



UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE MÉXICO

CAMPUS ARAGÓN

"INTRODUCCIÓN A LA TÉCNICA DE LOS ALGORITMOS GENÉTICOS".

T E S I S

QUE PARA OBTENER EL TÍTULO DE :

INGENIERO EN COMPUTACIÓN

P R E S E N T A :

MYRIAM/BELLO CABAÑAS

CAMPUS

Asesor de la Tesis:

ING. AMILCAR AMADO/MONTERROSA ESCOBAR

ARAGON

SAN JUAN DE ARAGON, EDO. DE MEXICO

1996

**TESIS CON
FALLA DE ORIGEN**

**TESIS CON
FALLA DE ORIGEN**



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.



UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE MÉXICO
CAMPUS ARAGÓN

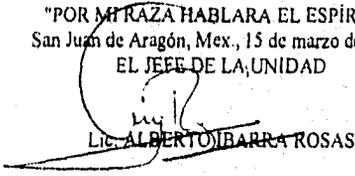
UNIDAD ACADÉMICA

Ing. SILVIA VEGA MUYTOY
Jefe de la Carrera de Ingeniería
en Computación.
Presente.

En atención a la solicitud de fecha 14 de marzo del año en curso, por la que se comunica que la alumna MYRIAM BELLO CABAÑAS, de la carrera de Ingeniero en Computación, ha concluido su trabajo de investigación intitulado "INTRODUCCIÓN A LA TÉCNICA DE LOS ALGORITMOS GENÉTICOS", y como el mismo ha sido revisado y aprobado por usted se autoriza su impresión; así como la iniciación de los trámites correspondientes para la celebración del examen profesional.

Sin otro particular, le reitero las seguridades de mi distinguida consideración.

ATENTAMENTE
"POR MI RAZA HABLARA EL ESPÍRITU"
San Juan de Aragón, Mex., 15 de marzo de 1996.
EL JEFE DE LA UNIDAD


Lic. ALBERTO BARRA ROSAS

c c p Asesor de Tesis.
c c p Interesado.

AIR'la.



A Dios

*Por permitirme terminar la
licenciatura y hacer posible este
trabajo sin ningún problema.*

A mi madre

Cristina Cabán Lopez

*Por el apoyo, comprensión y
paciencia que me ha tenido durante
todo este tiempo.*

A mi padre

Ricardo Bello Montoya

*Por su ejemplo de lucha y sacrificio,
así como el apoyo y consejos que
me ha dado.*

A mis hermanos

Erardo y Edgar Ivan

*Por soportar mi carácter durante
la elaboración de este trabajo, y
por la ayuda que me brindaron.*

A mis maestros

Con admiración y respeto.

A mis amigos

*Por la amistad que me brindaron durante
el tiempo que estuve en la escuela, en especial a:*

Argelia P., Beth, Silvia S., Julio Joaquín P.,

Luis Alberto E., Ricardo J., Miguel S. M., Mauricio (ACD).

Martín H., Aaron, Silvia, Marco Antonio, Raúl C. (SME).

*Y a Carmen Susela Rojas por su amistad tan bonita
que me ha brindado durante más de 8 años (Contabilidad).*

A mis compañeros

Generación 89-93 de SME.

Generación 90-94 y 91-95 de

ACD e SME.

AGRADECIMIENTOS

Quiero reiterar mi agradecimiento al Ing. Andrés Amado Montenegro Escobar, en aceptar ser mi director de tesis y por el tiempo que invertió durante la elaboración de este trabajo.

En forma muy especial al Msc. Luis Ramírez Flores, por sus consejos y asistencia desinteresada que me brindó. Al Ing. Ernesto Priotalga Romero, por el tiempo que empleó en la corrección de esta tesis, así como por sus consejos y confianza que depositó en mí.

A los ingenieros que se tomaron la molestia de revisar y colaborar desinteresadamente en la corrección de este trabajo.

INDICE

CONTENIDO	PAG.
OBJETIVO	VII
INTRODUCCIÓN.....	IX

I. UNA BREVE INTRODUCCIÓN A LA SELECCIÓN NATURAL.

1.1. LUCHA POR LA EXISTENCIA.....	2
1.1.1. INFLUENCIA SOBRE LA SELECCIÓN NATURAL.....	3
1.1.2. LUCHA POR LA VIDA.....	4
1.2. LA SELECCIÓN NATURAL O LA SUPERVIVENCIA DE LOS MÁS APTOS.....	5
1.2.1. SUPERVIVENCIA DEL MÁS APTO.....	6
1.2.2. CIRCUNSTANCIAS FAVORABLES PARA LA PRODUCCIÓN DE NUEVAS FORMAS DE SELECCIÓN NATURAL.....	7
1.2.3. DETERMINACIÓN DE RASGOS HEREDITARIOS.....	8
1.3. MUTACIÓN.....	12
1.4. HERENCIA.....	15
1.5. EVOLUCIÓN.....	16

II. INTRODUCCIÓN A LOS ALGORITMOS GENÉTICOS.

2.1. ORÍGENES.....	19
2.2. ¿QUÉ SON LOS ALGORITMOS GENÉTICOS?.....	20
2.3. DIFERENCIAS ENTRE LOS ALGORITMOS GENÉTICOS Y ALGUNOS	

MÉTODOS TRADICIONALES.....	22
2.4. ALGORITMO GENÉTICO SIMPLE.....	24
2.4.1. REPRODUCCIÓN.....	25
2.4.2. CRUZA.....	28
2.4.3. MUTACIÓN.....	31
2.5. EVALUACIÓN DEL ALGORITMO GENÉTICO.....	34
2.5.1. COMPONENTES DE LOS ALGORITMOS GENÉTICOS.....	35
2.5.2. EVALUACIÓN DE SOLUCIONES.....	36
2.6. LENGUAJES DE APRENDIZAJE.....	37

III. USO DE ALGORITMOS GENÉTICOS DURANTE LA SUPERVISIÓN. CONCEPTO DE APRENDIZAJE.

3.1. SUPERVISIÓN DE PROBLEMAS DEL CONCEPTO APRENDIZAJE.....	39
3.2. ALGORITMOS GENÉTICOS Y CONCEPTO DE APRENDIZAJE.....	40
3.2.1. REPRESENTACIÓN DEL ESPACIO DE BÚSQUEDA.....	40
3.2.2. CLASIFICACIÓN DE REGLAS PARA CADENAS DE LONGITUD FIJA.....	41
3.3. DESARROLLAR JUEGOS DE CLASIFICACIÓN DE REGLAS.....	42
3.4. SELECCIÓN DE UNA FUNCIÓN DE APTITUD.....	43
3.5. EL AG CONCEPTO DE APRENDIZAJE.....	44
3.6. INTRODUCCIÓN GENÉTICA BASADA EN MÁQUINAS DE APRENDIZAJE.....	45
3.7. GENÉTICA BASADA EN MÁQUINA DE APRENDIZAJE: DE DONDE VIENE.....	45
3.8. ¿QUÉ ES UNA CLASIFICACIÓN DE SISTEMAS?.....	47
3.9. REGLA Y SISTEMA DE MENSAJE.....	49

IV. IMPLEMENTACIÓN COMPUTACIONAL A UN ALGORITMO GENÉTICO.

4.1. ESTRUCTURA DE DATOS.....	53
4.2. REPRODUCCIÓN, CRUZA Y MUTACIÓN.....	55
4.3. ESCALA DE APTITUDES.....	57
4.4. CÓDIGOS.....	58
4.5. PROGRAMACIÓN GENÉTICA.....	59
4.6. SURGIMIENTO DE UN MODELO.....	60
4.7. INDUCCIÓN DE PROGRAMAS.....	62
4.8. DESCRIPCIÓN DE LA PROGRAMACIÓN GENÉTICA.....	62
4.8.1. CONJUNTOS DE TERMINALES Y FUNCIONES PRIMITIVAS.....	63
4.8.2. LAS OPERACIONES GENÉTICAS.....	63
4.8.3. MEDICIÓN DE LA APTITUD.....	65
4.8.4. CARACTERÍSTICAS.....	66

V. APLICACIONES DE LOS ALGORITMOS GENÉTICOS.

5.1. UNA BREVE HISTORIA DE LAS APLICACIONES DE LOS ALGORITMOS GENÉTICOS.....	69
5.1.1. BAGLEY CON SU PROBLEMA JUEGO DE DIVERSIÓN ADAPTABLE.....	69
5.1.2. ROSENBERG Y LA SIMULACIÓN DE CÉLULAS BIOLÓGICAS.....	71
5.1.3. CAVICCHIO Y SU RECONOCIMIENTO DEL PATRÓN.....	72
5.1.4. WEINBERG, SIMULACIÓN DE CÉLULA, Y METANIVEL DE ALGORITMOS GENÉTICOS.....	74
5.1.5. HOLLSTIEN Y SU FUNCIÓN DE OPTIMIZACIÓN.....	76

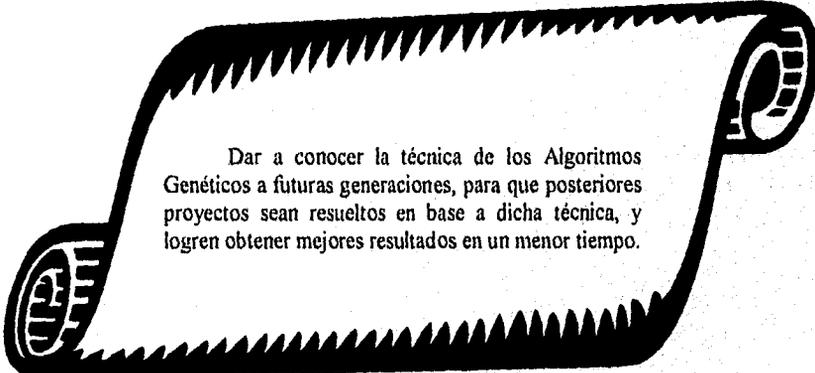
5.1.6. FRANTZ Y EL EFECTO DE POSICIÓN.	78
5.1.7. BOSWORTH, FOO, Y ZEIGLEY - GENES REALES.	79
5.1.8. BOX Y SU OPERACIÓN EVOLUTIVA.	80
5.1.9. OTRAS TÉCNICAS DE OPTIMIZACIÓN EVOLUTIVA.	81
5.1.10. FOGEL, OWENS, Y WALSH - PROGRAMACIÓN EVOLUTIVA.	82
5.2. APLICACIONES ACTUALES DE LOS ALGORITMOS GENÉTICOS.	84
5.2.1. OPTIMIZACIÓN ESTRUCTURAL VÍA ALGORITMOS GENÉTICOS.	84
5.2.2. REGISTRO DE IMAGEN MEDICA CON ALGORITMOS GENÉTICOS.	85
5.2.3. APLICACIONES DE LOS ALGORITMOS GENÉTICOS AL DISEÑO DE ARNESES ELÉCTRICOS AUTOMOTRICES.	93
5.2.3.1. DISEÑO DE ARNESES ELÉCTRICOS.	93
5.2.3.2. OPTIMIZACIÓN DE CALIBRES.	94
5.2.3.3. CODIFICACIÓN, DECODIFICACIÓN Y GENERACIÓN DE LA POBLACIÓN INICIAL.	95
5.2.3.4. CRUZA SIMPLE Y MUTACIÓN.	96
5.2.3.5. FUNCIÓN DE EVALUACIÓN.	97
5.2.4. ALGUNAS APLICACIONES PRACTICAS.	97
5.3. APLICACIÓN EJEMPLO.	98
5.3.1. DISEÑO DE UN CIRCUITO ELÉCTRICO.	100
5.3.2. SOLUCIÓN AL DISEÑO DEL CIRCUITO ELÉCTRICO CON ALGORITMOS GENÉTICOS.	102
5.3.2.1. GENERAR POBLACIÓN INICIAL, CODIFICACIÓN Y DECODIFICACIÓN.	102
5.3.2.2. REPRESENTACIÓN DE UN CROMOSOMA DEL CIRCUITO ELÉCTRICO.	103
5.3.2.3. EVALUACIÓN DE LOS CROMOSOMAS.	104

5.3.2.4. REPRODUCCIÓN	107
5.3.2.5. CRUZA	112
5.3.2.6. MUTACIÓN	113
5.3.2.7. ESTABILIDAD	113

VI. ALGORITMOS GENÉTICOS PARALELOS.

6.1. CLASIFICACIÓN DE LOS ALGORITMOS GENÉTICOS PARALELOS	117
6.1.1. ALGORITMOS GENÉTICOS PARALELOS DE GANO BURDO	119
6.1.1.1. FORMACIÓN DE ESPECIES	120
6.1.1.2. INTERRUPCIÓN DEL EQUILIBRIO	120
6.1.1.3. MIGRACIÓN	121
6.2. DGENESIS	122
6.3. APLICACIONES	123
6.4. ALGORITMOS GENÉTICOS Y PROCESOS PARALELOS	124
6.5. COMPILADORES POR CPUs PARALELOS	129
6.5.1. ARQUITECTURA DE DATOS	130
6.5.2. MÁQUINAS VLIW	132
6.5.3. PARALELOS ARQUITECTURA DE MEMORIA DISTRIBUIDA	133
6.5.4. ARQUITECTURA DE MEMORIA COMPARTIDA	134
6.6. INDICACIONES DEL PROGRAMADOR	136
GLOSARIO	139
CONCLUSIONES	149
BIBLIOGRAFÍA	153

OBJETIVO



Dar a conocer la técnica de los Algoritmos Genéticos a futuras generaciones, para que posteriores proyectos sean resueltos en base a dicha técnica, y logren obtener mejores resultados en un menor tiempo.

INTRODUCCIÓN



En nuestros días hablar de genética o de selección natural no es hablar sobre un tema hipotético que nos lleva a un pasado lleno de teorías, sino que ahora es un tema muy importante, el cual nos sirve como base para desarrollar aplicaciones sólidas por medio de programas computacionales con la posibilidad de lograr obtener soluciones mucho más óptimas a problemas prácticos.

La técnica de los algoritmos genéticos es de gran interés, sobre todo para aquellas personas que requieren de procesar un gran número de información para obtener un resultado óptimo; es decir, hacer un gran número de combinaciones de información hasta encontrar el orden más adecuado a sus necesidades.

Es importante mencionar que la técnica de los algoritmos genéticos esta relacionada con la teoría de la evolución o selección natural, ya que ésta ha servido de base para la elaboración de dicha técnica, la cual a dado muy buenos resultados tanto a problemas simples como a problemas complejos, debido a que ésta técnica se aplica de la misma forma a cualquier tipo de problema; es decir, realiza una serie de pasos similares a los que se presentan en la naturaleza.

Comparando la selección natural con la técnica de los algoritmos genéticos observamos que son muy semejantes, ya que tanto en el aspecto natural como en el artificial por muy pequeña que sea la variación en uno de los cromosomas del individuo esto podría ser una

gran ventaja para poder sobrevivir, mientras que en algunas ocasiones son la pauta para sucumbir o para no poder reproducirse.

Los algoritmos genéticos al igual que la selección natural tienen tres operadores importantes que son los que definen a cada uno de los individuos que logran sobrevivir para la siguiente generación, los cuales son: reproducción, cruce y mutación. Estos operadores se aplican sobre estructuras, denominadas cromosomas representadas por medio de cadenas de bits, las cuales contienen la información codificada.

La adaptación es la capacidad que tienen ciertos individuos para poder sobrevivir, lo cual se debe al grado de aptitud que tenga dicho individuo; es decir, un individuo que logra tener un mayor grado de habilidad para adaptarse al medio en que vive, ese será el que sobreviva y el que herede sus atributos a generaciones futuras, del mismo modo en los algoritmos genéticos existe una función de aptitud, la cual se encarga de premiar a los mejores individuos permitiendo que sobrevivan a próximas generaciones, y por otra parte a los individuos malos los castiga provocando que sean eliminados en las próximas generaciones.

Aplicando tanto los operadores como la aptitud a cada uno de los individuos de la población se observa que cada individuo tiende a transmitir sus rasgos a su progenie (aunque no siempre sea buena), así como también se obtienen individuos con rasgos diferentes formando de esta manera los distintos tipos de especies; los individuos mejor adaptados son los que poseen rasgos más favorables y por lo tanto tienden a procrear más que aquellos con rasgos no favorables; durante un periodo tal vez largo se produce una gran variedad de especies completamente nuevas.

En el capítulo 1 se da una breve explicación sobre lo que es la selección natural, en la cual se explica cómo es, a quiénes beneficia, y cómo actúa sobre las diversas especies de individuos que existen en una población determinada; se menciona la importancia que tiene la reproducción de las especies que logran sobrevivir, así como la lucha de individuos tanto de la misma especie como de especies distintas por lograr permanecer en su medio ambiente. También se habla sobre cómo sobreviven aquellos individuos con mayor nivel de aptitud, y acerca de las condiciones favorables para poder crear nuevos tipos de selección natural. Por otra parte se menciona al elemento portador de los rasgos hereditarios y cómo actúan. Se explica también la importancia de la mutación en el gene de un cromosoma o individuo, así

como los tipos de mutaciones que existen. Y se da un breve comentario sobre la herencia y evolución que adquiere un individuo.

En el capítulo 2 se habla sobre los orígenes y lo que son los algoritmos genéticos, dando una amplia explicación a cerca de como funcionan y para que sirven. Se menciona como al igual que en la selección natural, los algoritmos genéticos realizan todos sus procesos aleatoriamente (al azar) sin que intervenga la mano del hombre. A causa de la similitud que tiene un cromosoma natural con uno artificial, los operadores genéticos también tienen nombres de tipo genético, como son: cruza, mutación y recombinación o reproducción. En este capítulo se observa la gran semejanza de operación que tiene un algoritmo genético (proceso artificial) con la selección natural (proceso natural). También se realiza una comparación entre la técnica de los algoritmos genéticos con respecto a otros métodos tradicionales de búsqueda, así como sus ventajas y desventajas que se obtienen al usar un algoritmo genético. Se da una amplia explicación sobre lo que son los tres operadores y para qué se utilizan. Posteriormente se mencionan los componentes esenciales para el buen funcionamiento del algoritmo genético; y se habla también sobre como se debe evaluar a la población de individuos para seleccionar a aquellos cromosomas con mejor aptitud. Y por último se realiza una comparación entre la terminología natural y la artificial (algoritmo genético).

El capítulo 3 trata temas referentes al aprendizaje máquina, en el cual se pueden observar los procedimientos, formas y técnicas en que una computadora aprende por sí sola al ir procesando información, con la finalidad de obtener resultados cada vez más óptimos hasta encontrar la mejor solución al problema dado. Para lograr esto se hace una selección de la regla, código y función de aptitud específicos que sean adecuados al sistema que se desea resolver. Por otra parte, el objetivo de esta técnica de aprendizaje máquina es que la búsqueda de la mejor solución es que termine cuando el límite de generaciones sea superior al 100% especificado según el problema (dependiendo del tamaño de la población y/o del cromosoma), o bien si por lo menos el 90% de la población mantiene constante su valor de aptitud (o salida). La representación de los algoritmos genéticos se realiza mediante cadenas de longitud fija para que de esta forma se representen los puntos en el espacio de búsqueda.

En el capítulo 4 se habla sobre estructura de datos en donde todos los elementos de la estructura se relacionan lógicamente unos con otros. Dado que los algoritmos genéticos

elaboran cadenas de poblaciones, la estructura de datos primaria del algoritmo genético simple es una población de cadenas. En este capítulo se da una referencia de las necesidades de un algoritmo genético en cuanto a población; es decir, de lo que requiere para poder resolver un problema específico. Define el tamaño de la población y la longitud de la cadena. Se menciona cómo en el algoritmo genético simple se aplican los operadores genéticos a cada una de las generaciones de una población entera. Así también que para poder tener otra generación es necesario sustituir a los padres por los hijos o productos, creando de esta forma a la nueva población utilizando para esto los operadores genéticos. También se explica la importancia de definir una escala de aptitudes para cada uno de los problemas que se desean resolver. La supervivencia del individuo más apto es necesaria para perfeccionar o mejorar a los peores individuos de la población. Posteriormente se menciona la importancia de implementar un tipo de código a la población dependiendo de sus necesidades; es decir, seleccionar un código de tipo binario o no binario. Posteriormente se habla acerca de los orígenes, metas y metodologías de implementación del modelo de la programación genética.

El capítulo 5 contiene una pequeña historia de los algoritmos genéticos, de cómo fueron evolucionando y quiénes ocuparon dicha técnica, así como los avances que se obtuvieron. En esta historia se menciona al pionero en trabajar con *algoritmos genéticos*. Se comenta que los primeros algoritmos no fueron diferentes de los algoritmos genéticos usados hoy en día, como son el uso de representaciones de cadenas diploides, dominios e inversión, pero en lo único que varió fue que en los primeros trabajos realizados con algoritmo genético se utilizaron alfabetos no binarios en la aplicación de proyectos. También se dice que desde un principio se sugirió el código de probabilidades de cruce y mutación dentro de los mismos cromosomas. Este capítulo también contiene una tabla, la cual muestra algunas de las aplicaciones de los algoritmos genéticos desde las primeras que se hicieron (1962-1987), las cuales están aplicadas en la ciencia, ingeniería, medicina y ciencias sociales, entre otras. Posteriormente se presenta un pequeño ejemplo sobre la aplicación de los algoritmos genéticos al diseño del arnés eléctrico en automóviles. Y por último se mencionan algunas de las aplicaciones prácticas, y se da un pequeño ejemplo el cual está resuelto por medio de dicha técnica.

El capítulo 6 trata sobre lo que son los algoritmos genéticos paralelos; es decir, sobre el desarrollo de algoritmos genéticos en máquinas con arquitecturas paralelas, las cuales son

capaces de optimizar el tiempo de respuesta de los algoritmos genéticos. Se habla acerca de los cuatro niveles de paralelismo que presenta el algoritmo genético. También se realiza un análisis detallado sobre las ventajas que se presentan al utilizar este método. Por otra parte se menciona la amplia gama de aplicaciones que abarcan los algoritmos genéticos paralelos con la ventaja de obtener mejores resultados a mucho menor tiempo. Y posteriormente se hace una pequeña referencia sobre las computadoras con conexiones paralelas.

También cuenta con un glosario de términos en el que se describen algunas de las palabras más complejas.

CAPÍTULO I



Una breve introducción a la Selección Natural.

En nuestra actualidad el tema de los algoritmos genéticos ha resurgido con mayor fuerza y poder sobre una gran diversidad de problemas, desde los más sencillos hasta los más complejos.

Para poder hablar acerca de los algoritmos genéticos es necesario conocer un poco sobre la selección natural, cómo se da y a quiénes beneficia.

La selección natural se conoce como los cambios que surgen en la naturaleza por azares del destino. La selección natural se presenta en los individuos sin que intervenga la mano del hombre; lo cual da como consecuencia que se logre eliminar a todas aquellas especies que no son capaces de sobrevivir por sí mismas a pequeños cambios; y por lo tanto, permite que surjan especies con la capacidad de adaptarse rápidamente, sin importar los diversos tipos de especies que las rodean, ni las condiciones físicas de vida en las que se encuentran. "Todo lo que la selección natural puede asegurar es la supervivencia. No asegura el progreso, ni la ventaja máxima, ni cualquier otro ideal".¹

Es importante que todo aquel individuo que logre sobrevivir pueda reproducirse y heredar a su progenie sus mejores atributos, ya que la selección natural actúa constantemente sobre dichos individuos, con la finalidad de mantener y mejorar las especies más capaces.

La selección natural puede realizarse mediante la variación que se produce a partir de la recombinación y la mutación. Donde la recombinación integra genes existentes en nuevas

¹ Huxley, Julian Sorell. La Evolución: Síntesis Moderna. pg. 444. Ed. LOSADA. 1965. Argentina.

combinaciones, y la mutación produce nuevos genes en beneficio de algunas especies, con la finalidad de que puedan adaptarse más rápidamente a su medio y logren con esto dar a su progenie más capacidad de adaptabilidad y por lo tanto de reproducción.

La selección puede provocar adaptaciones altamente especializadas, no sólo en cualquier órgano o función, sino en cualquier fase particular del ciclo vital.

Los aspectos que presentan los organismos de la fase adulta siguen a los juveniles en el tiempo, muchos caracteres adultos pueden ser muy bien no selectivos, siendo, simplemente, la consecuencia de adaptaciones juveniles, porque a pesar de que los individuos jóvenes no hereden algún carácter físico de sus padres, pueden adquirir capacidad para adaptarse a un medio "adecuado", que sus padres les darán.

1.1. LUCHA POR LA EXISTENCIA.

Una vez que existe la *lucha por la existencia* entre los individuos, ya que estos no son todos iguales, algunas de las variaciones que se presentan en ellos serán ventajosas para la lucha por la vida, mientras que otras serán desfavorables. Por lo que aquellos individuos favorables vivirán y los no favorables sucumbirán o no podrán reproducirse. Como una gran cantidad de variaciones se transmiten por herencia, estos efectos se transmitirán de generación en generación. Así, la selección natural actuará constantemente para mejorar y mantener la adaptación de los animales y plantas, en su ambiente y a su forma de vida.

Cuando se da la lucha por la existencia, los individuos mejor adaptados que logran sobrevivir a pesar de muchos obstáculos, se ven en la necesidad de luchar contra organismos de su misma especie o de otras especies distintas que consuman el mismo alimento; es por lo que los individuos para poder existir tienen que enfrentarse a varias situaciones que provocan que el individuo más fuerte, capaz e inteligente sobreviva a pesar de todo.

Cada ser que durante su tiempo natural de vida produce varios huevos o semillas, debe estar sometido a destrucción en algún periodo de su vida y en alguna estación o año ocasional, debido a que si esto no ocurre su número se volvería tan grande que ningún país podría sostenerlo. De ahí que, como se producen más individuos de los que podrían sobrevivir, tiene que haber en cada caso una lucha por la existencia, ya sea con individuos de

la misma especie, con individuos de especies distintas o con las diversas condiciones de vida que se le presentan.

1.1.1. INFLUENCIA SOBRE LA SELECCIÓN NATURAL.

El surgimiento de la gran variedad de grupos de especies es que constituyen lo que se llaman géneros distintos, esto se debe a la lucha por la vida, en donde la lucha de variaciones, por muy leves o pequeñas que sean y provengan de donde provengan, han logrado de alguna forma la existencia de individuos cada vez más aptos o con más facilidad de adaptación hacia algún medio ambiente; siempre y cuando dichas variaciones sean benéficas de algún modo para las especies de individuos en sus relaciones infinitamente complejas con respecto a otros seres orgánicos y a las condiciones físicas de vida a las que son sometidos, tenderán a la preservación de dicha especie. La preservación de tales individuos generalmente conduce a que sus características sean posteriormente heredadas por la descendencia hacia futuras generaciones. Los cuales tendrán mejores probabilidades de sobrevivir, ya que de muchos ejemplares de cualquier especie que nacen periódicamente, solamente sobreviven un número muy reducido de ellas. A este principio, por el cual se preserva cualquier variación leve si es útil, es a lo que Charles Darwin llamó *selección natural*, con la finalidad de señalar su relación con el poder de selección que tiene el hombre mismo. Mientras que Herbert Spencer, lo nombró, *supervivencia de los más aptos*, lo cual es más preciso.

En un trabajo publicado en 1858, basado en obras distintas de Charles Darwin (1809-1882), nieto de Erasmus, y Alfred Russell Wallace (1823-1913), introdujeron la posibilidad de que el principal factor que origina el cambio evolutivo fuese lo que ellos llamaron *selección natural*.

Según Darwin, los organismos tienden a producir mayor progenie de la que puede mantener el ambiente, y por consiguiente, un gran número perecerá antes de completar su vida reproductiva. Aquellos cuyo fenotipo (características físicas del organismo) sea mejor adaptado al ambiente inmediato, tendrán, a la larga, mayores probabilidades de contarse entre los sobrevivientes. Ello significa, a su vez, que con el tiempo los fenotipos mejor adaptados predominarán en la población.

Se ha observado que entre los seres orgánicos en estado de naturaleza hay alguna variedad individual, lo cual origina la gran diversidad de especies distintas que existen en nuestros días.

Las variedades llamadas *especies incipientes*, se convierten al fin en especies verdaderas y diferenciadas, las cuales normalmente difieren de otras especies mucho más que de aquellas variedades de la misma especie, esto se debe a la lucha por la vida.

El hombre, mediante la selección, puede producir grandes resultados y a su vez puede adaptar seres orgánicos a sus propios fines gracias a la acumulación de variedades ligeras pero útiles que le ha presentado la mano de la naturaleza.

Se observa que los seres orgánicos están expuestos ampliamente a una intensa competencia, tanto con organismos de su misma especie como con organismos de diversas especies, así como también con la naturaleza misma.

1.1.2. LUCHA POR LA VIDA.

Se refiere a la dependencia que tiene un ser con respecto a otro, no solamente la vida del individuo, que es la lucha por vivir ante todo lo que se presente, debido a que están expuestos a una intensa competencia, también es muy importante que estos organismos tengan éxito en dejar progenie.

Debido a que se producen más ejemplares de los que tienen posibilidades de sobrevivir, tiene que haber en cada caso una lucha por la existencia, ya sea de algún individuo con otro de la misma especie, o con individuos de distintas especies, o con las mismas condiciones de vida.

La acción del clima parece ser completamente independiente de la lucha por la existencia, pero en cuanto el clima obra reduciendo el alimento, provoca la lucha más intensa entre los individuos, sean de la misma especie o de una distinta, que viven de la misma clase de comida.

