. Taipei, Taiwan: Graduate Institute of Accounting, National Taipei University.

Chang, J. F. (2010). *Applying DEA Investment Portfolio Efficiency Index and GA to the Establishment of the Fund of Fund in Taiwan*. Taiwan: The international Journal of Organizational Innovation.

Chang, J. F. (2010). *Applying DEA Investment Portfolio Efficiency Index and GA to the Establishment of the Fund of Fund in Taiwan*. The International Journal of Organizational Innovation, Vol. 2.

- Chen, J., Hou, J., Wu, S., & Chang-Chien, Y. (2009). *Constructing Investment Strategy Portfolios by Combination Genetic Algorithms*. Hualien, Taiwan: Expert Systems With Applications 36.
- Frick, A., Herrmann, R., Kreidler, M., Narr, A., & Seese, D. (1996). *Genetic-Based Trading Rules - A New Tool to Beat the Market With - First Empirical Results*. Karlsruhe, Alemania: AFIR.
- Goldberg, D. E. (1989). *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning*. Boston: Addison-Wesley.
- Goldberg, D. E., & Deb, K. (1991). A Comparative Analysis of Selection Schemes Used in Genetic Algorithms. En D. E. Goldberg, & K. Deb, *Foundations of Genetic Algorithms* (págs. 69-93). San Mateo, California: Rawlins, G.J.E., Morgan Kaufmann Publishers.
- Gonzalez, E. L., Cuervo, C. L., & R, M. (1997). *The Selection of a Portfolio Through a Fuzzy Genetic Algorithm*. Leon, España: University of Leon Economy and Business Management.
- Holland, J. H. (1975). *Adaptations in Natural Language and Artificial Systems*. Michigan: University of Michigan Press.
- iShares by BlackRock. (s.f.). *Fondo Bursátil iShares COLCAP (ICOLCAP): iShares by BlackRock*. Recuperado el 28 de Febrero de 2013, de iShares by BlackRock: http://co.ishares.com/product_info/fund/overview/ICOLCAP.htm
- Kassichieh, S. K., Paez, T. L., & Vora, G. (1997). Investment Decisions Using Genetic Algorithms. *Proceedings of the Thirtieth Hawaii International Conference on System Sciences*. Hawaii.
- Kaufman, P. J. (2005). *New Trading Systems and Methods*. New Jersey: John Wiley & Sons, Inc.
- Korczak, J. J. (2001). *Portfolio Design and Simulation Using Evolution Based Strategy*. Worclaw, Poland: University of Worclaw.

- Koza, J. R. (1992). *Genetic Programming: On the Programming of Computers by Means of Natural Selection*. MIT Press.
- La Republica. (2012). Una Herramienta Para Crear Oportunidades. *Los Primeros Pasos de La Bolsa*, 2.
- Leinweber, D. J., & Arnott, R. D. (1995). *Quantitative and Computational Innovation in Investment Management*. Pasadena: The Journal of Portfolio Management, Vol. 21.
- Li, J., & Tsang, E. P. (1999). *Improving Technical Analysis Predictions: An Application of Genetic Programming*. Colchester, UK: University of Essex.
- Lin, C., & Gen, M. (2007). *An Effective Decision-Based Genetic Algorithm Approach to Multiobjective Portfolio Optimization Problem*. Applied Mathematical Sciences, Vol. 1.
- Lintner, J. (1965). *The Valuation of Risk Assets and Selection of Risky Investments in Stock Portfolios and Capital Budgets*. The Review of Economics and Statistics, Vol. 47.
- Markowitz, H. M. (1952). *Portfolio Selection*. Journal of Finance.
- Markowitz, H. M. (1959). *Portfolio Selection: Efficient Diversification of Investments*. Nueva York, Estados Unidos: John Wiley & Sons, Inc.
- Ministerio de Comercio, Industria y Turismo. (s.f.). *Ministerio de Comercio, Industria y Turismo*. Recuperado el 22 de Abril de 2013, de Ministerio de Comercio, Industria y Turismo:
<https://www.mincomercio.gov.co/englishmin/publicaciones.php?id=5388>
- Oh, K., Kim, T., & Min, S. (2005). *Using Genetic Algorithms to Support Portfolio Optimization for Index Fund Management*. Seúl, Corea del Sur: Expert Systems With Applications 28.
- Oh, K., Kim, T., Min, S., & Lee, H. (2006). *Portfolio Algorithm Based on Portfolio Beta Using Genetic Algorithm*. Seúl, Corea del Sur: Expert Systems With Applications 30.

- Rajasekaran, S., & Vijayalakshmi Pai, G. A. (2006). *Neural Networks, Fuzzy Logic and Genetic Algorithms: Synthesis and Applications*. New Delhi: Prentice Hall of India.
- Rajashekaran, S., & Vijayalakshmi Pai, G. A. (2004). *Neural Networks, Fuzzy Logic and Genetic Algorithms, Synthesis and Applications*. India: Prentice Hall of India (PHI) Learning.
- Russel, S. J., & Norvig, P. (2003). *Artificial Intelligence: A Modern Approach second edition*. Prentice Hall.
- Shapcott, J. (1992). *Index Tracking: Genetic Algorithms for Investment Portfolio Selection*. Edinburgh: Edinburgh Parallel Computing Centre, The University of Edinburgh.
- Sharpe, W. F. (1964). *A Theory of Market Equilibrium Under Conditions of Risk*. The Journal of Finance, Vol.19.
- Venugopal, S. M., Subramanian, S., & Rao, U. S. (2004). *Usefulness of Genetic Algorithm Model for Dynamic Portfolio Selection*. Prasanthinilayan, India: Journal of Financial Management and Analysis, Vol.17.
- Vieira, R. G., & Wazlawick, R. S. (1998). *Using Genetic Algorithm for Defining an Initial Shares Portfolio*. Florianapolis, Brasil: INE, Federal University of Santa Catarina.
- Yu, L., Wang, W. S., & Lai, K. (2009). *Multi-Attribute Portfolio Selection with Genetic Optimization Algorithms*. Infor. Journal.