

01168



UNIVERSIDAD NACIONAL AUTONOMA DE MEXICO

18

**DIVISION DE ESTUDIOS DE POSTGRADO
FACULTAD DE INGENIERIA**

2ej.

**APLICACION DEL ALGORITMO
GENETICO A UN PORTAFOLIO
DE INVERSION**

**TESIS QUE PARA OBTENER EL GRADO DE
MAESTRIA EN INVESTIGACION DE OPERACIONES**

P R E S E N T A:

ACT. MINERVA ROBLES RAMIREZ

DIRECTOR DE TESIS:

M. I. RUBEN TELLEZ SANCHEZ



**TESIS CON
FALLA DE ORIGEN**

262638

MAYO 1998



Universidad Nacional
Autónoma de México

Dirección General de Bibliotecas de la UNAM

Biblioteca Central



UNAM – Dirección General de Bibliotecas
Tesis Digitales
Restricciones de uso

DERECHOS RESERVADOS ©
PROHIBIDA SU REPRODUCCIÓN TOTAL O PARCIAL

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

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

AGRADECIMIENTOS

A Dios por guiarme en el sendero con su Luz.

A mi Papá, Dr. Rafael Robles, por darme todo su amor y apoyo en todo momento, y por darme el ejemplo más grande de superación y éxito.

A mi Mamá Dra. Artemisa Ramírez, por haberme enseñado el camino de la superación y por estar conmigo en todo momento.

A Albinita, por todo su amor incondicional, y por ser el ejemplo de la bondad y sinceridad.

AGRADECIMIENTOS

A la Universidad Nacional Autónoma de México, por haberme dado la oportunidad de estudiar en sus aulas, y llevarla orgullosamente por todos los caminos por donde cruzo.

A la División de Estudios de Postgrado Facultad de Ingeniería (DEFPI), por la oportunidad de adquirir más conocimientos a través de los Maestros y Doctores que imparten clases en la Maestría en Investigación de Operaciones

A los miembros del Jurado:

M.I. Rubén Tellez Sánchez
Dr. Ricardo Aceves García
M.I. Idalia Flores de la Mota
Dr. Manuel Ordorica
M.I. Jaime Gómez Vega

Por haberme dado sus comentarios en el transcurso de la Maestría y por todos sus comentarios y sugerencias que han ayudado a enriquecer esta tesis.

Muy en especial al M.I. Rubén Tellez Sánchez por todo su apoyo y al Dr. Ricardo Aceves García por haber sido mi tutor y el apoyo que me dio en la Maestría.

Y a todos y cada uno de los que de alguna manera intervinieron en la realización de esta tesis.

OBJETIVO

DETERMINAR LA EFICIENCIA COMPUTACIONAL DEL ALGORÍTMO GENÉTICO A TRAVÉS DE UN PROBLEMA DE PORTAFOLIO DE INVERSIONES.

INDICE

OBJETIVO	iii
INDICE	iv
INTRODUCCIÓN	vii
CAPÍTULO 1. ALGORÍTMO GENÉTICO	1
1.1 Problemas de Optimización Combinatoria	
1.2 Algoritmo Genético	2
1.2.1 La Evolución	
1.3 Definición de Algoritmo Genético	3
1.3.1 Aspectos Fundamentales	4
1.4 Mecanismo del Algoritmo Genético	5
1.4.1 Codificación	6
1.4.2 Técnicas de Arranque	7
1.4.3 Función de Evaluación	
1.4.4 Selección y Operadores Genéticos	8
1.4.5 Técnicas de Reemplazo	10
1.4.6 Criterios de Terminación	
1.4.7 Parámetros	11
1.4.8 Esquemas	12
1.5 Formulario Genético	
1.5.1 Selección	
1.5.2 Entrecruzamiento	14
1.5.3 Mutación	15
1.6 Pasos del Algoritmo Genético	

CAPÍTULO 2 INVERSIÓN EN MÉXICO	17
2.1 Introducción	
2.2 Definición de Mercado de Valores	18
2.2.1 Estructura Institucional del Mercado de Valores	
2.3. Mercado de Dinero	20
2.3.1 Participantes del Mercado de Dinero	21
2.4 Mercado Secundario de Dinero	22
2.5 Instrumentos del Mercado de Dinero	
2.6 Mercado de Capitales	24
2.7 Mercado Intermedio	25
2.8 Nuevos Productos	
2.9 Inversionistas e Inversiones	26
CAPÍTULO 3. ALGORÍTMO GENÉTICO-FINACIERO	28
3.1 Instroducción	
3.2. La Incertidumbre en la Selección de Portafolio	
3.3 Liquidez	29
3.4 Modelos Matemáticos	30
3.4.1 Formulación de Modelos Matemáticos	
3.5 Modelación	31
3.5.1 Vencimiento	
3.5.2 Liquidez Neta	
3.5.3 Restricciones Entre Períodos	32
3.5.4 Restricciones Dentro de los Períodos	33
3.6 El Modelo	34
3.7 Modelo del Inversionista de Programación Dinámica	35
3.7.1 Modelación	36
3.8 Modelo Genético-Financiero	37
3.8.1 Planteamiento	

3.8.2 Modelación	39
3.8.3 Función de Aptitud	40
3.8.4 Seudo-Código	
3.9 Resultados	41
CONCLUSIONES Y SUGERENCIAS	43
BIBLIOGRAFÍA	45
ANEXO I Situación Económica de México	48
ANEXO II Programa Genético-Financiero	50
ANEXO III Corridas de Dinámica y Genético	63

INTRODUCCIÓN

A escasos dos años de entrar en el siglo XXI nos sigue pareciendo misterioso y remoto, sin embargo las tendencias que lo caracterizarán como la tecnología computacional, ya están presentes. La tecnología está transformando como nunca antes la capacidad de los científicos y técnicos para responder a los cambios.

Uno de los avances del nuevo milenio es sin duda el algoritmo genético, que modifica la estructura tradicional de plantear y resolver problemas, desde sus orígenes hace aproximadamente 7 años ha causado gran expectación

El algoritmo genético pertenece al grupo de algoritmos de la optimización combinatoria, esto quiere decir que desde el punto de vista computacional el grado de resolución es más exacto en tiempo reducido.

A diferencia de algunos algoritmos tradicionales de la optimización como por ejemplo la programación dinámica, programación entera, recocido simulado y búsqueda tabú, en donde se tienen etapas múltiples para llegar al óptimo; el algoritmo genético reduce al mínimo la resolución de los problemas, así como el tiempo para encontrar el óptimo, tomando como principio básico la selección natural.

A grandes rasgos el algoritmo genético realiza lo siguiente: de una población inicial aleatoria, previamente definida forma cromosomas padres (los cuales están constituidos por genes), que irá entrecruzando, para formar descendencia, seleccionará a los mejores elementos de esa reproducción para volver a entrecruzar, mientras realiza éste proceso irá mutando algunos genes. Para lograr todo el proceso es necesario que esté definido el problema, que el planteamiento tenga una función objetivo, que se tenga definida una probabilidad de entrecruzamiento y de mutación. La solución del problema será dada por el mejor descendiente.

El cómo se logra todo éste proceso, está ampliamente explicado en el CAPÍTULO 1.

Existe una actividad que está a la vanguardia y que siempre ofrece un mundo de oportunidades donde la suerte no tiene cabida, siendo ésta la inversión. Para poderse manejar adecuadamente dentro de las inversiones hay que estar bien informado, desde donde se puede invertir, cuál es la mejor opción, que riesgos se corren, hasta el funcionamiento general de las finanzas en nuestro país, todo esto con un sólo fin; tener el mayor y mejor rendimiento para nuestro dinero.

Toda ésta información se concentra en el CAPÍTULO 2.

Para continuar con la revolución tecnológica-computacional-financiera, es importante destacar que el algoritmo genético es de una estructura versátil, por tal motivo se han conjugado ambas herramientas; el algoritmo genético y el problema de inversión, con lo cual se pretende llegar a un óptimo en las inversiones en un tiempo reducido.

El planteamiento y solución del problema se analizan en el CAPÍTULO 3.

CAPÍTULO 1: ALGORÍTMO GENÉTICO

1.1 PROBLEMAS DE OPTIMIZACIÓN COMBINATORIA

Los problemas que se estudian dentro de la Investigación de Operaciones y que a su vez utilizan para su representación modelos matemáticos y para su resolución recurren a la computación son llamados **PROBLEMAS DE OPTIMIZACIÓN**. Estos problemas pueden dividirse en dos categorías, los que tienen variables continuas y los que tienen variables discretas.

Los problemas de variables continuas, buscan una solución en un conjunto continuo de posibles soluciones, dadas por números reales, su estudio es a través del análisis matemático. Los problemas de variables discretas, buscan una solución en un conjunto finito o infinito numerable, de posibles soluciones (números enteros, permutaciones o combinaciones de números, etc.) estudiados a través de matemáticas discretas y la construcción de algoritmos. También se les conoce como **PROBLEMAS DE OPTIMIZACIÓN COMBINATORIA**.

El objetivo de la optimización combinatoria es el de desarrollar algoritmos para los cuales el número de etapas computacionales sean optimamente pequeñas.

- **EFICIENCIA DE UN ALGORÍTMO**

Para medir la eficiencia de un algoritmo se establece una relación entre el tamaño de éste (n) y el número de operaciones necesarias, el análisis de la complejidad ilustra como un cambio en n , afecta el tiempo de computo requerido. Esto quiere decir que un algoritmo eficiente es aquel que es más rápido en encontrar una solución.

- **ALGORÍTMOS POLINOMIALES**

Un algoritmo es polinomial, si el número de operaciones elementales necesarias para resolver un problema de tamaño n esta acotado por una función polinomial en n .

Se pueden clasificar los problemas de acuerdo a su grado de dificultad en:

1.- **Problemas indecibles:** son aquellos para los cuales no se pueden desarrollar algoritmos ni polinomiales ni exponenciales.

2.- **Problemas intratables:** Son aquellos para los cuales no se pueden desarrollar algoritmos polinomiales, pero si exponenciales.

3.- **Problemas P (Polinomiales)** es el conjunto de todos los problemas que a través de un algoritmo polinomial pueden resolverse.

4.- Problemas NP(NP: Polinomial no Determinista). Es el problema que se puede resolver por algoritmos no determinísticos en tiempo polinomial, es decir, haciendo una selección arbitraria entre varias opciones de una ramificación.

Otra forma de caracterizar la clase NP consiste en decir, que son los problemas que se pueden resolver por una exploración arborescente tal que la profundidad de ésta esté acotada por un polinomio, el número de nodos de dicha arborecencia puede ser no polinomial.

NP contiene problemas de decisión a los que se pueden reducir todos los problemas clásicos de optimización discreta, cualquier problema de optimización que puede resolverse por programación lineal entera mixta o por métodos de enumeración o por programación dinámica.

5.- Problemas NP-completos " Se dice que un problema de decisión pertenece a esta clase si todo problema de la clase NP puede reducirse en forma polinomial".

6.- Problemas HEURÍSTICOS: son aquellos derivados de los NP, los cuales tienen una eficiencia computacional muy elevada.**EL ALGORITMO GENÉTICO ENTRA EN ÉSTA CLASIFICACIÓN**

1.2 ALGORITMO GENÉTICO (AG)

1.2.1. LA EVOLUCIÓN

La vida empieza como un resultado de un largo experimento de la tierra, llamado evolución biológica, hace aproximadamente cuatro mil millones de años, la primera forma de vida que hubo fue una célula, después se desarrollaron los peces, luego esos salieron a la superficie como réptiles, después se desarrollaron y aparecieron los monos y finalmente llegó el hombre. Esa es la teoría de la evolución de Darwin.

Después de muchos años se ha hecho obvio que las reglas de evolución biológica son el resultado de un proceso de evolución de ella misma. Supongamos una población de organismos con una modificación de la reglas hereditarias comparadas con la existente. Si esta modificación ayuda a la población a adaptarse más rápidamente a un medio en particular, entonces esta población tendrá una mejor oportunidad de sobrevivir en un futuro que una población que tenga reglas hereditarias, menos efectivas. Entonces se asume que la evolución durante ésta acción que abarca más de tres mil años, da por si misma un modo óptimo de operación. En el fin de la estrategia evolutiva de éste óptimo se pueden desarrollar sistemas fascinantes que incluyen el cerebro humano. Ésto da una idea de los conceptos estratégicos de la evolución biológica que puede ser usada como un suceso para crear una máquina inteligente.

Con base en estos conceptos fue que en el año de 1964 *RECHENBERG* comenzó experimentos para imitar el método de la evolución biológica en un laboratorio de mecánica de fluidos. El experimento consistió en tomar un disco de aluminio flexible que tenía alrededor cinco bisagras, en diferentes posiciones, se colocó en una de ellas de manera aleatoria, montado en un túnel giratorio que contenía aire, el disco se alteraba conforme giraba el túnel, lo que se pretendía encontrar era la forma en que la resistencia al avance fuera mínimo. Para producir las alteraciones aleatorias de las cinco bisagras, se usó en el experimento un aparato mecánico donde cinco pelotitas (que representaban las cinco bisagras del disco), pasaban por una pirámide de puntas que se dirigían hacia diferentes cajas en la base. La caja que quedaba con más pelotitas determinaba el ángulo de alternación.

Este arreglo experimental hizo posible medir los cambios conforme el disco giraba, a estos cambios se les denominó mutaciones. Al inicio del experimento en el túnel de aire el disco se va plegando en forma de zig zag para dar una resistencia mayor al avance, si en un giro se presentaba resistencia al avance, entonces se encontraba el cambio general para la siguiente generación. La resistencia al avance se midió con el número de generaciones (cambios).

La estrategia de evolución tiene el objetivo de copiar las reglas de la evolución de un modo simplificado que ha probado ser muy exitoso y con el tiempo ha llegado a describir diferentes estilos de operaciones de la evolución. Ahora bien, ésta estrategia ha probado ser de eficiencia sin precedentes para muchos problemas multivariados. En éste caso la longitud de paso de mutación obtiene máxima razón de progreso llegando a ser muy pequeña. Los padres y los descendientes se difunden a lo largo de una trayectoria gradiente al óptimo dentro de un pasaje muy angosto.

La presencia de la ventana de la evolución proporciona el acceso a nuevos caminos en donde la estrategia será un proceso de optimización doble. La mutación adapta al entorno de la función objetivo y da la calidad para obtener una razón máxima de progreso.

1.3 DEFINICIÓN DE ALGORITMO GENÉTICO

¿Qué es el algoritmo genético?

Uno de los investigadores [5] más importantes lo define como "un algoritmo matemático altamente paralelo que transforma un conjunto de objetos matemáticos individuales con respecto al tiempo usando operaciones modeladas de acuerdo al principio Darwiniano de reproducción y supervivencia del más apto, y tras haberse presentado de forma natural una serie de operaciones genéticas entre las que destaca la reproducción sexual. Cada uno de estos objetos matemáticos suele ser una cadena de caracteres (vector binario) de longitud fija, se ajusta al modelo de las cadenas de cromosomas, y se les asocia con una cierta función matemática que refleja su aptitud"

1.3.1 ASPECTOS FUNDAMENTALES

El algoritmo genético fueron desarrollados por John Hollan, en la Universidad de Michigan [3] [4], las metas de sus investigaciones son dos:

- 1.- Explicar lo abstracto y riguroso del proceso de adaptación de los sistemas naturales.
- 2.- Diseñar sistemas artificiales de software que retengan los mecanismos importantes de los sistemas naturales.

Ésta aproximación tiene importantes descubrimientos para la ciencia natural y artificial.

El tema central para la investigación de operaciones puede tener fuerza en el balance entre eficiencia y eficacia para sobrevivir en diferentes medios. La aplicación de esta fuerza para sistemas artificiales es múltiple, si el sistema artificial puede hacerse más robusto, es decir, más flexible; entonces los costos redesignados pueden ser eliminados. Si los niveles de adaptación son altos pueden ser guardados, existen sistemas que pueden mejorar esas funciones a más grandes y mejores. Designando sistemas artificiales- ambos el software y el hardware, con sistemas ingenieriles, sistemas computacionales o sistemas de negocios, pueden solamente modificarse con la fuerza, la eficiencia y la flexibilidad de los sistemas biológicos, donde apenas existe el más sofisticado sistema artificial.

El algoritmo genético teórica y prácticamente proveen la fuerza a la investigación de espacios complejos. Muchos papeles y discusiones establecen la validez de la técnica en la optimización de funciones y aplicaciones de control. Pueden ser establecidos y validados a problemas que requieren una eficiente y efectiva investigación.

Se pueden aplicar a los negocios, al círculo científico y a la ingeniería entre otras especialidades, esto es debido a que en el proceso no se limitan las restricciones en el espacio de la investigación.

De manera general el algoritmo genético superan a los modelos tradicionales, debido a su fuerza, difiere en algunos fundamentos de la optimización normal y de los procedimientos de investigación en siete aspectos;

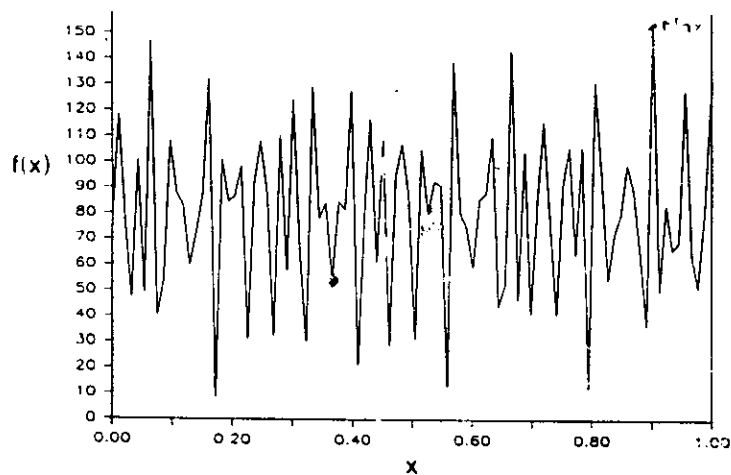
- a) Trabaja con un código que contiene un conjunto de parámetros y no sólo el parámetro en si.
 - b) Investiga con una población de puntos, no con un sólo punto.
 - c) Usa como función objetivo información, no derivados u otros conocimientos auxiliares.
 - d) No hace suposiciones sobre las propiedades de la función objetivo o del espacio de búsqueda.
 - e) Usa reglas de transición probabilística, no reglas determinísticas.
-

f) Requiere poca información sobre el problema específico.

g) Se aplica en dominios variados donde la función objetivo puede ser muy compleja, donde pueden tener muchas variables o ruido, ser multimodales o donde su espacio de búsqueda sea inmenso.