Cualquier especie, probablemente interviene en muchos obstáculos diferentes en los distintos periodos de vida y en las distintas estaciones del año; generalmente uno o varios obstáculos dados serán los más potentes, pero todos contribuirán a determinar el número medio y la existencia de las especies.

Las especies del mismo género suelen tener una gran semejanza en cuanto a sus hábitos y constitución de su estructura, lo cual provoca que exista una lucha más intensa entre ellas si entran en competencia, que entre otras de géneros distintos.

Los individuos que procrean un número muy grande de hijos, se debe a que su progenie no logra sobrevivir muy fácilmente, o no llega a su edad adulta; esto se debe a una serie de barreras que se le presentan en el transcurso de su vida; como podrían ser, el clima, la contaminación, la falta de alimento, etc. Por ejemplo, se podría mencionar que de una planta que produce anualmente mil semillas, de las cuales solamente una llega a la madurez, se debe a que sirven de alimento a ciertas especies de animales, o a la necesidad de luchar con plantas de su misma especie y con otro tipo de clases que cubren el suelo, por lo que no todas tienen la misma posibilidad de sobrevivir.

Por otra parte, existe otro tipo de especies que procrean un número muy reducido de crías, esto indica que esos organismos tienen más probabilidades de sobrevivir con mayor facilidad, y por lo tanto también podrán llegar a su edad madura, logrando de esta forma reproducirse sexualmente.

Debemos tener bien claro que cada ser orgánico se esfuerza por aumentar en cantidad a su especie; lo cual indica que en diversos periodos de su vida, en alguna estación del año, durante cada generación, tienen que luchar por su vida y ser destruidos en una gran cantidad, para que pueda haber un equilibrio.

1.2. LA SELECCIÓN NATURAL O LA SUPERVIVENCIA DE LOS MÁS APTOS.

Los ejemplares que tienen alguna ventaja, por leve que sea, sobre otros, estos tendrán más posibilidades de vivir y lograr tener descendientes semejantes. Mientras que cualquier variación que sea perjudicial aun en el más ínfimo grado, la especie será totalmente destruida. Esta preservación de diferencias y variaciones individuales favorables y la destrucción de las perjudiciales es a lo que Darwin llama *selección natural o supervivencia de los más aptos*. Las especies o variaciones que no son ni útiles ni dañosas no son

afectadas por la selección natural, simplemente oscilarían de acuerdo a las condiciones en las que viven y a la naturaleza de dicho organismo.

Podría mencionar que la selección natural trabaja secretamente día con día y hora por hora en todo el mundo desde las más leves variaciones, eliminando a las malas, preservando y aumentando las especies buenas, trabajando en silencio e insensiblemente, dondequiera y cuando quiera que se presente una oportunidad, en el mejoramiento de cada ser orgánico en relación con sus condiciones orgánicas e inorgánicas de vida.

Para que se pueda efectuar en una especie un alto grado de modificación, dicho organismo deberá variar o presentar diferencias individuales del mismo carácter favorable que antes; y estas deberán preservarse a su vez, y así sucesivamente, paso a paso.

“La selección natural modificará la estructura de los hijos con respecto a los padres, y de los padres con respecto a los hijos”.²

1.2.1. SUPERVIVENCIA DEL MÁS APTO.

Si del número de especies que subsisten hay alguna variedad en dirección favorable, los ejemplares mejor adaptados de los que sobrevivirán tenderán a propagar sus iguales en mayor número que los menos aptos.

El principio de conservación, o la supervivencia de los más aptos, conduce al mejoramiento de cada criatura en relación con sus condiciones orgánicas e inorgánicas de vida, y en consecuencia, en la mayoría de los casos, a lo que puede considerarse como un progreso en la organización. Sin embargo, formas *simples* e *inferiores* resistirán largo tiempo si están bien adaptadas a sus condiciones de vida.

Las pequeñas diferencias que distinguen a las variedades de la misma especie tienden a aumentar constantemente hasta que regulan a las diferencias mayores entre las especies del mismo género y aún de géneros distintos.

La adaptación es una capacidad que tiene todo individuo u organismo para sobrevivir. Cuando un individuo logra sobrevivir, esto significa que obtuvo de sus progenitores las características y estructura mejores como parte de la herencia.

² Darwin Charles. El origen de las Especies. pg. 96. Ed. DIANA. 1953. México.

Las estructuras y funciones de los seres vivos poseen adaptabilidad; es decir, no todo individuo que logra sobrevivir llega a su etapa adulta y logra reproducirse, sino que muere antes de que esto último ocurra; pero cuando se contribuye a una buena supervivencia individual o a la reproducción, los factores permiten que exista perpetuación de la especie.

La capacidad de adaptación al medio, que tiene un organismo, cualquiera que sea, no es algo ideado o planeado por un agente externo consciente; no es una garantía que tenga la materia viva de actuar con un propósito. Sino que cada especie ha ido evolucionando y se ha mantenido y continuamente presenta mejoras, por medio de la selección natural.

En la obra, *El origen de las especies*, publicada en 1859, Charles Darwin definió el principio de la evolución mediante la selección natural, en la cual dice que:

- Cada individuo tiende a transmitir rasgos a su prole.
- La naturaleza produce individuos con rasgos diferentes.
- Los individuos más adaptados, aquellos que poseen los rasgos más favorables, tienden a tener más prole que aquellos con rasgos no favorables, conduciendo así, a la población como un todo hacia la obtención de rasgos favorables.
- Durante largos periodos se puede acumular la variación, produciendo especies completamente nuevas cuyos rasgos las hacen especialmente adaptadas a nichos ecológicos particulares.

1.2.2. CIRCUNSTANCIAS FAVORABLES PARA LA PRODUCCIÓN DE NUEVAS FORMAS DE SELECCIÓN NATURAL.

El gran número de ejemplares, al dar mejores oportunidades dentro de cualquier periodo determinado, para la aparición de variaciones provechosas, compensará la menor cantidad de variabilidad en cada ejemplar.

Como todos los seres orgánicos se esfuerzan por apoderarse de cada lugar en la naturaleza. Si una especie no es modificada y mejorada en grado correspondiente al de sus competidores, será exterminada. Si no son heredadas variaciones favorables, al menos por algunos de los descendientes, nada puede hacer la selección natural.

Cuando algunos animales viajan mucho y no crían muy rápidamente, se dice que son afectados por el *intercruzamiento* (los organismos de sus mismas especies se encuentran

separados por grandes distancias). Mientras que aquellos animales que viajan poco pueden aumentar su prole con ritmo apresurado, donde una nueva y mejorada variedad podría formarse en cualquier punto determinado y mantenerse allí en cantidad, y posteriormente extenderse, de modo que las nuevas generaciones se crucen entre sí.

El intercrucamiento desempeña un papel muy importante en la naturaleza al mantener a los ejemplares de la misma especie o de la misma variedad, originales y uniformes en sus caracteres.

El aislamiento constituye un factor importante en la modificación de las especies por selección natural. En una zona cerrada o aislada, siempre que no sea muy grande, las condiciones orgánicas de vida serán por lo general casi uniformes, de modo que la selección natural tenderá a modificar de la misma forma a todos los ejemplares que varíen de la misma especie.

El aislamiento dará tiempo para que una nueva variedad sea mejorada lentamente, lo cual tiene mucha importancia.

En una zona muy grande y abierta, es probable que surjan cambios favorables por el gran número de ejemplares de la misma especie que habitan allí, así como también las condiciones de vida son mucho más complejas debido al gran número de especies que existen. Si algunas de las especies son modificadas y mejoradas, otras de las especies también deberán cambiar en grado correspondiente, ya que de no hacerlo estas serán exterminadas. En el momento en que una especie haya mejorado mucho, esta podrá extenderse sobre la zona abierta, y de esta forma entrará en competencia con otras especies.

Aunque zonas pequeñas aisladas sean más favorables para la producción, habrá sido más rápido en las zonas amplias en donde las nuevas formas producidas, serán las que más se extenderán y darán origen a un mayor número de nuevas variedades de especies.

En un lugar aislado como por ejemplo una isla pequeña, la carrera de la vida será menos severa y por lo tanto habrá menos modificaciones y mucho menos exterminio.

1.2.3. DETERMINACIÓN DE RASGOS HEREDITARIOS.

Las células se alimentan, crecen, se reproducen, se especializan y tienen entre sí una vida de relación muy intensa. Las células vegetales, a menudo, tienen forma de prisma; mientras

que las células animales, tienen formas complicadas que dependen del tipo de especialización.

De los cromosomas dependen las características de los seres vivos y todas las actividades de la célula. En el ser humano y en los mamíferos, las células forman el tejido nervioso, el tejido muscular, la sangre, los tejidos epiteliales y los tejidos conectivos.

Los cromosomas son los que determinan los rasgos hereditarios. Tanto las plantas como los animales superiores, tienen células que contienen en su núcleo muchos cromosomas. Los cromosomas fueron identificados como los custodios de los factores que determinan los rasgos, conocidos como *genes*, los cuales se transmiten cuando las células se dividen y cuando se tiene descendencia.

Todos los cromosomas vienen por pares, y cada padre contribuye con un cromosoma para cada pareja. Los pares de cromosomas son *homólogos*, por lo que por cada gene de un cromosoma apareado, existe un gene en el otro cromosoma correspondiente que tiene el mismo propósito. A las células que contienen pares de cromosomas homólogos se les denomina *células diploides*.

Cuando los cromosomas homólogos se aparean, estos se juntan, duplican y forman haces en forma de cuerdas trenzadas. Esto hace que existan gran cantidad de divisiones y reconexiones, con la finalidad de mezclar los genes de ambos cromosomas, como se muestra en la figura 1.1. A dicha mezcla se le conoce como *recombinación, cruza de cromosomas o división celular*.

Los dos conjuntos de pares de cromosomas mezclados, se dirigen a los extremos opuestos del núcleo, después, éste se divide, iniciando de ésta forma la división celular. Posteriormente, las células se vuelven a dividir, pero aquí no existe duplicación de cromosomas, ya que un cromosoma de cada par termina en cada una de las dos nuevas células. Estas células se denominan *células haploides* (un sólo cromosoma de cada par) debido a que no muestran apareamiento de cromosomas.

La célula masculina y la célula femenina son los encargados de la reproducción y conservación de la especie. La célula (gameto) femenina y la masculina se unen para formar una célula única llamada CIGOTO.

Los cromosomas de los gametos masculinos y de los gametos femeninos son los portadores de los caracteres hereditarios. De ellos dependen las características de cada

individuo: el hecho de que pertenezca a una especie y no a otra, en los animales, el color de la piel, las dimensiones, el tamaño de la nariz, el color de los ojos, etc.; en las plantas, color, tamaño, textura, forma, etc.

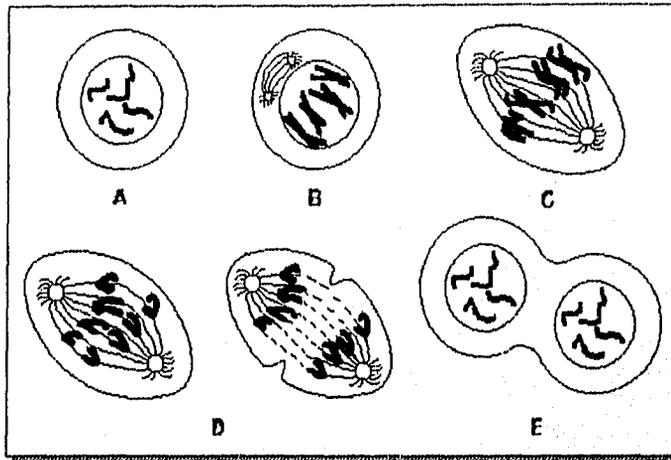


FIGURA 1.1. DIVISIÓN CELULAR O MITOSIS. EN A SE OBSERVA LA INTERFASE, CUANDO EL NÚCLEO ESTA EN REPOSO; EN B LA PROFASE, SE DISTINGUEN LOS CROMOSOMAS Y SE SEPARAN UNOS DE OTROS; EN C LA METAFASE, LAS DOS MITADES DE CADA CROMOSOMA SE COLOCAN EN EL HUSO ACROMÁTICO; EN D ANAFASE, LAS DOS MITADES SE SEPARAN Y SE MUEVEN EN SENTIDO OPUESTO; EN E TELOFASE, LA CÉLULA SE DIVIDE EN DOS.

Cada carácter hereditario depende de una o más zonas de un cromosoma. Dichas zonas se llaman **GENES**, los cuales están formados por un conjunto de filamentos denominados alelos.

Según Mendel todo carácter depende de los factores correspondientes llamados **alelos**, situados en la misma zona de los cromosomas homólogos, provenientes del gameto femenino y del masculino; los cuales son caracteres hereditarios que depende de las dos zonas de ambos cromosomas homólogos.

Si el factor es el mismo en ambos cromosomas, se creará un individuo PURO, pero si uno de los dos cromosomas es un factor distinto, el individuo será un HÍBRIDO y la herencia determinará al *factor dominante*. El factor no dominante se llamará RECESIVO.

CROMOSOMAS COMO MATERIAL GENÉTICO.

Los cromosomas son uno de los componentes característicos transmitidos por todas las células a las células hijas. Los cromosomas se reproducen a sí mismos y transmiten sus características mediante el proceso de mitosis (ver figura 1.1) a las células hijas, de modo que éstas son idénticas entre sí, siendo semejantes a su célula progenitora.

El material genético se origina sólo por duplicación de material genético preexistente, y también de que genotipos diferentes sólo se originan de otros por mutación, esto es a través de un cambio de genotipo a una forma mutante alternativa, la cual a su vez está implicada en reproducir la forma alternativa, hasta que sufre una mutación. Tanto el material genético como los cromosomas se consideran capaces de mutación y subsecuentemente están implicados en repetir su nueva forma.

Todos los individuos de una especie tienen un contenido cromosómico característico y típicamente estable.

GENOTIPO: Es el mismo tipo de material, de constitución genética o genotipo (especie). El genotipo es la suma total de materiales hereditarios que un individuo recibe de sus progenitores y otros antepasados.

FENOTIPO: Son las manifestaciones del genotipo en peculiaridades o características (ejemplo: tamaño, color, etc.). El fenotipo de un individuo es lo que en él puede descubrirse mediante la observación, los elementos estructurales y las funciones de su organismo, o sea lo que un ser viviente es para nuestros órganos de los sentidos sin que recurramos a otros medios para estudiarlo.

El fenotipo de un individuo cambia continuamente desde que nace hasta que muere. Pero a menos de que haya mutación somática (física), su genotipo se considera estable.

Dicha estabilidad se debe a que los genes se reproducen a sí mismos, mas no a que los genes sean materiales químicamente inertes (innóviles) o a que en alguna forma estén aislados del medio ambiente.

1.3. MUTACIÓN.

Los órganos constan de tejidos. Los tejidos están formados por células. Las células contienen un núcleo. El núcleo contiene cromosomas. Los cromosomas son los portadores de los genes, las mutaciones son los cambios que se producen en los cromosomas y en los genes.

Los cromosomas se hacen visibles, cuando la célula se divide para formar dos células hijas. Los genes están expuestos linealmente, a lo largo de los cromosomas, cada cromosoma es portador de centenares de millares de genes.

Antes de que una célula se divida, cada cromosoma forma otro cromosoma enteramente semejante, con los mismos genes dispuestos en el mismo orden. Cuando la célula se divide en dos células, los viejos cromosomas se separan de sus duplicados recién formados y cada una de las células hijas recibe exactamente el mismo número y los mismos tipos de cromosomas y de genes.

Algún gene experimenta un cambio químico, o el nuevo gene no es exactamente igual al viejo, o bien, se cambia el orden de los genes dentro del cromosoma. Este proceso de cambio en el gene o en el cromosoma recibe el nombre de *mutación*. El gene o el cromosoma alterado también es llamado frecuentemente mutación.

El proceso de copiado de cromosomas se desvía y se produce un gene alterado que es ligeramente distinto del gene correspondiente del padre. Este gene que no se había visto antes se conoce como mutación.

Por fortuna, la mala mutación de un par de cromosomas diploides no necesariamente es fatal, pues el otro cromosoma homólogo en general es normal. Sin embargo, la procreación en parentesco puede producir una tragedia porque el mismo gene defectuoso puede terminar en ambos cromosomas homólogos.

Cuando un cromosoma en el que se ha producido una mutación forma un duplicado de él mismo, en la siguiente división celular, reproduce al gene mutado o a la nueva disposición

de los genes en su interior, de una manera tan fidedigna como la que muestra en la reproducción de las porciones inalteradas. De esta manera, la mutación es heredada y se mantiene perpetuamente igual al gene original que le dio vida. Por lo tanto se dice que la mutación proporciona el material básico para la evolución.

La fuente primaria de la diversidad orgánica es la mutación. Se le dio el nombre de mutaciones a los cambios mínimos perceptibles en las series temporales de forma, que se observan en las especies.

Una mutación es, un cambio en uno o más genes. Cada mutación separa patente y completamente la nueva forma, individualizándola como especie independiente, de la especie de la cual se originó.

La variabilidad individual, en cuanto a que es hereditaria, se debe al hecho de que las poblaciones de casi todas las especies son mezclas de genotipos que difieren unos de otros en uno o varios genes. Los mutantes resultan ser agregados de diversos cambios entre los que figuran alteraciones de genes, productos de segregación debidos a la hibridación del material inicial, y aberraciones cromosómicas.

Muller (1927, 1928) descubrió que las mutaciones se originan espontáneamente. Se dice que un fenotipo natural es espontáneo cuando en su causalidad no interviene la mano del hombre; pero también, cuando se ignoran sus causas.

CLASIFICACIÓN DE LAS MUTACIONES.

Mutación es todo cambio en el genotipo que no se deba a recombinación de genes. Los cromosomas, capaces de autorreproducción, experimentan cambios mutacionales. Las mutaciones de los genes se deben a alteraciones en el seno de los materiales genéticos; las aberraciones cromosómicas implican pérdida, multiplicación o reagrupamiento de genes en los cromosomas.

TIPOS DE CROMOSOMAS.

- I. Mutaciones de los genes, o mutaciones puntuales, son los cambios causados por sustitución, adición o eliminación de nucleótidos dentro de una sección del ADN o ARN de un gene.

II. Cambios cromosómicos estructurales que afectan el modo de agruparse de los genes en los cromosomas.

1. Cambios debidos a pérdida o reduplicación de alguno de los genes.
 - a) Deficiencia (eliminación). Una sección que contiene un gene o un bloque de genes se pierde de uno de los cromosomas. Si un cromosoma normal contiene los genes ABCDEFG, el cromosoma deficiente contendrá solamente ABEFG.
 - b) Duplicación. Una sección de un cromosoma puede estar en su situación normal además de estar presente en otro sitio. Si un cromosoma normal tiene los genes ABCDEFG, la duplicación podría ser ABCDCDEFG, u otra equivalente.
2. Cambios debidos a una alteración en el agrupamiento de los genes.
 - a) Desplazamiento. Dos cromosomas, con genes ABCDEFG y HIJK respectivamente, pueden intercambiar partes dando origen a nuevos cromosomas cuyos genes serían ABCDJK y HIEFG.
 - b) Inversión. La posición de un bloque de genes dentro de un cromosoma puede cambiar mediante una rotación de 180°. El cromosoma resultante tiene los mismos genes que el original, pero la manera de agruparse queda modificada, ejemplo. ABCDEFG a AEDCBFG.

III. Cambios numéricos que afectan al número de cromosomas.

1. Aneuploidía. Puede faltar uno o más cromosomas del agrupamiento normal, o bien estar en exceso.
2. Haploidía. Organismo cuyas células tienen el número de cromosomas reducido a una serie, como los gametos, a diferencia del diploide, que tiene doble número al igual que las células normales. Los gametos, al igual que los gametofitos de las plantas, son haploides y contienen solamente un cromosoma de cada clase.
3. Poliploidía. Los organismos normalmente diploides dan origen a formas con más de dos agrupamientos de cromosomas homólogos. Tales formas se designan con el nombre de poliploides.

Lo que suele llamarse mutaciones puntuales son únicamente residuos de cambios mutacionales para los cuales no es posible descubrir con el microscopio una base estructural en los cromosomas.

La mutación cromosómica presenta sólo diferencias de grado con respecto a la mutación genética, la cual constituye la fuente básica de la variación hereditaria. Los genes mutantes, tienen generalmente resultados de gran trascendencia, dadas sus interacciones con otros genes además de con sus alelos homólogos. Si los cromosomas sufren una reorganización o modificación espontáneas, el efecto es mayor cuando sólo muta un gen. Las mutaciones cromosómicas son hereditarias una vez que han ocurrido, y hay una gran variedad de ellas.

Cualesquiera de estos cambios contribuyen a la variabilidad, cambiando el patrón de iteración genética, siendo significativo el efecto de aplicación ocasionada por la posición.

1.4. HERENCIA.

El cambio de hábitos produce un efecto hereditario, como el cambio de temperatura en algunas plantas o animales, o también el medio en que se desarrollan.

Todo criador tiende a heredar; cada organismo engendra algo parecido a él. Cuando entre ejemplares aparentemente expuestos a las mismas condiciones, aparece en el padre una desviación muy rara (una en millones de ejemplares) y reaparece en el hijo, esto probablemente se debe a la herencia. Algunas de las desviaciones extrañas y excepcionales de estructura, realmente son heredadas, como también son heredadas algunas desviaciones menos extrañas y más frecuentes. La herencia de cada carácter se considera, como la regla, y la no herencia como la anomalía.

La herencia se da por parte de los padres, esto surge o se desarrolla conforme a las necesidades y adaptaciones del hábitat de cada individuo, ya que de esto depende que cada individuo desarrolle más alguna parte de su cuerpo o estructura que otra, esto viene a dar como resultado que sus progenitores nacerán con semejanza a ellos (hereden sus características más importantes).

Las peculiaridades en diferentes individuos de la misma especie, son a veces heredados y otras veces no. En ocasiones la herencia es transmitida hasta después de una tercera generación y a veces a la siguiente; en otras ocasiones la peculiaridad es transmitida a menudo de un sexo a los dos, o a uno sólo, normalmente al sexo correspondiente.

Una regla importante, es que en cualquier periodo de la vida en que aparezca una peculiaridad por primera vez, tiende a reaparecer en la progenie a la misma edad, o en ocasiones antes.

Cualquier ser, por poco que varíe de un modo provechoso para él, bajo condiciones complejas y frecuentemente cambiantes de la vida, tendrá mejores probabilidades de sobrevivir y habrá sido de esta forma *seleccionado naturalmente*.

Por el "...principio de la herencia, toda variedad seleccionada tenderá a propagar su forma nueva y modificarla."³

Las especies no son innumerables, sino que son descendientes lineales de alguna otra especie normalmente ya extinta.

Los seres vivos se perpetúan en su descendencia, sirviéndose de las sustancias alimenticias que consumen. Los procesos mediante los cuales se realiza la autorreproducción son la esencia de la herencia. El descubrimiento fundamental de la genética fue haber determinado que las unidades de la autoduplicación son sistemas integrados a nivel molecular, los cuales se conocen con el nombre de *genes*. La autorreproducción ocurre normalmente en el seno de sistemas mayores como lo son los cromosomas, los núcleos, las células y los organismos. Ciertos elementos de un organismo tienen la capacidad autorreproductora en tanto que otros no la poseen.

1.5. EVOLUCIÓN.

Según Lamarck, existe una fuerza innata que provoca el cambio de los organismos para que se puedan defender de las modificaciones u obstáculos que les presenta el medio ambiente. Menciona que las características de adaptación se transmiten por herencia.

Charles Darwin formuló su teoría de la evolución en la cual dice que los seres vivos cambian y producen descendientes con características nuevas y que las modificaciones que se han producido durante tanto tiempo, han dado origen a todas las formas existentes o extintas, así como también menciona que todos los seres vivos se relacionan entre sí.

³ (Darwin, *op. cit.*)

El cambio evolutivo ocurre en cada generación modificando en algunas ocasiones la dotación genética y profundamente en otras ocasiones.

La evolución implica el cambio de las frecuencias de un sólo par de alelos de generación en generación.

El cambio de frecuencias registradas en cada generación puede ser a causa de tres fuerzas evolutivas, que son la siguientes:

1. **MUTACIÓN.** A causa del incremento de cualquiera de los alelos presentes, o por la aparición de nuevos alelos mediante cambios espontáneos. Este tipo de variación proporciona los materiales hereditarios. Los otros factores contribuyen al efecto de la variación modificando y amplificando el efecto de la mutación espontánea de los genes.
2. **SELECCIÓN NATURAL.** Esta fuerza varía cuando el ambiente cambia, lo cual indica que las condiciones ligeramente distintas en que vive cada generación favorecen combinaciones genéticas un poco distintas. La selección natural no puede producir directamente nuevos genes o cambios genéticos.
3. **DERIVA GÉNICA.** En esta fuerza pueden ocurrir fluctuaciones en las frecuencias de ciertos alelos o combinaciones de genes. Dichos cambios hacen sentir su impacto a través de los efectos aleatorios sobre la variación genética que se presenta en la población.

Por último resumiré que la evolución se divide en cuatro postulados:

- (1) Los seres que ahora viven, descienden de seres muy diferentes que existieron en el pasado;
- (2) Los cambios evolutivos fueron más o menos graduales, ya que si se reunieran a todos los habitantes que vivieron y pueblan ahora, se tendría un ordenamiento continuo de formas;
- (3) Algunos cambios fueron divergentes y muchas de las especies vivientes de hoy son descendientes de antepasados que se van haciendo cada vez menos a medida que se retrocede en el tiempo;
- (4) Todos los cambios se debieron a causas que siguen actuando y que por lo tanto pueden ser estudiadas experimentalmente.

La evolución considera que el estado actual de un sistema es el resultado de un cambio más o menos continuo del estado que tuvo originalmente. Si la herencia fuera siempre perfecta, la evolución no tendría lugar.

CAPÍTULO II



Introducción a los Algoritmos Genéticos.

2.1. ORÍGENES.

Los científicos encontraron una nueva técnica de búsqueda, la cual se basa en la teoría de la evolución; que viene del origen de las especies, la cual se conoce actualmente como el algoritmo genético.

Los investigadores aplicaron la técnica de búsqueda que se basa en el método de selección natural; en donde los organismos mejor adaptados de una población, serán los que lograrán sobrevivir al adaptarse con mayor facilidad a los cambios que se producen en su entorno. Como ya se mencionó en el capítulo anterior, los cambios que sufre un organismo se deben a las modificaciones que se efectúan en los genes de dicho individuo, y sus mejores atributos permiten que éste se adapte al medio en que vive, para posteriormente transmitir dichos atributos a sus descendientes, mediante la reproducción sexual.

John Holland, a fines de los 60's desarrolló una técnica basada en la selección natural que permitió incorporarla en un programa de computadora. La finalidad de su técnica era que las computadoras lograrán aprender por sí mismas. A la técnica que él inventó le llamó "planes reproductivos", pero se hizo popular bajo el nombre de "algoritmo genético" en 1975.

2.2. ¿QUÉ SON LOS ALGORITMOS GENÉTICOS?

Un algoritmo genético es una técnica de búsqueda de soluciones, basado en la teoría de la evolución de Darwin.

Los algoritmos genéticos son algoritmos matemáticos, los cuales se basan en el método de selección natural para la búsqueda de soluciones de problemas complicados, por medio de programas computacionales. Por medio de esta técnica, se generan nuevas soluciones con el uso de modelos o patrones de operadores genéticos sobre el proceso reproductivo, como el que se observa en la naturaleza.

A través de esta técnica de algoritmos genéticos, se combina la supervivencia de los más aptos entre las cadenas de estructuras con uno estructurado, sin embargo la información se cambia aleatoriamente para formar un algoritmo de búsqueda con algunas innovaciones de búsqueda de la aptitud humana.

Los objetivos de la investigación de los algoritmos genéticos son dos:

- 1) Resumir y explicar rigurosamente los procesos adaptables de los sistemas naturales.
- 2) Designar software de sistemas artificiales que retienen los mecanismos importantes de sistemas naturales.

Los algoritmos genéticos son teórica y empíricamente una prueba para proveer búsquedas robustas en espacios complejos. Se establece como una aproximación válida a problemas que requieren bienes eficaces y búsquedas efectivas.

A cada elemento que constituye una población (espacio solución) se le denomina *cromosoma*, y sus componentes son llamados *genes*. A causa de la similitud en acción, los operadores genéticos también tienen nombres de origen genético: cruza, mutación y reproducción.

Para mejorar la solución de un algoritmo genético es necesario eliminar las peores soluciones y permitir que solamente se reproduzcan aquellas que sean las más óptimas; es decir, se aplica la selección natural. Por otra parte se aplica la regla de supervivencia del más

apto, donde sólo se permite conservar aquellos organismos más adaptados al medio ambiente natural, para poder sobrevivir a la siguiente generación.

Jonh Koza definió al algoritmo genético de la siguiente forma: *“Es 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 de entre las que destaca la recombinación sexual. Cada uno de estos objetos matemáticos suele ser una cadena de caracteres (letras o números) de longitud fija que se ajusta al modelo de las cadenas de cromosomas, y se les asocia con una cierta función matemática que refleja su aptitud”*.⁴

Actualmente los algoritmos genéticos han encontrado una amplia gama de aplicaciones tanto en investigaciones científicas como en negocios y círculos de ingeniería.

Para resolver problemas de optimización se puede emplear el método de algoritmos genéticos tomando en cuenta las siguientes características para un resultado más confiable:

- ◆ Delimitar el espacio de búsqueda dentro de un cierto rango.
- ◆ Definir una función de aptitud que indique que tan buena o mala es una respuesta. En donde dicha función tiene que ser capaz de “castigar” a las respuestas malas y de “premiar” aquellas que sean buenas, de tal forma que las buenas logren propagarse con mayor rapidez.
- ◆ Codificar las soluciones de tal forma que se pueda implementar en un programa de computadora.

Después de un cierto número de generaciones, cuando las sucesivas poblaciones ya no mejoran (en el sentido de la función de aptitud), el cromosoma más óptimo será el que represente la mejor solución. En términos de algoritmo después de establecer cierto número de iteraciones se termina el proceso de búsqueda.

⁴ Soluciones avanzadas. Tecnologías de Información y Estrategias de Negocio. Año 3. No. 17. Enero 1995.

2.3. DIFERENCIAS ENTRE LOS ALGORITMOS GENÉTICOS Y ALGUNOS MÉTODOS TRADICIONALES.

Los algoritmos genéticos sobrepasan a todos aquellos métodos tradicionales debido a que su búsqueda es muy robusta, al igual que sus diversas aplicaciones. Los algoritmos genéticos tienen cuatro procedimientos de búsqueda:

1. Los algoritmos genéticos trabajan con un código de parámetro fijo (cadena de longitud fija), no con los parámetros establecidos.
2. Los algoritmos genéticos buscan desde una población de puntos, no desde un solo punto.
3. Los algoritmos genéticos usan resultados finales de la información, no derivativos u otro conocimiento auxiliar.
4. Los algoritmos genéticos usan reglas de transición probabilística, no reglas determinísticas.

Los algoritmos genéticos requieren del conjunto de parámetros naturales de problemas de optimización codificada como una cadena de longitud finita sobre algún alfabeto finito.

Con métodos tradicionales se debe trabajar directamente con los parámetros fijos ya definidos. Mientras que con los algoritmos genéticos primero se codifica el problema a resolver como una cadena de longitud finita (predeterminada); la cadena deberá estar representada por números, letras ó 1's y 0's.

Muchas de las otras técnicas de búsqueda requieren de mucha información auxiliar para trabajar apropiadamente. Por contraste los algoritmos genéticos no necesitan toda esa información auxiliar. Para realizar una búsqueda más efectiva y una mejor estructura, sólo se requiere de los valores del resultado final (valores de la función objetivo) asociado con cadenas individuales.

Para poder aplicar bien el método de algoritmos genéticos es indispensable realizar las siguientes diferencias:

- a) Uso directo de un código.
- b) Búsqueda de una población.
- c) Ceguera a información auxiliar.
- d) Operadores aleatorios.

lo cual contribuye a la búsqueda robusta de un algoritmo genético, y por lo tanto tiene ventaja sobre otras técnicas más comunes.

VENTAJAS Y DESVENTAJAS CON RESPECTO A OTRAS TÉCNICAS DE BÚSQUEDA.

Dentro de las **ventajas** sobre los algoritmos genéticos se encuentran los siguientes puntos:

- No se necesita tener conocimientos específicos del problema que se desea resolver.
- Operan de forma simultánea con varias soluciones.
- Cuando se usan para problemas de optimización (maximizar una función objetivo) resultan menos afectados por los máximos locales (falsas soluciones) que otras técnicas.
- Es muy fácil ejecutarlos, por cualquier persona, en las modernas arquitecturas masivamente paralelas.
- Usan operadores probabilísticos, en vez de los típicos operadores determinísticos de las otras técnicas.
- Si se desea modificar alguna cantidad en la información antes dada, el algoritmo genético tendría que modificarse de manera mínima.

Entre las **desventajas** se tiene lo siguiente:

- Puede converger prematuramente debido a una serie de problemas de diversa índole, como serían: el tamaño de la población (muy pequeña) y/o la inadecuada función de aptitud.

- Puede procesar muy lentamente la información, según el tipo de problema que se este resolviendo, dependiendo del hardware en que se aplique; como podrían ser: tamaño en memoria RAM, espacio en disco duro, entre otros.
- Puede tardar mucho tiempo en converger, o no converger en absoluto, dependiendo en cierta medida de los parámetros que se utilicen, como podrían ser, el tamaño de la población, el número de generaciones, el porcentaje de mutación, etc.

2.4. ALGORITMO GENÉTICO SIMPLE.

Para poder elaborar un algoritmo genético, primero deberá generarse una población inicial aleatoriamente, la cual deberá estar formada por un conjunto de cromosomas (cadena de caracteres), que representen las posibles soluciones del problema. A cada cromosoma se le aplicará la función de aptitud con la finalidad de averiguar que tan buena es la solución que se codificó.

Función de aptitud $f(t)$: es la elaboración de una fórmula que satisfaga las necesidades de cada tipo de problema. Donde dicha fórmula deberá ser capaz de evaluar el problema, de tal manera que se obtenga el valor deseado. Por lo que deberá realizarse cuidando que las soluciones que más se acerquen a lo deseado permanezcan y las peores se desechen.

Un algoritmo genético simple produce buenos resultados en muchos problemas prácticos, dado que el algoritmo genético está compuesto de tres operadores genéticos, los cuales son:

- 1) Reproducción.
- 2) Cruza o Recombinación.
- 3) Mutación.

2.4.1. REPRODUCCIÓN.

Reproducción es un proceso en el cual se copian valores de cadenas individuales según la función de aptitud $f(t)$. Copiar cadenas según sus cualidades de aptitud, significa que esas cadenas tienen los valores más altos, lo cual tiene mayores probabilidades de poder contribuir con uno o más descendientes en la próxima generación. Este operador, es sólo una versión artificial de la selección natural de Darwin, con respecto a la supervivencia del más apto. Existen dos métodos de selección para poder aplicar el operador reproducción.

MÉTODOS DE SELECCIÓN.

I. LA RULETA:

Este método consiste en crear una ruleta en la que cada cromosoma tiene asignada una fracción proporcional a su aptitud, lo que significa que cada cadena presente en una población tiene un tamaño definido en la rueda de la ruleta.

Para diseñar la ruleta, se obtiene inicialmente la aptitud correspondiente a cada uno de los cromosomas, para posteriormente obtener el porcentaje asociado.

Tomando como un ejemplo a una población de cuatro cromosomas, observamos que a cada cadena (cromosoma) le corresponde un valor de aptitud y por lo tanto un porcentaje, como el que se muestra en la tabla 2.1.

TABLA 2.1 MUESTRA EL VALOR DE APTITUD Y EL PORCENTAJE DE CADA CROMOSOMA.

NO. CROMOSOMA	CADENA	APTITUD	PORCENTAJE
1	111010001	40	9.5 %
2	010110011	100	24.5 %
3	101001101	50	17.0 %
4	110011100	200	49.0 %
Total		401	100.0 %

En la figura 2.1 se representa el porcentaje de aptitud de cada cromosoma. En esta gráfica se muestra la importancia de reproducción para crear la próxima generación.

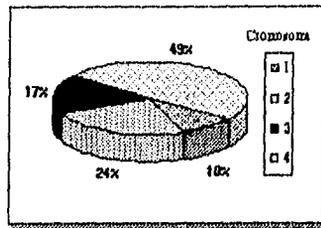


FIGURA 2.1. LA RULETA. REPRESENTACIÓN DEL PORCENTAJE DE APTITUD DE LA TABLA 2.1.

Para poder reproducir una cadena, se requiere de hacer girar la ruleta el número de veces correspondiente al número de cromosomas utilizados, para poder determinar que individuos se seleccionarán.

En este ejemplo la ruleta se gira 4 veces para seleccionar posiblemente a los mejores individuos y generar de esta forma la nueva generación; debido a que a los individuos más aptos se les asignó una área mayor de la ruleta, se espera que sean seleccionados más veces que los menos aptos.

Una vez seleccionada una cadena para reproducción, se hace una réplica exacta de esa cadena. De esta manera, las cadenas seleccionadas lograrán tener un mayor grado de descendencia en generaciones subsiguientes.

II. EL TORNEO:

Este método consiste en barajar la población y posteriormente se hacerla competir entre los cromosomas que la integran, en grupos de tamaño predefinido (regularmente se compite por parejas), en donde ganarán o sobrevivirán aquellos que tengan valores de aptitud más altos.

Dependiendo del tipo de torneo, serán las veces en que se deberá barajar la población; es decir, si se realiza un torneo binario (por parejas), entonces la población se deberá barajar 2 veces.

El uso de este método garantiza la obtención de múltiples copias del mejor individuo entre los progenitores de la siguiente generación.

Para mostrar el funcionamiento de este método, tomare como ejemplo a los cromosomas que se muestran en la tabla 2.1. Los cromosomas que integran a esa población se mezclarán y posteriormente se seleccionarán cromosomas de dos en dos para que compitan entre sí. Dado que sólo existen 4 cromosomas, tenemos solo dos parejas de ellos, los cuales competirán con la finalidad de que el individuo que contenga el valor de aptitud más alto, será el que pase a la nueva población. Después se vuelve a mezclar la población para obtener los otros dos cromosomas restantes, de la misma forma en que se seleccionaron los dos primeros. Como se observa en la figura 2.2. (Este mismo procedimiento se realiza para cualquier tamaño de población).

Mezcla # 1	Mezcla # 2								
<table border="1" style="margin-left: auto; margin-right: auto;"> <tr><td>1</td><td>4</td></tr> <tr><td>3</td><td>2</td></tr> </table>	1	4	3	2	<table border="1" style="margin-left: auto; margin-right: auto;"> <tr><td>2</td><td>1</td></tr> <tr><td>3</td><td>4</td></tr> </table>	2	1	3	4
1	4								
3	2								
2	1								
3	4								

FIGURA 2.2. MUESTRA LOS PARES DE CROMOSOMAS QUE VAN A COMPETIR PARA PASAR A LA SIGUIENTE GENERACIÓN.

La figura 2.2 muestra como en la mezcla # 1 el cromosoma 1 compete con el cromosoma 4 del primer renglón, y así sucesivamente los demás. Tomando en valor de la aptitud que se encuentra en la tabla 2.1 obtenemos lo siguiente:

Nueva Población

4	2	2	4
---	---	---	---

Como se puede observar, hay números de cromosomas que se repiten, esto indica que son los individuos más aptos, y que por lo tanto lograron sobrevivir a ésta nueva población.

2.4.2. CRUZA.

Una vez seleccionados los mejores individuos, se procede a realizar la cruce o reproducción sexual. En donde los individuos que sobrevivieron intercambiarán material cromosómico y sus descendientes pasarán a formar la población de la siguiente generación.

El operador genético más importante es el de cruce. Aunque el operador cruce intenta preservar los aspectos benéficos del individuo y eliminar aquellos componentes indeseables, es probable que la naturaleza del azar degrade la solución de aquel individuo fuerte en vez de perfeccionarlo.

Cruza, es juntar y mezclar algunas características de dos cromosomas padres, para formar dos hijos. Los operadores genéticos utilizan la recombinación para producir nuevas soluciones que combinen componentes de sus padres. Como en la evolución natural, la aptitud de un candidato determina el grado de reproducción. Los individuos más débiles dan una pequeña probabilidad de reproducción, pero a pesar de esto no son completamente eliminados, ya que algunos de estos individuos contienen componentes esenciales de una solución, que posteriormente serán heredados a sus descendientes.

Existen cuatro formas de reproducción sexual o cruce, los cuales son: por división; eligiendo una posición entre $k+1$ y la longitud del cromosoma; un sólo punto de cruce, y dos puntos de cruce.

En la cruce por división se toman dos cadenas de cromosomas y ambas se dividen, posteriormente se alternan para poder producir dos candidatos nuevos. Ver figura 2.3.

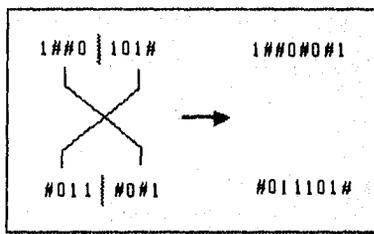


FIGURA 2.3. ILUSTRACIÓN DE LA CRUZA DE DOS CADENAS DE LONGITUD DE 8 BITS.

El operador separa las cadenas por la mitad y forma dos hijos, cuyo segmento inicial viene de un padre y el final del otro.

Si se da el caso de que las cadenas hijo son más malas que las de ambos padres, estas serán eliminadas probablemente por encima de algunas próximas generaciones.

Otra forma de cruzar a dos cromosomas es eligiendo un valor k , y aplicarlo de la siguiente manera:

1. Los miembros que recientemente se reprodujeron serán apareados aleatoriamente.
2. Cada par de cadenas son sometidas a cruce como sigue: una posición del entero k a lo largo de la cadena es seleccionada uniformemente al azar entre 1 y la longitud de la cadena menos uno $[1, l-1]$. Para este tipo de cruce son creadas dos nuevas cadenas para intercambiar todos los caracteres entre las posiciones $k+1$ y l . Por ejemplo, consideremos las cadenas S_1 y S_2 :

$$S_1 = 01101$$

$$S_2 = 11000$$

lo primero que debemos hacer es seleccionar un número al azar entre 1 y 4, dado que la cadena es de 5 genes. Entonces si $k=3$, la cruce de estas cadenas es a partir de dicho gen (tomando como referencia el separador |).

$$S_1 = 011 | 01$$

$$S_2 = 110 | 00$$

El resultado de la cruce produce dos cadenas nuevas, donde (') significa que las cadenas pertenecen a la nueva generación:

$$S'_1 = 01100$$

$$S'_2 = 11001$$

Para un mejor entendimiento de cómo se puede aplicar el operador para un sólo punto de cruce, en la figura 2.4 se muestra el intercambio de información de dos cadenas representadas por dos organismos distintos; donde la línea vertical muestra el punto a partir

del cual se realizará dicha cruce, logrando de esta manera intercambiar su respectiva información.

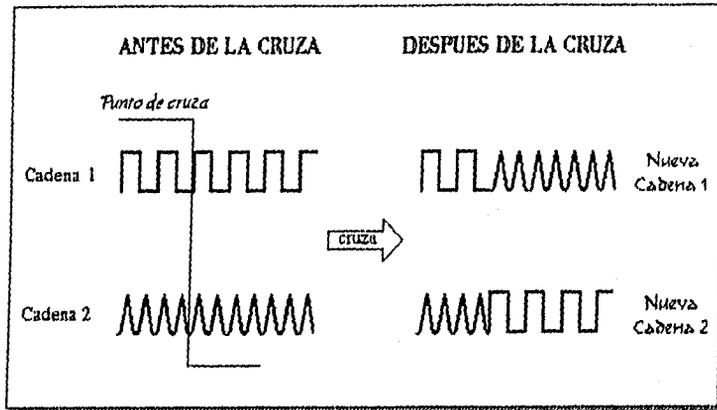


FIGURA 2.4. MUESTRA LA CRUZA DE DOS CADENAS CON UN PUNTO DE CRUZA.

Un sólo punto de cruce: En este se elige un punto aleatoriamente sobre la longitud de la cadena del cromosoma, y a partir de éste punto se realiza el intercambio del material cromosómico de los individuos, como se muestra en la figura 2.5.

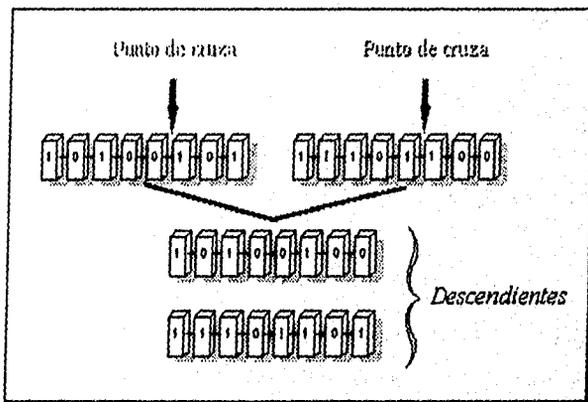


FIGURA 2.5. UN SÓLO PUNTO DE CRUZA. CADA PAREJA DE CROMOSOMAS DA ORIGEN A DOS CROMOSOMAS NUEVOS PARA LA SIGUIENTE GENERACIÓN.

Dos puntos de cruce: En este método se eligen dos puntos aleatoriamente sobre la longitud de la cadena del cromosoma. En este caso se mantienen intactos los genes de los extremos de los puntos de cruce y solamente se intercambian los del centro. Ver figura 2.6.

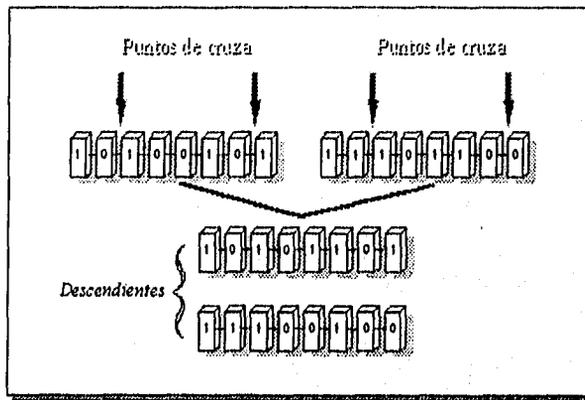


FIGURA 2.6. DOS PUNTOS DE CRUCE. EN ESTE TIPO DE CRUCE, LOS GENES DE LOS EXTREMOS QUEDAN INTACTOS MIENTRAS QUE LOS GENES DEL CENTRO SON INTERCAMBIADOS.

El operador cruce se maneja dentro de la implementación del algoritmo genético como un porcentaje que indica con qué frecuencia se efectuará. Esto significa, que no todos los cromosomas se cruzarán, ya que algunos pasarán intactos a la siguiente generación, lo cual se realizará hasta que surja otro individuo mejor que él, y lo desplace. A esta técnica se le llamó *elitismo*.

2.4.3. MUTACIÓN.

Es otro de los operadores genéticos importantes. El operador mutación se encarga de elegir un individuo aleatoriamente y modificar algún aspecto de él; por ejemplo, puede intercambiarle un "1" por un "0" o viceversa.

Es necesario utilizar el operador mutación, debido a que en los sistemas genéticos artificiales, el operador mutación protege contra una pérdida irrecuperable. En un algoritmo

genético simple, la mutación realiza una pequeña alteración al azar, eligiendo una posición entre los genes que se encuentran dentro de la cadena del cromosoma.

El operador *mutación*, realiza un cambio a uno de los genes de un cromosoma que es elegido aleatoriamente; este cambio permite la introducción de un nuevo material cromosómico en la población, de la misma forma como ocurre con los organismos.

Si la rapidez de las mutaciones es muy baja, aparecerán los nuevos rasgos muy lentamente en la población; mientras que si la rapidez es muy alta, cada generación estará desligada de la anterior, por lo que es conveniente elegir una velocidad media.

Tanto el operador cruza como el operador mutación se manejan con un porcentaje, el cual indica con que frecuencia deberá efectuarse. El operador cruza normalmente se maneja con un porcentaje mayor al 60%; mientras que el porcentaje de mutación es menor al 5%.

El ciclo de operación de un algoritmo genético muestra los pasos que se siguen para resolver cualquier tipo de problema por medio de la técnica de los AGs. En este ciclo se muestra como un aspecto general, cómo se deberá aplicar la técnica para obtener buenos resultados.

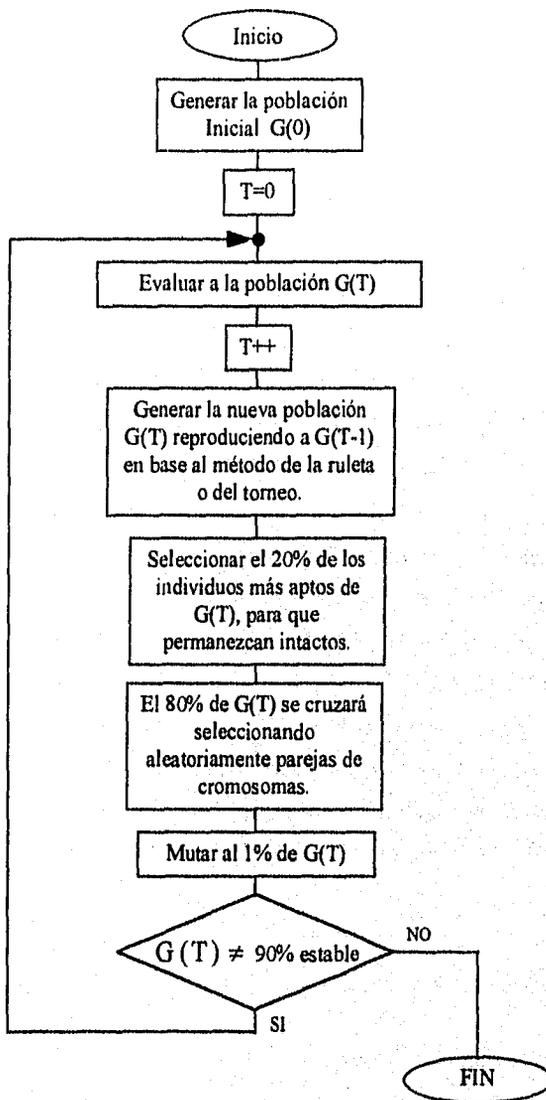
El módulo "*Generar la población inicial $G(0)$* ", se refiere a que la población se definirá de manera aleatoria dentro de un rango de valores predeterminados, o también los datos podrán ser introducidos por el usuario o programador, esto depende del tipo de problema que se esté resolviendo.

La sentencia if " *$G(T) \neq 90\%$ estabilidad*", significa que el proceso se repetirá hasta que más del 90% de la población se estabilice; es decir, cuando ya no exista modificación en los cromosomas y por lo tanto en los valores de aptitud.

Posteriormente la población se evalúa y se somete al método del torneo o el de la ruleta para seleccionar (reproducir) a los individuos que formaran a la nueva población, la cual se someterá a cruza y mutación. Pero primero se tomará al 20% de los individuos más aptos y se pasarán intactos a lo que es la nueva población. Después se cruzara a un 80% de los individuos de forma aleatoria para completar la población.

El módulo de "*mutación*" se encarga de modificar al 1% de los individuos de la población, intercambiando aleatoriamente a un gen del cromosoma seleccionado.

Ciclo de operación de un AG.



Considerando una cruce del 80% y una mutación del 1%

El diagrama del ciclo de operación de un algoritmo genético, se observa como se aplican de forma más sencilla los operadores reproducción, cruce y mutación, así como también se muestra la trayectoria que se deberá seguir para diseñar cualquier programa por medio de un AG, logrando así obtener las soluciones más óptimas.

2.5. EVALUACIÓN DEL ALGORITMO GENÉTICO.

En épocas pasadas se pensó que a los problemas complejos era imposible dar solución automatizada o auxiliada por medio de una computadora; pero se ha observado ahora en día que por medio de la aplicación de los algoritmos genéticos se han logrado resolver problemas muy difíciles; por lo que se dice que los algoritmos genéticos están jugando un papel cada vez más importante en la solución de problemas difíciles. Por lo tanto el valor principal que tienen los algoritmos genéticos, es la utilidad.

Actualmente se pueden resolver problemas complejos en computadoras personales, mediante procedimientos inspirados en la evolución natural. A estos procedimientos, se les conoce como AGs (Algoritmos Genéticos), los cuales se basan en aspectos parecidos a los de individuos, como son: apareamiento, recombinación de cromosomas, mutación genética, adaptación y selección natural.

Cuando se decide resolver un problema a través del método de la evolución; es decir, mediante la técnica de un algoritmo genético, se tienen que desarrollar términos análogos a individuos, cromosomas, mutación, recombinación, adaptación y selección natural; es decir, que el problema a resolver se debe desarrollar a semejanza de éstos, los cuales son fáciles de establecer.

Podría decirse que un *cromosoma* es una representación en la que:

- Existe una lista de elementos llamados genes.
- El cromosoma determina la adaptación global manifestada por algún mecanismo que utiliza genes de cromosoma como especie de huella.

* **Contiene constructores que:**

- * Crean un cromosoma, dada una lista de elementos.
- * Crean un cromosoma mediante el cruce de un par de cromosomas existentes.

* **Contiene escritores que:**

- * Mutan un cromosoma existente mediante el cambio de uno de los genes.

* **Contiene lectores que:**

- * Producen un gene específico, dado un cromosoma.

Es necesario elegir una cantidad de cromosomas a estudiar, ya que si el número es muy bajo, en un tiempo muy corto todos los cromosomas tendrán rasgos idénticos y la recombinación no hará nada; pero si es muy alto, el tiempo de cálculo será innecesariamente excesivo.

Los cromosomas determinan los rasgos hereditarios. Los algoritmos de aprendizaje genético modifican los análogos de los cromosomas mediante análogos de las mutaciones y del apareamiento, creando así nuevos individuos que pueden estar más adaptados que sus padres.

2.5.1. COMPONENTES DE LOS ALGORITMOS GENÉTICOS.

Un algoritmo genético requiere de los siguientes componentes:

- a) Una representación genética de solución de problemas potenciales.
- b) Un método para crear soluciones a una población inicial.
- c) Una función que verifique aptitudes de una solución.
- d) Cambiar operadores genéticos a los genes contenidos en los cromosomas.
- e) Algunos valores constantes para el uso de parámetros por el algoritmo.

Un algoritmo genético utiliza para su estructura un método de código, el cual es de gran utilidad para la solución de problemas. El más comúnmente usado es el código binario (1's y 0's). En ciertas especificaciones cuyas aplicaciones pueden ser usadas diferentes representaciones, como consecuencia, conduce al uso de operadores genéticos de adaptación especial. Normalmente la generación de la población inicial es creada aleatoriamente.

La *adaptación* de un cromosoma es la probabilidad de que éste sobreviva a la siguiente generación. Para realizar esto es necesario elaborar una fórmula que relacione a la adaptación del *i*-ésimo cromosoma.

Para imitar la *selección natural* en general, se deberán realizar los siguientes pasos:

- Crear una población inicial de cromosomas;
- Aparear uno o más pares de cromosomas.
- Mutar uno o más genes de uno o más de los cromosomas actuales, produciendo una nueva progenie de cada cromosoma mutado.
- Añadir los cromosomas mutados y de la progenie a la población actual.
- Crear una nueva generación manteniendo lo mejor de los cromosomas al azar de la población actual.

2.5.2. EVALUACIÓN DE SOLUCIONES.

Esto implica que para poder evaluar si una población es buena o mala (a cada cromosoma de la población) se requiere de aplicar una función de la aptitud, la cual retorna una medida de la aptitud de cada cromosoma. La función de aptitud es la encargada de examinar cada candidato en un juego de entrenar instancias, y retorna el porcentaje de clasificaciones correctas.

Si la función de aptitud es débil en seleccionar las soluciones del individuo más apto, esto conduce a la pérdida de convergencia de la solución óptima. Para definir una función de

aptitud, se deben tomar en cuenta muchas representaciones para poder dar solución a muchos de los problemas. Existen dos métodos para incluir estas representaciones, las cuales son:

- (1) Poner un fuerte castigo sobre los cromosomas malos (a los que violen las condiciones).
- (2) Producir generadores de cromosomas nuevos de tal manera que se pueda evitar el surgimiento de generaciones con elementos incorrectos.

el uso de ambos métodos tienen sus ventajas y desventajas, ya que el uso de castigos al verificar la aptitud de los cromosomas permite que se eliminen organismos incorrectos, lo cual provoca la disminución de sus oportunidades de reproducción. Por lo tanto aplicar castigos fuertes con frecuencia es productivo, debido a que sólo se eliminan aquellos factores que en verdad son malos.

En otras palabras la aptitud de las poblaciones naturales, se determina por la capacidad de sobrevivir de un ser viviente, a pesar de la pestilencia, y otros obstáculos a edad adulta y reproducción subsecuente.

2.6. LENGUAJES DE APRENDIZAJE.

Si comparamos los componentes naturales de la selección natural con los componentes utilizados en un algoritmo genético, observamos que la cadena del sistema artificial genético es semejante a los *cromosomas* de los individuos en sistemas biológicos. En los sistemas naturales, uno o más cromosomas se combinan para formar el componente genético, prescripción de la construcción y operación de algunos organismos. En los sistemas naturales, a todo el conjunto genético se le denomina *genotipo*. En sistemas de genética artificial, el conjunto total de cadenas es llamado una *estructura*. En sistemas naturales, el organismo formado por la interacción de todo el paquete genético con el medio es llamado *fenotipo*. En sistemas artificiales genéticos, la estructura se descifra para formar un conjunto de parámetros particulares, solución alternativa, o punto (en el espacio solución). El diseño

de un sistema genético artificial es una variedad de alternativas para codificar ambos parámetros numéricos y no numéricos.

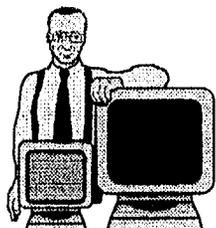
En terminología natural, decimos que los cromosomas están compuestos de *genes*, los cuales contienen en algún número valores llamados *alelos*. La comparación entre terminología natural y terminología artificial se resume en la Tabla 2.2.

TABLA 2.2. COMPARACIÓN DE LA TERMINOLOGÍA NATURAL Y EL ALGORITMO GENÉTICO.

CROMOSOMA	CADENA
GEN	RASGO, CARÁCTER, O DETECTOR
ALELO	VALOR DE RASGO
SITIO	POSICIÓN DE LA CADENA
GENOTIPO	ESTRUCTURA
FENOTIPO	CONJUNTO DE PARÁMETROS, SOLUCIÓN ALTERNATIVA, DESCIFRAR UNA ESTRUCTURA
APISTASIS	NO LINEALIDAD

Fuente tomada de: (Goldberg, 1989 : 22).