El algoritmo genético requiere de un conjunto de parámetros naturales para el problema de optimización que será codificado como una longitud finita sobre algún alfabeto finito. El algoritmo genético sólo maximiza pero la minimización puede realizarse fácilmente utilizando el recíproco de la función maximizante. Una característica que se debe tener en cuenta es que esta función es capaz de castigar a las malas soluciones y de premiar a las buenas, de tal manera que sean éstas últimas las que se propaguen con mayor rapidez.

Varios métodos de optimización, se mueven por un punto en el espacio de decisión para encontrar un óptimo y para encontrar el siguiente punto utilizan algunas reglas de transición. En contraste el AG trabaja con un conjunto de datos simultáneamente, que denomina, población de cuerdas o cromosomas, las cuales vistas gráficamente suben varias cumbres en paralelo, la probabilidad de encontrar una no óptima es reducida. Poque las malas soluciones se van rechazando y se van manteniendo las mejores. FIG1. [4]



1.4 MECANISMO DEL ALGORITMO GENÉTICO

La aplicación más común del algoritmo ha sido la solución de problemas de optimización, en donde ha mostrado ser muy eficiente y confiable. En términos generales un problema se define por un espacio de búsqueda y por las características que deben cumplir ciertos valores dentro de éste espacio para que sean considerados como soluciones. La mayoría de las veces no basta con cualquier solución posible dado un cierto criterio, esto es, se debe optimar una función objetivo.

El AG opera sobre una población de individuos evaluando y seleccionando a los más aptos para reproducirse. Ya que los individuos seleccionados transmiten sus características a sus descendientes, la información histórica contenida en la población guía al AG hacia regiones prometedoras del espacio de búsqueda.

Los elementos principales del AG son:

- 1.- CODIFICACIÓN de las soluciones de un problema, ésto es una representación de los posibles valores de las variables que intervienen en el problema.
- 2.- TÉCNICA DE ARRANQUE se utiliza para producir la población inicial.
- 3.- FUNCIÓN DE EVALUACIÓN con la que se determina la aptitud de los individuos de la población.
- 4.- SELECCIÓN Y OPERADORES genéticos que modifican la composición de la población.
- 5.- TÉCNICA DE REEMPLAZO que determina la interacción entre los nuevos individuos y la población anterior.
- 6.- CRITERIOS DE TERMINACIÓN que especifiquen cuando se deja de operar sobre la población.
- 7.- PARÁMETROS que controlan el funcionamiento del AG-

1.4.1 CODIFICACIÓN

Los valores posibles de las variables que interviene en el problema a resolver se codifican en cadenas. Estas cadenas forman la población de individuos sobre la que trabaja el algoritmo y son conocidos como cromosomas. Cada cromosoma está formado por genes y normalmente cada gen representa una variable. En los cromosomas se pueden representar variables enteras o reales y cada gen puede tener una longitud arbitraria. La codificación de cada variable es independiente de las demás. El algoritmo no conoce la forma de codificación utilizada para cada problema particular, opera sobre las cadenas completas sin conocer divisiones entre genes. La decodificación de los cromosomas se deja a la función de evaluación provista para cada problema.

El AG considera principalmente que los individuos son cadenas binarias de 0s y 1s. Para ésta representación se han propuesto varios operadores genéticos y muchas de sus propiedades son bien conocidas.

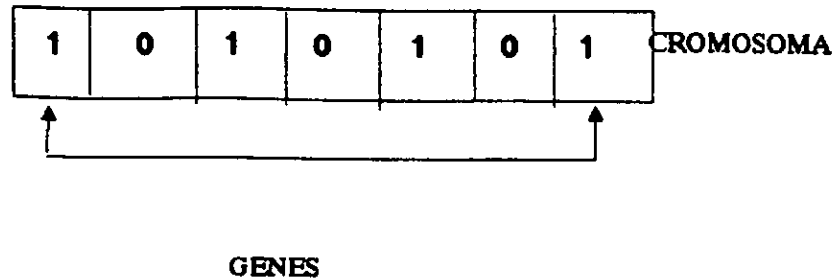


FIG. 2 REPRESENTACIÓN DE UN CROMOSOMA

1.4.2 TÉCNICAS DE ARRANQUE

Para comenzar un AG se sigue alguno de los siguientes pasos

- 1.- Se genera aleatoriamente a la población
- 2.- Se usan resultados de experimentos anteriores o de otros métodos para formar la población inicial. De cualquier modo, una parte de la población se genera aleatoriamente para asegurar que haya suficiente diversidad en los individuos y poder encontrar soluciones óptimas.

Con el segundo procedimiento se puede esperar que la velocidad de convergencia[5] de la población sea mayor, debido a que las estructuras insertadas en la población original, que se sabe tienen buenas evaluaciones, serán seleccionadas con alta probabilidad para reproducirse y generarán más estructuras buenas. El costo que se paga por tener una mayor velocidad de convergencia es que se exploran menos regiones del espacio de búsqueda y posiblemente no se logre encontrar el objetivo global rápidamente.

1.4.3 FUNCIÓN DE EVALUACIÓN

En la naturaleza, la aptitud se determina por la habilidad de un organismo para sobrevivir a obstáculos que le impiden llegar a la madurez y reproducirse. En un sistema adaptativo artificial como el AG, donde la función de evaluación de alguna manera representa el medio ambiente al que cada individuo se enfrenta. En el caso más simple, la función de evaluación es la función objetivo que se desea optimizar[2]. El AG debe encontrar a los individuos que representan valores óptimos. La función de evaluación es el único componente del AG[9] dependiente del problema que se está resolviendo; basta con cambiar la función de evaluación para cambiar el dominio del problema. El algoritmo desconoce el proceso de evaluación [11] y sólo utiliza la información cuantitativa provista por la función como medida de bondad de los individuos.

Supongamos que la función de aptitud es $f(x) = x^2$, tiene los siguientes datos

POBLACIÓN INICIAL	VALOR DE X	APTITUD $f(x) = x^2$	PORCENTAJE TOTAL
01100	12	144	8.2
11001	25	625	35.6
11011	27	729	41.5
10000	16	256	14.7
SUMA DE APTITUD		1,754	100

Antes de poder evaluar a un individuo es necesario decodificar la información que contiene para encontrar el valor de las variables que se utilizan como entradas a la función de evaluación. Dado que la codificación es arbitraria, cada función de evaluación debe tener la capacidad de extraer la información de los cromosomas. Haciendo una analogía con la genética natural, se tiene que la cadena binaria con la información codificada es el genotipo, mientras que la interpretación del genotipo que se evalúa es el fenotipo. Es importante saber que el medio ambiente o la función de evaluación mide la aptitud de un individuo desarrollado, no mide la aptitud de sus genes.

1.4.4 SELECCIÓN Y OPERADORES GÉNÉTICOS

La selección y los operadores genéticos son los medios mediante los cuales el algoritmo modifica la población. Un AG básico tiene dos operadores genéticos: ENTRECRUZAMIENTO y MUTACIÓN, que han sido cuidadosamente estudiados y cuyas propiedades se comprenden relativamente bien. Dado que la eficacia de otros operadores propuestos es todavía dudosa, en ésta explicación se hace énfasis en la selección y en éstos operadores básicos.

La SELECCIÓN es el proceso mediante el cual se copian individuos de la totalidad de la población a un conjunto intermedio de donde se derivará la nueva población aplicando los operadores de entrecruzamiento y/o mutación. La probabilidad de cada individuo de ser seleccionado depende de su aptitud, que se mide de acuerdo al valor de la función de evaluación. Entre mejor sea el resultado de la evaluación de un individuo, mayor oportunidad tendrá de ser seleccionado.

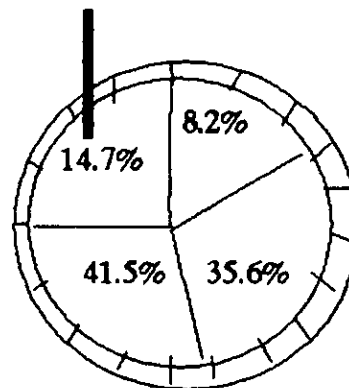


FIG 3 RULETA

La selección puede implementarse en muchas formas, pero la más común es la selección proporcional donde se simula una ruleta en la que cada individuo está representado a través de su aptitud, las cuales estarán situadas en espacios divididos por ranuras, obviamente los individuos más aptos tendrán espacios más grandes que los menos aptos y por lo tanto tendrán mayores probabilidades de ser seleccionados. fig 1.3

Otro método de selección es el llamado torneo,[14] el procedimiento es el siguiente: se "baraja" la población y después se hace competir a los cromosomas que la integran en grupos de tamaño predefinido, en un torneo resultarán ganadores aquellos que tengan valores de aptitud más alto. En el caso de torneos binarios, por parejas, entonces la población se debe barajar dos veces. Esta técnica garantiza la obtención de múltiples copias del mejor individuo entre los progenitores de la siguiente generación, puede darse el caso que en este torneo se seleccione al mejor individuo dos veces.

El operador de ENTRECRUZAMIENTO toma aleatoriamente dos individuos del conjunto de estructuras seleccionadas por su aptitud, escoge al azar un punto único de entrecruzamiento e intercambia el material genético entre los individuos.

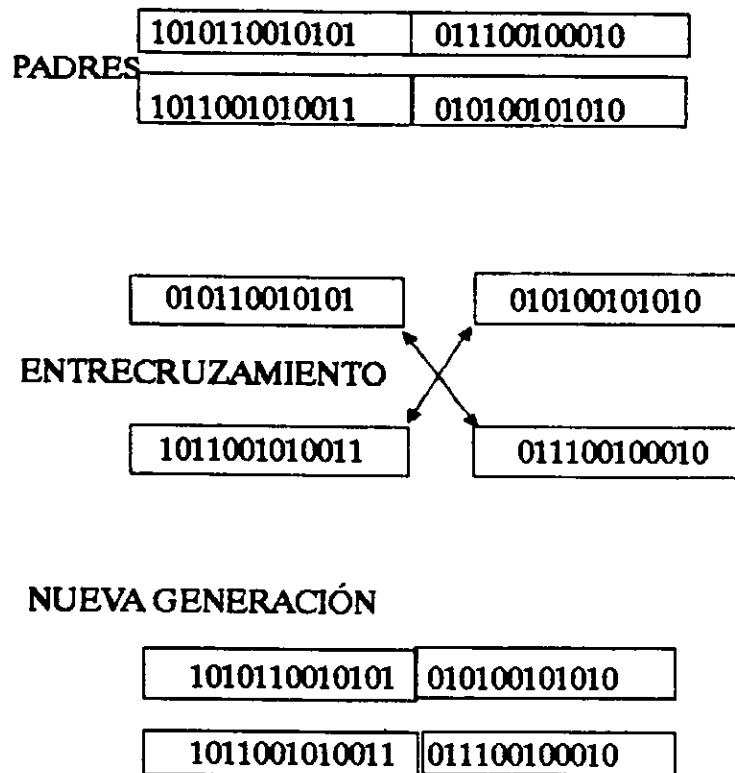


FIG. 4 PROPIEDADES DEL OPERADOR DE ENTRECRUZAMIENTO

Aunque el efecto conjunto de la selección y el entrecruzamiento es una búsqueda efectiva y eficiente en el espacio definido para el problema, ocasionalmente se sobreexplotan regiones del espacio de búsqueda que han sido identificados como buenas y se pierde material genético que es potencialmente útil. La función del operador de mutación es cambiar aleatoriamente el contenido de algún bit en algún cromosoma para proteger al algoritmo contra la pérdida irreparable de material genético.

No se puede depender exclusivamente de la mutación para encontrar la solución a un problema, porque el proceso será muy lento y quizás no muy eficaz. La población evoluciona mucho más rápido recombinando individuos, usando el operador de entrecruzamiento, que previamente ha copiado el material genético de la generación y ha modificado eventualmente por medio de la mutación.

1.4.5 TÉCNICA DE REEMPLAZO

La técnica de reemplazo del algoritmo determina la relación entre una generación y la siguiente. En el caso más simple, los padres son reemplazados por sus descendientes en cada generación. Sin embargo, en la naturaleza los individuos no mueren al nacer sus descendientes, si no que siguen siendo considerados para tener descendencia. Un parámetro del AG, denominado brecha generacional, permite establecer la fracción de la población sobre la que se aplican los operadores genéticos en cada generación.

Otra modificación que se hace al AG para mejorar su desempeño, es asegurarse de que el mejor individuo de la generación anterior esté presente en la nueva generación. Si después de generar la nueva población no se encuentra a éste individuo, se le agrega sustituyendo a otro arbitrariamente o según alguna política definida con anterioridad. A la conservación del mejor individuo de la generación anterior se le conoce como el modelo elitista de reemplazo y asegura la convergencia del algoritmo.

1.4.6 CRITERIOS DE TERMINACIÓN

El fin de la ejecución de un AG puede especificarse por tres criterios principales:

- 1.- Se alcanza un número máximo de generaciones o evaluaciones. El propósito de éste criterio es establecer una cota máxima en el tiempo que se dedica a solucionar un problema. En muchas ocasiones se prefiere usar como criterio de terminación un número máximo de evaluaciones debido a que de ésta manera se especifica más directamente el límite de tiempo del cpu que se desea dedicar a un problema. Esto es debido a que el número de evaluaciones por generación no es constante, normalmente sólo se evalúa a los nuevos individuos creados por los operadores genéticos y a toda la población, y el número de nuevos individuos producido en cada generación depende de las probabilidades de aplicación de los operadores genéticos.

- 2.- La población llega a un nivel mínimo de diversidad. Ésto es equivalente a decir que la población converge. Si no hay mucha diversidad en la población es muy difícil que el

algoritmo explore nuevos puntos en el espacio de búsqueda y tal vez no convenga seguir. La diversidad se puede medir contando el número de posiciones en todos los individuos de la población que tiene el mismo valor.

3.- Se obtiene un valor satisfactorio en la función objetivo.

1.4.7 PARÁMETROS

Los parámetros de un AG controlan su funcionamiento en varios aspectos y modifican al mismo tiempo su eficiencia y su eficacia. Los operadores genéticos se aplican a los individuos que han sido seleccionados como progenitores de la siguiente generación, pero no se aplican a todo este conjunto. Se deben especificar las probabilidades de aplicación de los operadores. Normalmente, el operador de entrecruzamiento tiene una probabilidad de aplicación de $p_c = 0.6$ y $p_c = 0.7$ [4]. Esto significa que una vez seleccionada una pareja de estructuras para ser cruzadas, hay una probabilidad de $1-p$, de que no se crucen y de que pasen inalteradas a la siguiente generación. Como en la naturaleza, el operador de mutación usualmente tiene una probabilidad mucho menor de ser aplicado.

Cada bit es considerado separadamente y se cambia su valor aleatoriamente con probabilidad p_m ; por ejemplo, si la probabilidad de mutación es de 0.001 entonces se cambiará el valor de uno de cada mil bits de población aproximadamente. Otros parámetros de un AG son el tamaño de la población y la brecha generacional.

Seleccionar los parámetros adecuados para un AG es una tarea difícil ya que los mejores parámetros en un dominio pueden ser ineficientes en otro. Sin embargo, es posible encontrar un conjunto de parámetros robustos (flexibles) para gran cantidad de problemas. La selección de los parámetros se puede hacer de cuatro maneras:

1.- Experimentalmente. Se prueban diferentes conjuntos de parámetros hasta encontrar uno que funcione adecuadamente

Se usa un problema muestra del dominio específico para encontrar los parámetros adecuados y después se usa el algoritmo sobre el resto de los problemas.

2.- Usando los parámetros de otros estudios. Se ha aplicado AG con éxito a una gran variedad de problemas y es posible encontrar en la bibliografía experiencias de investigadores que reportan resultados de experimentos que pueden ser similares a los que se quieren realizar.

3.- Haciendo una búsqueda exhaustiva. Inicialmente se pueden utilizar ramificaciones grandes para identificar los intervalos más prometedores, que posteriormente se exploraran con ramificaciones más finas.

4.- Utilizando un AG para guiar la búsqueda, esto significa que existe una meta para el algoritmo, cuyos individuos representan los parámetros para controlar a un genético.

1.4.8 ESQUEMAS

En la descripción anterior del funcionamiento de un genético se ha ignorado una cuestión fundamental ¿qué información esta contendida en la población de cadenas y en los valores de la función de evaluación que guía la búsqueda hacia una solución óptima?

Es difícil encontrar las similitudes entre las mejores cadenas, es decir, las que tiene mejores valores de evaluación. Las cadenas que empiezan con 1 tienen valores más altos que las que empiezan con 0. La similitud entre cadenas con valores altos puede servir para guiar una búsqueda. Para formalizar la noción de similitud se usa el concepto de esquema. Un esquema es una plantilla que describe un conjunto de cadenas con similitudes en ciertas posiciones.