CAPÍTULO III



Uso de Algoritmos Genéticos durante la supervisión. Concepto de aprendizaje.

3.1. SUPERVISIÓN DE PROBLEMAS DEL CONCEPTO DE APRENDIZAJE.

Arquitecturas de sistemas han sido continuamente buscadas para diseñar máquinas con niveles bastante grandes de autonomía e inteligencia semejante a la de los humanos.

La supervisión del concepto de aprendizaje se refiere a la descripción del conjunto de elementos de un problema dado. Los conceptos se representan como subconjuntos de puntos en un espacio n -dimensional donde todos los valores del conjunto son conocidos.

Con el concepto de aprendizaje se pretende generar razonablemente una descripción exacta de los conceptos con tal de obtener la información deseada. Debido a que los conceptos de aprendizaje pueden ser arbitrariamente subconjuntos complejos de un espacio del problema, es importante seleccionar un lenguaje de descripción para dicho concepto. El lenguaje deberá tener suficiente poder expresivo para describir brevemente subconjuntos grandes; para prevenir la captura de algunas irregularidades. Existen dos formas de lenguaje generalmente usadas las cuales son: reglas y árboles de decisión.

Existe una gran variedad de clases de descripciones del concepto que son consistentes con cualquier tipo de clase de un problema finito. Esto es resuelto gracias a la introducción de preferencias por ciertas especies de descripciones.

El proceso de evaluar y comparar la ejecución de los algoritmos en el concepto de aprendizaje es un poco difícil, esto se debe a que en muchas de las aproximaciones ampliamente usadas es un modo de trabajo en el cual el conjunto de ejemplos es sometido a un conjunto de entrenamientos para obtener el valor o datos adecuados al problema que se este aplicando, comparándolo con una prueba fija.

El concepto de aprendizaje se requiere para producir un concepto de descripción de los ejemplos de entrenamiento. La validez producida por la descripción de un problema es medida por el porcentaje de las clasificaciones correctas hechas por el sistema.

La proximidad de la evaluación alternativa es un modo incremental en el cual el concepto aprendido se requiere para producir la descripción del concepto de los problemas ya analizados y usar esa descripción para clasificar el siguiente problema.

Este modo de aprendizaje nunca retrocede ni se detiene, y se evalúa en términos de curvas de aprendizaje en la cual la medida predictiva ejecuta el concepto de aprendizaje en un menor tiempo.

3.2. ALGORITMOS GENÉTICOS Y CONCEPTO DE APRENDIZAJE.

Para aplicar en orden los AGs a un problema particular primero se necesita seleccionar una representación interna del espacio buscado; es decir, los puntos más importantes que se requieren para dar solución al problema, y definir una función de evaluación externa la cual asigne utilidad a las soluciones del problema dado.

3.2.1. REPRESENTACIÓN DEL ESPACIO DE BÚSQUEDA.

La representación interna que se utiliza para los AGs es mediante el uso de cadenas de longitud fija (generalmente binaria) para representar los puntos en el espacio de búsqueda. Esta representación de mapas es buena en problemas de parámetros de optimización y hay considerable evidencia (teórica y empírica) con la efectividad de usar AGs para buscar tales espacios. De cualquier modo, dichas representaciones no aparecen bien situadas para representar el espacio de las descripciones del concepto las cuales son generalmente

simbólicas por naturaleza, las cuales tiene tanto representaciones sintácticas (sintaxis) como semánticas (signos lingüísticos), y pueden ser ampliamente complejas y de longitud variable.

Existen dos aproximaciones generales. La primera es a base de cambios de los operadores fundamentales del AG (cruza y mutación) para trabajar efectivamente con objetos de cadenas no complejas. Esto debe hacerse cuidadosamente en orden para preservar todas las propiedades que pueden hacer los AGs con respecto a la búsqueda de procedimientos para lograr una adaptación efectiva. La segunda aproximación puede intentar construir una representación de la cadena, la cual minimice cualquier cambio de los AGs sin adoptar dicha convolución representada para entregar el AG fundamental del operador incompetente.

3.2.2. CLASIFICACIÓN DE REGLAS PARA CADENAS DE LONGITUD FIJA.

Esta aproximación elige una representación que resulta en cambios mínimos del operador estándar del AG, desarrollan cuidadosamente la selección de la descripción del concepto de un lenguaje. Una manera natural de expresar conceptos complejos es como una separación del conjunto de clasificación de reglas. La clasificación de reglas se divide en dos partes que son: **if(condición)** para el lado izquierdo de cada regla la cual consiste de la unión de una o más pruebas utilizando los valores de los rasgos de un problema, y **the acción** para el lado derecho de la regla la cual indica que la clasificación del concepto es asignado a los ejemplos que son iguales al lado izquierdo. Colectivamente, un conjunto de dichas reglas pueden proponer como representar los conceptos (desconocidos) si las reglas clasifican correctamente los elementos del espacio de rasgo.

Si se asignan términos complejos arbitrariamente en el conjunto de la regla del lado izquierdo, se obtendrá una descripción muy poderosa del lenguaje siendo está muy difícil de representar como cadena.

De cualquier manera, restringiendo la complejidad de las uniones de los elementos, podemos usar una representación de la cadena y el estándar de los AGs, sólo con el efecto del lado izquierdo que muchas reglas pueden ser requeridas para expresar el concepto. Esto es restringiendo cada elemento de una unión para ser una prueba de la forma:

retorna verdad si el valor del rasgo i del ejemplo se encuentra en el conjunto del valor, de lo contrario retorna falso.

Por ejemplo, las reglas deben tomar las siguientes formas simbólicas:

if ($F1 = Azul$) entonces es el cielo, o

if ($(F2 = Grande)$ y $(F5 = Delgado o alto)$) entonces es un árbol, o

if ($(F1 = Rojo o blanco o azul)$ y $(10 < F4 < 20)$) entonces es un payaso.

Cualquier tipo de regla contiene un patrón que representa y evalúa a cada uno de los puntos localizados en el espacio de búsqueda.

Como los lados izquierdos son formas unidas con separación interna, no hay pérdida de generalidad requiriendo que sea a lo más una prueba por cada rasgo. Mientras que la regla derecha es simplemente la clase al que el rasgo analizado pertenece.

Con estas restricciones se puede construir una representación interna de longitud fija para clasificar reglas. Cada regla de longitud fija tendrá N pruebas de rasgo, una por cada uno. Cada prueba de rasgo será representada por una cadena binaria de longitud fija, cuya longitud dependerá del tipo de rasgo (nominal, ordenada, etc.).

Para los rasgos de tipo nominal con k valores usamos k bits, uno por cada valor. Así, por ejemplo, si los valores legales para $F1$ son los días de la semana, por lo que el patrón 011110 representaría la prueba para $F1$ siendo cada uno un día de la semana.

3.3. DESARROLLAR JUEGOS DE CLASIFICACIÓN DE REGLAS.

Puesto que una descripción del concepto constará de una o más clasificación de reglas, necesitamos especificar como se usarán los AGs para el desarrollo de los juegos de reglas.

Existen dos estrategias básicas:

1. La aproximación de Michigan, y
2. La aproximación de Pittsburgh.

La aproximación de Michigan esta ejemplificada por la clasificación de sistemas de Holland, y la aproximación de Pittsburgh es ejemplificada por el sistema LS-1 de Smith. Los

sistemas que utilizan la aproximación Michigan mantienen una población de reglas individuales las cuales compiten con cada uno por espacio y prioridad en la población. Por lo contrario los sistemas que usan aproximación Pittsburgh, mantienen una población de longitud variable del conjunto de reglas las cuales compiten con cada uno con respecto al desempeño en el dominio del trabajo. Utilizando esta aproximación, se tiene que cada individuo en la población es una cadena de longitud variable representada por un desordenado conjunto de reglas de longitud fija. El número de reglas en un individuo particular puede tener cierto alcance de 1 a un número muy grande dependiendo de presiones evolutivas.

El objetivo de esto era conseguir una representación que requirió cambios mínimos para los fundamentales operadores genéticos. Se cree haber conseguido esto con las representaciones de la cadena de longitud variable envolviendo las reglas de longitud fija. La cruce puede ocurrir en cualquier parte. El requerimiento sólo es que los puntos de cruce sean correspondientes para los dos padres "semánticamente iguales". Esto es, si uno de los padres es cortado en un límite de la regla, entonces el otro padre deberá también ser cortado en dicho límite de la regla. Por ejemplo, si un padre se corta en el 5º bit a la derecha de un límite de la regla, entonces el otro padre deberá de ser cortado en un punto similar (5 bits al derecho de algún límite de la regla).

3.4. SELECCIÓN DE UNA FUNCIÓN DE APTITUD.

Para seleccionar una representación buena, es muy importante definir una buena función de aptitud que premie los tipos de géneros juntos de los individuos. Uno de los rasgos buenos del uso de AGs por el concepto de aprendizaje es que la función de aptitud es el lugar natural para centralizar y crear explícitamente cualquier tendencia para las descripciones del concepto para ciertos géneros. También es fácil estudiar los efectos de diferentes tendencias simplemente por cambios en la fabricación de la función de aptitud.

Se debe seleccionar una función de aptitud incluyendo sólo el desempeño de la clasificación (ignorando por ejemplo, longitud y tendencias de la complejidad). La aptitud de

cada individuo se somete a un proceso de computo con la finalidad de probar la regla del juego en el presente conjunto de ejemplos:

$$\text{aptitud (individuo } i) = (\text{porcentaje correcto})^2$$

Lo cual provee una tendencia no lineal para clasificar correctamente todos los ejemplos mientras proporciona el premio diferencial para los conjuntos de reglas defectuosas.

3.5. EL AG CONCEPTO DE APRENDIZAJE.

Dadas la representación y función de aptitud descritas anteriormente, el estándar de un AG puede ser usado para desarrollar descripciones del concepto de varias maneras. La aproximación simple se desarrolla usando una parte del lote en que un juego fijo de ejemplos es presentado, y el AG debe buscar el espacio de la cadena de longitud variable que lleva a cabo una cuenta del 100%. Esta aproximación se llamará GABL (AG Lote Concepto de Aprendizaje).

Debido a la naturaleza estocástica de los AGs, un conjunto de la regla con una cuenta perfecta (100% correcto), no siempre es realizada en una cantidad fija de tiempo. Así como no introducir una gran tendencia, provoca el uso de la siguiente terminación de búsqueda de criterio. La búsqueda termina en cuanto un 100% correcto del conjunto de la regla ha sido obtenido dentro de un rango específico, superior al límite de acuerdo al número de generaciones realizadas. Si el conjunto de elementos de una regla es correcto o no es elaborado dentro de los límites especificados o si la población pierde densidad (> 90% convergencia), el AG simplemente retornará los valores de la regla de salida mejor encontrados.

Los GABL son usados para crear un 100% de procesos correctos del conjunto de la regla para cada ejemplos distinto. Este conjunto de la regla puede ser usado para predecir la clasificación del próximo problema. Si la predicción es incorrecta, el GABL es llamado para desarrollar una nueva regla fija. Si la predicción es correcta, los valores del problema son simplemente guardados y el resto del conjunto de la regla es inalterado. El proceso del AG

es retornado en el lote si la predicción de los valores es incorrecta. Lo cual hace que de esta forma se haga referencia al AG lote incremental concepto del aprendizaje como GABIL.

3.6. INTRODUCCIÓN GENÉTICA BASADA EN MAQUINAS DE APRENDIZAJE.

Los estudios que se realizaron acerca de los algoritmos genéticos en búsqueda y optimización fueron una desviación de este objetivo, debido a que toda esa optimización también es rígida y metodológica, y confían en la autonomía constantemente favorable de un simple medio. Por otra parte se ha investigado el comportamiento de los algoritmos genéticos en búsqueda y optimización del dominio aplicado para los objetivos más ambiciosos a causa de dos razones: *Primero*, mediante la búsqueda de soluciones se han permitido controlar cuidadosamente nuestros medios y nuestros operadores, en relación con esto se permite más cuidadosamente dividir los AGs y sus trabajos. *Segundo*, al examinar una variedad de aplicaciones en búsqueda de resultados, se ha dado la oportunidad para observar la innovativa disposición de los algoritmos genéticos para buscar rápidamente por medio del espacio arbitrario de una cadena. En algunos casos los AGs se asemejan más a los comportamientos humanos como un mecanismo de búsqueda, ellos son imaginativos y buscan mejores alternativas a través de la aproximación de desviaciones.

A continuación se examinarán brevemente los orígenes de estos sistemas de genética basada en maquina de aprendizaje (GBML), y mencionaré la arquitectura más común del GBML, el así llamado *clasificación de sistemas*.

3.7. GENÉTICA BASADA EN MAQUINA DE APRENDIZAJE: DE DÓNDE VIENE.

La base teórica para los sistemas GBML fue aplicada por Holland (1962). Su plan para la teoría de los sistemas adaptables pagan una especial atención para el papel del programa como un método de hacer programas.

Para la propuesta inicial de la moderna clasificación de sistemas, Holland sugirió cuatro prototipos para el sistema:

Prototipo I: Fue un proceso de respuesta al estímulo (SR) esto enlazó el medio ambiente esquemático (que posteriormente llamaron condiciones) con efectos de acción particular.

Prototipo II: En este propusieron extender el tipo I agregando efectos internos (estados internos), y

Prototipo III: Fue construido sobre el tipo I y II incluyendo la predicción explícita del estado ambiental (un modelo del mundo real) y un mecanismo de evaluación interna.

Prototipo IV: Fue extendido el otro prototipo incorporando la capacidad (aptitud) para modificar estos mismos efectos y detectores, en relación con esto se permite un rango mayor (o tal vez menor) de detección de la información y un gran repertorio de funcionamiento.

Estas primitivas sugerencias conducen al extenso, pero como todo, no implementa transmisión del lenguaje (Holland, 1975). La transmisión del lenguaje llamado por la creación de unidades de transmisión (reglas de producción) sobre 10 letras del alfabeto. Este alfabeto aumenta un número muy grande de cartas (ambos singular y pareja múltiple) o caracteres para un fundamental alfabeto binario. Un fundamental signo de puntuación, un símbolo insistente (induce a continuar la transmisión de un mensaje), y un carácter de comillas se ha ordenado proveer de suficiente poder para la integridad computacional y conveniencia representativa. La propuesta por la transmisión del lenguaje une los procesos esquemáticos teóricamente y permiten una representación consistente de todos los operadores, datos y reglas o instrucciones.

La primera implementación práctica de un sistema de genética basado en máquina de aprendizaje fue presentada los tres siguientes años de la transmisión del lenguaje propuesto (Holland y Reitman, 1978). Este sistema, llamado Sistema Cognoscitivo nivel uno (CS-1), fue adiestrado para aprender dos corridas de la tarea de un laberinto. Este sistema usa una ejecución con lista de mensaje y simples reglas llamadas *clasificaciones*, un AG consta de reproducción, cruza y mutación, y un mecanismo de aprendizaje memorable donde la

recompensa fue distribuida a todas las clasificaciones activas entre acontecimientos sucesivos de aptitud. Este ultimo mecanismo de aprendizaje es suplantado en gran parte por otro mecanismo, llamado un *cubo brigada*, en sistemas retrasados.

Desde la primer clasificación del sistema, un número de investigaciones se han extendido y se han ampliado estas ideas en diferentes caminos. GBML ha recibido desarrollo considerable a través de una variedad de campos, desde vida artificial hasta conjugación de verbos en tiempo pasado.

3.8. ¿QUÉ ES UNA CLASIFICACIÓN DE SISTEMAS?

Una clasificación de sistemas es un sistema de máquina de aprendizaje que aprende sintácticamente de simples reglas de cadenas (llamado clasificación) para guiar esta ejecución en un medio ambiente arbitrario. Una clasificación de sistemas consiste de tres principales componentes:

1. Regla y sistemas de mensaje.
2. Repartición proporcional de sistemas de crédito.
3. Algoritmo genético.

La regla y sistema de mensaje de una clasificación de sistema es un especial género de sistema de producción. Un sistema de producción (Davis y King, 1976) es un esquema computacional que usa reglas como un solo dispositivo algorítmico. Aunque hay una completa variación en la sintaxis entre los sistemas de producción, las reglas son generalmente de la siguiente forma:

si <condición> entonces <acción>
if...then...reglas

estas reglas pueden ser representadas como cadenas de l's y O's.

El significado de una regla de producción es que la acción pudo tomarse (la regla es "prendida") cuando la condición es satisfactoria; es decir, la condición es verdadera.

A primer vista, tal restricción de un mecanismo simple para la representación de la energía de conocimiento también parece restringido. Sin embargo se ha demostrado que la

producción de sistemas son computacionalmente completos (Minsky, 1967; Post, 1943). Su poder en representar conocimiento envuelve más que esto. Ellos también son computacionalmente convenientes. Una regla única o pequeño conjunto de reglas puede representar un complejo conjunto de ideas compactas.

A pesar de este desarrollo en aplicaciones de sistemas expertos, la tradicional regla basada en sistemas ha sido frecuentemente menos sugerida en situaciones de necesidad de aprendizaje. Uno de los principales obstáculos para aprender ha sido la regla de sintaxis compleja. Muchos sistemas de producción permiten envolver construcciones gramaticales por la condición y partes de acción de una regla. La clasificación de sistemas sale de la principal corriente por restringir una regla para una representación de longitud fija. Esta restricción tiene dos beneficios. *Primero*, todas las cadenas dentro del alfabeto permisible son sintácticamente significativas. *Segundo*, una representación de cadena fija permite cadenas de operadores de especie genética. Esto permite un amplio campo de trabajo, dispuesto por un algoritmo genético en el espacio de reglas permisibles.

La clasificación de sistemas usa reglas paralelas de activación, mientras que sistemas expertos tradicionales usan reglas seriales de activación. Durante cada período de apareamiento, activa una regla única. Este procedimiento de regla por regla es un camino estrecho para incrementar la productividad, y muchas de las diferencias entre la competencia de arquitectura de sistemas expertos pertenece a la selección de la ("mejor") única regla de estrategias de activación por este tipo de problema. La clasificación de sistemas permite múltiples actividades por estar coordinado simultáneamente. El paralelismo aprueba la arquitectura de la clasificación de sistemas y reconoce que este paralelismo puede permitir implementaciones firmes de clasificación de sistemas.

En sistemas expertos tradicionales, el valor de evaluación de una regla relativa para otras reglas es fijado por el programador junto con el experto o grupo de expertos el cual sirve para emular; es decir, imitar a otro resultado o mejorarlo. En una regla de sistema de aprendizaje no se obtiene ese tipo de resultados. El valor relativo de diferentes reglas es una llave de las piezas de información que deben ser aprendidos. Para facilitar este tipo de aprendizaje, la clasificación de sistemas fuerza clasificar para coexistir en una información basada en servicio de economía. Una competencia es ayudada entre clasificaciones donde la respuesta correcta de mensajes relevantes es para el postor superior, con el subsecuente

pago de servicios solicitados con un origen de ingreso previamente exitoso del mensaje que envía. En este camino una cadena de intermediario esta formada de manufactura (*los detectores*) para consumir (acción ambiental y aptitud). La competitividad natural de la economía garantiza que esas reglas benéficas sobreviven y las reglas improductivas mueren.

El intercambio y acumulación de un valor corriente interno provee una figura natural de mérito por la aplicación de algoritmos genéticos. Usar una clasificación del banco de balance como una función de aptitud, las clasificaciones pueden ser reproducidas, cruzadas, y mutadas. De esta manera, no sólo puede aprender el sistema por clasificación de reglas existente, sino que también puede descubrir algo nuevo, posiblemente mejores reglas como combinaciones innovativas de estas viejas reglas.

La repartición proporcional del crédito via competencia y descubrir reglas usando algoritmos genéticos forma una base razonable para construir un sistema de máquina de aprendizaje por encima del procesamiento computacional.

3.9. REGLA Y SISTEMA DE MENSAJE.

Una descripción esquemática de la regla y sistema de mensaje, la repartición proporcional del sistema de crédito, y el algoritmo genético es mostrado en la figura 3.1. La regla y el sistema de mensaje forma el apoyo computacional del silicon animal. La información crece desde el medio ambiente por medio del *detector* (la clasificación de los sistemas ojos y orejas). Donde este es descifrado para una o más longitud de mensajes finitos. Estos mensajes ambientales son fijados para una longitud finita de la lista de mensajes donde los mensajes pueden entonces activar reglas de cadenas llamadas *clasificaciones*. Cuando es activo, una clasificación anuncia un mensaje para la lista de mensajes. Entonces estos mensajes pueden invocar otras clasificaciones o ellos pueden causar una acción al tomar acciones disparadas a través de los sistemas llamados *efectos*.

En este camino las clasificaciones ambientales cambian sugerencias y pensamientos internos para determinar que el sistema deberá hacerse y estudiar lo siguiente. En un sentido coordina el flujo de información de donde este se percibe (*detectores*) hacia donde este procedió (lista de mensaje y clasificación acumulada) donde es llamado acción (*efectos*).

Para mejorar el conocimiento de la operación de la regla y sistema de mensaje, observe las dos unidades de información que son mensaje y clasificaciones, y cómo son procesados.

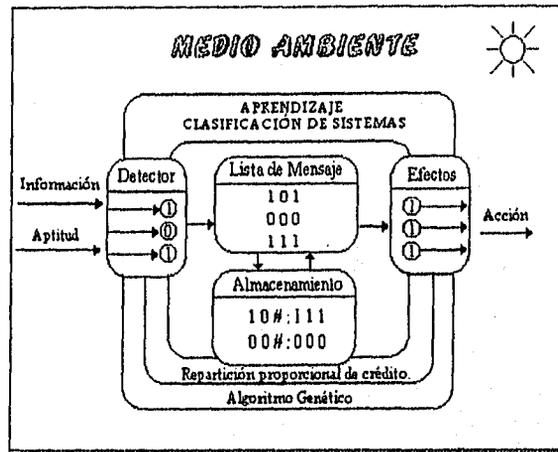


FIGURA 3.1. UNA CLASIFICACIÓN DE SISTEMA DE APRENDIZAJE INTERACTUANDO CON EL MEDIO AMBIENTE.

Muchas clasificaciones de sistemas intentan distinguir o valorar clasificaciones individuales conforme a la regla de clasificación en conseguir recompensa del medio ambiente. Aunque hay algunos números de formas de hacer esto, el método más general que Holland incorporó lo ha llamado un algoritmo de *cubo brigada*. El cubo brigada puede ser más fácilmente visualizado como una información de economía donde el derecho del comercio es comprar y vender por clasificaciones. Las clasificaciones forman una cadena intermediaria de información manufacturera (el medio ambiente) información de consumidor (*los efectos*).

El cubo brigada provee de procedimientos puros para evaluar reglas y decidir entre competencias alternativas. Los AGs usados en la clasificación de sistemas se asemejan fuertemente a aquellos usados en búsqueda y optimización.

Un algoritmo genético simple contiene un modelo de población en donde se seleccionan algunos de los individuos y se copian completamente a una población nueva en cada generación. Pero esto no se aplica generalmente a programas de aplicación de aprendizaje de

máquina. En aprendizaje de máquina se interesan frecuentemente en mantener un nivel alto en la ejecución de la línea con el fin de que las máquinas logren aprender a ejecutar procesos más hábilmente, mientras que en búsqueda y optimización se obtiene con frecuencia la convergencia o ejecución de procesos de línea-interrumpida.

El proceso de selección es a menudo ejecutado por medio del uso de la selección mediante hacer girar la ruleta, donde cada valor de fuerza de clasificación es usado como un valor de aptitud. Algunas veces se cuida la selección de los miembros de la población que se van a reemplazar.

La mutación debe ser modificada porque la clasificación de sistemas usa un alfabeto ternario. Simplemente se define la probabilidad de mutación p_m ; de modo que cuando una mutación es llamada, se altera uno de los caracteres de mutación por uno de los otros dos con igual probabilidad; como podría ser $(0 \rightarrow \{1, \#\}, 1 \rightarrow \{0, \#\}, \# \rightarrow \{0, 1\})$.

Con estos cambios para la rutina normal, los algoritmos genéticos pueden caer dentro de la clasificación de sistemas y usar muestras previamente buscadas así como aplicaciones de optimización.

Un mensaje dentro de una clasificación de sistemas es simplemente una cadena de longitud finita sobre algún alfabeto finito. Si nos limitamos a un alfabeto binario obtenemos la siguiente definición:

$$\langle \text{mensaje} \rangle ::= \{0, 1\}$$

El símbolo " $::=$ " medio "es definido como" y llama al conjunto $\{0, 1\}$ para el l th, se puede decir que se tomo el producto (concatenación) de l , 0's ó 1's. Los mensajes son las recaudaciones básicas de intercambio de información en una clasificación de sistema. El mensaje de la lista de mensajes puede igualar una o más clasificaciones o reglas de cadenas. Una clasificación es una regla de producción extremadamente con sintaxis simple:

$$\langle \text{clasificación} \rangle ::= \langle \text{condición} \rangle : \langle \text{mensaje} \rangle$$

La condición es un simple mecanismo de reconocimiento de patrones donde el carácter ($\#$) es agregado para el alfabeto fundamental:

$$\langle \text{condición} \rangle ::= \{0, 1, \#\}$$

Así, una condición es igualada por el mensaje si en cada posición un 0 en la condición iguala a 0 en el mensaje, un 1 iguala a un 1, o un número iguala uno u otro un 0 ó un 1. Por ejemplo, la condición de la cuarta posición #01# iguala los mensajes 0010, pero no iguala el mensaje 0000. (Ver tabla 3.1).

Una vez clasificada la condición esta se iguala, esa clasificación llega a ser un candidato para poner este mensaje en la lista de mensaje en un siguiente proceso o tiempo.

TABLA 3.1. CUATRO CLASIFICACIONES

Índice	Clasificación
1	0 1 # #: 0 0 0 0
2	0 0 # 0: 1 1 0 0
3	1 1 # #: 1 0 0 0
4	# # 0 0: 0 0 0 1

Para afirmar la comprensión del trabajo de la regla y del sistema de mensaje, se simula la actividad de apareamiento de un sistema de clasificación por transmitir. En el primer paso de tiempo, un mensaje ambiental 0111 aparece en la lista de mensaje. Este mensaje de clasificación se encuentra en el índice 1 de la tabla 3.1, donde entonces emplea este mensaje, 0000. Este mensaje en reglas de igual desviación 2 y 4, la cual vuelve a emplear sus mensajes (1100 y 0001). El mensaje 1100 entonces es igual a la clasificación 3 y 4. En consecuencia el mensaje manda por clasificación el mensaje del índice 3 que es 1000, al igual que la clasificación 4 y el proceso termina.

CAPÍTULO IV



Implementación Computacional a un Algoritmo Genético.

4.1. ESTRUCTURAS DE DATOS.

Una estructura es un conjunto de variables agrupadas bajo un mismo nombre. Se dice que las estructuras son capaces de proporcionar un medio adecuado con el cual se puede mantener junta la información relacionada. Normalmente, todos los elementos de la estructura se relacionan lógicamente unos con otros.

Los algoritmos genéticos elaboran cadenas de poblaciones. Por lo tanto la estructura de datos primaria del algoritmo genético simple es una población de cadenas. Existen muchas formas de implementar poblaciones. Para el AGS (Algoritmo Genético Simple) se construye una población como un arreglo de individuos donde cada uno de los individuos contiene el fenotipo (parámetro o parámetros descifrados), el genotipo (el cromosoma artificial o cadena de bits), y la aptitud (función objetivo) evaluada junto con otra información auxiliar. El esquema de una población se puede observar en la figura 4.1.

Para poder referirnos a un problema es necesario declarar un número de constantes, como por ejemplo lo siguiente: el máximo tamaño de la población, y la máxima longitud de cadena. Estos conjuntos superiores limitan el tamaño de la población y la longitud de

cadena. Lo cual es un arreglo de tipo individual (indexado entre 1 y el número máximo de la población). Un tipo de población es un registro compuesto por un tipo de cromosoma artificial, una variable real de aptitud $F(x)$ que representa el valor de aptitud de la cadena, y una variable tipo real llamada x (valor de la cadena). La variable de tipo cromosoma es la misma a la del arreglo de tipo alelo (indexado entre 1 y el valor máximo de la longitud de cadena), que en este caso es de tipo booleano (un bit único, verdadero o falso).

NÚMERO DE INDIVIDUO	INDIVIDUOS		
	CADENA	X	F(X)
1	01111	15	225
2	01001	9	81
3	:	:	:
.	:	:	:
.	:	:	:
.	:	:	:
n	00111	7	49

FIGURA 4.1. ESQUEMA DE UNA POBLACIÓN DE CADENAS EN UN ALGORITMO GENÉTICO.

En el AGS, se aplican los operadores genéticos a cada una de las generaciones de una población entera, como se observa en la figura 4.2.

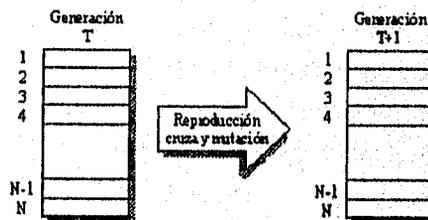


FIGURA 4.2. REPRESENTACIÓN DE LA FORMA EN QUE SE PRODUCE LA GENERACIÓN (T+1), A PARTIR DE LOS INDIVIDUOS DE LA GENERACIÓN (T).

La población $G(T+1)$ (población nueva) se genera de aplicarle los operadores genéticos a la población $G(T)$ (población actual).

Para implementar esta delicada operación, se utilizan dos poblaciones, la actual y la nueva; en relación con esto se simplifica el origen del producto o hijo y se sustituye a los

padres. Para poder lograr esto es necesario declarar dos poblaciones, una vieja que es la población actual, y una nueva que represente a la población que se genere. Con estas dos poblaciones, se realiza un método simple para crear nuevos hijos a partir de los miembros de la vieja población utilizando los operadores genéticos, lo cual hace que los nuevos individuos que sobreviven de la población vieja se coloquen en la población nueva, mientras que el conjunto de individuos de la población vieja son posteriormente reemplazados por la nueva población cuando esta se completa. Es importante mantener el tamaño de la población constante, debido a que se trabaja de forma artificial, a pesar de que las poblaciones naturales si cambian de tamaño.

Con la estructura de datos se puede diseñar y construir, para lo cual es necesario comprender los tres operadores (reproducción, cruza, y mutación) esenciales para la operación del AGS. Para esto es necesario definir como primer termino, algunas de las variables más importantes. Entre las cuales se encuentra el tamaño de la población, longitud de la cadena, y el contador de generación; ya que estas afectan la operación del código por completo. También es importante declarar como variables reales, a la probabilidad de cruza y mutación, y a la sumatoria de aptitudes.

4.2. REPRODUCCIÓN, CRUZA Y MUTACIÓN.

Los tres operadores del algoritmo simple pueden cada uno ser implementados en segmentos de código. Cada operador depende de la selección aleatoria. A continuación se observan los segmentos de código, los cuales asumen la existencia de tres rutinas de selección aleatoria:

- random* retorna un número real pseudoaleatorio entre 0.0 y 1.0.
- true* retorna un valor booleano verdadero.
- rnd_lim* retorna un valor entero especificado entre los límites inferior y superior (una variable aleatoria uniforme sobre un subconjunto de enteros adyacentes).

Para aplicar el operador reproducción a una población se requiere de la selección de un número aleatorio indexado entre 1 y el número máximo del tamaño de la población. En el

algoritmo genético simple, la reproducción de individuos se realiza seleccionando cadenas en base a la mejor aptitud, y posteriormente se copian todos los valores de la cadena a una nueva, la selección puede realizarse por medio del método de la ruleta o por el método del torneo.

Para seleccionar a los cromosomas que se van a reproducir, se podría crear un método en el cual se aplique la selección aleatoria *random*; donde dicho método deberá ser elaborado de acuerdo a las necesidades del problema y en base a los requerimientos de cada programador; de tal manera, que se puedan obtener cromosomas con los mayores valores de aptitud. El uso de ésta selección aleatoria *random* es opcional.

Existen varias maneras eficientes de implementar el operador de reproducción, así como también existen muchas formas para seleccionar a los individuos (hijos) de la nueva población, como tendencias apropiadas y cada vez más superiores a las de los individuos de poblaciones anteriores.

En el AGS el operador cruza es implementado mediante un procedimiento. En el cual, la rutina cruza toma dos cadenas de padres llamadas padre-1 y padre-2, las cuales generan a dos cadenas hijas llamadas hijo-1 e hijo-2. En una parte de la rutina del programa de un AG se determina si se lleva a cabo la ejecución del operador cruza en el nuevo par de cromosomas padre. Para ejecutar la cruza a un par de cromosomas padres, dichos cromosomas deberán elegirse al azar, tomando en cuenta la probabilidad de cruza (siempre que está sea verdadera); donde la probabilidad es simulada mediante la función *booleana (true)*, la cual se selecciona aleatoriamente.

Si un cromosoma es seleccionado para ser cruzado con otro cromosoma, se selecciona el sitio o punto de cruza entre 1 y el sitio final de la cadena, donde el punto de cruza es seleccionado por medio de la función *rnd_lim*, la cual retorna un entero pseudoaleatorio especificado entre los límites superiores e inferiores (entre 1 y la longitud del cromosoma - 1). Finalmente, el cambio parcial del operador cruza es llevado a producir dos construcciones al final del código. La primera cruza toma la transferencia parcial de bits entre padre-1 e hijo-1 y entre padre-2 e hijo-2; es decir, el padre-1 le transfiere parcialmente los bits que se encuentran antes del punto de cruza al hijo-1 y el padre-2 al hijo-2. La segunda construcción que se hace toma la transferencia y cambio parcial de material entre padre-1 e

hijo-2 y entre padre-2 e hijo-1, donde el padre-1 le transfiere parcialmente los bits que se encuentran a partir del punto de cruce elegido al hijo-2 y el padre-2 al hijo-1.

La finalidad de aplicar el operador cruce es la de cambiar aleatoriamente una parte de su material genético e introducirle diversidad a la población.

La operador mutación se realiza al azar para aplicarle el complemento a un gen, es decir, cambiarle un valor verdadero por uno falso (un 1 por un 0) o viceversa.

4.3. ESCALA DE APTITUDES.

Es importante definir una escala de aptitudes para cada uno de los problemas que se desean resolver. Por lo que es de suma importancia regular el número de copias que habrá en una pequeña o grande población de algoritmos genéticos. Al comienzo de la corrida del AG es común que se tengan unos pocos individuos extraordinarios en una población de individuos con calidad intermedia (ni bueno ni malo, sino regular). En una regla de selección normal, los individuos extraordinarios desean tomar completamente una proporción importante de la población finita dentro de la generación única, y esto es indeseable, una principal causa de convergencia prematura. Al final de una corrida, en cuanto a eso todavía puede tener diversidad importante dentro de la población; sin embargo, la población promedia aptitudes que puede pertenecer a las mejores aptitudes de la población. Si esta situación es permitida, se promedian miembros y conjuntos de miembros superiores, aproximadamente el mismo número de copias durante generaciones futuras, y la supervivencia del más apto es necesaria para perfeccionar o mejorar a los peores individuos de la población.

En todos los casos es necesario tomar en cuenta el promedio de escala de las aptitudes, ya que es importante para el uso de los procedimientos de las selecciones subsecuentes, con la finalidad de asegurar a cada promedio de los miembros de la población, para que aporten un supuesto hijo a la siguiente generación.

La escala de aptitudes es aplicada cuando algunos individuos de la población son letales (cadenas malas); es decir, que cuando algún individuo es malo (su aptitud es muy baja o se

encuentra fuera de los límites permitidos según el programa), se somete a una regla o función para mejorarlo. Este tipo de situación es muy común en corridas posteriores.

4.4. CÓDIGOS.

Sólo se han examinado un número muy limitado de cadenas de código alternativas para mapear una cadena de longitud finita, para los parámetros de un problema de optimización. Se ha introducido un código binario simple en respuesta a un problema de interruptor binario simple. En este código se enlaza un código de cadena de 0's y 1's, donde el i th 0 ó 1 quiere decir que el interruptor i th es apagado o encendido respectivamente. También se puede descifrar una cadena binaria como un entero sin signo (unsigned). Aunque estos códigos dan algunas flexibilidades, no proveen la variedad de opciones que se requieren para equipar a los problemas de ciencia, de trabajos, e ingeniería. En esta parte se examinarán dos principios fundamentales de código de algoritmo genético para auxiliar el diseño del código en diferentes problemas.

En un sentido, *un problema de código por búsqueda genética no es problema porque el programa del algoritmo genético esta limitado en gran parte por la imaginación.* En otro sentido, la libertad de elegir es una gran ventaja para el nuevo uso; el arreglo de posibles códigos alternativos podría ser confuso. Los AGs son métodos de búsqueda muy robustos, y en ese sentido usualmente no existen restricciones sobre los códigos de decisión. Adicionalmente, se proponen dos principios básicos para elegir un código para la elaboración de un AG: el principio de construcción de bloques y el principio de alfabetos mínimos.

El principio de construcción de bloques dice: *El usuario debe seleccionar un código muy pequeño, los esquemas de bajo orden pertenecen al problema fundamental y relativamente no se relacionan a los esquema por encima de otras posiciones fijas.*

El principio de los alfabetos mínimos dice: *El usuario debe seleccionar el alfabeto más pequeño que permita una expresión natural del problema.*

Se considera un mapa de uno a uno de los enteros binarios [0,31] para las 32 letras del alfabeto, consisten de 26 letras del alfabeto, las cuales son de {A - Z} y los seis primeros dígitos {1-6}, como se observa en la Tabla 4.1.

TABLA 4.1. TABLA CORRESPONDIENTE AL CÓDIGO BINARIO Y NO BINARIO.

BINARIO	NO BINARIO
00000	A
00001	B
.	.
.	.
.	.
11001	Z
11010	1
11011	2
.	.
.	.
.	.
11111	6

Ambos códigos, el binario y el no binario, serán códigos con igual número de alternativas; de cualquier modo, el alfabeto cardinal requiere diferentes longitudes de cadenas.

4.5. PROGRAMACIÓN GENÉTICA.

En la actualidad existe un gran número de ambientes de programación disponible en el mercado para experimentar con los algoritmos genéticos. Se pueden observar tres clases de ambientes de programación:

- 1) **SISTEMAS ORIENTADOS A LAS APLICACIONES:** Los cuales son esencialmente "cajas negras" para el usuario, ya que ocultan todos los detalles de implementación. Generalmente son usados para un cierto número de aplicaciones diversas, sin el interés de conocer cómo operan.

- 2) **SISTEMAS ORIENTADOS A LOS ALGORITMOS:** Soportan algoritmos genéticos específicos, los cuales se subdividen en:
 - **SISTEMAS DE USO ESPECÍFICO:** Contienen un solo algoritmo genético, y se dirigen a una aplicación en particular.
 - **BIBLIOTECAS:** Agrupan varios tipos de algoritmos genéticos, y diversos operadores (ejemplo distintas formas de realizar la cruce y la selección).
- 3) **CAJAS DE HERRAMIENTAS:** Proporcionan muchas herramientas de programación, algoritmos y operadores genéticos que se pueden aplicar en varios problemas. Los cuales normalmente se subdividen en:
 - **SISTEMAS EDUCATIVOS:** Ayudan a los usuarios novatos a introducirse de forma amigable a los conceptos de los algoritmos genéticos.
 - **SISTEMAS DE PROPÓSITO GENERAL:** Proporcionan un conjunto de herramientas para programar cualquier algoritmo genético y desarrollar cualquier aplicación.

A continuación se hablará acerca de los orígenes, metas y metodología de implementación del modelo de la Programación Genética, la cual propone una forma de lograr que las computadoras se programen para la resolución de problemas especificando "qué es lo que se tiene que hacer" y no "cómo se hace". Para lograr esto surge como una metodología el modelo de Programación Genética (PG) la cual formaliza el procedimiento de búsqueda de soluciones desde la inducción de programas, que busca encontrar un programa de computadora dentro del espacio posible de programas de computadora.

Para presentar estos conceptos, es necesario describir primero los puntos esenciales de la metodología para aplicar la PG.

4.6. SURGIMIENTO DE UN MODELO.

El modelo de la Programación Genética, es una amplia extensión de los algoritmos genéticos que se diferencia de estos en la forma en que se representa a los individuos de la población, ya que la programación genética utiliza programas de computadora en lugar de cadenas de longitud fija como los algoritmos genéticos. Donde la finalidad de aplicar la PG es lograr que las computadoras aprendan por si solas a resolver problemas sin la necesidad

de realizar explícitamente programas para cada problema; es decir, que por medio de un programa, la computadora deberá ser capaz de satisfacer las necesidades de cada problema sin tener que desarrollar un programa por y para cada uno de los problemas que se deben resolver, donde la PG trata de generar soluciones adecuadas a problemas a partir de la inducción (operación) de programas. En este caso el programador no se ve en la necesidad de elaborar muchos programas que solucionen los diversos problemas que se presentan, así como tampoco es necesario especificar el tamaño, forma y complejidad estructural de los programas-solución sino que ahora los programas evolucionan hasta generar soluciones satisfactorias.

Las ventajas de un generador evolutivo de reglas de tipo son las siguientes:

- 1) No es necesario usar cromosomas de longitud fija; los genotipos tienen longitud variable. Se obtienen reglas difíciles de interpretar por un humano, son muy sencillas en comparación con sus equivalentes en un sistema clasificador genético y se logra una validación por el usuario. Se muestra el conocimiento aprendido y se pueden descubrir reglas que el usuario no ha considerado. Se evitan procesos complejos con asignación de mérito y encadenamiento de reglas.
- 2) En un sistema de aprendizaje no supervisado, genera sus propios conceptos.
- 3) Otra ventaja es el lenguaje jerárquico de expresiones que establece una relación directa entre genotipo y fenotipo.
- 4) El mecanismo evolutivo obtiene reglas complementarias al repetirse el proceso, pero elimina de la población a las reglas que usan variables e instrucciones de reglas que resultaron de procesos anteriores.
- 5) El proceso de generación de reglas se transforma naturalmente a un proceso de mantenimiento y actualización del conocimiento.

La investigación en los campos de inteligencia artificial, sistemas de automejora y auto-organización, aprendizaje de máquina e inducción en general, utilizan métodos correctos, consistentes, justificables, ciertos (deterministas), metódicos, moderados y decisivos. Se podría mencionar que en la PG al igual que en los AGs, se emplean los principios de la naturaleza.

4.7. INDUCCIÓN DE PROGRAMAS.

La inducción de programas involucra el descubrimiento inductivo de un programa de computadora que produzca alguna salida deseada cuando se le presenta alguna entrada en particular. Esto es lo que la metodología de PG realiza de manera sistematizada.

Un programa de computadora puede ser llamado una fórmula, un plan, una estrategia de control, un procedimiento computacional, etc. Las entradas del programa de computadora pueden denominarse variables independientes, variables de estado, valores de sensores, argumentos de una función, etc. Y a las salidas del programa de computadora se les puede llamar variables dependientes, en movimiento, un actuador, el valor regresado por una función, etc.

Son tres las razones que llevan a reformular los problemas planteados por la inducción de programas como la búsqueda de un programa de computadora, las cuales son:

1. Los programas de computadora tienen la flexibilidad necesaria para expresar soluciones a una amplia variedad de problemas.
2. La PG proporciona una metodología para realizar inducción de programas.
3. Los programas de computadora pueden tomar el tamaño, la forma y la complejidad estructural necesarios para resolver estos problemas.

Con esto se observa que los programas pueden ser el lenguaje para expresar varios problemas.

4.8. DESCRIPCIÓN DE LA PROGRAMACIÓN GENÉTICA.

La manera de poder resolver un problema basado en la programación genética, es realizando los siguientes puntos:

1. Definir el conjunto de terminales (constantes y variables),
2. Determinar el conjunto de funciones primitivas,
3. Emplear una fórmula para medir la aptitud,

4. Declarar los parámetros de las operaciones genéticas,
5. Especificar el criterio para terminar la ejecución y el método para designar el resultado final.

Primero se deberá definir la forma en que se mostrará el espacio de soluciones utilizando los conjuntos de terminales y de funciones primitivas; posteriormente se tratarán las operaciones que controlan la evolución de los programas, la medición de la aptitud y algunas características propias de la PG.

4.8.1. CONJUNTOS DE TERMINALES Y FUNCIONES PRIMITIVAS.

Los conjuntos de terminales y funciones primitivas integran la fase de representación del tipo de problema, por medio de un programa de computadora. Cada programa es una composición de funciones y terminales tomada de los conjuntos definidos por el programador en función del problema que se desea resolver. Donde las funciones pueden ser operaciones aritméticas, booleanas, operadores condicionales y funciones que causan iteración (funciones que se repiten), además de las funciones definidas por el usuario. Por lo que cada función debe aceptar como argumento cualquier valor y tipo de dato que sea posible regresar por cualquier función en el conjunto de funciones, y cualquier valor y tipo de dato que se pueda asumir por cualquier terminal en el conjunto de terminales.

4.8.2. LAS OPERACIONES GENÉTICAS.

En la programación genética, poblaciones de cientos y miles de programas de computadora o más, se desarrollan genéticamente. Esto se lleva a cabo mediante el uso del principio darwiniano de supervivencia del más apto y las operaciones genéticas primarias de *reproducción y cruza* (o recombinación sexual).

La PG comienza con la población inicial de programas generados aleatoriamente, compuestos de funciones y terminales apropiados al tipo de problema. La creación de esta población inicial es, una búsqueda aleatoria y a ciegas del espacio de búsqueda del problema representado con programas de computadora.

En la población, cada programa de computadora es medido de forma individual, en términos de qué tan bien se desenvuelve en el ambiente del problema particular que se desea resolver. Esta medición se llama *aptitud*, y la naturaleza de la medición de la aptitud varía con respecto al tipo de problema.

En la generación inicial del proceso, los programas de computadora generalmente tienen una aptitud muy pobre. Sin embargo algunos individuos en la población evolucionarán para ser más aptos que otros. Lo cual hace que estas diferencias en el desenvolvimiento sean explotadas en la PG.

El principio darwiniano de supervivencia del más apto y las operaciones genéticas de reproducción y cruce se usan para crear una población de nuevos hijos de programas de computadora, a partir de la población actual de programas.

La operación de *reproducción* (asexual) consiste en seleccionar un programa de computadora de la población actual de programas, basado en el valor de su aptitud, y copiarlo como hijo en la nueva población, permitiéndole de esta manera sobrevivir.

Por otra parte la operación de *cruza* se utiliza para crear dos nuevos programas de computadora: programas-hijo, a partir de dos programas padre. En la PG los programas padre son seleccionados en base al valor de su aptitud, y típicamente son de diferentes tamaños y formas. Mientras que los programas-hijo se componen de subexpresiones (subárboles, subprogramas, subrutinas, construcción a bloques) de sus programas-padre. Los programas-hijo son comúnmente de diferente tamaño y forma que los programas-padre. Debido a la recombinación aleatoria de partes de algunos programas efectivos, algunas veces se crean nuevos programas de computadora que sean más aptos en la resolución del problema dado, en comparación a los padres.

Después de haber realizado las operaciones genéticas sobre la población actual, la nueva generación de la población de hijos reemplazará a la población anterior. Donde las operaciones genéticas son realizadas de acuerdo a una cierta probabilidad (podría tomarse un porcentaje mayor al 60% para aplicar el operador cruce, al igual que en los AGs).

En la figura 4.3 se observa un ejemplo de la operación de cruce en la que se observan los terminales (coeficientes) y funciones primitivas (suma, resta, multiplicación y división). En donde cada uno de los nodos de los padres se etiquetan con un número. Posteriormente

se eligen los nodos 2 del padre-1 y 5 del padre-2 como puntos de cruce, con lo cual se producen los árboles-hijo intercambiando dichos nodos.

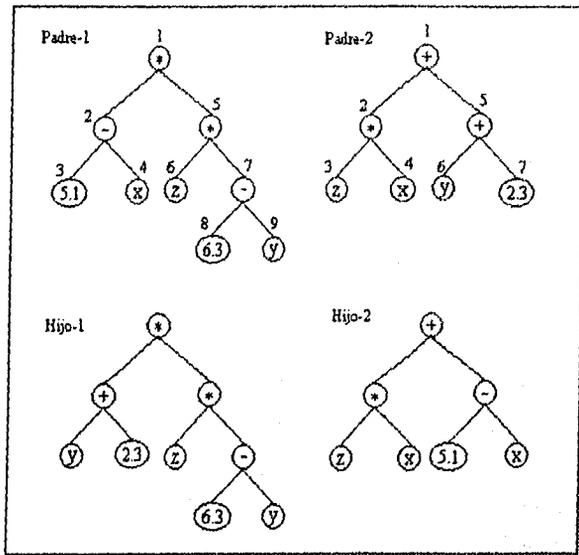


FIGURA 4.3. EJEMPLO DE CRUZA.

Se menciona que el espacio de búsqueda en la PG es el espacio de todos los posibles programas de computadora compuestos de funciones y terminales apropiados al dominio del problema.

4.8.3. MEDICIÓN DE LA APTITUD.

A cada uno de los individuos que pertenecen a la nueva población de programas de computadora se les somete a una evaluación por medio de la función de aptitud, la cual se encarga de medir qué tan bien se desempeña cada estructura-solución en función al problema que se desea resolver. Este parámetro es el que decide quién perdurará y quién sucumbirá, repitiendo el proceso durante muchas generaciones.

Este algoritmo produce poblaciones de programas de computadora que a lo largo de muchas generaciones tenderán a exhibir un incremento en el valor de la aptitud promedio con respecto a su ambiente. Lo cual ayuda a que estas poblaciones de programas de computadora se puedan adaptar rápida y efectivamente a los cambios en el ambiente.

Se dice que el mejor individuo que aparece en cada generación de la corrida se designa como el resultado producido por la programación genética.

4.8.4. CARACTERÍSTICAS.

La forma de árbol de los programas de computadora que se producen es una característica importante de la PG. Para poder evitar el crecimiento descontrolado de un programa, pueden incluirse subárboles en hojas individuales.

Una segunda característica es que cada etapa de este proceso altamente paralelo, descentralizado, y localmente controlado, consiste únicamente de la población actual de individuos.

La tercera característica es la variabilidad dinámica de los programas de computadora en la búsqueda de la solución.

Otra característica importante de la PG es la ausencia o un menor preprocedimiento de entradas y postprocedimientos de salidas. Donde las entradas, los resultados intermedios, y las salidas son expresados de manera directa en la terminología natural del tipo de problema.

Se menciona que en la PG las estructuras que sobreviven a la adaptación son activas. No son códigos pasivos (cromosomas) de la solución de un problema. Las estructuras de PG son estructuras activas capaces de ser ejecutadas en su forma actual.

La PG crea programas de computadora para poder resolver problemas ejecutando los siguientes pasos:

1. Generar una población inicial compuesta aleatoriamente de funciones y terminales del problema.
2. Ejecutar constantemente los siguientes pasos hasta que el criterio de terminación haya sido satisfecho:
 - a. Ejecutar cada programa en la población y asignar a este un valor de qué tan bien se desenvuelve, utilizando la función de aptitud.

- b. Crear una nueva población de programas de computadora aplicando las operaciones primarias de reproducción y cruce. Dichas operaciones son aplicadas a programas de computadora; en la población, de donde posteriormente se escoge la nueva población con una probabilidad basada según su aptitud.
3. Al cumplirse el criterio de terminación especificado por el programador, éxito o realización de un número máximo de generaciones, se elige el resultado de la PG basado en la aptitud de los programas y en el criterio del programador. Probablemente este resultado puede representar una solución o aproximación al problema.

CAPÍTULO V



Aplicaciones de los Algoritmos Genéticos.

5.1. UNA BREVE HISTORIA DE LA APLICACIÓN DE LOS ALGORITMOS GENÉTICOS.

5.1.1. BAGLEY CON SU PROBLEMA JUEGO DE DIVERSIÓN ADAPTABLE.

La primer persona que hizo mención de las palabras *algoritmo genético* y la primera publicación de un algoritmo genético fueron realizadas por Bagley (1967) el pionero en pensar con método. En ese tiempo los programas de juego de diversión fueron muy interesantes, y con ese espíritu Bagley inventó una tabla de prueba de control del juego de diversión de tareas, diseñada según el juego de seis peones de ajedrez (Hexpawn). El Hexpawn es jugado en un pequeño tablero de ajedrez, sobre cuadros de 3 x 3 como se observa en la figura 5.1. Cada adversario inicia el juego con tres peones de ajedrez intentando avanzar hacia el otro lado. Para ajustar la capacidad del oponente, Bagley fue capaz de controlar la no linealidad del trabajo (llamado "trabajo profundo").

Bagley construyó algoritmos genéticos para buscar parámetros establecidos en juegos de funciones de evaluación, y comparó los algoritmos por correlación. Los algoritmos de

correlación requieren de un contrincante bueno en el juego no lineal y la no linealidad del algoritmo de correlación.

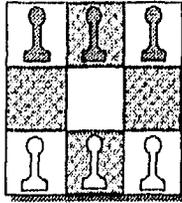


FIGURA 5.1. MUESTRA DEL HEXPAWN, AJEDREZ DE 3 X 3.

Los algoritmos genéticos de Bagley no fueron diferentes a los algoritmos genéticos usados hoy en día, como son el uso de representaciones de cadenas diploides, dominios, e inversión. Bagley utilizó alfabetos no binarios en sus cadenas de código, para resolver sus problemas.

Un área donde los trabajos de Bagley simbolizan más investigaciones modernas es en el área de reproducción y selección. Para Bagley fue sumamente importante la necesidad de apropiarse del valor de selección al principio y fin de la corrida del algoritmo genético.

Bagley introdujo un mecanismo de escala de aptitudes para poder realizar lo siguiente:

- 1) Reducir la selección avanzada de una corrida, en relación con esto previene el dominio de una población por un único super-individuo;
- 2) Incrementar la siguiente selección en una corrida, en relación con esto mantiene competencia apropiada entre un gran acceso y cadenas similares próximas a la convergencia de población.

Procedimientos similares han sido adoptados por recientes investigaciones.

Bagley introdujo la primer idea del algoritmo genético, mismo método que él llamo *controles de contenido mismo*. También sugirió el código de probabilidades de cruce y mutación dentro de los mismos cromosomas.

5.1.2. ROSENBERG Y LA SIMULACIÓN DE CÉLULAS BIOLÓGICAS.

Rosenberg (1967) también investigador de los algoritmos genéticos, en su primer discurso doctoral dio énfasis biológico y mostró la simulación de aspectos de su trabajo, su contribución por el arte de los algoritmos genéticos algunas veces son altamente observados.

En su estudio Rosenberg simuló la población de organismos de única célula, con una simple bioquímica rigurosa, una membrana permeable, y estructura genética clásica (un gen, una enzima). A pesar de su énfasis biológico, el trabajo de Rosenberg fue importante para el desarrollo posterior de los algoritmos genéticos en aplicaciones artificiales, a causa de esta semejanza por optimización y a raíz del descubrimiento. Rosenberg definió a un par de cromosomas como cadenas de longitud fija (representación diploide). En sus estudios la longitud de cadena fue limitada por 20 genes, con un máximo de 16 alelos permitidos por gen. Definió concentraciones químicas X_j y ganó concentraciones químicas \bar{X}_j . También definió a un conjunto de concentraciones químicas ganadas como una *propiedad*. El apareamiento y la selección son entonces ejecutadas de acuerdo a la función de antiaptitud (por la propiedad i th):

$$f_i = \sum_j (X_j - \bar{X}_j)^2$$

donde la suma es tomada sobre todas las propiedades químicas en i th. Rosenberg calculó el inverso de la gran cantidad de f_i y ejecutó el apareamiento y reproducción subsecuente de acuerdo a esta antiaptitud inversa. En todas sus simulaciones, actualmente sólo consideró una única propiedad ($i=1$), y como un resultado, aumenta la posibilidad de ejecutar el primer algoritmo genético multiobjetivo, un trabajo posterior fue tomado por Shaffer (1984). Sus simulaciones fueron una de las primeras aplicaciones de los algoritmos genéticos para una tarea a raíz del descubrimiento; cuando observó, que buscar por células que minimizan la función de antiaptitud, es equivalente a resolver altamente la ecuación no lineal representada por el cromosoma y la célula bioquímica, para obtener una propiedad particular.

Al igual que Bagley, los trabajos de Rosenberg proceden del proyecto de la teoría de Holland, y como resultado él también adoptó alfabetos no binarios en la aplicación de sus proyectos. Al igual que Bagley, Rosenberg estuvo también interesado con algunos inventos

inferiores en el proceso de selección de competitividad apropiada. Para hacer esto, adoptó lo que él llamó la Función Generación Hijo (Offspring generation function (OGF)). Definió una cantidad que fue relacionada para normalizar la antiaptitud de los padres del hijo, f_i / \bar{f}_i . Usando esta cantidad s_i , él reproduce el número de hijos de acuerdo a la OGF.

Otro aspecto interesante de este trabajo es su proyecto de cruce adaptiva. Cada gen contiene el así llamado factor de encadenamiento X_i transportado junto con los valores del alelo. En esta implementación, los factores de encadenamiento enteros entre 0 y 7 son transportados en cada uno de los alelos y se reproducen durante la selección y cruce, durante la cruce con sus respectivos valores de alelos. En vez de elegir el sitio de cruce uniformemente en forma aleatoria, Rosenberg selecciono un sitio de cruce, determinado por la probabilidad de distribución definida sobre los factores de encadenamiento:

$$p_i = X_i / \sum X_i$$

Aquí " p_i " representa la probabilidad de cruce en el sitio i . Rosenberg da un ejemplo donde el encadenamiento estrecho fue importante para los buenos resultados del descubrimiento; realmente, los factores de encadenamiento adaptados proveen el encadenamiento estrecho durante el transcurso de una simulación.

5.1.3. CAVICCHIO Y SU RECONOCIMIENTO DEL PATRÓN.

Con los efectos de Bagley y Rosenberg, en años posteriores se realizaron otras aplicaciones en el campo del algoritmo genético. En sus estudios de 1970, "Evolución Simulada Usando Búsqueda Adaptiva", Cavicchio aplicó algoritmos genéticos para dos problemas de búsqueda artificial: un problema de selección de subrutina y un problema de reconocimiento de patrones.

Cavicchio no equipo directamente el problema de reconocimiento de patrones, sino que aplicó un algoritmo genético para el diseño de un conjunto de detectores para una máquina de reconocimiento de patrones de arquitectura conocida. Para comprender qué significa esto por el "diseño de un conjunto de detectores", se necesitaría mostrar mejor la máquina de reconocimiento de patrones que él usó.