Para construir esquemas sobre el alfabeto binario $[0,1]$, se agrega el símbolo * para decir que una posición no esta especificada. Así, una cadena binaria pertenece al conjunto C denotado por el esquema H si en las posiciones donde aparece 0 en el esquema aparece 0 en la cadena y donde hay un 1 en el esquema hay un 1 en la cadena; no importa que símbolo está en la cadena si en el esquema hay un *.

Por ejemplo, el esquema $H=**101$ representa al conjunto de cuatro cadenas $C:= [00101,01101,10101,11101]$ y el esquema $H=10011^*$ representa dos cadenas $C:= [10110,10111]$.

El orden de un esquema H , denotado por $o(H)$, es el número de posiciones fijas en el esquema. Considerando los ejemplos anteriores, el orden del esquema 011^*0^{**} es simbólicamente, $o(011^*011)=4$. La longitud de un esquema H , denotada por L , es la distancia entre la primera y la última posición fija en el esquema. Ejemplo: La longitud del esquema $1^{*****}0$ es 6

1.5 FORMULARIO GENÉTICO[4]

Para comprender como los esquemas guian la búsqueda de un algoritmo genético hay que entender el efecto de la selección y de los operadores genéticos sobre la tasa de crecimiento de los representantes de un esquema. En la siguiente descripción se supone que se emplea la selección proporcional y el operador de entrecruzamiento, y que la brecha generacional es de 1.

1.5.1 SELECCIÓN

Supongamos que en el tiempo t existen m representantes de un esquema particular H en la población, lo que se presenta como $m = (H,t)$. Durante la selección una cadena es copiada con una probabilidad proporcional a su aptitud. Más precisamente, la probabilidad de que una cadena sea seleccionada para ser progenitora de la nueva población es:

$$\frac{f_1}{\sum_{j=1}^{\infty} f_j}$$

donde f_1 es el valor de la función de evaluación para la cadena. Así n es el tamaño de la población. Sumando las probabilidades de cada elemento se obtiene que la probabilidad de que un representante del esquema H sea seleccionado es:

$$\frac{m(H,t) f(H,t)}{\sum_{j=1}^{\infty} f_j}$$

donde $f(H,t)$ es el promedio de las evaluaciones de las cadenas que representan al esquema H en el tiempo t . Si seleccionamos con reemplazo n cadenas de la población para generar la siguiente generación, el número esperado $m(H,t+1)$ de representantes del esquema H en el tiempo $t+1$ está dado por la ecuación:

$$m(H,t+1) = n \cdot m(H,t) \frac{f(H,t)}{\sum_{j=1}^{\infty} f_j}$$

Si tomamos en cuenta que el promedio de aptitud de la población se puede representar como

$$f = \frac{\sum_{j=1}^{\infty} f_j}{n}$$

Entonces se tiene que la tasa de crecimiento de los esquemas en la selección está dada por

$$m(H,t+1) = m(H,t) \frac{f(H,t)}{f}$$

Un esquema particular crece según la razón entre el promedio de aptitud del esquema y el promedio de aptitud de la población. Es decir, los esquemas que tengan un promedio de aptitud superior al de la población recibirán un número creciente de muestras en la siguiente generación, mientras que los esquemas como promedios de aptitud inferiores al promedio reciben un número decreciente de muestras. Hay que resaltar que éste comportamiento ocurre en paralelo para todos los esquemas H representados en la población. A esto se le da

el nombre de paralelismo implícito y es una de las cualidades que hacen del ag un método de búsqueda.

Hay que observar que la selección por sí sola no hace nada para explorar nuevas regiones en el espacio de búsqueda ya que no se encuentran nuevos puntos. Si sólo se copian las estructuras sin hacerles ningún cambio es imposible encontrar soluciones novedosas. Para introducir cambios en la población se introducen los operadores de entrecruzamiento y de mutación.

1.5.2 ENTRECruzAMIENTO

Es un cambio de información estructurado, pero aleatorio, entre cadenas. un esquema sobrevive al entrecruzamiento si:

- 1.- Éste ocurre fuera de su longitud de definición.
- 2.- Por casualidad el entrecruzamiento se realiza con un individuo que aporta la otra parte del esquema.

Formalmente, considerando que cualquier punto de la cadena tiene la misma probabilidad de ser el punto de entrecruzamiento, un esquema H en una cadena de longitud L es destruido en un entrecruzamiento con probabilidad:

$$p_d < \frac{\delta(H)}{L-1}$$

Por lo tanto la probabilidad de que un esquema sobreviva un entrecruzamiento es $p_s = 1 - p_d$. Si el entrecruzamiento se realiza con probabilidad p_c , entonces la probabilidad de supervivencia de un esquema H es:

$$p_d p_c = \frac{\delta(H)}{L-1}$$

El efecto combinado de selección y entrecruzamiento se obtiene multiplicando el número esperado de representantes del esquema en la selección por su probabilidad de supervivencia en el entrecruzamiento:

$$(H, t+1) > m(H, t) \frac{f(H, t)}{f} \left[1 - p_c \frac{\delta(H)}{L-1} \right]$$

Se puede observar que los representantes del esquema H crecen o decrecen por dos factores:

- 1.- La relación del promedio de las evaluaciones de los representantes del esquema con el promedio de las evaluaciones de la población y,
- 2.- La longitud del esquema. Los esquemas con promedio superior al de la población y con longitudes de definición cortas serán muestreados a tasas crecientes. A estos esquemas se les conoce como bloques constructivos.

1.5.3 MUTACIÓN

La mutación es la alteración aleatoria de una posición con una probabilidad p_m . Para que un esquema H sobreviva a la mutación se necesita que sus $o(H)$ posiciones fijas sobrevivan. Tomando en cuenta que las mutaciones son estadísticamente independientes, multiplicando la probabilidad de supervivencia $(1-p_m)$ por su misma $o(H)$ veces se obtiene que la probabilidad de que en un esquema sobreviva la mutación es $(1-p_m)^{o(H)}$. Para valores pequeños de p_m , la probabilidad de supervivencia de un esquema se puede aproximar por la expresión $1-o(H)*p_m$

Así el efecto combinado de selección, entrecruzamiento y mutación sobre el número esperado de representantes de un esquema H es:

$$m(H,t+1) > m(H,t) \frac{f(H,t)}{f} [1-p_c \frac{\delta(H)}{L-1} - o(H)p_m]$$

1.6 PASOS DEL ALGORITMO GENÉTICO{3}

PASO 1 Se proporciona una generación inicial.

PASO 2 de 1 se evalúa en la función objetivo y se ordena de manera creciente y las soluciones más grandes se copian dentro de la siguiente generación, el intercambio probabilístico de los genes puede modelarse como m variables aleatorias independientes, donde cada una de ellas tiene una distribución Bernoulli con parámetros diferentes de 0.5; éste paso se llama reproducción.

PASO 3: Se seleccionan dos cadenas que serán los padres de la generación, de estas se crearán dos descendencias, éste paso se denomina selección.

PASO 4 De la generación aleatoria de un número de soluciones nuevas se realiza la mutación y se incluyen dentro de la nueva generación, este procedimiento se denomina mutación.

La estructura del algoritmo genético es la siguiente:

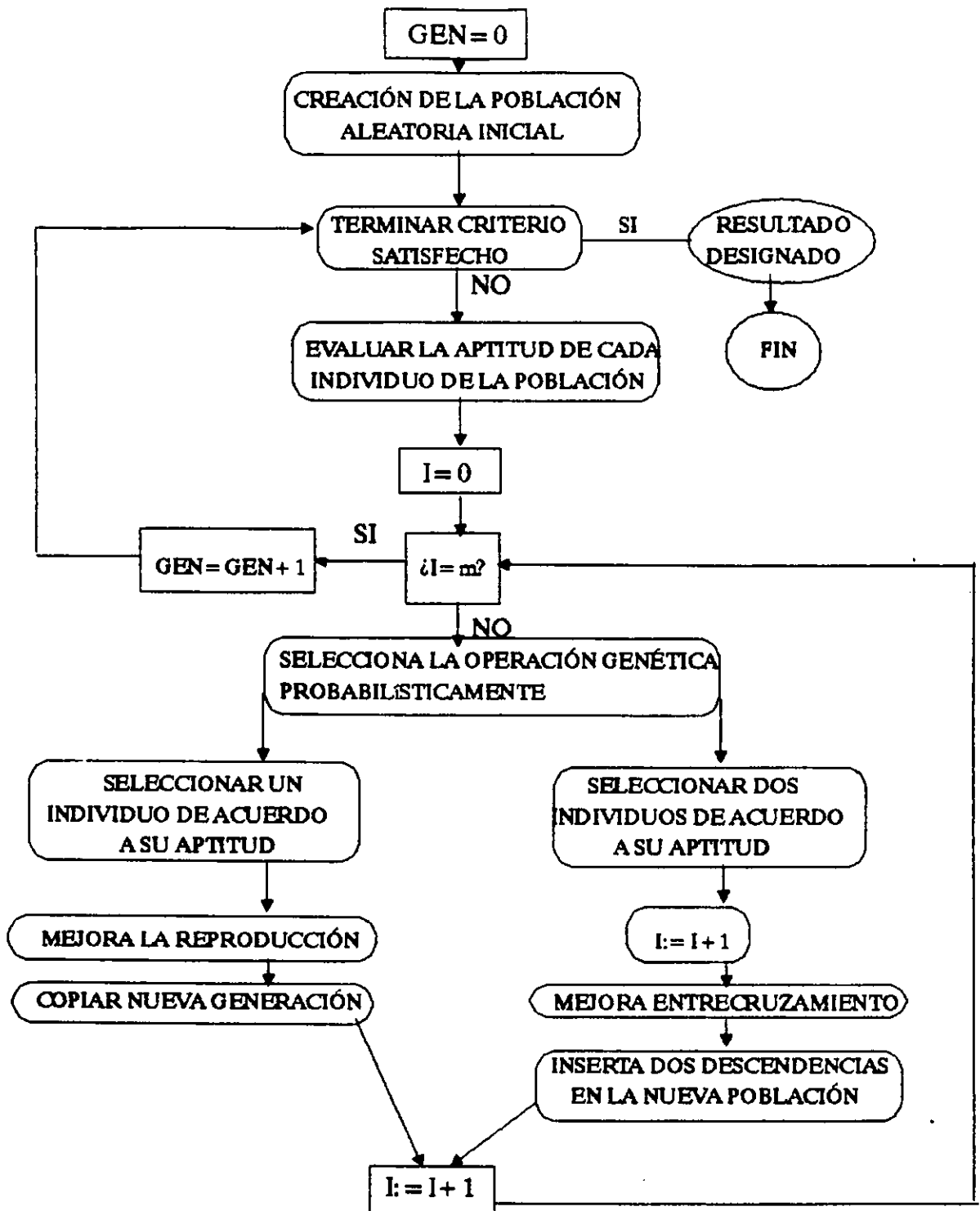


FIG.5 DIAGRAMA DE FLUJO DEL ALGORITMO GENÉTICO

CAPÍTULO 2: INVERSIÓN EN MÉXICO

2.1 INTRODUCCIÓN

Un sistema financiero a escala mundial, que sea eficiente, y en constante cambio, en donde la innovación es un suceso permanente y donde la característica principal es la creación de nuevos y complejos mecanismos de intermediación financiera, los cuales son diseñados para atender los más diversos requerimientos tanto de los inversionistas como de los demandantes de recursos, surgiendo de ésta manera operaciones globales las cuales tienden a trascender los mercados ya establecidos.

En éste nuevo ordenamiento, el mundo se ha hecho más abierto de manera irremisible, de los mercados particulares están dejando de ser locales para devenir en universales.

La mejor forma de elevar el bienestar de una nación, radica en la adopción de medidas que incrementen la competitividad de sus economías. Elevar la productividad a niveles insospechados, la conversión de las buenas finanzas del país en buenas finanzas familiares, sin las cuales no tendría razón de ser el progreso económico.

En los años 90 el sector corporativo y financiero mexicano ha incursionado en los mercados internacionales de capitales, observandose una participación de colocaciones de papel mexicano en el exterior, que va desde papel bursatilizado hasta emisiones de relevancia internacional de corporaciones privadas mexicanas.

Con la reciente apertura financiera instrumentada por la Secretaria de Hacienda y Crédito Público, la cual autoriza en 1994, la operación de 18 bancos extranjeros, 11 casas de bolsa, 12 compañías de seguros, 18 bancos nacionales y 26 sociedades financieras de objeto limitado nacionales. De esta manera, se han ido sentando las bases para la integración del sector financiero y el productivo lo cual redundará en una base sólida por donde pueda transitar la economía en forma duradera y a tasas elevadas de crecimiento permitiendo el desencadenamiento de todas las fuerzas productivas del país, para beneficio de las generaciones presentes y futuras.

En éste marco económico-financiero surge una tendencia para incrementar la importancia de la intermediación del mercado de valores, como característica principal de éste proceso, es la de constituir un proceso de desintermediación del sistema bancario hacia la conversión de valores bursátiles.

Éste proceso ha ayudado a los prestatarios a incrementar su habilidad para satisfacer, sus necesidades de liquidez, y administrar los riesgos financieros y de mercado acudiendo a los mercados de valores líquidos. Así, las emisiones de papel comercial, aceptaciones bancarias, obligaciones, acuerdos de recompra, notas bursatilizadas, están convirtiéndose en los instrumentos financieros por excelencia.

2.2 DEFINICIÓN DE MERCADO DE VALORES

Es el conjunto de normas e instituciones, cuyo funcionamiento permite el proceso de emisión, colocación y distribución de valores inscritos en el *registro nacional de valores e intermedarios*, incluyendo el conjunto de intermediación de papeles del mercado de dinero y de capitales, negociados en el mercado de mostrador también llamado mercado fuera de bolsa *Over the counter* (OTC).

2.2.1 ESTRUCTURA INSTITUCIONAL DEL MERCADO DE VALORES

Esta dividido en cuatro segmentos:

- a) Organismos reguladores
- b) Organismos de intermediación
- c) Organismos de apoyo
- d) Público demandante y oferente de valores

a) Dentro de los organismos reguladores son la Secretaría de Hacienda y Crédito Público (SHCP), Banco de México (BANXICO) y la Comisión Nacional de Valores (CNV), cuya función de cada una es la de regular el desempeño del mercado de valores.

b) En los organismos Intermediarios, están integrados por sociedades de inversión y especialistas bursátiles y principalmente de casas de bolsas nacionales e internacionales.

-Sociedades de Inversión

Son instituciones cuyo objetivo primordial es la diversificación de los riesgos mediante la inversión en una cartera compuesta por diferentes valores. Están orientadas al análisis de alternativas de inversión de fondos colectivos que reúnen todas la características y la estructura jurídica de las sociedades anónimas.

Se trata de instituciones especializadas en la administración de inversiones, que concentran recursos financieros provenientes de numerosos inversionistas interesados en formar e incrementar su capital, invirtiéndolo a cuenta y beneficio de éstos, entre un amplio y selecto grupo de valores. Técnicamente hablando, una sociedad de inversión es una institución financiera que obtiene fondos de un vasto número de inversionistas a través de la venta de acciones, de tal manera que cada inversionista es un socio de la sociedad.

- Especialista Bursátil

Coloca posturas de ordenes de compra -venta para determinando tipo de valores, intermedia valores a cuenta de terceros recibiendo una comisión.

- Bolsa de Valores

Es la figura dominante del mercado de valores en su calidad de intermediario, realiza los siguientes servicios:

Realiza operaciones de compra-venta de valores del mercado, da asesoría en materia de mercado de valores a las empresas y al público inversionista, facilita la obtención de crédito para apoyar la inversión en bolsa, apoyar a los inversionistas, tanto personas físicas como institucionales, para la integración de su cartera de inversión y en la toma de decisiones de inversión en bolsa, proporciona asesoría técnica necesaria para la colocación de los valores en el mercado.

c) Organismos de Apoyo

-Instituto para el Depósito de Valores (INDEVAL)

Es el custodio de los valores negociados en la Bolsa, así como la entidad encargada de realizar los servicios de administración, transferencia, compensación y liquidación de valores.

-Asociación Mexicana de Intermediarios Bursátiles (AMIB)

Representa al gremio bursátil, es decir, a los intermediarios en especial ante las autoridades de regulación. La Asociación está integrada en Comités de trabajo, los cuales sancionan periódicamente, y a través de los cuales el gremio presenta sus requerimientos para negociar ante las autoridades y desarrollar el mercado de valores.

d) Emisores e Inversionistas

Los emisores del mercado de valores son aquellos agentes deficitarios que necesitan recursos para financiamiento del corto plazo o de proyectos de inversión de largo período de maduración, son los oferentes de valores o los demandantes de recursos líquidos.

Dichos emisores podrán ser instituciones gubernamentales o empresas privadas.. Del sector Público están:

- 1.- Gobierno Federal
- 2.- Instituciones y Organismos Gubernamentales

Del sector Privado

- 1.- Instituciones Bancarias
- 2.- Instituciones financieras no bancarias

3.- Empresas comerciales, industriales y de servicios

Del sector Paraestatal

- 1.- Empresas con capital gubernamental
- 2.- Empresas con participación de capital gubernamental y privado.

Los inversionista son las unidades que muestran excedentes de liquidez y tratan de colocar sus recursos en portafolios integrados a fin de recibir atractivos rendimientos.

Los inversionistas deben tener presente siguientes aspectos:

- 1.- **LÍQUIDEZ** es la rapidez con la cual se puede comprar y vender un valor
- 2.- **AMPLITUD**: Es la rapidez con la cual se puede negociar un paquete accionario relativamente grande.
- 3.- **PROFUNDIDAD**: Es el rango o postura de compra-venta, al que se negocia un valor. Mientras más reducido es la postura se dice que el mercado es más profundo.
- 4.- **TRANSPARENCIA**: Es la capacidad que ofrece un mercado para diseminar en igualdad de condiciones de tiempo, tipo y cantidad de información a tiempo real, las posturas de compra y venta a todos los participantes del mercado.