Cavicchio adoptó el esquema de reconocimiento de patrones de Bledsoe y Browning (1959). En este primer esquema una imagen es digitalizada en una rejilla (grid) de 25 x 25, formando 625 elementos de pintura (píxeles) donde cada píxel es un píxel binario, solo capaz de diferenciar entre dos sombras, blanco y oscuro (no sombras grises). Durante una fase de entrenamiento, las imágenes conocidas denominadas clases son presentadas para el reconocimiento de máquina y las listas de detectores de estados son abundantes y se asocian con imágenes de nombres de clase. Durante la fase de reconocimiento, una imagen desconocida es presentada para el reconocimiento del dispositivo y un único contrincante es calculado. Y posteriormente en una lista del rango de la imagen nombrados clase son entonces construidas por la imagen desconocida. Aunque el mismo mecanismo es completamente simple, el esquema puede trabajar bien sólo cuando un conjunto importante de detectores es elegido para un problema particular (en este caso un problema de reconocimiento de carácter). Cavicchio aplicó este algoritmo genético para resolver su problema detector de diseño.

Para poder realizar esto, Cavicchio permitió un promedio de 110 detectores por invención (un diseño particular) entre dos y seis píxeles por detector. Los cromosomas (cadenas) son códigos como alternativa de grupos de enteros positivos y negativos.

En su AG, Cavicchio permitió la reproducción y la cruce semejante a los que usamos hoy en día. Realizó una prueba de severa selección de operadores (reproducción) y finalmente estableció una recompensa de acceso en sumo grado de individuos sin permitir tomarlos sobre los altos porcentajes de las aberturas de población disponible. Excepto el sitio de cruce son permitidos para decaer sólo entre los límites detectores (entre alternar grupos de números positivos y negativos). A causa de la estructura variable del gen y a causa del alfabeto altamente indispensable, Cavicchio fue obligado a inventar tres operadores de mutación:

- Mutación₁ Cambiar un único píxel dentro de un detector.
- Mutación₂ Cambiar todos los píxeles dentro de un detector adyacente.
- Mutación₃ Cambiar asociación de píxel entre detectores adyacentes.

También permitió la inversión, dos puntos de cruce, y duplicación cromosómica. Un mecanismo de innovación adaptado en este estudio fue así llamado *preselección* del

proyecto. Aquí, un buen hijo reemplaza uno de estos padres en la esperanza de mantener diversidad de poblaciones. El mantenimiento de la diversidad fue un problema a causa de las pequeñas poblaciones, por lo que Cavicchio fue obligado a usar (entre 12 y 20). El esquema de preselección apareció por ayuda. Un esquema similar fue después adoptado con buen éxito por De Jong (1975) en un estudio de optimización.

Cavicchio, como Bagley, están interesados en la idea de adaptación de parámetros de su algoritmo adaptivo; de cualquier modo, en lugar del código de probabilidades de cruce y mutación dentro del mismo cromosoma como sugirió Bagley, Cavicchio uso proporción global de perfeccionamiento de los datos para ajustar el operador de parámetros centrales. El esquema que él adoptó fue como otros algoritmos populares así cambiados como en ese tiempo, y no consideraron los detalles futuros.

En cambio, en esta importante pausa y cuestión la propiedad de datos de uso centralizado de cualquier algoritmo de adaptación es tomado de la genética natural.

A pesar de la inconsistencia filosófica de control centralizado en búsqueda de base genética, Cavicchio pudo mostrar algunas ventajas por adaptación central de los parámetros de adaptación como comparo por simulaciones donde los parámetros son constantemente reservados. También comparó la ejecución de un AG básico (etiquetado "Un Plan Reproductivo Inicial"), un esquema mejorado con el parámetro de mecanismos de adaptación (etiquetado "Un Plan Reproductivo Mejorado"), un esquema adaptivo basado en los métodos de Klopff (1965) (etiquetado "El Experimento de Control"), y una búsqueda aleatoria (etiquetada "3 Derivaciones Estándar").

5.1.4. WEINBERG, SIMULACIÓN DE CÉLULA, Y METANIVEL DE ALGORITMOS GENÉTICOS.

Contemporáneamente con Cavicchio, Weinberg concluyó sus estudios de disertación (1970), "Simulación Computacional de una Célula viva". Como en el primer trabajo de Rosenberg, la contribución de Weinberg hacia el estado del arte del AG es algunas veces descuidado a causa de su énfasis en simulación biológica; de cualquier modo, Weinberg planteo con detalle pero no simuló el problema de optimización de algoritmos genéticos. En este problema, titulado "Simulación Computacional de la Evolución del DNA", Weinberg

propuso el uso de un AG multicapa para seleccionar un buen conjunto de 15 tipos constantes que controlan los diferentes trabajos simulados de células. Como Rosenberg, Weinberg necesito los cromosomas para adaptar así a las células.

Para realizar esto, Weinberg propone un código de 15 tipos constantes en una cadena donde cada una de las constantes fue considerada una variación entre 10^{-6} y 10^6 . Tanto la cruza como la inversión están impuestos en límites de parámetros, y como otro estudio del tiempo, el código no binario requirió el diseño del operador de mutación complejo (Weinberg llamó a su operador *mutación directa*).

Weinberg propuso hacer esta adaptación de una manera sorprendentemente diferente de uno u otro esquema de Bagley o Cavicchio. Específicamente, Weinberg sugirió el uso de un AG para adaptar los parámetros del AG de bajo nivel. Weinberg llamo al nivel superior del AG un programa genético no adaptivo, y llamo al bajo nivel del AG un programa genético adaptivo. En el proyecto propuesto, una población de 10 cadenas de código para representar la cruza, inversión, y probabilidades de mutación; serán sometidos a selección, cruza, y mutación. Esos parámetros pudieron pasar bajo el programa genético no adaptivo, el cual en turno generó y probó poblaciones (tamaño de 40) de tipo constantes para ser usados por subsecuentes simulaciones celulares.

El tipo de perfeccionamiento de datos entonces pasó por un retroceso de alto nivel del AG para evaluar la población de los parámetros del AG por un alto nivel de adaptación subsecuente. Weinberg se enteró que la necesidad de centralizar información en su esquema fue equivalente para el postulado de la intervención de omnisciencia (conocimiento total), autoridad omnipotente (1970):

Calculamos la utilidad de un programa genético adaptivo indirectamente, para usar un juicio como dios, el programa genético no-adaptivo. El programa genético no adaptivo calcula la utilidad de un programa-genético adaptivo por juicio de la población la cual ha evolucionado bajo la dirección del programa-genético adaptivo. Estos calculan una utilidad de la mejor cadena en la población de los programas genéticos adaptivos. Esto es la utilidad premiada para el programa genético adaptivo. Después cada programa genético adaptivo

ha premiado una utilidad, el programa genético no adaptivo dirige la evolución de la población de programas genéticos adaptivos.

Weinberg describió los métodos de simulación en longitud grande, pero no presento resultados de simulaciones de este sistema en su exposición.

5.1.5. HOLLSTIEN Y SU FUNCIÓN DE OPTIMIZACIÓN.

La primera exposición para aplicar los algoritmos genéticos a un problema real (un conjunto de 14 problemas) de optimización matemática fue el trabajo de Hollstien (1971). El título de la exposición, "Adaptación Genética Artificial en Sistemas de Control Computacional", es un nombre erróneo, implica la aplicación de un AG digital para el control de retroalimentación de una planta de ingeniería. Aunque Hollstien mencionó la posibilidad, el trabajo fue de acuerdo con funciones de optimización de dos variables $z=f(x,y)$, uso de dominio, cruza, mutación, y numerosos proyectos de crías basados en prácticas tradicionales de economía animal y horticultura.

Hollstien investigo 5 diferentes métodos de selección:

<i>Prueba de descendencia</i>	Las aptitudes de los hijos controlan la subsecuente reproducción de los padres.
<i>Selección individual</i>	Las aptitudes del individuo controlan los futuros usos como padres.
<i>Selección familiar</i>	Las aptitudes de la familia controlan el uso de todos los miembros de la familia como padres.
<i>Selección dentro de la familia</i>	Las aptitudes de los individuos en una familia controlan la selección de padres para la reproducción dentro de la familia.
<i>Selección Combinada</i>	Combinación de dos o más de los otros métodos.

También considero ocho métodos de apareamiento superior:

<i>Apareamiento aleatorio</i>	Todos los individuos son igualmente probables para aparearse uno con otro.
<i>Parentesco</i>	Los padres relacionados son intencionalmente apareados.
<i>Línea de reproducción</i>	Un valor individual únicamente es engendrado con una población base y sus hijos subsecuentes son seleccionados como padres.
<i>Mezcla de razas</i>	Los individuos con características fenotípicas marcadamente diferentes, son seleccionados como padres.
<i>Fertilización idéntica</i>	Reproducciones de un individuo con sí mismo.
<i>Propagación Clonal</i>	Se forma una replica exacta de un individuo.
<i>Clasificación de apareamiento positivo.</i>	Individuos semejantes son engendrados con otros parecidos.
<i>Clasificación de apareamiento Negativo.</i>	Son engendrados individuos diferentes.

Para preguntar los efectos de la diferente selección y proyectos de apareamiento, Hollstien simuló diferentes combinaciones de las 5 selecciones y 8 estrategias preferentes en 14 funciones de 2 variables. En todas las corridas computacionales de Hollstien, las cadenas son codificadas como cadenas binarias de 16-bits donde dos parámetros de 8-bits son descifrados como ocho un entero binario sin signo (unsigned) o un entero de código Gray. La tabla de 4 bits de código Gray se observa en la tabla 5.1. No se observó el esquema de código usado, Hollstien mostró linealmente el resultado entero del intervalo real [0,100].

En todas las corridas del AG, Hollstien uso poblaciones de 16 cadenas. Probó varias combinaciones de apareamiento y planes de producción, y finalmente estableció una descendencia de un mismo tronco y plan de cruzamiento como el más robusto de los esquemas probados. También denunció algunos beneficios usados por el código Gray antes que a los enteros binarios sin signo (unsigned), y atribuyó sus éxitos relativos a la propiedad adyacente y a la pequeña perturbación causada por muchas mutaciones singulares.

TABLA 5.1. COMPARACIÓN DEL CÓDIGO BINARIO Y EL CÓDIGO GRAY.

ENTERO	BINARIO	GRAY
0	0000	0000
1	0001	0001
2	0010	0011
3	0011	0010
4	0100	0110
5	0101	0111
6	0110	0101
7	0111	0100
8	1000	1100
9	1001	1101
10	1010	1111
11	1011	1110
12	1100	1010
13	1101	1011
14	1110	1001
15	1111	1000

5.1.6. FRANTZ Y EL EFECTO DE POSICIÓN.

Frantz (1972) usó un tamaño grande de población ($n=100$) y una longitud de cadena ($l=25$) en sus estudios subsecuentes del efecto de posición no lineal en algoritmos genéticos de optimización. Combinó la construcción de funciones lineales con las no lineales sobre cromosomas binarios haploides, y estudió los efectos de posición (encadenamiento) de varias funciones, donde los cromosomas ordenados fueron combinados para afectar la longitud de los bloques de la construcción particular. En su trabajo inicial, usó la ruleta como selección, cruce simple, y mutación simple para comparar los efectos de las buenas y malas cadenas en un orden. Pudo demostrar una correlación entre el encadenamiento estrecho y la razón del mejoramiento. Para las funciones consideró que, los algoritmos genéticos convergen una vez, sin embargo, no fue significativa la diferencia de ejecución entre simulaciones con ordenes buenas y malas.

Frantz también usó análisis estadísticos para observar que ciertas combinaciones de alelos son procesados a niveles significativamente diferentes desde suposiciones aleatorias. También introdujo dos operadores, un *operador de complemento parcial* y un *operador de punto-múltiple*. En el operador de complemento parcial (al que llamó operador migración) lo utilizó para complementar aproximadamente un tercio de los bits de los individuos

seleccionados de la población. Estos individuos son llamados *inmigrantes* y se les permite entrar a la siguiente generación. El *operador de complemento parcial* fue pensado para mantener diversidad en la población. Frantz fundo este operador adicionándole diversidad, pero esta diversidad fue comprada a si mismo en un alto costo: la ejecución decrece. En el *operador de cruce múltiple* propuso permitir sitios de cruce para seleccionar de derecha a izquierda como exploración permitida, con la finalidad de realizar los cambios a partir de alguna probabilidad específica.

5.1.7. BOSWORTH, FOO, Y ZEIGLEY - GENES REALES.

La ola de actividades del AG creció alrededor de 1972.. El alfabeto de campo máximo aparente eleva la conformidad correspondiente de un gen, un parámetro no considerado del número de alelos alternativos requirió un gen particular. Una forma extremada de esta carta filosófica fue expuesto en el trabajo de Bosworth, Foo, y Zeigley (1972) (También observó Foo y Bosworth, 1972; Zeigley, Bosworth, y Bethke, 1973). En esto estudiaron los operadores llamados reproducción, cruce, mutación, e inversión utilizado para "cadenas" compuestas de entre cuatro y 40 parámetros de tipo-real. El operador mutación natural es difícil de obtener como resultado, por lo que se utilizan 5 diferentes operadores mutación:

1. Mutación de un solo punto.
2. Mutación aleatoria uniforme.
3. Mutación de aproximación cuadrática gaussiana.
4. Mutación de aproximación cúbica gaussiana.
5. Mutación cero.

Lectores familiares con procedimientos de optimización tradicional desean reconocer el primer operador "mutación" como un sofisticado algoritmo de subida-cero. En este operador llamado mutación, se aproxima la información de gradiente (obtenido la función de evaluación $2r$; donde r es el número de parámetro real) usado para determinar la línea de subida, la cual fue explorada usando búsquedas de oro (usando otras funciones de evaluación).

El uso de reproducción, la búsqueda paralela de una población, y el uso sofisticado de procedimientos de búsqueda local pueden formar técnicas de búsqueda poderosas para algunos conjuntos de funciones limitadas; en general el uso del alfabeto altamente indispensable reduce así severamente el paralelismo implícito, eso es inapropiado para llamar a estos esquemas algoritmos genéticos en el sentido de interpretación de Holland.

5.1.8. BOX Y SU OPERACIÓN EVOLUTIVA.

Este no fue el primer tiempo en que esas técnicas fueron llamadas "genética" o "evolutiva" cuando el parecido actual de la genética natural fue mínimo. Un efecto muy primitivo fue el esquema de operación evolutiva de Box (1957). Esto fue un algoritmo menor y más una técnica maestra para permitir juzgar menos técnicamente a los trabajadores industriales para ejecutar un plan regular de experimentación alrededor del punto de operación actual. La propuesta fue usar los experimentos para mejorar algunos procesos métricos deseables. Para ilustrar este esquema, Box dio el ejemplo de un proceso dependiente de tres variables: carbón tratado, soplo de aire, y velocidad de elevación de temperatura. Un hipercubo fue creado al rededor del punto de operación actual (ver figura 5.2).

Si significativos aprovechamientos fueron fundados para visitar a cualquiera de los puntos cercanos, una decisión fue hecha por el comité de operaciones evolutivas para cambiar el punto de operación, un nuevo hipercubo fue creado, y procede a experimentación. Aunque el buen esquema es bastante razonable, y subsecuente, más esquemas simples automáticos han provisto una provechosa búsqueda local. (Nelder y Mead, 1965; Spendley, Hext y Himsworth, 1962), Box vivió acontecimientos apresurados por mecanismos inferiores:

- (i) Variabilidad genética debido a varias operaciones tales como mutación.
- (ii) Selección Natural.

Los procesos químicos avanzan de una manera similar. Los descubrimientos de una nueva ruta por manufactura corresponden a una mutación.

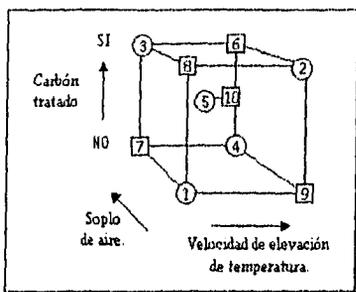


FIGURA 5.2. HIPÉRCUBO.

La falta de un operador de recombinación, impide la innovación en los cambios de información entre parejas de estructuras.

5.1.9. OTRAS TÉCNICAS DE OPTIMIZACIÓN EVOLUTIVA.

Un número de evolución inspirado en técnicas de optimización sugerida apareció en el siguiente trabajo de Box (Bledsoe, 1961; Bremermann, 1962; Friedman, 1959). Los estudios de Bledson y Bremermann vinieron a cerrar la noción moderna de un AG. Ambos aplicaron códigos de cadena binaria. Bledsoe presentó resultados de un proyecto en el que realiza en cada generación la combinación de individuo por individuo, mutación, y obtiene la mejor selección. Bremermann extendió el trabajo de Bledsoe por generación de cadenas de poblaciones sucesivas usando selección y mutación. También propuso el uso de un operador recombinación pero no presentó resultados experimentales. Ninguno de estos primeros estudios está soportado por los resultados análogos del teorema de proyecto.

Técnicas bajo el nombre *Evolutionstrategie* fueron independientemente desarrollados en la Universidad Técnica de Berlín (Rechenberg, 1965; Schwefel, 1981). Los primeros experimentos de Rechenberg desarrollaron una superficie de sustentación formada, usando un aparato físico que permita la perturbación local de la superficie de sustentación geométrica. La simulación computacional de procesos similares fue ejecutado siguiendo esos primeros experimentos. La *Evolutionstrategie* ha ganado una profesión dedicada a ciertas ingenierías y círculos científicos, particularmente en Alemania (Rechenberg, 1986).

5.1.10. FOGEL, OWENS, Y WALSH - PROGRAMACIÓN EVOLUTIVA.

La operación evolutiva y las técnicas de optimización evolutiva son seguidas por las técnicas de programación evolutiva de Fogel, Owens, y Walsh (1966). El rechazo de este trabajo por la comunidad de IA, más que cualquier otro factor singular, fue responsable por el escepticismo esparcido afrontado por más algoritmos genéticos de esquemas amistosos a finales de 1960's y mediados de 1970's.

En este trabajo una variedad de tareas de predicción de símbolos secuenciales fueron ejecutadas por búsqueda a través de un espacio de pequeñas máquinas de estado-finito. Para una mejor comprensión de la tarea de búsqueda de espacio, considera un diagrama de estado de la maquina de tres-estados como se ve en la figura 5.3. Las letras griegas son símbolos de salida, el 0 y el 1 significan símbolos de entrada, y las letras capital X, Y y Z son los estados. Por ejemplo, si una maquina esta en el estado X y la máquina recibe una entrada de símbolo 1, una β es salida y la máquina permanece en el estado X. Por otra parte, si la máquina esta en el estado X y recibe un 0 como entrada, una β es escrita y la máquina se mueve hacia el estado Y. En la tabla 5.2, se muestra un estado completo de la descripción de transición de esta maquina.

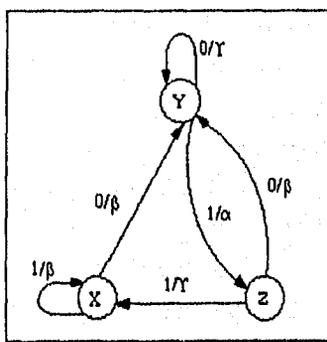


FIGURA 5.3. DIAGRAMA ESQUEMÁTICO DE LA MAQUINA DE TRANSICIÓN DE ESTADO FINITO COMO APRENDIZAJE EN PROGRAMACIÓN EVOLUTIVA.

Este tipo de máquina fue educada para predecir el ciclo de repetición de los símbolos de salida usados en las técnicas de Fogel, Owens, y programación evolutiva de Walsh, en la cual considero en primer lugar dos operadores:

1. Selección.
2. Mutación.

En estas formas simples, sus operadores de selección eligen lo mejor de dos máquinas, el padre o el hijo mutado de la máquina.

TABLA 5.2. MAQUINA DE TRANSICIÓN DE ESTADO FINITO.

<i>Estado presente</i>	<i>Símbolo de entrada</i>	<i>Siguiente estado</i>	<i>Símbolo de salida</i>
α	1	α	β
α	0	γ	β
γ	1	β	α
γ	0	γ	γ
β	1	α	γ
β	0	γ	β

Por Fogel, Owens, y Walsh, el operador mutación fue la única modificación de la máquina de estado finito del diagrama de estado, la cual se explica de la siguiente manera:

Un hijo de esa máquina es producido por el operador mutación; a causa de una modificación única de conformidad en la máquina padre con alguna mutación como distribución. El modo de mutación es determinado por el intervalo dentro del cual un número es seleccionado desde una tabla de números pseudoaleatorios. Los intervalos son elegidos de conformidad con una probabilidad de distribución en base a los modos de mutación permitidos. Adicionalmente los números son seleccionados en orden para determinar los detalles de especificación de la mutación. Así, el hijo es creado por diferentes formas con respecto a uno de los dos padres, ya sea por un símbolo de salida, un estado de transición, el número de estados, o el estado inicial.

En nuestros días se considera un estudio fundamental de los algoritmos genéticos que combinan el análisis teórico sólido con experimentos computacionales.

5.2. APLICACIONES ACTUALES DE LOS ALGORITMOS GENÉTICOS.

La tabla 5.3 muestra algunas de las primeras aplicaciones de los algoritmos genéticos, los errores y los puntos de referencia, con algunas aplicaciones actuales. Las aplicaciones actuales de los algoritmos genéticos se han encontrado en la ciencia, la ingeniería, los negocios, y en las ciencias sociales. Por el momento, dichas aplicaciones usan una versión de algoritmos genéticos simples (que constan de tres operadores).

5.2.1 OPTIMIZACIÓN ESTRUCTURAL VÍA ALGORITMOS GENÉTICO.

Los oleoductos no son sólo sistemas de ingeniería donde los algoritmos genéticos fueron usados con buen éxito. Un área de corriente interesante es la de optimización estructural. En un reciente documento (Goldberg y Samtani, 1986) un estudiante graduado y Goldberg aplicaron un algoritmo genético para la optimización de 10-miembros.

Optimización estructural, es obtener los valores mínimos de cada uno de los miembros que integran a un diseño, de tal manera que la estructura trabaje adecuadamente sin que sea modificada o afectada por un factor externo.

Aunque el mismo problema fue elaborado por otros métodos, es interesante observar la ejecución del algoritmo genético en muchos problemas. Además, la aplicación de los algoritmos genéticos endureció los problemas de optimización estructural donde más técnicas estándar son inapropiadas debido al tamaño del problema, multimodal, u otra dificultad que está actualmente bajo investigación en el área de compuestos materiales (Minga, 1986, 1987).

El objetivo de este problema es minimizar el peso de la estructura sometido por presiones máximas y mínimas forzadas por cada miembro. Para este trabajo se utilizó una matriz de armazón de código estructural estándar para analizar cada diseño de AG-generado. Un AG de tres operadores consiste de selección por medio de la ruleta, cruza simple y mutación, los cuales fueron usados para forzar el uso inmediato de un cuadrado.

5.2.2. REGISTRO DE IMAGEN MEDICA CON ALGORITMOS GENÉTICOS.

Se han observado ejemplos reales con la aplicación de AGs sacados de problemas de ingeniería de control y diseño. El siguiente ejemplo considera el uso de un AG como parte de un sistema médico (Fitzpatrick, Grefenstette, y Van Gucht, 1984; Grefenstette y Fitzpatrick, 1985).

En su sistema Fitzpatrick, Grefenstette, y Van Gucht usaron un algoritmo genético simple para ejecutar el registro de una imagen como parte de un gran sistema de Substracción de Angiografía Digital (DAS). En DAS un doctor intento examinar el interior de una arteria sospechosa comparando dos imágenes de rayos-x, una imagen toma prioridad para la inyección de tinta dentro de la arteria y la otra imagen toma la siguiente inyección.

Las dos imágenes son digitizadas y sustraídas pixel por pixel con el resultado final deseado en una diferencia de imagen que claramente diseña el interior de la arteria. Si la sola diferencia entre las dos imágenes es la adición del color, la substracción de imagen sólo permitió revestir de color la región. Desafortunadamente, esto si es importante para los doctores, ya que momentos de descuido del paciente pueden provocar que las dos imágenes estén fuera del alineamiento, en relación con esto perturban la diferencia de imagen. Para obtener un mejor resultado, las imágenes deben estar alineadas ó registradas con anticipación por medio del calculo de la diferencia de imágenes.

Lo anterior empujo a Fitzpatrick et. al. A usar un algoritmo genético. En sus procedimientos, la preinyección de imagen fue transformada por un mapa de 2 líneas para

$$\begin{aligned}x'(x,y) &= a_0 + a_1x + a_2y + a_3xy \\y'(x,y) &= b_0 + b_1x + b_2y + b_3xy\end{aligned}$$

una transformación de imagen, como se observa en la figura 5.4. Aunque la forma matemática de la transformación fue fijada, los coeficientes de la transformación fueron considerados por ser desconocidos.

Un AG fue usado para buscar por coeficientes que minimicen la diferencia entre la preinyección y postinyección de las imágenes en las diferencias de bases de imagen media absoluta. Para hacer esto, las coordenadas x y y en cada uno de los cuatro ángulos de la imagen es codificado como subcadenas de 8-bits y cada uno es linealmente mapeado entre -8 y +8 pixeles de desplazamiento (la imagen completa fue digitalizada en un grid de 100 x 100).

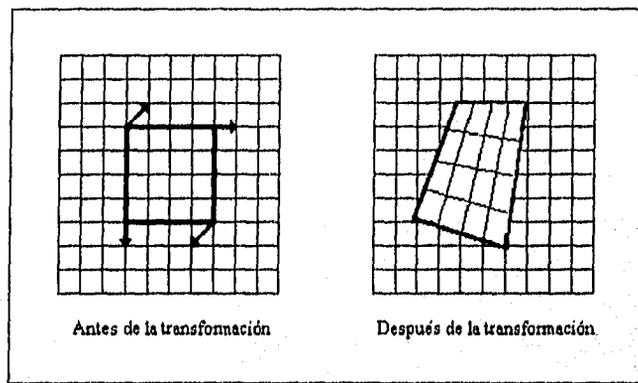


FIGURA 5.4. REGISTRO DE IMAGEN.

Los ocho coeficientes de los mapas x y y son entonces solamente determinados por vectores de imágenes desplazadas en los cuatro ángulos de la imagen. Las cadenas de 64-bits concatenados son entonces usadas en una búsqueda de AG simple de buenas transformaciones. Numerosos experimentos con ambas imágenes artificiales y rayos-x reales son afortunados.

Una importante consideración en este trabajo fue el costo computacional de ejecución de una función de evaluación única. En una grilla (rejilla) de 100 x 100 esto requiere algo equivalente a 10,000 transformaciones y cálculos de diferente imagen para calcular la diferencia media absoluta de la imagen. Grefenstette y Fitzpatrick (1985) reconocieron que puede ser posible ejecutar una muestra de imagen diferente y lograr un mejor registro que incluya todo en un número fijo de píxeles en operaciones diferentes.

TABLA 5.3. LISTA DE LAS PRIMERAS APLICACIONES DE LOS AGS.

AÑO	INVESTIGADORES	DESCRIPCIÓN
BIOLOGÍA		
1967	Rosenberg	Simulación de la evolución de poblaciones de organismos de célula única.
1970	Weinberg	Diseño de la simulación de la población de la célula incluso metanivel de AG.
1984	Perry	Investigación de la teoría de especificación y del nicho con AGs.
1985	Grosso	Simulación del AG diploide con subpoblaciones explícitas y migración.
1987	Sannier y Goodman	Los AGs adaptan estructuras que responden a la disponibilidad de la comida espacial y temporal.
CIENCIA DE LA COMPUTADORA		
1967	Bagley	Búsqueda del Parámetro en hexapawn como función de la evaluación del juego via AG.
1979	Raghavan y Birchard	El AG basado en la agrupación del algoritmo.
1982	Gerardy	Identificación probabilística del autómata por medio del AG.
1984	Gordon	Descripción del documento adaptivo usando el AG.
1985	Rendell	Función del juego de evaluación buscado por el AG.
1987	Raghavan y Agarwal	Agrupar documento adaptable usando AGs.
INGENIERÍA E INVESTIGACIÓN DE OPERACIONES		
1981c	Goldberg	Mass-spring-dashpot identificación del sistema con AG simple.
1982	Etter, Hicks, y Cho	Filtro recursivo diseñado usando un AG simple.
1983	Goldberg	Estado constante y optimización transitoria del tubo de gas usando el AG.

TABLA 5.3. CONTINUACIÓN...

AÑO	INVESTIGADORES	DESCRIPCIÓN
1985a	Davis	Empaquetar y colorear problemas gráficos por medio del AG.
1985b	Davis	Diseño del procedimiento de la planificación del negocio del trabajo via AG.
1985	Davis y Smith	VLSI disposición del circuito via AG.
1985	Fourman	VLSI firme disposición con AG.
1985	Goldberg y Kuo	Encendido-apagado (on-off), estado continuo de optimización del sistema de la bomba del tubo de aceite con AG.
1986	Goldberg y Smith	Problema oculto de la mochila con AG simple.
1986	Glover	Configuración del teclado diseñada usando un AG.
1986	Goldberg y Samtani	Optimización estructural (armadura plana) via AG.
1986	Minga	Optimización puntual del peso de aterrizaje del avión con AG.
1987	Davis y Coombs	Comunicación de redes enlazando el tamaño de optimización usando AG de operadores adicionales avanzados.
1987	Davis y Ritter	Planificación del aula por medio de simulación templada con metanivel AG.