2.3 - MERCADO DE DINERO

El mercado de dinero es la parte central del sistema financiero mexicano, a través del cual los bancos comerciales, la banca de desarrollo, las casas de bolsa, los corporativos financieros, el gobierno federal y el público inversionista negocian cientos de millones de pesos cada día.

Estos cuantiosos flujos de recursos tienen un impacto decisivo en variables tan disimilares como: la forma en que se financia el Gobierno Federal; el grado existente de confianza por parte de los agentes económicos en la estabilidad económica, el financiamiento en los negocios privados; la manera en que los consumidores eligen gastar o ahorrar, en como los corporativos están añadiendo valor agregado a la rentabilidad del negocio optimizando activos y los excedentes de liquidez monetaria.

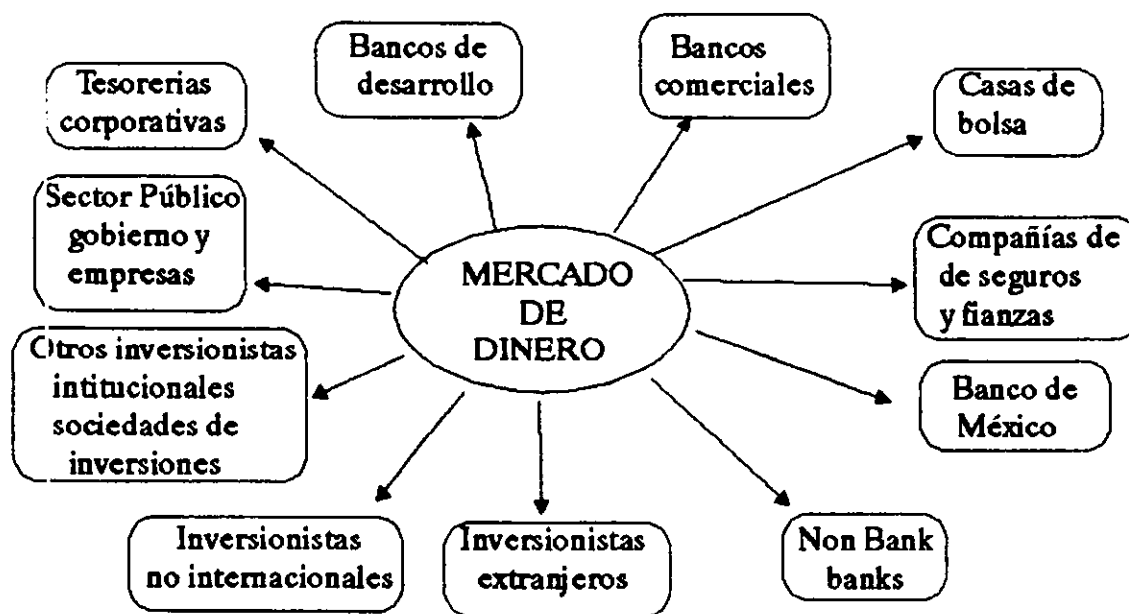
De manera general, el mercado de dinero al ser un lugar donde se negocian papeles de corto plazo predominando de una manera importante en todas las economías del mundo los valores gubernamentales, constituye un mercado de bajo riesgo, elevada liquidez y plazo corto.

En el conjunto de los mercados financieros, el mercado monetario es uno de los más activos e innovadores, siendo el eje de referencia de los agentes económicos para dimensionar el estado de la economía. Los indicadores del mercado de dinero reflejan aspectos tan variados como: el costo de capital de muchas corporaciones y empresas financieras y no financieras, las expectativas de tasas futuras, también reflejan la entrada y salida de los flujos de capital internacionales, los cuales en su mayoría son colocados en instrumentos de corto plazo.

Así mismo, este mercado suministra los flujos de recursos que los bancos requieren para hacer frente a sus necesidades de liquidez.

El corazón de la actividad del mercado de dinero ocurre en los llamados pisos financieros de los centros financieros de los bancos, en los centros de negociación de los corporativos financieros no bancarios, en los pisos de operaciones de casas de bolsa, en el piso de remates de la Bolsa Mexicana de Valores y en el *trading room* del Banco de México.

2.3.1 PARTICIPANTES DEL MERCADO DE DINERO



2.3.2. MERCADO ABIERTO

Las operaciones del mercado abierto, son el instrumento por excelencia de los bancos centrales para administrar la liquidez del sistema financiero. Ésta clase de operaciones involucra la compra-venta de valores gubernamentales, las cuales añaden las reservas al sistema bancario, aumentando la capacidad crediticia total del sistema bancario, mientras que las ventas de valores gubernamentales significan tomar reservas del sistema bancario, restringiendo la liquidez al disminuir la capacidad de crédito de los bancos.

2.4. MERCADO SECUNDARIO DE DINERO

El mercado secundario se define como el conjunto de operaciones de compra-venta de valores con la característica de que los fondos monetarios derivados de dicha compra-venta no tiene como fin único financiar a la empresa emisora. En este mercado los actores principales son los inversionistas y los intermediarios bursátiles, la empresa emisora solo participa si decide entrar como inversionista.

2.5. INSTRUMENTOS DEL MERCADO DE DINERO

Tienen entre sus principales características, ser instrumentos de corto plazo, regularmente de un año, son valores de menor riesgo y de una alta liquidez. En este mercado concurren títulos de deuda, cuyos principales emisores son el Gobierno Federal, empresas privadas y entidades paraestatales. Por su parte los inversionistas pueden ser personas físicas o morales, inversionistas del exterior y el propio Gobierno Federal.

Valores Gubernamentales	Valores Bancarios	Valores de Empresas Societades Anónimas
Ajustabonos	Acceptaciones Bancarias	Bonos de Prenda
Bondes	Bonos Bancarios de Desarrollo	Pagarés a Mediano Plazo
Cetes	Bonos Bancarios para el Desarrollo Industrial	Papel Comercial
Tesobonos	Bonos Bancarios de Vivienda	
Oros	Certificados de Participación Ordinaria e Inmobiliaria (CPO'S CPI'S)	
	Certificados de Depósito (CD'S)	
	Pagarés con reconocimiento liquidable al vencimiento	
	Otros	

Cetes (certificados de la tesorería de la federación)

Permiten al Gobierno Federal y a Banxico administrar la política monetaria; para el inversionista el atractivo de este instrumento es su gran liquidez y el poco riesgo.

Ajustabonos (bonos ajustables del gobierno federal)

Son títulos nominativos de mediano y largo plazo, denominados en moneda nacional.

Tesobonos (bonos de la tesorería de la federación)

Son títulos nominativos denominados en dólares americanos, en los cuales se consigna la obligación directa e incondicional del gobierno federal de pagar el equivalente en moneda nacional al vencimiento. Es un instrumento de mínimo riesgo que a su vez brinda protección cambiaria peso/dólar.

Aceptaciones Bancarias

Son letras de cambio emitidas por empresas a su propia orden, su tasa de rendimiento estará en función del grado de riesgo del emisor.

Bonos Bancarios Para El Desarrollo Industrial

Son títulos de crédito emitidos por Nacional Financiera para atraer recursos de largo plazo habitualmente 10 años, a fin de promover proyectos de infraestructura y desarrollo industrial.

Certificados de Participación cpo's y cpi's

Son títulos nominativos de crédito, emitidos por una sociedad fiduciaria sobre bienes o valores, que tiene derecho irrevocable para tal fin. Si el certificado está respaldado por bienes muebles, se trata de un Certificado de Participación Ordinaria CPO, si los activos base de la garantía son inmobiliarios se trata de Certificados de Participación Inmobiliaria CPI.

Papel Comercial

Títulos emitidos por empresas autorizadas en el Registro Nacional de Valores e Intermediarios, para obtener financiamiento a corto plazo

Pagaré A Mediano Plazo

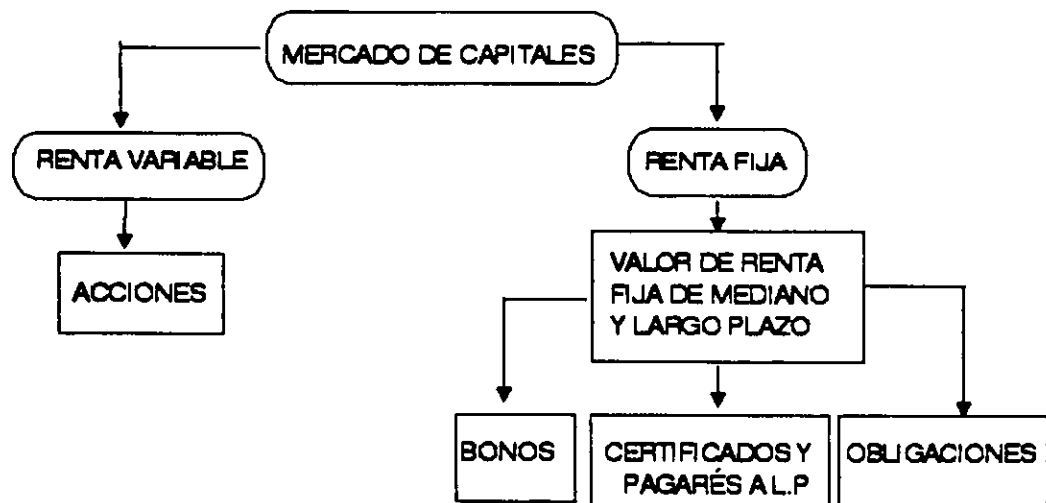
Es un título de crédito definido como pagaré, emitido unilateralmente por la emisora para obtener recursos, con el objeto, entre otros aspectos, de financiar capital de trabajo permanentemente, ciclos productivos o proyectos de inversión de plazos relativamente cortos.

Dentro del mercado de dinero se pueden distinguir dos características esenciales para el cálculo y valuación de las diferentes variables de un instrumento. La primera de ellas se refiere a si son emitidos a descuento o a valor nominal; y la segunda característica es si su valor está indizado a otra variable, como puede ser la inflación o el tipo de cambio.

2.6 MERCADO DE CAPITALES

Se define como el medio en el cual se hace factible la intermediación de instrumentos de largo plazo, tales como las acciones y bonos corporativos, orientados en primera instancia a la formación

De manera general, el Mercado de Capitales, es el conjunto de mecanismos a través de los cuales se negocian valores, ya sea en el mercado organizado que representa la Bolsa Mexicana de Valores (colocación primaria pública e intermediación en el mercado secundario) o en el mercado no organizado (colocación privada de valores y negociaciones secundarias no registrados); títulos de deuda de largo plazo y acciones representativas de empresas.



Acciones

Son títulos-valor que representan una parte porcentual de la persona que es propietario en el capital social de una empresa, e incorporan los derechos corporativos y patrimoniales de un socio.

Se tienen dos tipos de acciones las comunes u ordinarias y las preferentes. Las primeras proporcionan a sus tenedores, tanto los derechos corporativos como patrimoniales; mientras que las preferentes, son legalmente un título de capital propio, con derecho a recibir un dividendo fijo, el cual deberá ser pagado con antelación a la distribución de utilidades entre los tenedores de acciones comunes.

Obligaciones

Son títulos de crédito nominativos que representaran la participación individual de sus tenedores colectivo a cargo de una sociedad anónima. Las obligaciones tiene por objetivo obtener financiamiento preferentemente a largo plazo de las empresas, para proyectos de largo plazo o reestructuración de pasivos.

En el mercado primario o de distribución original, lo constituyen las colocaciones resultantes de aumentos de capital en las empresas, para el caso de acciones o de aumentos en su parte pasiva de largo plazo, para el caso de obligaciones y bonos corporativos.

2.7. MERCADO INTERMEDIO

Consiste en una nueva sección del mercado de capitales destinado a la negociación de valores de empresas de tamaño medio, con el objeto de otorgar financiamiento bursátil a dichas corporaciones, a través de garantizar una eficiente formación en los precios de las acciones, incrementar la liquidez y promover el listado de nuevas empresas.

En el mercado intermedio o sección "B" del mercado accionario, se cotizan dos tipos de instrumentos acciones y certificados de participación ordinarios no amortizables que se emiten sobre acciones, otorgando estos últimos a sus poseedores derechos patrimoniales pero no corporativos.

2.8. NUEVOS PRODUCTOS

En los años recientes, el sector bursátil mexicano ha acelerado la adopción de novedosos mecanismos y estrategias de negociación, los cuales han probado su eficiencia y su ventaja, tanto para inversionistas individuales como para el mercado como un todo.

- Opciones

Es un contrato, el cual otorga a su tenedor el derecho de comprar o vender una cantidad establecida de un bien o activo financiero de calidad homogénea a un precio predeterminado durante el período de tiempo.

El comprador de opciones ejercerá un derecho a comprar o vender el activo de la opción, si al hacerlo obtiene un beneficio monetario. Este beneficio se logra si puede vender caro y comprar barato.

- Títulos Opcionales ó Warrants

Un *warrant* otorga a su poseedor el derecho pero no la obligación de comprar un conjunto de acciones, una canasta de acción o un conjunto de acciones incluidas en un índice, a un precio previamente acordado en una fecha determinada, llamada de vencimiento.

- **Contratos de Futuros**

Es una herramienta esencial que las empresas financieras y no financieras que emplean a fin de administrar los riesgos de precios de los financieros dentro de los límites aceptables. Las bolsas de futuros constituyen asociaciones de miembros, uno de cuyos propósitos esenciales son negociar contratos de futuros, preservando la integridad y solidez del mercado.

- **Contratos a Plazo o Forward**

Obliga a su poseedor comprar o vender un activo a un precio establecido para una fecha determinada, si al vencimiento el precio actual es más alto que el precio acordado, el vendedor del forward pagará al comprador un monto que es igual al diferencial de precios por el monto acordado.

2.9. INVERSIONISTAS E INVERSIONES

Los inversionistas son las unidades que muestran excedentes de liquidez y tratan de colocar sus recursos en portafolios integrados a fin de recibir atractivos rendimientos, la clasificación de los inversionistas.

Los montos canalizados al mercado de valores a través de las diferentes alternativas de inversión, son muy elevados y con horizontos de inversión de largo plazo, generalmente sus inversiones se realizan con el propósito de reducir el riesgo de sus portafolios, a través de una apropiada diversificación que garantice mínimos de rentabilidad.

En el caso de las empresas financieras, los propósitos esenciales son el manejo de sus portafolios para balancear las posiciones de sus activos y manejo de sus portafolios para balancear las posiciones de sus activos y pasivos, el adecuado manejo de sus riesgos y la constitución de portafolios con diferente estructura de riesgo-rendimiento que satisfagan los diferentes perfiles de los inversionistas.

Las empresas no financieras participan en el mercado para manejar sus excedentes de liquidez a través de operaciones de su tesorería, en muchos casos el rendimiento financiero así obtenido es capaz de compensar pérdidas o menores rendimientos de sus negocios tradicionales.

Las personas físicas cuentan con una amplia gama de alternativas de inversión que satisfagan sus expectativas de rendimiento.

2.10. ELABORACION DE PORTAFOLIOS DE INVERSIÓN [16]

Generalmente a un portafolio se le llama patrimonial personalizado, en donde se pondera, la cantidad de los elementos que sean necesarios para crearlo con el grado de riesgo, la liquidez y las ganancias necesarios

El portafolio se forma de acuerdo a los intereses y necesidades del inversionista.

Los instrumentos deben de cumplir con las expectativas de rendimiento, los requerimientos de liquidez y limitantes de plazo, para poder controlar y diversificar el riesgo mediante la variedad de instrumentos y productos financieros.

Para ello hay que determinar en que categoría se encuentra el inversionista.

- 1.. Conservadores**
- 2.. Moderados**
- 3.. Radicales**

Los conservadores: buscan conservar (valga la redundancia) su patrimonio y un alto grado de liquidez, por lo que están dispuestos a sacrificar rendimientos para tener pocas fluctuaciones en su capital, a éste tipo de inversionistas se les recomienda un portafolio en el cual sus recursos se encuentren al 100% con instrumentos en deuda a corto plazo, papel bancario, sociedades de inversión de deuda y mercado de dinero, este último no va más allá de las tasas de Cetes.

Los moderados: se les ofrece un portafolio medio el cual conserve sus recursos y, el valor financiero más importante es la liquidez, enfrentan algunas fluctuaciones y obtienen mayores ganancias, disponen de una pequeña parte de su patrimonio pero toman riesgos más elevados, su portafolio se forma de la siguiente manera: 30% sociedades de inversión común; 25% acciones, opciones y futuros; 45% en deuda a corto plazo.

También se le puede ofrecer un portafolio balanceado en el cual el principal valor es el aumento de su capital y no la conservación del patrimonio y la liquidez esta dispuesto a aceptar fluctuaciones moderadas en sus rendimientos, se forma en un 20% con papel de deuda a corto plazo, 35% con papel de deuda a largo plazo y con 45% de renta variable.

Los radicales tienen el capital suficiente para arriesgarlo, aún cuando existan altibajos considerables, no necesita de liquidez en todo momento, se forma con 10% de deuda a corto plazo, 15% de largo plazo, 75% venta a corto plazo, acciones de empresas mexicanas que cotizan en New York, opciones y futuros.

Otro portafolio es el de crecimiento agresivo; es para inversionistas que soportan el alto riesgo, para aumentar su capital y donde la necesidad de liquidez desaparece por completo. Se forma con un 5% de deuda a corto plazo, 95% operaciones internacionales, que incluyen acciones mexicanas en Wall Street, opciones y futuros en mercados foráneos.