ALGORITMOS GENÉTICOS

1962c	Holland	Diseño de sistemas adaptables con programas, recorren la computadora celular.
1968	Holland	Desarrollo de la de teoría del proyecto.
1971	Hollstien	Función de optimización de 2-D con reglas de la selección y apareamiento.
1972	Bosworth, Foo, y Zeigler	AG como operadores en genes reales con mutación sofisticada.
1972	Frantz	Investigación de la posición no lineal e inversión.

TABLA 5.3. CONTINUACION...

AÑO	INVESTIGADORES	DESCRIPCIÓN
1973a	Holland	Asignación óptima de experimentos en un AG y el problema de las dos armas del bandolero.
1973	Martin	Estudio teórico del AG como algoritmos probabilísticos.
1975	De Jong	Estudio del parámetro de la línea de base del AG simple en cinco funciones de prueba de tabla.
1975	Holland	Publicación de ANAS.
1977	Mercer	AG controlado por metanivel del AG.
1981	Bethke	Aplicación de funciones Walsh para el análisis de promedio del proyecto.
1981	Brindle	Investigación de selección y dominación en AGs.
1983	Pettit y Swigger	Investigación superficial de AGs en problemas de búsqueda no estacionaria.
1983	Wetzel	Problema del viajante de comercio (TSP) vía AG.
1984	Mauldin	Estudio de diversas heurísticas mantienen la diversidad en un AG simple.
1985	Baker	Experimento de alinear el procedimiento de selección en la prueba de tabla De Jong.
1985	Booker	Sugerencia para el resultado final de la pareja, compartir, y restricción del apareamiento.
1985	Goldberg y Lingle	TSP usando cruza parcialmente iguales (PMX) y/o análisis del proyecto.
1985	Grefenstette y Fitzpatrick	Prueba del algoritmo genético simple con funciones ruidosas.
1985	Schaffer	Optimización multiobjetiva usando AGs con subpoblaciones.
1986	Goldberg	Maximizar el contenido del proyecto marginal para optimizar el tamaño de la población estimada.

TABLA 5.3. CONTINUACIÓN...

AÑO	INVESTIGADORES	DESCRIPCIÓN
1986	Grefenstette	AG controlado por el metanivel del AG.
1987	Baker	Reducción de errores estocásticos en procedimientos de selección.
1987	Bridges y Goldberg	Análisis extendido de la reproducción y la cruce en l-bit del AG.
1987d	Goldberg	El problema mínimo engañoso (MDP) bajo reproducción y cruce.
1987	Goldberg y Richardson	Nichos y especies inducidas usando funciones compartidas.
1987	Goldberg y Segrest	Markov finito análisis de la cadena de reproducción y mutación.
1987	Goldberg y Smith	Función de optimización no estacionaria usa AGs diploides.
1987	Oliver, Smith, y Holland	Simulación y análisis de permutación de la recombinación de operadores.
1987	Schaffer	Análisis de selección del procedimiento de efectos en la muestra del proyecto.
1987	Schaffer y Morishima	Experimento de cruce adaptable con cadenas de n-códigos.
1987	Whitley	Aplicación de la prueba de descendencia por selección de AG.

TÉCNICAS HÍBRIDAS

1985	Ackley	Algoritmos encadenados con AG como propiedades reclamadas.
1985	Brady	Problema del viajante de comercio por medio de los operadores genéticos.
1985	Grefenstette et al.	TSP por medio del aumento de conocimiento de los operadores genéticos.

TABLA 5.3. CONTINUACION...

AÑO	INVESTIGADORES	DESCRIPCIÓN
1987	Dolan y Dyer	Propuesta de usar AG para aprender la topología de las conexiones de la red.
1987b	Grefenstette	No usa un resultado final, problema de información específica en búsqueda genética.
1987	Liepins, Hilliard, Palmer, y Morrow.	Comparación de deslumbramiento y operadores ansiosos en problemas combinatorios.
1987	Shaefer	Globalmente modificó la representación de la técnica adaptable (ARGOT).
1987	Sirag y Weisser	Simulación templada como control de frecuencia del operador genético en el TSP.
1987a	Suh y Van Gucht	Conocimiento de los operadores genéticos basados en el TSP.

PROCESO DE IMAGEN Y RECONOCIMIENTO

DEL PATRÓN

1970	Cavicchio	Selección de detectores por reconocimiento del patrón binario.
1984	Fitzpatrick, Grefenstette, y Van Gucht	Registro de la imagen vía AG para minimizar diversas imágenes.
1985	Englander	Selección de detectores por clasificación de conocimiento de imagen.
1985	Gillies	Búsqueda de detectores del rasgo de la imagen vía AG.
1987	Stadnyk	Patrón explícito de reconocimiento de la clase usando apareamiento parcial.

IMPLEMENTACIÓN DE LOS AGS PARALELOS

1976	Bethke	Informe de la investigación teórica de posibles implementaciones paralelas de AG.
------	--------	---

TABLA 5.3. CONTINUACIÓN...

AÑO	INVESTIGADORES	DESCRIPCIÓN
1981	Grafenstette	Informe de investigación teórica de diversas implementaciones de AG paralelos.
1987	Cohoon, Hegde, Martin, y Richards	Simularon la implementación paralela de orden optimo lineal.
1987	Jon y Van Gucht	Combinaron conocimiento base y AG paralelos.
1987	Petty, Leuze, y Grafenstette	Implementación del AG Paralelo en herramientas de Intel usando la prueba de tabla De Jong.
1987b	Suh y Van Gucht	Localizaron la selección en el AG paralelo buscado en el TSP.
1987	Tanese	AG Paralelo implementado en un procesador 64-NCUBE.

CIENCIAS FÍSICAS

1985b	Shaefer	Ecuación no línea resuelta con AG por adecuadas superficies del potencial.
-------	---------	--

SOCIOLÓGICAS

1979	Reynolds	AG como adaptación en modelos de conducta de recolector-cazador prehistóricos.
1981	Smith y De Jong	Calibración del modelo de migración de la población usando la búsqueda del AG.
1985a	Axelrod	Simulación de la evolución de la conducta de normas el con AG.
1985b	Axelrod	Repetir la solución del problema del dilema de los prisioneros usando el AG.

Fuente tomada de: (Goldberg, 1989 : 126).

5.2.3. APLICACIÓN DE ALGORITMOS GENÉTICOS AL DISEÑO DE ARNESES ELÉCTRICOS AUTOMOTRICES.

Los arneses eléctricos automotrices constituyen el principal componente del sistema eléctrico de un automóvil. El cual está compuesto de múltiples elementos como cables, terminales, conectores, uniones, diodos, fusibles, tubos y cintas. Su función es transmitir corriente eléctrica a los diferentes dispositivos eléctricos presentes en el automóvil. En México, la industria arnesera es un subconjunto importante en la industria nacional de autopartes. Grupos industriales como Condumex, Latincasa, IUSA, Conductores Monterrey entre otros producen arneses eléctricos para las plantas automotrices de nuestro país y del extranjero.

5.2.3.1 DISEÑO DE ARNESES ELÉCTRICOS.

El diseño de arneses eléctricos involucra restricciones de diferente naturaleza, como pueden ser físicas, eléctricas, térmicas y mecánicas. El arnés debe ser capaz de transmitir la corriente necesaria para proporcionar el voltaje suficiente a cada uno de los dispositivos eléctricos (por ejemplo, motores, bulbos de luz, etc.) conectados a él, aún cuando se encuentren todos trabajando simultáneamente. Los cables que lo constituyen deben ser lo suficientemente gruesos para poder satisfacer las demandas de voltaje, pero a su vez, deben ser lo más delgados posibles para reducir el costo en cuanto a materiales del arnés. Además, debe ser diseñado para proporcionar un mantenimiento sencillo y un buen desempeño mecánico con respecto a la activación y desactivación de los dispositivos.

El diseño de arneses eléctricos se realiza en dos etapas:

- 1) Se hace un diseño de la topología del arnés, indicando los dispositivo, conexiones, longitud y tipo de aislante de los cables, terminales, uniones, conectores, etc.; cómo se puede dividir en subensambles para efectos de su manufactura; y qué dispositivos de protección física y eléctrica deberán formar parte del producto.
- 2) Se realiza un proceso de optimización de los cables, en el cual se busca que los dispositivos eléctricos tengan suficiente voltaje y corriente para operar adecuadamente.

Ingenieros de la División Arneses del Grupo Condumex en un experimento que realizaron entre Octubre de 1987 y Junio de 1988, buscaron optimizar el sistema eléctrico del Ford Taurus 1989⁵. Y se descubrió que era posible reducir el costo de los cables por vehículo sin que se presentara ninguna falla en el sistema. Estos resultados fueron la motivación para el desarrollo de sistemas computacionales que auxiliaran a los ingenieros durante el diseño de los arneses.

5.2.3.2. OPTIMIZACIÓN DE CALIBRES.

El problema de optimización de calibres puede formalizarse de la siguiente manera.

Dados:

- información de cada cable con respecto a su longitud y tipo de aislante;
- una topología de arnés en la cual se especifican los cables y dispositivos que componen al producto;
- información sobre los dispositivos con respecto a la corriente y voltaje mínimos necesarios para su operación;
- información de costos y características físicas de cada tipo de cable para cada valor de calibre y tipo de aislante permisible.

Encontrar:

- el calibre que deberá tener cada cable, de manera que el costo del arnés sea el mínimo y que todos los dispositivos tengan el voltaje y la corriente requeridos para operar adecuadamente.

Esta simplificación del problema de diseño de arneses consiste en la selección de los calibres apropiados para una estructura de arnés dada; el problema involucra dos tipos de restricciones:

- 1) Restricciones térmicas, que señalan que ningún cable puede quemarse durante la operación, y
- 2) Restricciones de voltaje, que señalan que todas las cargas deben ser proveídas con el voltaje y corriente necesarios para su operación.

⁵(Soluciones Avanzadas, op. cit.).

El problema se traduce en decir qué calibres deberán tener todos los cables del arnés para que, sin quemarse, proporcionen suficiente voltaje a todos los dispositivos.

Hay una multitud de combinaciones de calibres posibles que pueden servir para resolver el problema; cada una de las cuales tiene un costo distinto.

Un conjunto de *operadores genéticos* proporcionan los mecanismos que transformarán dichos cromosomas para ser colocados dentro de la siguiente generación. Aplicando un conjunto de operadores genéticos de selección, cruce y mutación, se explora el espacio de búsqueda, dando lugar a la aparición de nuevas y mejores soluciones para el problema en cuestión.

El problema consiste en seleccionar para cada cable uno de los trece posibles valores de calibre permisibles (22, 20, 18, 16, 14, 12, 10, 8, 6, 4, 2, 1, 0).

Estrada de la Concha, L. F., en su Tesis de la Licenciatura en Ingeniería en Computación, del ITAM, "Uso de Algoritmos Genéticos para Optimizar el Costo de Arnéses Eléctricos Automotrices", 1994, encontró que el número de posibles combinaciones de calibres es de 2.8×10^{26} .

5.2.3.3. CODIFICACIÓN, DECODIFICACIÓN Y GENERACIÓN DE LA POBLACIÓN INICIAL.

El AG utilizó una codificación en la cual se emplean subcadenas de 4 bits para representar cualquiera de los trece posibles calibres que puede tomar cada cable (ver figura 5.5). Como con 4 bits se pueden representar 16 posibles valores, la información en estos 4 bits se "mapea" para incluir solamente a aquellos valores del conjunto de 13 calibres que son térmicamente posibles para el cable en cuestión.

Como el problema consta de 26 cables, se requieren 26 subcadenas de 4 bits para poder representar una solución completa para el problema. Para representar estas subcadenas de bits en forma eficiente, se decidió utilizar una codificación binaria empacada, donde enteros sin signo (16 bits) se usan para representar los calibres de 4 cables del problema.

La generación de la población inicial, en el estado actual del algoritmo, se realiza de manera aleatoria, adquiriendo cada cable cualquiera de sus posibles valores de calibres, siempre y cuando sean mayores al mínimo calibre determinado. Así, la población inicial

puede presentar calibres que no satisfagan las demandas de costo y voltaje, los cuales van mejorando con el paso de las generaciones.

Entero1				Entero2				Representación de enteros.
cab1	cab2	cab3	cab4	cab5	cab6	cab7	cab8	Cables asociados con el entero.
0101	0000	1100	0011	1100	0101	0111	0001	Cadena de 4 bits.
5	0	12	3	12	5	7	1	Valores de los Calibres.

FIGURA 5.5. CODIFICACIÓN UTILIZADA PARA REPRESENTAR LOS CALIBRES DE LOS CABLES DE ARNÉS.

Las posibles soluciones generadas a partir de la cruce o mutación se “mapean” dentro de los calibres permitidos para impedir la existencia de calibres que violen las restricciones de temperatura. El hecho de utilizar los valores de calibres mínimos hace menos complejos los operadores de evaluación (la aptitud del cromosoma), porque se eliminan las restricciones térmicas.

5.2.3.4. CRUZA SIMPLE Y MUTACIÓN.

Los operadores de cruce simple y mutación de nuestro AG son los que se utilizan en cualquier Algoritmo Genético básico:

- La cruce simple se lleva a cabo eligiendo una posición aleatoria entre los 104 bits que representan a cada individuo. Posteriormente se divide a ambos progenitores en esa posición para formar dos nuevos individuos constituidos por los segmentos de los padres.
- La mutación se genera de manera simultánea. Al ir copiando la estructura de bits al nuevo individuo, cada bit es sometido al operador de mutación que determina si debe o no alterar su valor.

5.2.3.5. FUNCIÓN DE EVALUACIÓN.

La función de evaluación de un AG es la encargada de evaluar la aptitud de los individuos para que, al utilizar el operador de selección, los más aptos tengan una mayor probabilidad de permanecer en la población. La función de evaluación del AG considera tres valores relacionados con la bondad de la posible solución:

- Costo: El costo mínimo se divide entre el costo del conjunto de calibres presentes en la solución.
- Número de cargas satisfechas: Estas se dividen con respecto al número total de cargas.
- Número de cables que violan la heurística de calibres: Las características eléctricas de los arneses permiten inferir que los cables más cercanos a la batería o a la tierra deben tener los mayores calibres. La heurística de calibres, se evalúa dividiendo el número de cables que violan esa heurística entre el número máximo de cables que podrán violarla.

El valor total de aptitud de un individuo es el resultado de la suma de los valores obtenidos, multiplicados por el peso asignado a cada uno en la función de evaluación.

5.2.4. ALGUNAS APLICACIONES PRÁCTICAS.

Uno de los problemas importantes que se encuentra comúnmente en nuestros días y que se podría resolver por medio de la técnica de los algoritmos genéticos es el desarrollo de un programa que sea capaz de ordenar de la forma más eficiente los horarios de una escuela, el cual deberá ordenar por grupos a los profesores, de acuerdo a las materias que imparte cada uno, tomando en cuenta el horario en que los profesores pueden impartir determinada clase, así como no permitir que las materias se encimen en alguna hora con otra del mismo semestre o período, que sea capaz de definir un salón para cada asignatura (sin que se encime con la materia de otro profesor), también es necesario que se tomen en cuenta tanto los días en que serán impartidas las clases, así como también tratar de no dejar muchas horas libres entre una clase y otra.

Los AGs no sólo se utilizan en ámbitos académicos sino que también se emplean en la actualidad para la solución de problemas del mundo real en un amplio espectro de dominios,

entre los que se encuentran el diseño asistido por computadora, la identificación de criminales, las finanzas, el diseño de redes de telecomunicaciones, en oficinas de negocios, en la probabilidad como por ejemplo, en la solución de las diversas maneras que existen de sentar a 8 personas en 6 sillas, etcétera.

5.3. APLICACIÓN EJEMPLO.

CIRCUITOS ELÉCTRICOS.

Un circuito eléctrico está formado por una fuente de energía, alambres o conductores de conexión, y un dispositivo que aprovecha la energía eléctrica de la fuente.

Los circuitos eléctricos están diseñados para una cierta cantidad de flujo de corriente. Si pasa una corriente insuficiente a lo largo del circuito, la carga o resistencia no funcionará debidamente (no conducirá por ella corriente) o dejará de hacerlo. Pero si pasa demasiada corriente, la fuente de tensión o carga puede dañarse. Existen dos factores que determinan la magnitud de la corriente que circula en un circuito eléctrico de corriente continua. Uno es la cantidad de voltaje alimentado por la fuente de potencia; y el otro, es la eficacia con que los conductores y la carga transmiten la corriente.

La corriente que fluye en un circuito debe controlarse para que el circuito trabaje adecuadamente.

El voltaje indica la energía que la fuente puede comunicar a cada unidad de carga eléctrica que impulsa.

La propiedad de una sustancia que se opone, o que limita, el paso de carga eléctrica se llama resistencia. La resistencia de un circuito depende de la naturaleza del material de que este hecho, de sus dimensiones físicas y de su temperatura.

Debido a que un conductor del mismo material y con idéntica área de sección transversal, difieren entre sí sólo en su longitud, por lo que el de mayor longitud es más resistente que el de menor longitud, por lo tanto la resistencia de un conductor es directamente proporcional a su longitud. Mientras que a mayor área de sección transversal y

con la misma longitud e idéntico material, la resistencia es menor, por lo que se dice que la resistencia es inversamente proporcional al área de su sección transversal.

Algunas cargas pueden efectuar más trabajo que otras en el mismo tiempo. Debido a que unas cargas trabajan más rápidamente que otras.

Potencia eléctrica es la rapidez con que se efectúa el trabajo

$$\text{Potencia} = \frac{\text{Trabajo}}{\text{Tiempo}} = \frac{\text{Diferencia de potencial} * \text{Carga eléctrica}}{\text{Tiempo}}$$

Como la corriente es el flujo de carga por unidad de tiempo, se tiene que $P=VI$, donde la unidad de potencia es el volt-amper (watt).

La potencia también se puede obtener de la siguiente forma:

$$P = VI = I^2R = V^2 / R$$

Si fluye demasiada corriente a través de un resistor, el calor causado por esta corriente dañará o destruirá al resistor. El calor es a causa del calentamiento I^2R , las cuales no son pérdidas de potencia expresadas en watts. Por lo tanto, todo resistor tiene una clasificación de wattaje o potencia, para indicar la cantidad de calor I^2R que puede resistir sin quemarse. Lo cual significa que un resistor con una clasificación de potencia de 1 watt se quemará si se emplea en un circuito en el cual la corriente lo haga disipar un calor superior al de 1 watt.

Si se deseará saber cual es la corriente máxima que puede tolerar una resistencia, es necesario conocer la capacidad de potencia del resistor, donde se aplicaría la ecuación que se obtiene a partir de $P= I^2R$, convirtiéndola en:

$$I = \sqrt{P/R}$$

gracias a esta ecuación se puede calcular la corriente máxima que puede tolerar un resistor de x -tamaño con una clasificación de potencia de n -watts; donde, x es el tamaño en Ω que tiene una resistencia, y n es la cantidad de potencia que soportará la resistencia.

Con respecto a los resistores conectados en serie se podría decir que la corriente en todas las partes del circuito es la misma; el voltaje a través de cierto numero de resistores

conectados es igual a la suma de los voltajes a través de los resistores individuales; y la resistencia total es equivalente a la suma de las resistencias individuales.

Existen algunas limitaciones en la operación de los circuitos en serie. Debido a que si un elemento particular falla, el circuito completo se abre y cesa la corriente.

Un circuito paralelo es aquel en el que dos o más componentes se conectan a dos puntos comunes en el circuito.

Para los resistores conectados en paralelo se tiene que la corriente total es igual a la suma de las corrientes en las ramas individuales; la caída de voltaje a través de cada resistor es la misma y es equivalente a la caída total de voltaje; y la inversa de la resistencia equivalente es igual a la suma de las inversas resistencias individuales.

5.3.1. DISEÑO DE UN CIRCUITO ELÉCTRICO.

El diseño del circuito eléctrico que se muestra en la figura 5.6, se tomará como ejemplo para buscar el valor adecuado para cada una de las resistencias por medio de la técnica de los algoritmos genéticos, con la finalidad de encontrar el valor que suministre a cada una de las resistencias teniendo un voltaje de entrada de 5v, tomando como elección a 15 resistencias. Para lograr esto el circuito deberá ser capaz de transmitir la corriente necesaria a través de las ocho resistencias para proporcionar el voltaje suficiente a cada una y lograr que no suministre más o menos de lo requerido. Por otra parte se tomará como limite la potencia en las resistencias con un rango de [0.015625 a 1.5 watts] en donde cada una de las resistencias deberán encontrarse entre dicho rango dependiendo del valor de cada resistencia.

Es posible adaptar nuevos diseños eléctricos para encontrar la resistencia adecuada a cada uno de los correspondientes resistores.

Encontrar el valor de las resistencias por medio de la técnica de los algoritmos genéticos puede ayudar a minimizar el tiempo de búsqueda y obtener la solución más óptima; es decir, que si manualmente se calcula podría haber algún error y por lo tanto una o más de las resistencias podrían quemarse, o no se les suministraría suficiente corriente.

Mediante el uso de este tipo de sistemas, se pueden desarrollar diseños más confiables. Sin embargo este tipo de herramientas computacionales se utilizan únicamente para simular si el circuito eléctrico va a operar adecuadamente.

Para aplicar este sistema es indispensable contar con información de:

- Tipo y forma del circuito eléctrico, así como número de resistencias y localización de cada una de ellas.
- Información sobre cada resistencia con respecto a su valor y rangos de potencia, de acuerdo a la corriente máxima y mínima que soportan.
- Información sobre el valor del voltaje utilizado en el circuito.

Con lo cual se desea encontrar:

- El valor que deberá tener cada resistencia de tal manera que por todas ellas circule la corriente más óptima.

Tomando el circuito eléctrico mostrado en la figura 5.6, podemos calcular la corriente que circula por cada resistencia en base a los 5v que tenemos y a las resistencias que se adquieren aleatoriamente.

Es importante elegir resistencias adecuadas para que la corriente logre circular por todo el circuito, tomando en cuenta que dicha corriente sea la suficiente para no quemar a alguna resistencia o al circuito completo.

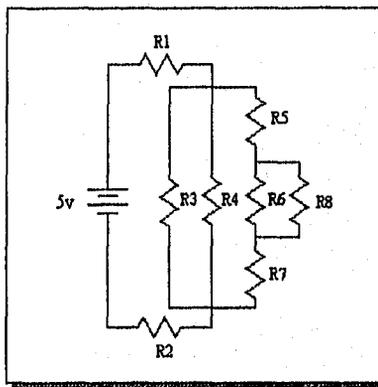


FIGURA 5.6. CIRCUITO ELÉCTRICO.

5.3.2. SOLUCIÓN AL DISEÑO DEL CIRCUITO ELÉCTRICO CON ALGORITMOS GENÉTICOS.

Para solucionar el problema del valor de las resistencias del circuito eléctrico por medio del algoritmo genético, se utilizó el diseño de un circuito con 8 resistencias conectadas de forma serie-paralelo. Este problema consiste en seleccionar para cada resistencia alguno de los quince posibles valores de resistencias elegidas (1Ω , 2Ω , 3Ω , 4Ω , 5Ω , 6Ω , 7Ω , 8Ω , 9Ω , 10Ω , 11Ω , 12Ω , 13Ω , 14Ω y 15Ω).

5.3.2.1. GENERAR POBLACIÓN INICIAL, CODIFICACIÓN Y DECODIFICACIÓN.

La población inicial se obtiene de forma aleatoria, adquiriendo cada resistencia un valor al azar de entre los 15 posibles valores anteriormente citados. El tamaño de la población inicial que se generó para resolver el problema del circuito eléctrico, es de 50 cromosomas; donde cada cromosoma esta compuesto de 8 genes (valores de las resistencias). A pesar de que los valores de cada resistencia o algunos de ellos no satisfagan lo requerido, esto ira mejorando generación tras generación.

En el diseño del programa por medio del algoritmo genético se utilizaron como codificación subcadenas de 4 bits, las cuales representan a los valores elegidos entre los 15 posibles valores que se podrían seleccionar para cada resistencia. En la figura 5.7 se representa a una parte de la población inicial que se obtuvo.

R1	R2	R3	R4	R5	R6	R7	R8	
1010	0010	0110	0010	1000	1101	1011	1111	<i>Cadenas de 4 bits</i>
10	2	6	2	8	13	11	15	<i>Valor de las resistencias.</i>
1000	0010	1000	0100	0111	1110	0100	0111	
8	2	8	4	7	14	4	7	
1001	1111	0111	0011	1000	0111	0101	0001	
9	15	7	3	8	7	5	1	
.	
.	
0110	1101	0001	0100	0100	1100	1010	1000	
6	13	1	4	4	12	10	8	

FIGURA 5.7. REPRESENTACIÓN DE LAS CADENAS EN FORMA BINARIA Y DECIMAL.

Dado que no se ocupa el valor de 0 para las resistencias sólo utilizaremos los 15 posibles valores restantes los cuales se representaran de forma binaria, como se representa a los 4 bits ($2^4 = 16$). Como se observa en la figura 5.7, la cadena consta de 8 subcadenas de 4 bits cada una. Para lo cual, se requiere de representar dichas subcadenas de bits en forma eficiente donde las subcadenas se unifican formando de esta manera una sola cadena de 32 bits comúnmente denominada cromosoma, la cual se obtiene convirtiendo a cada uno de los valores de las resistencias del circuito a código binario, para que de esta forma se simplifique el trabajo para obtener las siguientes generaciones de individuos.

5.3.2.2. REPRESENTACIÓN DE UN CROMOSOMA DEL CIRCUITO ELÉCTRICO.

Como ya se mencionó anteriormente, un cromosoma es una cadena de caracteres, la cual representa a cada una de las posibles soluciones del problema. Cada uno de los cromosomas de la población están formados de 32 alelos o caracteres como el que se observa en la figura 5.8, los cuales van a representar de forma binaria a los posibles valores de las resistencias del circuito eléctrico, para posteriormente aplicarles los operadores genéticos en un programa de computadora. Los alelos son los caracteres representados por 1's y 0's, los cuales se obtienen al convertir a cada uno de los genes que forman al individuo o problema a código binario. En este caso los genes representan los 8 valores de las resistencias del circuito eléctrico como los que se muestran en la figura 5.6.

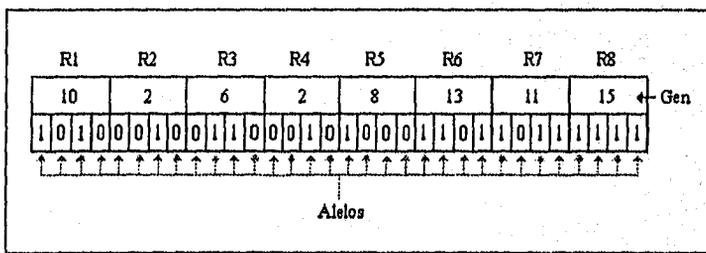


FIGURA 5.8. REPRESENTACIÓN DE UN CROMOSOMA.

Las variables R1, R2, R3, . . . , R8 representan a cada una de las 8 resistencias del circuito eléctrico que se va a resolver, donde a cada una le corresponde un valor o gene independiente, los cuales sirven para darle una posible solución al circuito.

A cada uno de los renglones de una población se le denomina cromosoma. Cada cromosoma representa diversos valores para dar solución al problema; donde cada uno de los valores mostrados en cada renglón (genes), corresponde a la resistencia de su respectiva columna.

5.3.2.3. EVALUACIÓN DE LOS CROMOSOMAS.

Para evaluar a cada uno de los cromosomas de la población, es indispensable que se le aplique la función de aptitud a cada uno de ellos.

La evaluación se realiza creando una función que sea capaz de dar el resultado apropiado a cada uno de los cromosomas del problema, de tal forma que castigue a las malas soluciones, con la finalidad de que estas sean eliminadas en próximas generaciones.

La función de aptitud apropiada para evaluar el circuito eléctrico se realiza calculando la corriente que pasa por cada una de las resistencias del circuito en base a los 5v de entrada que se tienen. Por lo tanto se realiza lo siguiente:

$$\begin{aligned}
 RQ1 &= (R[x][6]*R[x][8]) / (R[x][6]+R[x][8]); \\
 RQ2 &= (R[x][5]+R[x][7])+RQ1; \\
 RQ3 &= (R[x][4]*RQ2) / (R[x][4]+RQ2); \\
 RQ4 &= (R[x][2]*RQ3) / (R[x][2]+RQ3); \\
 RQ5 &= (R[x][1]+R[x][3])+RQ4; \\
 E &= 5; \\
 I[1] &= E / RQ5; \\
 VQ4 &= RQ4*I[1]; \\
 I[2] &= VQ4 / R[x][2]; \\
 I[3] &= I[1]; \\
 I[4] &= VQ4 / R[x][4]; \\
 IQ2 &= VQ4 / RQ2; \\
 I[5] &= IQ2; \\
 VQ1 &= IQ2*RQ1; \\
 I[6] &= VQ1 / R[x][6]; \\
 I[7] &= IQ2; \\
 I[8] &= VQ1 / R[x][8];
 \end{aligned}$$

Donde: I[1], I[2], I[3], . . . , I[8], representan la corriente que circula por cada una de su respectiva resistencia

En la tabla 5.4 se muestra la corriente máxima y mínima que deberá circular por cada una de las resistencias (1, 2, 3, ..., 15), teniendo como valor de potencia mínimo a 0.015625 watts y como valor de potencia máximo a 1.5 watts. Tomando como referencia a dicha tabla, se podrá verificar si todas y cada una de las corrientes que pasan por el circuito son las adecuadas.

TABLA 5.4. REPRESENTACIÓN DE LOS LÍMITES DE LA CORRIENTE MÍNIMA Y MÁXIMA PERMISIBLES PARA CADA RESISTENCIAS.