CAPÍTULO 3: ALGORITMO GENÉTICO-FINANCIERO

3.1 INTRODUCCIÓN

Este capítulo muestra como el problema de selección de un portafolio de inversión conduce al planteamiento del problema como uno de optimización matemática

La teoría de elección muestra los patrones generales de conducta de la forma en que un sujeto elige, entre distintos bienes o satisfactores, de acuerdo con el ambiente o medio dentro del cual debe hacer dicha elección. La aplicación de ésta teoría al problema de llenar un portafolio es directa, ya que por definición, el problema del inversionista es de selección de alternativas de inversión.

PRIMER PASO: Especificar y caracterizar las alternativas que están al alcance del inversionista. A estas alternativas se les ha llamado conjunto de oportunidades. Como el conjunto es restringido, también se le conoce como conjunto factible, sólo considera posibilidades de selección para quien debe tomar la decisión o hacer la elección.

EL SEGUNDO PASO consiste en definir una estructura de preferencias del que debe hacer la elección.

Cuando el inversionista decide invertir, se comporta como si tuviera una función de utilidad que busca maximizar, más no necesariamente la conoce, y realiza con ella una serie de cálculos cada vez que se enfrenta a la necesidad de elegir. El concepto de función de utilidad proporciona una herramienta que permite caracterizar su forma de elegir.

El mapa de indiferencia permite visualizar el problema en forma clara, siendo pequeña la pérdida en términos de generalidad. El inversionista es totalmente indiferente entre paquetes que tengan combinaciones de bienes en pareja contenidos en una recta, ya que tendrían el mismo valor del índice de utilidad.

Una de las características de cualquier problema económico es la de escasez de recursos. En el caso del problema de elección el principio de escasez también opera ya que si el sujeto que debe hacer la elección no se enfrenta a escasez de recursos no tendría problema, simplemente pediría satisfactores a su antojo sin verse forzado a hacer una elección.

3.2 LA INCERTIDUMBRE EN LA SELECCIÓN DE CARTERA

La incertidumbre tiene dos facetas. En primer lugar se tienen las apreciaciones subjetivas; es decir, juicios y valorizaciones que dependen de gustos, estilos, etc., pero en el fondo es imposible apoyar racionalmente con lógica rigurosa en todos sus aspectos.

Los problemas de tratamiento científico, sistemático y riguroso que plantea la subjetividad pueden ser difíciles o imposibles de resolver. En general, es posible cuando menos medir el costo o beneficio de una apreciación errónea o acertada, y esta información se puede incorporar a un modelo matemático.

La segunda fuente de incertidumbre proviene del medio o ámbito dentro del cual se debe realizar la elección, debido a que en él operan gran cantidad de fuerzas fuera del control del sujeto que debe hacer la elección. Así, el inversionista está expuesto a incertidumbre en cuanto a los precios de los distintos activos en los mercados, a las acciones gubernamentales en cuanto a requisitos legales y fiscales, en cuanto a sus necesidades de liquidez ya que es imposible predecir con exactitud nuevas oportunidades de inversión más redituables que las existentes. La incertidumbre es la responsable del riesgo en una inversión. Si no existiera el riesgo ni la incertidumbre, el problema del portafolio estaría resuelto.

Cuando se monta el modelo matemático de optimización correspondiente y se resuelve mecánicamente con algún método numérico; sin importar por el momento que pueda ser técnicamente difícil, por lo regular se busca asignar más recursos a los instrumentos más redituables, dentro de las restricciones impuestas.

En el problema de selección de portafolio hay tres tipos de riesgo:

R1) Riesgo de pérdida: es decir, de no recuperar la inversión y que se produzca una pérdida de capital.

R2) Riesgo de desaprovechar oportunidades de inversión, es decir, asignar recursos a ciertos activos menos redituables que otros.

R3) Riesgo de liquidez, es decir, comprometer recursos en activos difíciles de convertir en dinero provocando una pérdida en el momento en que se hace necesario efectuar un pago imprevisto.

Una consecuencia directa del riesgo es la diversificación de cartera. Es decir, distribuir el riesgo entre varios activos, en forma que las pérdidas en algunos sean compensadas y aún superadas con las ganancias en otros.

3.3 LIQUIDEZ

Para efecto de modelado, los requisitos de liquidez inciden en primera instancia en las restricciones del modelo; pero como consecuencia, invariablemente afectan a las utilidades. Un mal cálculo de las necesidades de liquidez puede tener uno de dos defectos:

a) Si el cálculo es muy restrictivo; es decir, si se estima un requisito mayor del necesario, invariablemente significará un sacrificio en utilidades potenciales.

b) Si el cálculo es muy liberal; es decir, si se subestima el requisito, se puede incurrir en pérdidas innecesarias, al tener que vender activos menos líquidos a precios castigados.

Siempre es deseable diversificar la cartera para incluir activos líquidos y poder así afrontar gastos imprevistos y anticiparse a la posibilidad de futuras alternativas de inversión que sean más redituables.

3.4 MODELOS MATEMÁTICOS

En la actualidad hay una gran proliferación de modelos que intentan resolver el problema de elección de cartera. Esto se debe a que a medida que avanza la tecnología de computación y la investigación en técnicas de modelación es posible hacer modelos cada vez más apegados a la realidad y adaptados al caso particular que le interesa al investigador o la empresa que lo requiere.

Cada aplicación puede requerir un sesgo especial, es difícil hacer un modelo totalmente general, aunque se han hecho y se siguen haciendo intentos muy serios para lograrlo.

3.4.1 FORMULACIÓN DE MODELOS MATEMÁTICOS

Los siguientes modelos tienen la restricción de liquidez aparte de las restricciones estructurales que surgen del modelado. Además de que hay certidumbre total acerca del requisito de liquidez en cada período y los rendimientos que proporciona cada instrumento es imposible vender un activo de inversión antes de su vencimiento. Además, el número i de activos con los que es posible formar la cartera es finito, así como los plazos j a que se pueden comprar cada uno de ellos. Por último, se supone que el plazo máximo j a que se puede invertir es cuando mucho igual al total de períodos T que se considera para el horizonte de planeación, es decir $j < T$.

Antes de armar el modelo se definen las variables:

a) Variables de decisión

Sea x_{ijt} = la cantidad de dinero que se invierte en el activo i , a plazo j durante el período t .

donde $i = 1, 2, \dots, l$; $j = 1, 2, \dots, j$; $t = 1, 2, \dots, T$

Sea y_{ijt} = el rendimiento que produce el activo tipo i , a plazo j , comprado en el período t .

donde $i = 1, 2, \dots, l$; $j = 1, 2, \dots, j$; $t = 1, 2, \dots, T$

b) Variables auxiliares

P_t = presupuesto de inversión para el período t .

$t = 2, 3, \dots, T$

c) Datos de inicio del modelo

Se conoce la composición de la cartera y el presupuesto que se tiene para el período inicial $T = 0$.

Así, sean:

$X_{i,t}^c$ = La inversión actual en activos de tipo i a plazo j comprados en un período anterior t , pero que vencen dentro del horizonte de planeación.

donde $i = 1, 2, \dots, l; j = 1, 2, \dots, j; t = 0, 1, 2, \dots$

γ_{ijt}^0 = El rendimiento asociado al activo i a plazo j de la cartera actual comprado en un período anterior, que vence dentro del horizonte de planeación

donde $i = 1, 2, \dots, l; j = 1, 2, \dots, j; t = -1, -2, \dots$

P_1 = Presupuesto disponible en el período actual.

3.5 MODELACIÓN

El problema consiste en determinar las cantidades s_{ijt} que se deben invertir en los diversos activos a los distintos plazos y en cada período en forma tal que se maximice el rendimiento y se respeten los requisitos de liquidez.

3.5.1 VENCIMIENTO

En primer lugar se nota que un activo j comprado en el período k a plazo j vence en el período $t = k + j$. Por lo tanto, para que un instrumento a plazo j venza en el período t tiene que haber sido comprado en un período anterior $k = t - j$.

3.5.2 LÍQUIDEZ NETA

Al momento de invertir se toma en cuenta que ciertos activos van a vencer en algún período. Esto va implicar que habra recursos disponibles en dichos períodos que se deben tomar en cuenta y que se pueden calcular antes de armar el modelo. Para un período t dado, el monto de estos recursos es igual a la suma de los activos del portafolio vigente que vence en el período t , más el rendimiento que se obtenga de ellos y que se puede calcular.

El cálculo se hace para las condiciones que se han especificado de la siguiente manera:

$$R_t = \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J (1 + \gamma_{ij,t-1}) X^0_{ij,t-j} \quad (3.1)$$

Las sumas se hacen en todos los posibles instrumentos, a todos los plazos posibles, que se compraron antes del período actual $t=0$

Para efectos de congruencia se puede fijar

$$O_{ijt} = X^0_{ijt} = 0 \quad \text{para } t > 0 \quad (3.2)$$

Ya que existen estos recursos ya líquidos de antemano, el requisito de liquidez real del período es inferior a $t = t$ precisamente en R_t . Por lo que el requisito neto de liquidez se puede definir como:

$$L_t = L^0_t - R_t \quad (3.3)$$

3.5.3.RESTRICCIONES ENTRE PERÍODOS

Las restricciones de éste tipo se refiere al presupuesto disponible para inversión en cada período t , y que es posible plantear el modelo de tal manera que sólo el presupuesto P_t dependa de decisiones en períodos anteriores.

En esencia, el presupuesto para un período t es simplemente la diferencia entre el requisito de liquidez y los activos que vencen durante el periodo más el rendimiento que de ellos se obtiene. Como dependen de la mecánica de inversión, son restricciones de tipo estructural.

La relación matemática que representa los recursos disponibles en el período t , provenientes de inversiones hechas en un período anterior dentro del horizonte de planeación, se tiene que:

$$R_t = \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^M (1 + \gamma_{ij,t-1}) X^0_{ij,t-j} \quad (3.4)$$

La sumatoria en los plazos j tiene un límite indefinido M , debido a que depende del período t y el plazo máximo j al que se puede invertir, ya que si $t \geq j$, hay la posibilidad de $j-1 < 0$. Es decir que se requieren montos correspondientes a activos comprados en períodos anteriores a los que se consideran en el horizonte de planeación; pero éstos ya están considerados en el requisito de liquidez por lo tanto

$$M = \begin{cases} t-1 & \text{para } t = 2, 3, \dots, j \\ j & \text{para } t = j+1, \dots, j \end{cases}$$

El presupuesto de inversión para el período es:

$$P_t = \left\{ \begin{array}{l} R_t = \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^{t-1} (1 + \gamma_{ij,t-1}) X_{ij,t-j-Lt}^0 \quad t=2,3,\dots,j \quad (3.5) \\ R_t = \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J (1 + \gamma_{ij,t-1}) X_{ij,t-j-Lt}^0 \quad t=j+1,\dots,T \quad (3.6) \end{array} \right.$$

Las restricciones empiezan a partir del segundo período ya que en el primero el presupuesto está determinado por la cartera vigente; por eso se toma P_1 como dato inicial del modelo.

3.5.4 RESTRICCIONES DENTRO DE LOS PERÍODOS

Existen dos tipos de restricciones de este tipo:

- Que las inversiones que se hagan en cada período no excedan al presupuesto disponible en el período respectivo.
- Que el requisito de liquidez se satisfaga en cada período

Para la primera restricción es simplemente la suma de lo que se invierta en cada activo a cada plazo y en cada período no exceda al presupuesto disponible P_t en el período respectivo. Se expresa como sigue:

$$\sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J X_{ijt} \leq P_t \quad t=1,2,\dots,T \quad (3.7)$$

El requisito de liquidez se representa simplemente exigiendo que el presupuesto P_t disponible en cada período sea no negativo; es decir

$$P_t \geq 0 \quad t=2,3,\dots,T$$

Finalmente se exige que

$x_{ijt} > 0$ para todos los tipos de activos, plazos y períodos.

Por último el criterio de selección se fija como el de maximizar el rendimiento total de las inversiones durante el horizonte de planeación. Es decir, se desea maximizar la suma de los rendimientos de todas las inversiones que se hagan dentro del horizonte de planeación. Matemáticamente ésto se expresa simplemente como:

$$\text{maximizar} \quad \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J \sum_{t=1}^T \gamma_{ijt} x_{ijt} \quad (3.8)$$

3.6 EL MODELO

El modelo para el problema básico de inversiones que se ha planteado se configura como:

$$\text{maximizar} \quad \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J \sum_{t=1}^T \gamma_{ijt} x_{ijt} \quad (3.8)$$

sujeto a

$$\sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J (1 + \gamma_{ij,t-1}) X_{ij,t-j-Lt}^0 = P_t \quad (3.5)$$

t = 2, .. T

$$\sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J (1 + \gamma_{ij,t-1}) X_{ij,t-j-j-Lt}^0 = P_t \quad (3.6)$$

t = t + 1, ..., T

$$\sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J x_{ijt} \leq P_t \quad t = 1, 2, \dots, T \quad (3.7)$$

$$P_t \geq 0 \quad t = 2, 3, \dots, T$$

$$x_{ijt} \geq 0$$

3.7 MODELO DEL INVERSIONISTA A TRAVÉS DE PROGRAMACION DINÁMICA

La programación dinámica es una técnica matemática útil en la toma de decisiones, proporciona un procedimiento sistemático para determinar la combinación de decisión que maximiza la efectividad total

Las características de la programación dinámica son:

- 1.- El problema se define por etapas que requieren una política de decisión en cada una de ellas, es decir, es un conjunto de alternativas de las cuales se selecciona la mejor.
- 2.- Cada etapa toma un cierto número de estados asociados a ella, es decir los estados son las distintas condiciones posibles en las que se puede encontrar el sistema en cada etapa del problema.
- 3.- El efecto de la política de decisión en cada etapa es transformar el estado actual en un estado asociado con la siguiente etapa.
- 4.- Dado el estado actual, una política óptima para las etapas restantes es independiente de la política adoptada en etapas anteriores.
- 5.- El procedimiento de solución se inicia al encontrar la política óptima para la última etapa.
- 6.- Se dispone de una relación recursiva que identifica la política óptima para la etapa n , dada la política óptima para la etapa $n + 1$.

Para encontrar la política óptima de decisión cuando se comienza en el estado s de la etapa n se necesita encontrar el valor de x_n que de un mínimo. El costo mínimo correspondiente se obtiene si se usa este valor de x_n y después se sigue la política óptima cuando el proceso se encuentra en el estado x_n en la etapa $n + 1$.

La forma precisa de la relación recursiva difiere de un problema a otro, pero se usará una notación como se resume a continuación:

k = número de etapas

n = etiqueta para la etapa actual $n = 1, 2, \dots, N$

s_n = variable de decisión para etapa n

d_n = valor óptimo de x_n dado s_n

$g_n(s_n, x_n)$ = contribución a la función objetivo de las etapas $n, n + 1, \dots, N$ si el sistema se encuentra en el estado s_n en la etapa n , la decisión inmediata es x_n y en adelante se toman decisiones óptimas.

$$d'_n(s_n) = f_n(s_n, x'_n)$$

La relación recursiva siempre tendrá la forma:

$$d'_n(s_n) = \max_{x_n} \{f_n(s_n, x_n)\}$$

La relación recursiva recibe éste nombre porque constantemente recurre a las etapas posteriores conforme se trabaja hacia atrás una etapa a la vez. Cuando el número de la etapa actual n disminuye su valor en uno, la nueva función $f_n^*(s_n)$ se obtiene usando la función $d'_{n+1}(s_{n+1})$ que se obtuvo en la iteración anterior, después esto se repite cada nueva iteración

- 7.- Cuando se usa ésta relación recursiva, el procedimiento de solución se mueve hacia atrás etapa por etapa, encontrando cada vez la política óptima para esa etapa, hasta que encuentra la política óptima desde la etapa inicial.

3.7.1 MODELACIÓN

El objetivo consiste en determinar el monto K_j en el período j que maximizará la confiabilidad del portafolio de inversión de N componentes y K_j períodos en la componente j ($j = 1 \dots N$) es el producto de los montos por el rendimiento.

Sea A el capital total disponible, la etapa j representa el período a invertir, el estado y es el capital total asignado al período de inversión $j, j+1$

Función Recursiva

$$g_k(X_k) = \max_{D_k} \{r_k(X_k, D_k) + g_{k-1}(X_{k-1})\}$$

sujeto a

$$X_{k-1} = X_k - D_k \quad k = 4, 3, 2, 1$$

$$X_4 = 10 \quad \text{condición inicial}$$

$$X_0 = 0 \quad \text{condición final}$$

$$g_0(X_0) = 0$$

Para la solución del portafolio de inversión en programación dinámica se toma como un problema de mochila 0,1, el planteamiento es el mismo que para el genético-financiero y los resultados son un óptimo de 1.82 con un tiempo de 7.86.

3.1.- MODELO GENÉTICO-FINANCIERO

3.1.1 PLANTEAMIENTO

Un grupo de 4 inversionistas quieren invertir diez millones de pesos en la Bolsa Mexicana de Valores. La asignación de créditos o de inversiones la harán en unidades de un millón de pesos. La pregunta es: ¿Cuál será la ganancia máxima del portafolio y cuánto tendrá que invertir cada uno de los inversionistas?

Los instrumentos en los que el inversionista MADERADO invertirá, tomando en cuenta que se le dan 30% de sociedades de inversión común, 25% en acciones y 45% en deuda a corto plazo son:

INSTRUMENTO	PRECIO
ACCIMEX	1.08
ACTIREN	1.33
FINLATO	0.98
IEFECTI	1.50
MULTIRE	1.33
BANABUR	0.57
ACCIVAL	0.70
IXECON	1.26
EFICAS	0.15
CETES	20.18

Un portafolio MODERADO BALANCEADO tomando en cuenta que se le da un 20% de deuda a corto plazo, 35% deuda a largo plazo, y 45% en renta variable:

INSTRUMENTO	PRECIO
CETES	20.18
ACCIMEX	1.08
INTEGRA	1.52
BMAS	1.63
FINDEX	1.79
FONBNM	1.51
ICAPTAL	1.12
OFINCRE	1.02
MULTIFE	1.44
MASECA	1.31

El RADICAL invertirá con 15% largo plazo, 75% corto plazo acciones que cotizan en Nueva York

INSTRUMENTO	PRECIO
FINNOVA	1.17
APOLO6	1.52
APASCO	1.01
BACHOCO	1.00
CEMEXB	1.20
ELECTRA	1.84
ICA	1.65
T-BILL 6MESES	1.98
T-NOTE 5 AÑOS	1.28
T-BOND 30 AÑOS	1.07

El RADICAL AGRESIVO invierte como sigue: 5% deuda a corto plazo, 95% operaciones internacionales.

INSTRUMENTO	PRECIO
APOLO6	1.52
ARA	1.98
APASCO	1.01
BACHOCO	1.00
CEMEXB	1.20
ELECTRA	1.84
ICA	1.65
T-BILL 6MESES	1.98
T-NOTE 5 AÑOS	1.28
T-BOND 30 AÑOS	1.07

Datos extraídos del periódico financiero en el período Mayo-Diciembre de 1997, los instrumentos se eligieron de acuerdo a la liquidez más grande, formado los portafolios de acuerdo a los requisitos de cada inversionista.

Existen cinco opciones que se pueden realizar con los instrumentos que integran un portafolio de inversión. La primera es Vender, que es vender todos los valores que se posean. Seleccionando un nuevo instrumento para invertir.

La segunda es Comprar, que significa comprar todos los instrumentos que se puedan.

El tercero es Esperar, permanecer sin ningun cambio.

El cuarto Vender al Descubierta, Vender instrumentos de una compañía, incluso aunque no se posean, con la esperanza de poder comprarlas más baratas en el futuro. Es una manera de hacer dinero cuando el mercado se encuentra a la baja.

El quinto Comprar al margen, pedir dinero para comprar instrumentos de un portafolio específico, se utiliza la mediación de una financiera para pagar parte de la cuantía de las acciones que se compran. La idea al comprar al margen es que si los valores suben lo suficiente, se hace más dinero que el que se habria hecho comprando al contado una cantidad pequeña de valores. Se utiliza cuando el mercado se encuentra a la alza.

Los rendimientos por millón invertido en cada instrumento, se muestran en la siguiente tabla:

INVERSION/ MILLONES	MODERADO	MODERADO BALANCEADO	RADICAL	RADICAL AGRESIVO
0	0	0	0	0
1	0.26	0.20	0.17	0.19
2	0.34	0.37	0.03	0.31
3	0.25	0.37	0.14	0.51
4	0.37	0.27	0.25	0.25
5	0.33	0.01	0.11	0.39
6	0.46	0.16	0.13	0.13
7	0.22	0.23	0.16	0.26
8	0.68	0.14	0.23	0.34
9	0.54	0.25	0.34	0.41
10	0.53	0.31	0.25	0.35

3.8.2 MODELACIÓN

Desearnos modelar el comportamiento poblacional de un portafolio de inversión. En éste sistema tenemos un par de especies, el portafolio de inversión (constituido por instrumentos) y los inversionistas. Ambas especies son competitivas y la función de aptitud estará dada por la interacción de cada una de ellas, para ello se seguira el modelo matemático que se vio en 3.6, adaptandolo al modelo genético.

Para poder aplicar el algoritmo genético, lo primero que necesitamos determinar es cual será el esquema a utilizarse para representar las posibles soluciones del problema. En este caso se necesitan 4 bits ($2^4 = 16$) para representar cada solución, porque cada una admite 11 valores

posibles (de 0 a 10). Como existen 4 valores independientes (uno por cada tipo de inversionista), se requieren 16 bits (4 x 4) por cada cromosoma.

Debido a que los 4 bits utilizados para representar una solución pudieran producir más valores de los que se necesitan, se usará una función de ajuste para que los resultados se encuentren en el rango válido.

3.8.3 FUNCIÓN DE APTITUD

$$\text{máximizarse} \quad \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J \sum_{t=1}^T \gamma_{ijt} x_{ijt} \quad (3.8)$$

Se usará una cruce de un punto, la cual se hará como se definió en el capítulo uno. La probabilidad que se dará será de 7%. En cuanto a la mutación se le asignará una probabilidad baja de 0.1%. El tamaño de la población será de 50 cromosomas y se correrá durante 20 generaciones.

Resumiendo se tiene:

OPERADORES	INVERSIONISTAS(MODERADO, BALANCEADO,RADICAL, AGRESIVO)
TAMAÑO POBLACIÓN	50
LARGO CROMOSOMA	16
MÁXIMO GENERACIONES	20
PROBABILIDAD ENTRECruzAMIENTO	7%
PROBABILIDAD MUTACIÓN	0.1%
PERÍODO DE INVERSIÓN	4 MESES

3.8.4 SEUDO-CÓDIGO

Generar población inicial $f(0)$;
 evaluar $f(x)$.
 $t = 0$;
 repetir
 $t = t + 1$;
 generar $f(t)$ usando $f(t-1)$;
 evaluar $f(t)$;
 hasta encontrar una solución óptima.

3.9 RESULTADOS

El programa se realizó en Pascal ver. 7, y se corrió en una maquina Acer 486 con 10 megas en ram.

MÁXIMA APTITUD(UTILIDAD MAXIMA)	1.60	INVERSIÓN PARA MODERADO	1 MILLON
MINIMA APTITUD	1.20	INVERSIÓN PARA M. BALANCEADO	3 MILLONES
SUMA DE APTITUDES	66.05	INVERSIÓN PARA RADICAL	4 MILLONES
PROMEDIO DE APTITUD	1.30	INVERSIÓN PARA RADICAL AGRESIVO	2 MILLONES
GENERACIÓN	1	TIEMPO DE AG	214 SEGUNDOS

El primer resultado que arroja el programa es el de la generación 0, con la cual se comienzan las demás generaciones, la máxima aptitud fue de 154.8615 un mínimo de 120.27 y un promedio de 128.93

Si ese máximo fuera el óptimo del portafolio, las demás generaciones tendrían que ser menores. Pero en la generación 1 cambia, el máximo fue de 160.0526 con un promedio de 130.1101, por lo que la generación 0 no es el óptimo del portafolio, éste criterio se seguirá a lo largo de toda las 20 generaciones hasta que se encuentre el óptimo. En el anexo 2 se presenta toda la corrida. Donde se apreciará que es en la generación 1 donde se encuentra el óptimo, que es de 160.0526 el rendimiento en millones del portafolio.

Se observa que el valor de 147.44 se repite en varias generaciones y que hay algunos brinco en otras, la forma de distribuir los 10 millones por parte de los inversionistas es como se muestra en el cuadro anterior.

En programación dinámica se obtiene el mismo óptimo aunque el tiempo varia. se corrió en 7.86.

El programa se corrió también para una población de 100 individuos con 30 generaciones y 16 bits por cromosoma, en un período de 10 meses obteniéndose un óptimo de 1.8666 millones, en la generación 17; en un tiempo de 2.25 segundos; con una población de 70 individuos, 50 generaciones y 16 bits por cromosoma, en un período de 12 meses se obtuvo un óptimo de 1.7824 millones en el portafolio, se encontro en la generación 44, en un tiempo de 2.53 segundos; en programación dinámica resulta difícil meter esos datos por lo que no se hizo.

INSTRUMENTO	DECISIÓN
ACCIMEX	MARGEN
ACTIREN	ESPERAR
FINLATO	ESPERAR
IEFECTI	ESPERAR
MULTIRE	COMPRA
BANABUR	DESCUBIERTO
ACCIVAL	MARGEN
IXECON	DESCUBIERTO
EFICAS	DESCUBIERTO
CETES	COMPRA

Decisión del inversionista moderado

INSTRUMENTO	DECISIÓN
CETES	MARGEN
ACCIMEX	ESPERAR
INTEGRA	ESPERAR
BMAS	VENDE
FINDEX	DESCUBIERTO
FONBNM	VENDE
ICAPTAL	COMPRA
OFINCRE	VENDE
MULTIFE	ESPERAR
MASECA	DESCUBIERTO

Decisión del inversionista moderado
balanceado

INSTRUMENTO	DECISIÓN
FINNOVA	COMPRA
APOLO6	DESCUBIERTO
APASCO	DESCUBIERTO
BACHOCO	DESCUBIERTO
CEMEXB	COMPRA
ELECTRA	MARGEN
ICA	VENDE
T-BILL 6MESES	ESPERAR
T-NOTE 5 AÑOS	VENDE
T-BOND 30 AÑOS	ESPERAR

Decisión del inversionista radical

INSTRUMENTO	DECISIÓN
APOLO6	VENDE
ARA	COMPRA
APASCO	MARGEN
BACHOCO	COMPRA
CEMEXB	MARGEN
ELECTRA	ESPERAR
ICA	COMPRA
T-BILL 6MESES	COMPRA
T-NOTE 5 AÑOS	DESCUBIERTO
T-BOND 30 AÑOS	COMPRA

Decisión del inversionista radical agresivo

Decisiones tomadas para un rendimiento de 1.60 millones en el portafolio.

CONCLUSIONES Y SUGERENCIAS

El arte de mantener una cartera de valores se basa generalmente en diversas teorías y supuestos acerca de factores, algunos de los cuales no se pueden conocer a menos que se esté en el interior. Hay estrategias de compra y venta basadas en análisis estadísticos de precios de stocks, el precio del oro, etc.

Se puede pensar que el mercado de valores simplemente es demasiado complicado de simular, que tiene demasiadas variables y demasiadas incognitas; que cambia salvajemente unas veces y discurre suavemente otras. Sin embargo, el problema en si mismo es la solución, debido a que el mercado es tan complejo, se puede pensar como compuesto por sucesos que ocurren aleatoriamente. Esto significa que se puede simular el mercado de valores como una serie de sucesos desconectados y aleatorios.

Es de ésta manera que se eligió al algoritmo genético para desarrollar el problema del portafolio de inversión, ya que reúne todos los elementos aleatorio matemáticos para poder resolverlo.

El algoritmo genético se adapta con facilidad a todo tipo de problemas de optimización, además de que el resultado lo arroja en tiempo favorable. El algoritmo al imitar el proceso natural a través de los operadores (selección, entrecruzamiento y mutación) se evita especificar las restricciones de los problemas, sólo es necesario proveer al algoritmo de una función objetivo que evalúa a toda la población hasta encontrar el óptimo.

Todos los elementos que integran el algoritmo genético interactúan entre sí, si uno cambia toda la estructura del algoritmo cambia automáticamente, es decir, si cambia la probabilidad de mutación, automáticamente todo cambia.

El óptimo puede encontrarse en la primera generación y mantenerse en las demás, o también puede encontrarse un óptimo en el último momento (última generación) es decir, que en cualquier momento se puede encontrar el óptimo.

En el ejemplo la mejor generación fue la número 1, con una aptitud óptima de 1.6034. El tiempo que se tardó en encontrar el óptimo fue de 2.14 segundos mientras que en programación dinámica fue de 7.86, el óptimo fue de 1.60.

En el resultado obtenido para los portafolios de inversión, se nota que aunque se tengan muchos instrumentos el rendimiento de este puede ser bajo y viceversa, aunque esto depende del riesgo de los instrumentos y bajo las condiciones en que se están adquiriendo como son las tasas de interés.

Existen muchas alternativas para resolver un problema de portafolio de inversión, como en programación dinámica, programación entera, programación cuadrática, estadísticos entre

otros, sin embargo el tiempo de resolución es muy grande (computacionalmente hablando) y para la toma de decisiones se necesita tener un tiempo óptimo menor. El algoritmo genético proporciona tiempos óptimos para toma de decisiones rápidas.

La idea de usar los principios de evolución para resolver problemas difíciles y los modelos naturales son prometedoras. El algoritmo genético describe los primeros pasos dirigidos en esa dirección. Necesariamente, el algoritmo es abstracto por el uso de conceptos biológicos y teniendo la variedad de sistemas basados en los principios genéticos. Más generalmente, los mecanismos biológicos de los conocidos empiezan a ser incorporados en los sistemas computacionales, que incluyen virus, parásitos y sistemas inmunes.

Desde la perspectiva de los algoritmos, el genético es un método estocástico de resolver problemas, un área importante para que en un futuro se investigue en problemas más sofisticados.

El algoritmo genético es un proceso robusto adaptativo de técnicas de investigación, por lo que está hecho para resolver problemas reales. Las dos áreas de mayor investigación en un futuro será la explotación en paralelo y la programación de aplicaciones híbridas con la ayuda de redes neuronales, sistemas expertos y las tradicionales como bases de datos.

BIBLIOGRAFÍA

- [1] **Biología e Investigación Científica**
Jeffrey J.V. Baker, Garland E. Allen
Ed. Fondo Educativo Interamericano S.A.
1992, pags 344-372.

- [2] **Biología**
Claude A. Ville
Ed. Panamericana
1992, pags. 562-582

- [3] **Adaptation in Natural and Artificial Systems**
John Hooland
Ed. Mit Press
1992

- [4] **Genetic Algorithm in Search, Optimization and Machine Learning**
David E. Goldberg
Ed. Addison Wesley Publisher Company Inc.
1989

- [5] **Genetic Programing**
John R. Koza
Ed. Massachussetts Institute of Technology
1992

- [6] **Fundation of Genetic Algorithm**
Ed. Morgan Kauffman Publishers Inc.
1991

- [7] **Artificial Evolution and Artificial Intelligence**
Rechenberg, ing
Ed. Capman Hall
1989

- [8] **Filosofía de la Inteligencia Artificial**
Margaret A. Boden
Ed. Fondo de Cultura Económica
1994

-
- [9] **Genetic Algorithms: Principles of Natural Selection Applied Computation**
Stephanie Forrest
Revista: Science, Vol. 261, Agosto 1993
- [10] **Genetic Algorithm**
Peter J. Denning
American Scientist, vol 80, 1992
- [11.] **Genetic Algorithm**
John H. Hollan
Revista: Scientific American, vol. 76 July 1992
- [12] **Genetic Algorithm Programming Environment**
José L. Rebeiro Filho and Philip C. Treleaven
Revista: IEEE, vol 1290 1994
- [13] **Introducción al Algoritmo Genético**
Carlos A. Coello Coello
Revista: Soluciones Avanzadas. Enero 1995
- [14] **The Art of Genetic Algorithm**
Internet: http://terra.d.umn.edu/Genetic_algorithm/#Illustration
- [15] **State of the Art of Portafolio Selection**
Robert R. Trippi, Joe K. Lee
Probus Publishing Company
1992
- [16] **Investmens**
Zvi Bodie, Alex Kane, Alan J. Marcus
Richard D. Irwin Inc.
1993
- [17] **Analisis de Inversiones Modelos y Aplicaciones**
Alberto Moreno Bonnet
Facultad de ingenieria. División de Estudios de Postgrado.
- [18] **Las Nuevas Finanzas en México**
Catherine Mansell Carstens
ITAM, IMEF
1994
-

-
- [19] El Mercado de Valores en México
Efrain jCaro R., J.Javier Robles R.
Ed. Ariel Divulgaciones
1995
- [20] Prontuario Bursatil y Financiero
Gonzalo Cornina Ortega
Ed. Trillas
1994
- [21] Folletos de la Bolsa Mexicana de Valores
1996
- [22] Apuntes de Prgomación Entera
Idalia Flores de la Mota
ED. Facultad de Ingenieria UNAM
- [23] Complejidad Computacional de Algoritmos
Ramírez-López-Gutiérrez
UAM-Azcapotzalco
1993
- [24] Turbo Pascal 7
Juan García Martínez
Ed. Paraninfo
1995
- [25] Turbo Pascal 7
Manual de Referencia
Stephen O'Brien
Mc. Graw Hill
1993
- [25] Pc Magazine
Turbo Pascal 6
1993.
- [27] Periódico El Financiero
Período de Mayo- Diciembre 1997
- [23] El Nuevo Inversionista
Enero 1998
-

ANEXO 1. SITUACIÓN ECONÓMICA DE MÉXICO

Para 1998 y de acuerdo con los criterios generales de política económica, el PIB crecerá 5.2%, la inflación anual ascenderá a 12%, en tanto que el tipo de cambio promedio se estima en \$8 75% pesos por dólar.

También para 1998 se ha pronosticado que las acciones pueden ser una verdadera inversión ¿por qué?, porque en algunos sectores existen acciones rezagadas con respecto al comportamiento del mismo sector; su precio se ha estancado, o por lo menos no ha subido con la misma velocidad que el resto de las acciones que componen el sector, y no hay razón aparente que motive éste rezago. O bien, conocemos la razón y sabemos que se trata de una situación circunstancial, por lo que el comportamiento de la empresa y el precio de su acción tendrá que subir en un momento dado.

Los sectores más dinámicos durante los primeros tres trimestres de 1997 fueron los vinculados con el mercado interno y la demanda del consumidor; servicios, bebidas, alimentos, sectores que se habían rezagado, como el financiero y el de comercio; y el sector de los grupos industriales, vitro, alfa, carso desc, etc, por la amplia gama de actividades económicas de sus subsidiarias.

Los resultados señalan que el sector minero y el químico siguen deprimidos por una combinación de sobreoferta y bajos precios internacionales. Tal vez fueron beneficiados por la devaluación del peso en octubre, como pasó con el sector minero después de la devaluación de 1994, aunque la reciente caída de la moneda mexicana fue más un ajuste que una abrupta devaluación; además estos dos sectores todavía están en la parte baja de su ciclo de negocios, a pesar de la volatilidad que sufren los tipos de cambio de las monedas en papel, los precios del oro y la plata continúan bajas.

El sector que sí puede verse beneficiado por una depreciación de 10 a 12% en el tipo de cambio peso-dólar es el siderúrgico, pues se ha modernizado, es competitivo y tiene relativamente bajos costos en comparación con el promedio mundial, un peso sobrevaluado había menguado sus ventas y utilidades.

Otro sector que vale la pena comentar es el de la construcción. A pesar de que en Bolsa mostró pobres resultados al final del tercer trimestre de 1997, los productores de cemento y otros materiales de construcción aumentaron sus ventas. Y es que a los grandes constructores les han pegado por dos lados: operativamente, con la falta de grandes obras de infraestructura, y en términos financieros, con el rescate de las carreteras concesionarias privadas.

En realidad, lo que ha sostenido a éste sector son las constructoras de casas, que no hace mucho se alistaron en la BMV. Ellas, junto con muchos constructores de menor escala y la llamada autoconstrucción, contribuyen, al incremento en el consumo de materiales de éste tipo.

El hecho de que un sector se encuentre rezagado no quiere decir que todas las acciones que lo componen son gangas. Tampoco puede decirse que no existen oportunidades con acciones rezagadas en sectores que se han adelantado al promedio de la Bolsa.

El sector comercial, representa 17.47% de los 21 mil millones de acciones operadas en los primeros nueve meses de 1997, y la cantidad de acciones operadas en éste sector aumentó 151% comparado con el mismo período del año anterior.

El sector minero sólo representó 1.8% del total de las acciones operadas en los primeros tres trimestres de 1997, pero también la cantidad de acciones operadas aumentó más de 100% en comparación con el mismo período del año anterior. En cambio, los grupos industriales representaron 12% de las acciones operadas en el citado período de 1997, pero fueron 351.75% menos la cantidad de acciones operadas que en el mismo período de 1996.

Lo que esto demuestra es que un fuerte incremento en la operatividad de un sector no necesariamente indica que los precios de las acciones en éste sector están subiendo a paso veloz, comparado con el promedio del mercado. Puede estar pasando precisamente lo contrario; cuando se desploman los precios de un sector, los inversionistas al salir terminará por "tirarlo". Mientras tanto, el sector cuya operatividad parece estar rezagado porque ha bajado la compra y venta de sus acciones, puede ser tan atractivo que la gente no quiere desprenderse de él.

Antes de sacar conclusiones hay que investigar las causas de cualquier cambio brusco en la operatividad de las acciones.

FACTORES POLÍTICOS

Un factor muy importante que ha repercutido tanto en 1997 como en 1998 en los precios de la bolsa mexicana de valores como en las del resto del mundo es sin duda, el "fenómeno dragón"; ¿cómo surgió éste fenómeno?.

Todo comenzó con un cambio brusco en la recién adquirida isla de Hong Kong por China, esto provocó que la paridad fija del dólar en dicha isla aumentará con respecto al dólar norteamericano, provocando que las tasas de interés en aquel país aumentarán, lo que golpeo duramente al mercado de capitales.

La principal razón de los temores de Hong Kong para tener los efectos tan profundos en los mercados de capital tanto emergentes como de las principales economías, es la posición de China. Es decir la incertidumbre de la reacción de China.

Ahora bien los mercados de Francia, Alemania, Italia y España están vulnerables a liquidaciones adicionales que se pudieran presentar en el mercado Asiático.

La situación del peso mexicano se debe de estabilizar ya que es altamente probable que la divisa nacional caiga por debajo de sus niveles actuales a menos que se haga un fuerte movimiento devaluatorio en Hong Kong.

El efecto en los mercados latinos es adverso sobre las economías da la fragilidad de estar ante la movilidad de los flujos internacionales de capital

El índice Hang Seng del mercado de Hong Kong tuvo un ligero repunte pero fue anulado por la especulación sobre la paridad cambiaria del dólar frente a la divisa norteamericana. El mercado accionario sufrió un doble embate, primero las ventas tanto de inversionistas locales como de extranjeros se incrementaron principalmente sobre fondos de inversión. Segundo fue descendiendo el comportamiento de los futuros del índice accionario que ahondaron la caída.

En México la posición ante el dólar y sobre los sectores financieros de las países emergentes explica la tendencia descendente, mostrada también por los instrumentos gubernamentales de deuda que sobrevino principalmente por países latinoamericanos, tras observar un ajuste por parte de inversionistas internacioales en instrumentos de renta fija, tales como los bonos de tesoro, estandarizando a largo plazo y pasar ia inversiones de menor riesgo.

Después del desplome del mercado accionario se presento el efecto domino a nivel mundial, es decir, las reacciones gubernamentales provocaron un inmediato incremento en las tasas de interés locales para defender al dólar de la especulación. De esta manera todos los valores fueron proyectados a la baja por lo que en en Asia retrocedio 6%, Europa 3%, en América Latina 5% y en Nueva York el índice Down Jones bajó 2.33% Con lo que se demuestra que existe interdependencia en los mercados financieros

Otro factor importante que ha afectado mundialmente los valores internacionales, principalemten es el conflicto de Irak con EE.UU y la ONU. afectando principalmente el precio del petróleo y considerablemente los índices de precios en todas las bolsas de valores.

```
program sga;

uses crt, dos, printer;

const maxpop = 100;
      maxstring = 100;
      probability = 0.5;

type
  allele = boolean;
  chromosome = array[1..maxstring] of allele;
  individual = record
    chrom: chromosome;
    x: real;
    fitness: real;
    parent1, parent2, xsite: integer;
  end;

  population = array[1..maxpop] of individual;

var list, oldpop, newpop: population;
    fit: individual; longitud: integer;
    popsize, lchrom, gen, maxgen: integer;
    pcross, pmutation, sumfitness: real;
    nmutation, ncross: integer;
    avg, max, min: real;
    respuesta: char; resp: boolean; fin: boolean;
    numero: integer;
    M, MB, R, RA: REAL;

function menuselec: char;
var ca: char;
begin
  writeln('1.todosresultados ');
  writeln('2.iniciar');
  writeln('3.generaciones ');
  writeln('4.estadisticas2');
  writeln('5.initreport ');
  writeln('6.tiempo2 ');
  writeln('7.cuantoinvierte ');
  writeln('8.fin');
```

```
repeat writeln;  
write('introducir la eleccion:');  
read(ca); ca := upcase(ca); writeln;  
until (ca = '1') and (ca < '8');  
menuselec := ca;  
end;
```

```
procedure pause (pauselength:integer);  
const maxpause = 2500;  
var j, j1:integer;  
    x:real;  
begin  
  for j := 1 to pauselength do  
    for j1 := 1 to maxpause do x := 0.0 + 1.0;  end;
```

```
procedure page(var out:text);  
begin write(out,chr(12)) end;
```

```
procedure repchar(var out:text; ch:char; repcount:integer);  
var j:integer;  
begin for j := 1 to repcount do write(out,ch) end;
```

```
procedure skip(var out:text; skipcount:integer);  
var j:integer;  
begin for j := 1 to skipcount do writeln(out) end;
```

```
function power(x:real; y:integer):real;  
begin
```

```
  power := abs((y*LN(X))); end;
```

```
var oldrand:array[1..55] of real;  
    jrand:integer;
```

```
procedure advance_random;  
var j1:integer;  
    new_random:real;  
begin  
  for j1 := 1 to 24 do  
    begin  
      new_random := oldrand[j1] - oldrand[j1 + 31];  
      if (new_random < 0.0) then new_random := new_random + 1.0;  
      oldrand[j1] := new_random;
```

```

end;
for j1: = 25 to 55 do
begin
  new_random := oldrand[j1] - oldrand[j1-24];
  if (new_random < 0.0) then new_random := new_random + 1.0;
  oldrand[j1] := new_random;
end;
end;

```

```

procedure warmup_random(random_seed:real);
var j1,ii:integer;
    new_random,prev_random:real;
begin
  oldrand[55] := random_seed;
  new_random := 1.0e-9;
  prev_random := random_seed;
  for j1: = 1 to 54 do
    begin
      ii := 21*j1 mod 55;
      oldrand[ii] := new_random;
      new_random := prev_random - new_random;
      if (new_random < 0.0) then new_random := new_random + 1.0;
      prev_random := oldrand[ii];
    end;
    advance_random; advance_random; advance_random;
  end;

```

```

function random1:real;
begin
  jrand := jrand + 1;
  if (jrand > 55) then
    begin jrand := 1; advance_random end;
  random1 := oldrand[jrand];
end;

```

```

function flip(probability:real):boolean;
begin
  if probability = 1.0 then flip := true
  else flip := (random1 < probability);
end;

```

```

function rnd(low,high:integer):integer;
var i:integer;

```

```

begin
  if low = high then i := low
  else begin
    i := trunc( random * (high-low+ 1) + low);
    if i high then i := high;
  end;
  rnd := i;
end;

procedure randomize;
var randomseed:real;
begin
  repeat
    write('Introduzca un nmero aleatorio (0.0..1.0) ');
    readln(randomseed);
  until (randomseed0) and (randomseed);
  warmup_random(randomseed);
end;

{ initial.sga: contains initdata, initpop, initreport, initialize }
function objfunc(var x:real):real;
const coef = 10737418231.0;
      n = 10;
begin
  objfunc := POWER (x/coef,n);
end;

function decode(chrom:chromosome; lbits:integer):real;
var j:integer; accum: real; powerof2:real;
begin
  accum := 0.0; powerof2 := 1;
  for j := 1 to lbits do begin
    if chrom[j] then accum := accum + powerof2;

    powerof2 := powerof2*2
  end;
  decode := accum;
end;

procedure estadisticas(popsiz: integer;
  var max,avg, min,sumfitness:real;
  var pop:population);
{ calcula la estadistica de la poblacion}
var j:integer;

```



```

begin
sumfitness := pop[1].fitness;
min      := pop[1].fitness;
max      := pop[1].fitness;
for j := 2 to popsize do with pop[j] do begin
  sumfitness := sumfitness + fitness;
  if fitness > max then max := fitness;
  if fitness < min then min := fitness;
end;
avg := sumfitness/popsize;

end;

procedure initdata;
var ch:char; j:integer;
fit:boolean;
begin
fit := false;
clrscr;
writeln(' :19, '-----');
writeln(' :19, 'PROGRAMA GENETICO-FINANCIERO');
writeln(' :9, 'PARA LA OPTIMIZACION DE UN PORTAFOLIO DE INVERSION', ' :10
      , 'PAG');
writeln(' :19, 'POR ACT MINERVA ROBLES');
writeln(' :19, 'FACULTAD DE INGENIERIA POSTGRADO');
writeln(' :19, 'MARZO 1998');
writeln(' :19, '-----');
{writeln(lst);}
  writeln('-----');
  writeln('PARAMETROS DE INICIACION DEL ALGORITMO');
  pause(7);
  writeln('-----');
  write('introducir largo de la poblacion-----'); readln(popsize );
  write('introducir largo del cromosoma-----'); readln(lchrom );
  write('introducir max generaciones-----'); readln(maxgen );
  write('introducir probabilidad de entrecruzamiento-'); readln(pcross );
  write('introducir probabilidad de mutacion-----'); readln(pmutation);
  writeln('-----');
  pause(5);
  randomize;
  pause(2);
  nmutation := 0;
  ncross := 0;
  M := 0; MB := 0; R := 0; RA := 0;

```

```

end;

procedure initreport;
begin
writeln('-----');
writeln('-----ESTADISTICA GENERACION 0-----');
writeln('-----');
writeln('      maximo fitness    = ',max:6:4);
writeln('      minimo fitness    = ',min:6:4);
writeln('      suma del fitness   = ',sumfitness:6:4);
writeln('      promedio del fitness = ',avg:6:4);
writeln('-----');
writeln(' pulsar enter para continuar');
READLN;
{page(lst)}
end;

```

```

procedure initpop;
var j,j1:integer;
begin
  for j:=1 to popsize do with oldpop[j] do begin
    for j1:=1 to lchrom do chrom[j1]:= flip(0.5);
    x:= decode (chrom, lchrom);
    fitness:= objfunc (x);
    parent1:= 0; parent2:= 0; xsite:= 0;
  end;
end;

```

```

procedure iniciar;
begin
  initdata;
  initpop;
  estadisticas(popsiz, max, avg, min, sumfitness, oldpop);
  initreport;
end;

```

```

procedure writechrom( chrom:chromosome; lchrom:integer);
var out:text;
var j:integer;
begin
  for j:= lchrom downto 1 do
    if chrom[j] then write('1')
    else write('0');

```

```

end;

procedure report(gen:integer);
const linelength = 142;
var j:integer;
begin

    M:= M+ 1; MB:= MB+ 2; R:= R+ 3; RA:= RA+ 4;
    writeln('-----');
    writeln('    REPORTE DE LA POBLACION    ');
    writeln('-----');
    writeln('generation',gen-1:2);
    writeln('generation',gen:2);
    write('# string X fitness');
    write('# parents xsite');
    writeln(' string X fitness');
    writeln('-----');
    pause(5);    PAUSE(LINELENGTH);
    for j := 1 to popsize do begin
        write(j:2, ' ');
        with oldpop[j] do begin;
            writechrom (chrom,lchrom);
            write(' ',x10, ' ',fitness:6:4,");
        end;
        pause(2);
        with newpop[j] do begin
            write(j:2, ' '); write(' ',('parent1:2;',parent2:2,');');
            write(' ',xsite:2, ' ');
            writechrom (chrom, lchrom);
            write(' ',x10, ' ', fitness:6:4);
            end;
            pause(5);
            end;
            pause(2);
            PAUSE(LINELENGTH);

    writeln('-----');
    writeln('# GENERACION ', gen:2,;',
            ' MAX= ', MAX:6:4, ', MIN= ', MIN:6:4, ', PROM= ',AVG:6:4, ', SUM= '
            ',SUMFITNESS:6:4, ', nmutation= ', nmutation:2, ', ncross= ',
            ncross:2);
    writeln('-----');
    { WRITELN('M= ', M:2, ' MB= ', MB:2, ' R= ', R:2, ' RA= ', RA:2);}
    pause(7);    PAUSE(LINELENGTH); {writeln(lst);}

```

```

end;

procedure regis;
const linelength = 142;
begin
  writeln('-----');
  writeln(lst, ' GENERACION ', gen:2, ',',
    ' MAX= ', MAX:6:4, ',', MIN= ', MIN:6:4, ', PROM= ', AVG:6:4, ', SUM= ',
    ' SUMFITNESS:6:4, ', nmutation= ', nmutation:2, ', ncross= ',
    ncross:2);
  writeln('-----');
end;

procedure cuantoinvierte;
const linelength = 142;
var
  a:array[1..4] of integer;
  b:array[1..4] of integer;
  c:array[1..4] of integer;
  d:array[1..4] of integer;

  i:integer; random3:real;

begin
  clrscr;
  writeln('moderado');
  for i = 1 to 1 do
    begin
      a[i] = random(3) + 1;
      write(a[i]:5);
      if i$ then write('0');
    end;
  writeln;
  writeln('moderado balanceado');
  for i = 1 to 1 do
    begin
      b[i] = random(10) + 3;
      write(b[i]:5);

      cnd;
      writeln;
      writeln('radical');
      for i = 1 to 1 do
        begin

```

```

    c[i] := random(5);
    write(c[i]:5);
  end;
writeln;
writeln('radical agresivo');
for i = 1 to 1 do
  begin
    d[i] := random(4) + 2;
    write(d[i]:5);
  end;

  writeln;
  readln;

end;

function select(popsiz:integer, sumfitness:real; {seleccin a travs de}
  pop:population):integer;          {de ruleta}
var rand, partsum:real;
j:integer;

begin
  partsum := 0.0; j := 0;
  rand := random * sumfitness;
  repeat
    j := j + 1;
    partsum := partsum + pop[j].fitness;
  until (partsum = rand) or (j = popsize);
  select := j;
end;

function mutation(alleleval:allele; pmutation:real;
  var nmutation:integer):allele;
  var mutate:boolean;

begin
  mutate := flip(pmutation);
  if mutate then begin
    nmutation := nmutation + 1;
    mutation := not alleleval;
  end else
    mutation := alleleval;
end;

procedure crossover(var parent1, parent2, child1, child2:chromosome;

```

```

    var lchrom, ncross, nmutation, jcross:integer;
    var pcross, pmutation:real);
    var j:integer;
begin
  if flip(pcross) then begin
    jcross := rd(1, lchrom);
    ncross := ncross + 1;
  end else
    jcross := lchrom ;
  for j := 1 to jcross do begin
    child1[j] := mutation(parent1[j], pmutation, nmutation);
    child2[j] := mutation(parent2[j], pmutation, nmutation);
  end;
  if jcross<lchrom then
    for j := jcross+ 1 to lchrom do begin
      child1[j] := mutation(parent2[j], pmutation, nmutation);
      child2[j] := mutation(parent1[j], pmutation, nmutation);
    end;
end;

```

**ESTA TESIS NO DEBE
SALIR DE LA BIBLIOTECA**

```

procedure generacion;
var xsite, j, mate1, mate2,jcross:integer;
begin
  j := 1;
  jcross:= 0;
  xsite:= 0;
  repeat
    mate1 := select(popsiz, sumfitness, oldpop);
    mate2 := select(popsiz, sumfitness, oldpop);
    crossover (oldpop[mate1].chrom, oldpop[mate2].chrom,
      newpop[j].chrom, newpop[j+ 1].chrom,
      lchrom, ncross, nmutation, jcross,
      pcross, pmutation);
    with newpop[j] do begin
      x := decode(chrom, lchrom);
      fitness := objfunc(x);
      parent1 := mate1;
      parent2 := mate2;
      xsite := jcross;
    end;
    with newpop[j+ 1] do begin
      x := decode(chrom, lchrom);
      fitness := objfunc(x);
      parent1 := mate1;
      parent2 := mate2;
    end;
  until (fitness <= fitness_min);
end;

```

```

        xsite := jcross;
        end;
        j := j + 2;
    until jpopsize
    end;

procedure tiempo2;
var h, m, s, s100: word;
    arranque, parada: real;

procedure activarreloj;
begin
    gettime(h, m, s, s100);
    arranque := (h*3600) + (m*60) + s + (s100/100);
end;

procedure pararreloj;
var N: longint;
const repetitions = 1000000;
begin
    N := N;
    for N := 0 to repetitions do;
        begin
            gettime(h, m, s, s100);
            parada := (h*3600) + (m*60) + (s) + (s100/100);
            writeln('tiempo en encontrar el optimo = ',parada-arranque{-parada}:0.2,
                ' ', 'segundos');
            readln;
        end; end;

var ij: integer;
begin j := 0;
    activarreloj;
    { iniciar;}
    generacion;
    estadisticas(popsize, max, avg, min, sumfitness, newpop);
    { cuantoinvierte;}

    for i := 1 to maxint do
        begin
            j := j + 1
        end;
    pararreloj;

```

```

end;

procedure todosresultados;
begin
  gen:= 0;
  iniciar;
  repeat
    gen:= gen + 1;
    generacion;
    estadisticas(popsize, max,avg, min, sumfitness, newpop);
    report(gen);
    cuantoinvierte;
    oldpop := newpop;
  until (gen = maxgen);
  tiempo2;
  END;

procedure generaciones;
const linelength = 142;
begin
  gen:= 0;
  repeat
    gen:= gen + 1;
    generacion;pause(7);
    estadisticas(popsize, max,avg, min, sumfitness, newpop);
    report(gen);pause(5);
  repeat;
    oldpop := newpop;
  until (gen = maxgen);
  END;

procedure estadisticas2;
const linelength = 142;
begin
  gen:= 0;
  repeat
    pause(5);
    gen:= gen + 1;
    generacion;pause(12);
    estadisticas(popsize, max,avg, min, sumfitness, newpop);pause(12);
  { report(gen);} pause(5);
  repeat;
    oldpop := newpop;pause(5);
  until (gen = maxgen);pause(5)
  END;

```



```
begin
clear
fin:= false;
repeat
case menuselec of
'1': todosresultados;
'2': iniciar ;
'3': generaciones;
'4': estadisticas2;
'5': initreport ;
'6': tiempo2;
'7': cuantoinvierte;
'8': fin:= true;
else writeln('opcion invalida- vuelva a escoger');
end;
until fin= true;
end.
```

ANEXO III CORRIDA DE DINAMICA Y GENETICA
 PROBLEMA DE PORTAFOLIO DE INVERSION CON PROGRAMACION DINAMICA

ETAPA 1

x/d	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	g(x)	d*
0	0											0	0
1		0.19										0.19	1
2			0.31									0.31	2
3				0.65								0.51	3
4					0.25							0.25	4
5						0.39						0.39	5
6							0.13					0.13	6
7								0.76				0.26	7
8									0.64			0.34	8
9										0.67		0.41	9
10											0.73	0.45	10

ETAPA 2

x/d	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	g(x)	d*
0	0											0	0
1	0.19	0.36										0.36	1
2	0.31	0.48	0.34									0.48	1
3	0.51	0.68	0.54	0.65								0.68	1
4	0.25	0.42	0.28	0.39	0.5							0.5	4
5	0.39	0.56	0.42	0.53	0.64	0.5						0.56	1
6	0.13	0.3	0.16	0.27	0.38	0.24	0.26					0.38	4
7	0.26	0.43	0.29	0.4	0.51	0.37	0.39	0.42				0.51	4
8	0.34	0.51	0.37	0.48	0.59	0.45	0.47	0.5	0.57			0.57	8
9	0.41	0.58	0.44	0.55	0.66	0.52	0.54	0.57	0.64	0.65		0.66	4
10	0.45	0.62	0.48	0.59	0.7	0.56	0.58	0.61	0.68	0.69	0.7	0.7	4

ETAPA 3

x/d	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	g(x)	d*
0	0											0	0
1	0.36	0.56										0.56	1
2	0.48	0.68	0.85									0.85	2
3	0.68	0.88	1.05	1.05								1.05	2,3
4	0.5	0.7	0.87	0.87	0.77							0.87	2,3
5	0.56	0.76	0.93	0.93	0.83	0.57						0.93	2,3
6	0.38	0.58	0.75	0.75	0.65	0.39	0.54					0.75	2,3
7	0.51	0.71	0.88	0.88	0.78	0.52	0.67	0.74				0.88	2,3
8	0.57	0.77	0.94	0.94	0.84	0.58	0.73	0.8	0.71			0.94	2,3
9	0.66	0.86	1.03	1.03	0.93	0.67	0.82	0.89	0.8	0.91		1.03	2,3
10	0.7	0.9	1.07	1.07	0.97	0.71	0.86	0.93	0.84	0.95	0.7	1.07	2,3

ETAPA 4

	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	g(x)	d*
	1.6	1.57	1.62	1.1	1.21	1.26	1.24	1.3	1.19	0.82	0	1.6	1

TIEMPO 7.86

óptimo 1.60 millones

1 millon moderado

3 millones moderado balanceado

4 millones radical

2 millones radical agresivo

 PARAMETROS DE INICIACION DEL ALGORITMO

introducir largo de la poblacion-----50
 introducir largo del cromosoma-----16
 introducir max. generaciones-----20
 introducir probabilidad de entrecruzamiento-.07
 introducir probabilidad de mutacion-----.001

Introduzca un número aleatorio (0.0..1.0) >.5

-----ESTADISTICA GENERACION 0-----

maximo fitness = 154.8615
 minimo fitness = 120.2726
 suma del fitness = 6446.5906
 promedio del fitness = 128.9318

GENERACION 1, MAX= 160.0526, MIN= 120.2726, FROM=130.1101
 SUM=6503.5060, nmutation=0, ncross= 4
 GENERACION 2, MAX= 154.8615, MIN= 120.2726, FROM=128.8283
 SUM=6441.4144, nmutation=0, ncross= 5
 GENERACION 3, MAX= 147.4492, MIN= 120.2726, FROM=128.8264
 SUM=6441.3176, nmutation=1, ncross= 8
 GENERACION 4, MAX= 147.4492, MIN= 120.2726, FROM=128.2862
 SUM=6414.3076, nmutation=3, ncross= 11
 GENERACION 5, MAX= 147.4492, MIN= 120.2726, FROM=128.7453
 SUM=6437.2645, nmutation=3, ncross= 12
 GENERACION 6, MAX= 147.4492, MIN= 120.2701, FROM=127.8669
 SUM=6393.3452, nmutation=5, ncross= 15
 GENERACION 7, MAX= 147.0764, MIN= 120.2726, FROM=127.5628
 SUM=6378.1375, nmutation=5, ncross= 17
 GENERACION 8, MAX= 147.0764, MIN= 120.2726, FROM=128.1538
 SUM=6407.6909, nmutation=6, ncross= 17
 GENERACION 9, MAX= 147.0764, MIN= 120.2726, FROM=128.3540
 SUM=6417.7024, nmutation=7, ncross= 20
 GENERACION 10, MAX= 147.0764, MIN= 120.2726, FROM=128.7305
 SUM=6436.5258, nmutation=7, ncross= 23
 GENERACION 11, MAX= 147.0764, MIN= 120.2726, FROM=129.8277
 SUM=6491.3845, nmutation=7, ncross= 24
 GENERACION 12, MAX= 148.5952, MIN= 120.2726, FROM=130.6271
 SUM=6531.3533, nmutation=8, ncross= 24
 GENERACION 13, MAX= 147.0764, MIN= 121.0290, FROM=130.7001
 SUM=6535.0058, nmutation=10, ncross= 28
 GENERACION 14, MAX= 147.0764, MIN= 120.7618, FROM=129.2273
 SUM=6461.3640, nmutation=11, ncross= 32
 GENERACION 15, MAX= 138.5033, MIN= 121.0290, FROM=130.0736
 SUM=6503.6819, nmutation=12, ncross= 32
 GENERACION 16, MAX= 148.5688, MIN= 122.0803, FROM=131.7909
 SUM=6589.5471, nmutation=13, ncross= 33
 GENERACION 17, MAX= 148.5688, MIN= 122.0803, FROM=133.9611
 SUM=6698.0560, nmutation=13, ncross= 34
 GENERACION 18, MAX= 148.5688, MIN= 122.0859, FROM=135.8297
 SUM=6791.4861, nmutation=15, ncross= 36
 GENERACION 19, MAX= 153.8099, MIN= 122.0859, FROM=135.5787
 SUM=6778.9366, nmutation=15, ncross= 38
 GENERACION 20, MAX= 153.8099, MIN= 122.0859, FROM=138.1631
 SUM=6908.1564, nmutation=15, ncross= 41

 PARAMETROS DE INICIACION DEL ALGORITMO

introducir largo de la poblacion-----100
 introducir largo del cromosoma-----16
 introducir max. generaciones-----30
 introducir probabilidad de entrecruzamiento-.07
 introducir probabilidad de mutacion-----.001

Introduzca un numero aleatorio (0.0..1.0) >.5

-----ESTADISTICA GENERACION 0-----

maximo fitness = 164.1740
 minimo fitness = 120.2726
 suma del fitness = 12973.4320
 promedio del fitness = 129.7343

GENERACION 1, MAX= 164.1740, MIN= 120.2726, PROM=131.5678
 SUM=13156.7793, nmutation= 0, ncross= 4
 GENERACION 2, MAX= 164.1740, MIN= 120.2726, PROM=132.3924
 SUM=13239.2387, nmutation= 2, ncross= 8
 GENERACION 3, MAX= 164.1740, MIN= 120.2726, PROM=134.4313
 SUM=13443.1348, nmutation= 4, ncross= 12
 GENERACION 4, MAX= 164.2750, MIN= 120.2726, PROM=134.3241
 SUM=13432.4088, nmutation= 5, ncross= 14
 GENERACION 5, MAX= 164.1615, MIN= 120.2726, PROM=134.7212
 SUM=13472.1234, nmutation= 5, ncross= 17
 GENERACION 6, MAX= 164.1615, MIN= 120.2726, PROM=136.1017
 SUM=13610.1695, nmutation= 8, ncross= 20
 GENERACION 7, MAX= 164.1615, MIN= 120.8660, PROM=137.2710
 SUM=13727.0982, nmutation=10, ncross= 27
 GENERACION 8, MAX= 164.2750, MIN= 122.1656, PROM=138.1411
 SUM=13814.1088, nmutation=11, ncross= 29
 GENERACION 9, MAX= 164.2750, MIN= 122.1656, PROM=137.8716
 SUM=13787.1627, nmutation=13, ncross= 32
 GENERACION 10, MAX= 164.2750, MIN= 122.1656, PROM=138.9126
 SUM=13891.2632, nmutation=14, ncross= 34
 GENERACION 11, MAX= 164.2750, MIN= 125.2907, PROM=140.4544
 SUM=14045.4354, nmutation=15, ncross= 35
 GENERACION 12, MAX= 164.2750, MIN= 126.0193, PROM=141.7733
 SUM=14177.3292, nmutation=17, ncross= 41
 GENERACION 13, MAX= 164.2750, MIN= 125.8786, PROM=142.6026
 SUM=14260.2578, nmutation=19, ncross= 45
 GENERACION 14, MAX= 164.2750, MIN= 125.8786, PROM=144.2701
 SUM=14427.0057, nmutation=20, ncross= 49
 GENERACION 15, MAX= 164.2750, MIN= 126.0193, PROM=146.4002
 SUM=14640.0211, nmutation=22, ncross= 54
 GENERACION 16, MAX= 164.2750, MIN= 126.0193, PROM=149.3011
 SUM=14930.1050, nmutation=22, ncross= 55
 GENERACION 17, MAX= 186.6618, MIN= 131.1618, PROM=150.9408
 SUM=15094.0756, nmutation=22, ncross= 59
 GENERACION 18, MAX= 164.2750, MIN= 131.1618, PROM=149.7623
 SUM=14976.2295, nmutation=23, ncross= 61
 GENERACION 19, MAX= 164.2750, MIN= 131.1595, PROM=149.9035
 SUM=14990.3528, nmutation=25, ncross= 65
 GENERACION 20, MAX= 173.3495, MIN= 133.4597, PROM=150.0647
 SUM=15006.4655, nmutation=25, ncross= 71
 GENERACION 21, MAX= 173.3495, MIN= 134.5715, PROM=150.9309
 SUM=15093.0915, nmutation=25, ncross= 75
 GENERACION 22, MAX= 164.2750, MIN= 134.5715, PROM=150.4575
 SUM=15045.7536, nmutation=26, ncross= 80

SUM=15094.4333, nmutation=27, ncross= 84
GENERACION 24, MAX= 164.2750, MIN= 134.5715, FROM=151.6753
SUM=15167.5260, nmutation=28, ncross= 88
GENERACION 25, MAX= 168.2036, MIN= 134.5715, FROM=150.7783
SUM=15077.8344, nmutation=31, ncross= 91
GENERACION 26, MAX= 168.2036, MIN= 134.5715, FROM=153.0321
SUM=15303.2050, nmutation=31, ncross= 93
GENERACION 27, MAX= 168.2036, MIN= 123.3918, FROM=152.8427
SUM=15284.2707, nmutation=33, ncross= 96
GENERACION 28, MAX= 168.2036, MIN= 134.5715, FROM=152.2467
SUM=15224.6668, nmutation=34, ncross= 98
GENERACION 29, MAX= 168.2036, MIN= 134.5715, FROM=151.4204
SUM=15142.0366, nmutation=34, ncross= 110
GENERACION 30, MAX= 168.2036, MIN= 134.4789, FROM=153.3898
SUM=15338.9787, nmutation=36, ncross= 115

 PARAMETROS DE INICIACION DEL ALGORITMO

introducir largo de la poblacion-----70
 introducir largo del cromosoma-----16
 introducir max. generaciones-----50
 introducir probabilidad de entrecruzamiento-.07
 introducir probabilidad de mutacion-----.001

 Introduzca un numero aleatorio (0.0..1.0) >.5

-----ESTADISTICA GENERACION 0-----

maximo fitness = 155.9041
 minimo fitness = 120.2726
 suma del fitness = 9053.5547
 promedio del fitness = 129.3365

GENERACION 1, MAX= 165.3597, MIN= 120.3660, PROM=132.5943
 SUM=9267.5976, nmutation=0, ncross= 4
 GENERACION 2, MAX= 165.3597, MIN= 120.3660, PROM=133.2770
 SUM=9336.3925, nmutation= 3, ncross= 6
 GENERACION 3, MAX= 165.3597, MIN= 120.3660, PROM=135.7103
 SUM=9499.7204, nmutation= 3, ncross= 7
 GENERACION 4, MAX= 165.3597, MIN= 120.3660, PROM=135.6446
 SUM=9495.1230, nmutation= 5, ncross= 13
 GENERACION 5, MAX= 165.3597, MIN= 120.3660, PROM=133.1917
 SUM=9323.4171, nmutation= 5, ncross= 13
 GENERACION 6, MAX= 165.3597, MIN= 120.3660, PROM=135.9809
 SUM=9518.6598, nmutation= 6, ncross= 14
 GENERACION 7, MAX= 165.3597, MIN= 120.3660, PROM=136.8682
 SUM=9580.7772, nmutation= 7, ncross= 17
 GENERACION 8, MAX= 165.3597, MIN= 120.3660, PROM=141.4361
 SUM=9900.5255, nmutation= 8, ncross= 18
 GENERACION 9, MAX= 165.3597, MIN= 120.3660, PROM=147.3091
 SUM=10311.6403, nmutation=10, ncross= 20
 GENERACION 10, MAX= 165.3597, MIN= 120.3660, PROM=151.1377
 SUM=10579.6381, nmutation=12, ncross= 21
 GENERACION 11, MAX= 165.3597, MIN= 120.3660, PROM=155.2510
 SUM=10867.5728, nmutation=13, ncross= 21
 GENERACION 12, MAX= 165.3597, MIN= 120.3660, PROM=158.3702
 SUM=11085.9113, nmutation=13, ncross= 21
 GENERACION 13, MAX= 165.3739, MIN= 120.3660, PROM=158.1982
 SUM=11073.8757, nmutation=15, ncross= 23
 GENERACION 14, MAX= 165.3739, MIN= 120.3660, PROM=161.0990
 SUM=11276.9328, nmutation=15, ncross= 28
 GENERACION 15, MAX= 167.0844, MIN= 126.7083, PROM=162.2259
 SUM=11355.8159, nmutation=16, ncross= 31
 GENERACION 16, MAX= 167.0844, MIN= 126.7083, PROM=162.0053
 SUM=11340.3687, nmutation=17, ncross= 32
 GENERACION 17, MAX= 167.0844, MIN= 140.0331, PROM=163.2970
 SUM=11430.7874, nmutation=17, ncross= 36
 GENERACION 18, MAX= 167.0844, MIN= 140.0331, PROM=163.2960
 SUM=11430.7166, nmutation=19, ncross= 36
 GENERACION 19, MAX= 167.0844, MIN= 140.0331, PROM=163.6749
 SUM=11457.2399, nmutation=21, ncross= 38
 GENERACION 20, MAX= 167.0844, MIN= 154.9660, PROM=164.8156
 SUM=11537.0917, nmutation=21, ncross= 40
 GENERACION 21, MAX= 167.0844, MIN= 154.9660, PROM=164.9684
 SUM=11549.1860, nmutation=22, ncross= 44
 GENERACION 22, MAX= 167.0844, MIN= 146.2000, PROM=164.4175
 SUM=11509.2247, nmutation=23, ncross= 47
 GENERACION 23, MAX= 167.0844, MIN= 154.9660, PROM=164.9635
 SUM=11547.4471, nmutation=23, ncross= 49