Num. de Resistencia	$P(0.015625 \text{ watts})$ Imín[A]	$P(1.5 \text{ watts})$ Imáx[A]
1	0.1250	1.2247
2	0.0884	0.8660
3	0.0722	0.7071
4	0.0625	0.6124
5	0.0559	0.5477
6	0.0510	0.5000
7	0.0472	0.4629
8	0.0442	0.4330
9	0.0417	0.4082
10	0.0395	0.3871
11	0.0377	0.3693
12	0.0361	0.3536
13	0.0347	0.3397
14	0.0334	0.3273
15	0.0323	0.3162

Para que un circuito eléctrico funcione adecuadamente, se toma en cuenta que las resistencias más cercanas a la fuente de potencia deberán ser menos resistentes, con la finalidad de que la corriente que pase por estas sea lo suficientemente grande para suministrar a las demás resistencias.

Para solucionar este problema se consideran las siguientes funciones:

- Calcular el número de resistencias satisfechas, con respecto a las características eléctricas del circuito, lo cual indica que las resistencias más cercanas a la batería o a la tierra deberán tener menor valor con respecto a las demás; es decir, que su resistencia tendrá que ser más pequeña que las demás. Esto se evalúa dividiendo el número de resistencias satisfechas entre el número máximo de resistencias que podrían satisfacerse.

- Calcular el número de corrientes satisfechas para cada una de las resistencias, tomando en cuenta que las resistencias más cercanas a la fuente o a la tierra, deberán tener mayor cantidad de corriente que las demás; dividiendo de esta manera al numero de corrientes satisfechas entre el número de corrientes que podrian ser satisfechas.
- Calcular el número de corrientes satisfechas por el rango de potencia entre el número total de resistencias del circuito.

El valor total de la aptitud es la suma de los tres puntos anteriores (número de resistencias satisfechas, número de corrientes satisfechas y corrientes satisfechas de acuerdo al rango de potencias).

En base a lo anterior, se deberá cumplir lo siguiente:

Resistencias	Corrientes	Corriente mínima y máxima
$R[x][1] < R[x][2]$	$I[1] > I[2]$	$I_{mín}[R1] < I[1] < I_{máx}[R1]$
$R[x][1] < R[x][4]$	$I[1] > I[4]$	$I_{mín}[R2] < I[2] < I_{máx}[R2]$
$R[x][1] < R[x][5]$	$I[1] > I[5]$	$I_{mín}[R3] < I[3] < I_{máx}[R3]$
$R[x][3] < R[x][2]$	$I[3] > I[2]$	$I_{mín}[R4] < I[4] < I_{máx}[R4]$
$R[x][3] < R[x][4]$	$I[3] > I[4]$	$I_{mín}[R5] < I[5] < I_{máx}[R5]$
$R[x][3] < R[x][7]$	$I[3] > I[7]$	$I_{mín}[R6] < I[6] < I_{máx}[R6]$
$R[x][5] < R[x][6]$	$I[5] > I[6]$	$I_{mín}[R7] < I[7] < I_{máx}[R7]$
$R[x][5] < R[x][8]$	$I[5] > I[8]$	$I_{mín}[R8] < I[8] < I_{máx}[R8]$
$R[x][7] < R[x][6]$	$I[7] > I[6]$	
$R[x][7] < R[x][8]$	$I[7] > I[8]$	

donde:

x: Representa a cada uno de los individuos de la población.

En base al resultado que se obtenga de realizar las comparaciones anteriores se procede a calcular la función de aptitud, aplicando la siguiente formula:

$$APTITUD[x] = \frac{\sum R_s}{\sum \tau R_s} + \frac{\sum I(t)_s}{\sum \tau I(t)_s} + \frac{\sum I(t)Pot}{\sum R}$$

donde:

- $\sum R_s$: Es la suma de las resistencias satisfechas.
- $\sum I(t)_s$: Es la suma de corrientes que satisfacen adecuadamente a las resistencias.
- $\sum I(t)Pot$: Es la suma de corrientes satisfechas de acuerdo a la potencia suministrada en cada una de las resistencias.
- $\sum \tau R_s$: Es la suma total de las resistencias que podrían satisfacerse.
- $\sum \tau I(t)_s$: Es la suma total de las corrientes que podrían satisfacer a todo el circuito.
- $\sum R$: Es la suma del número de resistencias existentes en el circuito.

5.3.2.4. REPRODUCCIÓN.

Para reproducir a los cromosomas de una población, es necesario someterlos a una selección ya sea por medio del método de la ruleta o por el método del tomo.

Si se aplica el *método de la ruleta*, a cada uno de los cromosomas de la población se les asignará un porcentaje correspondiente al valor de aptitud que tenga cada cadena, como se representa en la tabla 5.5. En esta tabla se muestran los 50 individuos o cromosomas de la población inicial del problema de los circuitos eléctricos. En cada uno de los renglones se tiene un cromosoma diferente representado de forma binaria (1's y 0's), donde a cada uno de estos cromosomas le corresponde un valor de aptitud y por lo tanto un porcentaje de acuerdo a su aptitud, donde los porcentajes van a simular los valores de cada porción de la ruleta. En la figura 5.9 se muestran los porcentajes de la cuarta columna de la tabla 5.5.

Posteriormente se procede a simular el movimiento de la ruleta seleccionando un número de forma aleatoria, de tal forma que se elija uno de los valores que se le asignaron al porcentaje. Después de haber elegido a un cromosoma, se procede a copiar toda la cadena que corresponde al valor seleccionado hacia una nueva población, sin modificar algún rasgo de este.

TABLA 5.5. REPRESENTACIÓN DE LA POBLACIÓN INICIAL, APLICANDO EN MÉTODO DEL TORNEO.

N° Cromosoma	Cromosoma	Aptitud	%
1	101000100110001010001011011111	2.000	1.890%
2	0100011011001110001111111000100	2.225	2.103%
3	0001111101111110001011000011110	2.800	2.646%
4	01011100101110111000000100111011	2.350	2.214%
5	10010110111010111011100111001001	1.700	1.606%
6	100001010000100011111001000111	1.800	1.701%
7	111110110100001111000100101011	1.800	1.701%
8	001011000010101111001011011110	2.450	2.315%
9	0110110100111110101010101011101	2.675	2.528%
10	01101101000101000100110010101000	2.325	2.197%
11	1010011000110011100101001000111	2.000	1.890%
12	00111001100110110101101100101001	2.675	2.528%
13	1001111011100111000011101010001	1.925	1.819%
14	10100001111010101110101001000110	1.675	1.583%
15	011111101101010101110001111111	2.750	2.599%
16	11100100010010001111100001010110	2.000	1.890%
17	011110000101000010111101001100	2.550	2.410%
18	110000101010001101100010001001	1.700	1.606%
19	001101101101000011101100101111	2.675	2.528%
20	1101101010001010110110010010101	2.125	2.008%
21	010111000110101001101110100011001	2.650	2.504%
22	1011100011001110101111110110010	2.025	1.914%
23	00101101100100110111011000100111	1.225	1.154%
24	110000011010110111001101100001	1.475	1.394%
25	10101010011110101101111110101	2.350	2.221%
26	001100111111101110110010000101	1.800	1.701%
27	001101111001100010100100011101	2.375	2.242%
28	11001010111100110011010000010	1.600	1.513%
29	010111011111010001010000110100	2.175	2.066%
30	110011111000001011001010001011	1.775	1.677%
31	011010011011011101001110111001	2.225	2.103%
32	1111101001101011010001100111010	2.125	2.008%
33	101000110011011011100101010110	2.000	1.890%
34	000100010100100111001010101011	1.775	1.677%
35	101010110011100101110010000110	2.350	2.221%
36	1010001101010100111010111100001	1.700	1.606%
37	1111001101011101110011011101101	1.800	1.701%
38	101010100110110100111010000100	2.000	1.890%
39	110010000010001110111001000000	2.300	2.188%
40	010101000110110011100111001100	1.800	1.701%
41	1000010110111101110011001100	1.775	1.677%
42	0111110110010010011111111000	2.225	2.103%
43	0111111110010001111111110001	1.775	1.677%
44	1000011110001000110000110001	1.700	1.606%
45	01011110111100010010100110001	2.300	2.211%
46	010111101000111011001110010100	2.000	1.890%
47	01010011111100011001101101001	2.000	1.890%
48	10001001010001110010100011010100	2.225	2.103%
49	101101011000010010001001111011	1.800	1.701%
TOTAL		185.825	100.0%

La ruleta se hará girar 50 veces con la finalidad de obtener los 50 nuevos cromosomas que pasarán a formar parte de la nueva generación, ya que cada que se gira la ruleta sólo se obtiene un nuevo cromosoma. Por medio de éste método se pretende que los cromosomas con valores de aptitud más grandes sean más veces seleccionados, dado que ocupan un mayor espacio en la ruleta.

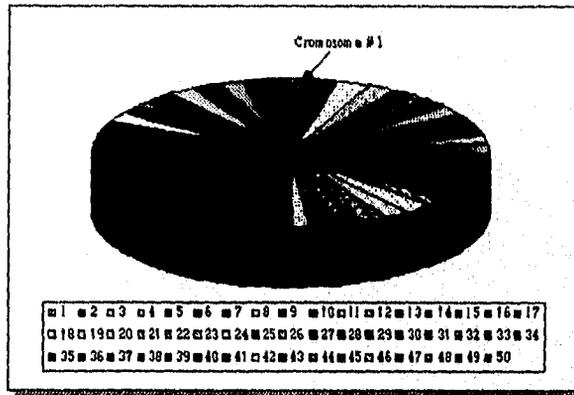


FIGURA 5.9. MUESTRA EL PORCENTAJE CORRESPONDIENTE A CADA VALOR DE APTITUD DE LA POBLACIÓN QUE SE MUESTRA EN LA TABLA 5.5.

Si se aplica el *método del torneo*, la población se deberá mezclar y posteriormente se someterá a competencia toda la población, tomando a los cromosomas de dos en dos. Este proceso se repite 2 veces, debido a que solamente sobrevive un cromosoma por cada pareja que compite (el cromosoma de mayor aptitud), como se muestra en la tabla 5.6.

En la tabla 5.6, la columna "Nº" está representando al número de cromosoma correspondiente a la población inicial como el que se muestra en la tabla 5.5. y la columna de aptitud muestra el valor correspondiente a cada una de las cadenas.

Los cromosomas de la columna # 1 van a competir con los de la columna # 2, donde ganarán o sobrevivirán los que tengan el valor de aptitud mayor. Como por ejemplo; el cromosoma número 34 con valor de aptitud de 1.775 compite con el cromosoma número 11

con un valor de aptitud de 2.000, donde el cromosoma con número 11 es el que pasará a formar parte de la nueva población por tener un mayor valor de aptitud, y de la misma forma competirán los demás.

TABLA 5.6. REPRESENTACIÓN DEL METODO DEL TORNEO.

COMPETENCIA # 1				COMPETENCIA # 2			
Columna #1		Columna #2		Columna #1		Columna #2	
N°	Aptitud	N°	Aptitud	N°	Aptitud	N°	Aptitud
34	1.775	11	2.000	4	2.350	12	2.675
29	2.125	38	2.030	44	1.700	3	2.800
26	1.800	3	2.800	35	2.550	21	2.650
46	2.350	18	1.700	26	1.800	14	1.675
21	2.650	41	1.775	8	2.450	41	1.775
28	1.600	6	1.800	29	2.125	30	1.775
20	2.125	16	2.000	27	2.825	6	1.800
47	2.450	25	2.350	23	2.225	13	2.750
23	2.225	23	2.025	2	2.225	28	1.600
45	2.350	36	1.700	46	2.350	50	1.900
40	1.900	33	2.000	33	2.000	11	2.000
9	2.675	12	2.675	38	2.050	39	2.100
24	1.475	50	1.900	18	1.7000	48	2.050
30	1.775	39	2.100	25	2.300	17	2.550
35	2.550	42	2.225	10	2.325	41	1.775
44	1.700	4	2.350	24	1.475	37	1.800
17	2.550	49	2.225	31	2.225	1	2.000
2	2.225	48	2.050	19	2.675	5	1.700
37	1.800	31	2.225	32	2.125	9	2.675
8	2.450	1	2.000	13	1.925	27	2.575
32	2.125	13	1.925	40	1.800	14	1.800
14	1.675	5	1.700	47	2.450	36	1.700
15	2.750	43	1.775	49	2.225	41	1.350
19	2.675	7	1.800	34	1.775	42	2.225
10	2.325	27	2.575	1	1.800	20	2.125

De las dos competencias que se realizan se obtienen 25 individuos o cromosomas por cada una, lo cual hace que se repita este proceso dos veces; es decir, se vuelve a barajar la

población y se hace competir a los individuos de dos en dos, como se pudo observar en la tabla 5.6.

En la tabla 5.7. se muestran los cromosomas que sobrevivieron a las dos competencias, y como se puede observar algunos de los cromosomas se repiten, lo cual indica que posiblemente son los mejores individuos de la población, o por lo menos si son los mejores con respecto a sus contrincantes.

TABLA 5.7. REPRESENTACIÓN DE LOS CROMOSOMAS SOBREVIVIENTES APLICANDO EL MÉTODO DEL TORNEO.

Nº	CROMOSOMA SOBREVIVIENTE	Nº	CROMOSOMA SOBREVIVIENTE
11	1000001001110111001010000011011	12	10101110111010001000100111000100
29	00010110010010001111000100111000	3	1101111001101101111110111101100
3	11011111001101101111110111101100	21	01011111101010011011001101001110
46	0100010000111000010010011001001	26	00110001100011101110010010011110
21	01011111101010011011001101001110	8	11000100010101100011011001111111
6	00100110101100101000101010011100	29	0001011001001000111100010011000
20	10111001110001101101101111110111	22	00011111100100011101101110101110
47	00011111100001010110111010001101	15	11011101100111111111111111011000
23	01110100101001000101110011111110	2	01110001101110010010110110101100
45	00100001101001100100100000101000	46	01000100001111000010010011001001
33	11010011110111101011110011011001	33	11010011110111101011110011011001
9	01100001000101001111010101100011	39	0011101110101000111111100101001
50	01110100111010001111100110000010	48	01011101101001010110110000010110
39	00111011101010001111111100101001	17	11000110101000100010010111101010
35	00111111000100101000110100010110	10	00110011001111001110111010110111
4	01111001101010011000101100010110	37	1111001010010100110010001110010
17	11000110101000100010010111101010	31	00100001011011110110101010010001
2	01110001101110010010110110101100	19	0110111111110111001110001111010
31	00100001011011110110101010010001	9	0110000100010100111101010100011
8	11000100010101100011011001111111	27	10100001100011011101101110011000
32	00010010001100110100010110110010	16	0100101010010100111001010000110
5	0001101001110111001010111010100	47	0001111100001010110111010001101
15	11011101100111111111111110111000	45	00100001101001100100100000101000
19	01101111111101110011100001111010	42	00011001011011001101011010001110
27	10100001100011011101101110110111	20	10111001110001101101101111110111

5.3.2.5. CRUZA.

Una vez elegidos los nuevos cromosomas se procede a realizar la cruce o intercambio de material cromosómico. Pero antes de aplicar el operador cruce se selecciona el 20% de los mejores individuos, quienes permanecerán intactos en la nueva población.

El operador cruce se aplicará al 80% de los individuos de la población. Para realizar dicha cruce se utilizará el método de los dos puntos de cruce.

La cruce se realiza seleccionando a dos de los cromosomas de la población de forma aleatoria, cuidando que ambos cromosomas no sean el mismo; es decir, que si se eligió para el primer cromosoma el N° 3, el segundo cromosoma no sea también el N° 3. Después se seleccionan 2 puntos al azar sobre la longitud del cromosoma, cuidando también que ambos puntos no sean el mismo valor. Posteriormente se procede a intercalar los alelos que se encuentran entre ambos puntos de cruce.

Por ejemplo, si se seleccionan al azar los cromosomas N° 5 y el N° 8 para someterlos a la cruce y los puntos de cruce son el N° 3 y el N° 20 se obtendrán dos cromosomas nuevos, como se muestra en la figura 5.10.



FIGURA 5.10. REPRESENTACIÓN DE LA CRUZA DE DOS CROMOSOMAS.

Este proceso se realiza hasta completar el 80% de la cruce.

5.3.2.6. MUTACIÓN.

Este operador selecciona aleatoriamente a uno de los individuos de entre toda la población y le realiza el complemento a uno de los cromosomas que elige al azar sobre la longitud de dicho cromosoma. En la figura 5.11. se muestra cómo trabaja el programa en cuanto al operador mutación; por ejemplo, si se seleccionó el cromosoma N° 10, y el punto de mutación o alelo N° 30.

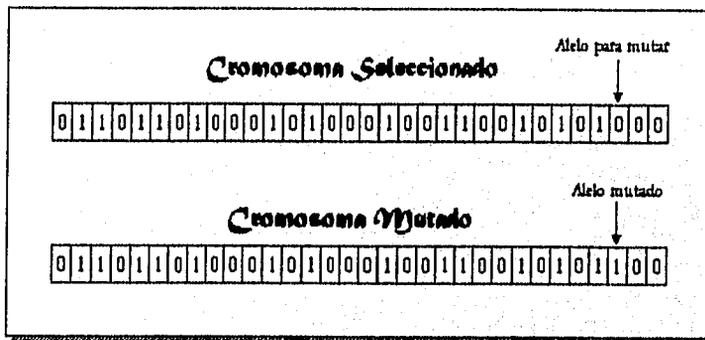


FIGURA 5.11. MUTACIÓN DE UN CROMOSOMA.

5.3.2.7. ESTABILIDAD.

Si se desea obtener el resultado óptimo para cada una de las resistencias, el proceso de generar poblaciones se realizará constantemente desde la evaluación de los cromosomas, hasta encontrar la estabilidad; es decir, cuando la mayoría de los individuos de la población tengan la misma aptitud, como mínimo el 90% de ellos.

Cuando se aplica el método de la ruleta para seleccionar los cromosomas que formarán la nueva población, se observa que su estabilidad se alcanza después de generar 18 poblaciones. En la figura 5.12 se muestra la estabilidad del problema del circuitos eléctrico

aplicando dicho método, donde los valores ya estables son los que representarían a los valores de cada resistencia.

En este método se obtuvo tanto estabilidad en la función de aptitud como en cada uno de los valores de las resistencias.

		GENERACION # 18								FIN
POBLACION	APTITUD	R1	R2	R3	R4	R5	R6	R7	R8	
1	3.000	3	7	4	8	4	14	5	15	
2	3.000	3	7	4	8	4	14	5	15	
3	3.000	3	7	4	8	4	14	5	15	
4	3.000	3	7	4	8	4	14	5	15	
5	3.000	3	7	4	8	4	14	5	15	
6	3.000	3	7	4	8	4	14	5	15	
7	3.000	3	7	4	8	4	14	5	15	
8	3.000	3	7	4	8	4	14	5	15	
9	3.000	3	7	4	8	4	14	5	15	
10	3.000	3	7	4	8	4	14	5	15	
11	3.000	3	7	4	8	4	14	5	15	
12	3.000	3	7	4	8	4	14	5	15	
13	3.000	3	7	4	8	4	14	5	15	
14	3.000	3	7	4	8	4	14	5	15	
15	3.000	3	7	4	8	4	14	5	15	

¿Deben generarse nuevas poblaciones? N/A

FIGURA 5.12. ESTABILIDAD DEL CIRCUITO ELÉCTRICO, UTILIZANDO EL MÉTODO DE LA RULETA.

Cuando se aplica el método del *torneo*, se observa que la estabilidad se alcanza más rápidamente, después de haber generado 11 poblaciones. Pero no todos los valores de las resistencias se estabilizan, como en el caso del método de la ruleta (ver figura 5.13).

Con este método se obtiene una gran diversidad de soluciones buenas para implementar el circuito eléctrico; con la ventaja de poder escoger entre todas las posibles soluciones la que más nos agrade, y no la de obtener un único valor para cada resistencia.

Si se siguen generando nuevas poblaciones en el método del torneo (270 o más), los valores de las resistencias tenderán a estabilizarse, pero los valores nunca llegarán a ser iguales a los del método de la Ruleta.

Al igual que en el método de la ruleta, el método del torneo se deberá generar varias veces hasta conseguir la estabilidad del problema y de esta forma encontrar el resultado óptimo del valor de las resistencias.

La estabilidad se puede obtener de generar determinado número de poblaciones (predeterminado), o al generarse la igualdad de los individuos (90% o más) con respecto a la aptitud de cada cromosoma de la población.

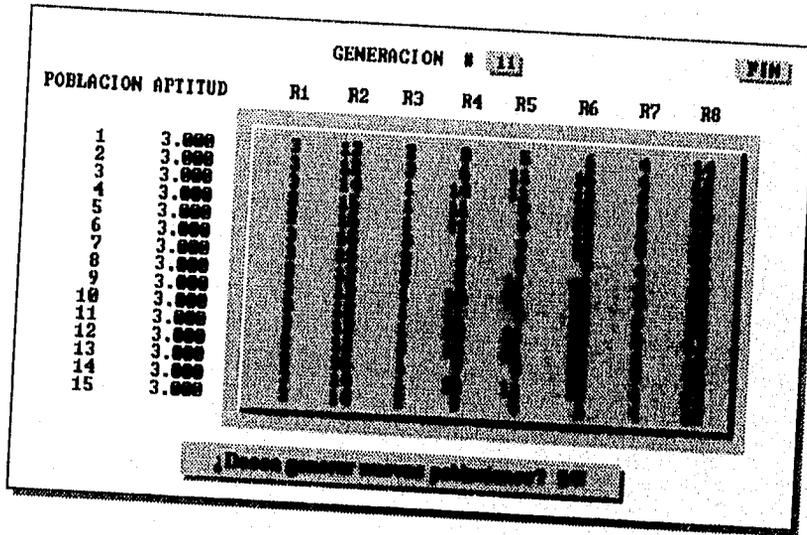
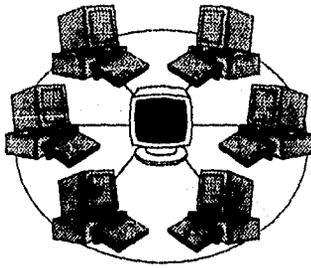


FIGURA 5.13. ESTABILIDAD DEL CIRCUITO ELÉCTRICO, UTILIZANDO EL MÉTODO DEL TORNEO.

CAPÍTULO VI



Algoritmos Genéticos Paralelos.

Como ya se pudo observar, en los capítulos anteriores se habló sobre los AGs, su funcionamiento, modo de operación, preferencia en comparación con otros métodos de optimización, así como su gran campo de aplicación; lo cual muestra que los algoritmos genéticos son capaces de resolver cualquier tipo de problema real. Pero a pesar de que los algoritmos genéticos son eficientes, las funciones de evaluación de algunos problemas más complejos requieren de un mayor tiempo de procesamiento considerable. Por lo que el algoritmo genético requiere de grandes cantidades de tiempo de procesamiento para poder lograr así una solución satisfactoria. Por lo cual se han desarrollado algoritmos genéticos en computadoras con arquitecturas paralelas ya que permiten reducir de esta manera el tiempo de respuesta de los algoritmos genéticos. Se dice que uno de los fenómenos más importantes que se observan al utilizar AGPs (Algoritmos Genéticos Paralelos) es que no sólo reducen el tiempo de procesamiento, sino que en muchas ocasiones se obtienen mejores resultados que aquellos que obtienen los algoritmos genéticos seriales.

6.1. CLASIFICACIÓN DE LOS ALGORITMOS GENÉTICOS PARALELOS.

La clasificación de los algoritmos genéticos paralelos se divide en cuatro niveles de paralelismo, donde estos niveles establecen de alguna manera la complejidad de los

algoritmos y su capacidad de explorar eficientemente los recursos de diferentes arquitecturas paralelas.

Los dos primeros niveles de paralelismo se encargan de procesar a la población de la misma forma en que lo hace un algoritmo genético serial con la única diferencia de que obtienen los resultados en un tiempo mucho menor.

El *primer nivel* se encuentra al ejecutar un algoritmo genético serial en una computadora paralela.

En el *segundo nivel* de paralelismo, el algoritmo genético utiliza explícitamente varios procesadores para evaluar simultáneamente diferentes individuos de la población. Este nivel de paralelismo es más efectivo que el anterior ya que en todos los problemas, excepto en los más simples, la evaluación de los individuos toma la mayor parte del tiempo de procesamiento de un algoritmo genético.

El *tercer nivel* de paralelismo se explota en los AGPs de *grano burdo*, los cuales constituyen una forma muy natural y sencilla de hacer paralelo a un AG. La población se divide en subpoblaciones, y en cada subpoblación se ejecuta un algoritmo genético serial, posteriormente se comunican periódicamente entre los mejores individuos de las subpoblaciones. A este modelo se le conoce también con el nombre de *Algoritmo Genético Distribuido*, mientras que otros lo llaman *modelo de isla* porque las subpoblaciones se encuentran aisladas de las demás con excepción a alguna comunicación más o menos frecuente de los individuos.

El *cuarto nivel* de paralelismo se encuentra en los AGPs de *grano fino*, que eficientemente explotan arquitecturas fuertemente paralelas. En los AGPs de grano fino el tamaño de las subpoblaciones es más pequeño y la comunicación entre los procesadores es mucho más frecuente que en los AGPs de grano burdo. Normalmente se utiliza un individuo por procesador, aunque dependiendo del número de procesadores disponibles se pueden colocar varios individuos en el mismo procesador. Para cada procesador se define un vecindario, que es un conjunto reducido de procesadores, y la selección y el apareamiento se limitan al vecindario de cada procesador. Es importante mencionar que los vecindarios pueden traslaparse, por lo que existe intercambio de información entre ellos.

En la figura 6.1. se muestra el vecindario de un procesador el cual se define como el conjunto de procesadores con los que se puede comunicar directamente. A dicho modelo también se le conoce como algoritmo genético celular.

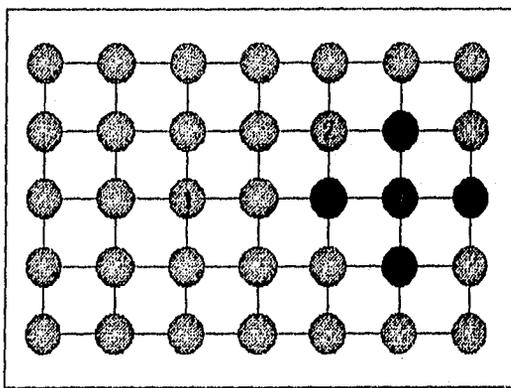


FIGURA 6.1. MUESTRA LOS TRES VECINDARIOS EN UN AGP DE GRANO FINO. EL CUAL MUESTRA QUE LOS VECINDARIOS DE LOS INDIVIDUOS 2 Y 3 TIENEN DOS INDIVIDUOS EN COMÚN.

El AGP más utilizado es el de grano burdo, ya que el hardware necesario para su implementación es más accesible y por ser el más común actualmente.

6.1.1. ALGORITMOS GENÉTICOS PARALELOS DE GRANO BURDO.

En la figura 6.2 se muestra el funcionamiento global de cada uno de los procesos que intervienen en un AGP de grano burdo. La diferencia que se encuentra entre un AG básico y el AGP es el intercambio de migrantes entre las subpoblaciones. Los migrantes que reciben cada proceso se incorporan inmediatamente a su población y son tratados por el mecanismo de selección de la misma manera que los individuos locales. La selección asegura que el tamaño de cada subpoblación sea constante en cada generación.

En los AGPs de grano burdo ocurren algunos fenómenos similares a los que ocurren en la naturaleza cuando se tienen varias subpoblaciones relativamente separadas entre sí. Estos fenómenos son la formación de especies, la interrupción del equilibrio y la migración.

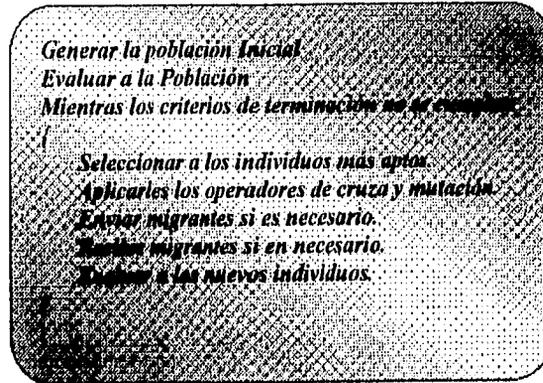


FIGURA 6.2. PROCESO DEL ALGORITMO GENÉTICO PARALELO DE GRANO BURDO.

6.1.1.1. FORMACIÓN DE ESPECIES.

Debido a que las diversas subpoblaciones del AGP se inicializan de manera distinta, cada una puede evolucionar hacia distintas regiones del espacio de búsqueda del problema que se está resolviendo y converger hacia óptimos locales. Puede considerarse entonces que las subpoblaciones forman especies distintas.

En otros problemas, la formación de especies es favorable para el AGP ya que mantiene cierta diversidad en la población que puede contribuir a encontrar la solución global.

6.1.1.2. INTERRUPCIÓN DEL EQUILIBRIO.

La aparición de cambios evolutivos se incrementa cuando ocurre algún fenómeno en la población que tienda a contrarrestar una estabilidad excesiva.

Uno de estos fenómenos es la migración. Si una especie migra a una zona en donde existe otra especie similar existirá competencia entre ambas. La presión de la selección se incrementa y el equilibrio en que se encontraba la población que recibe a los migrantes se interrumpe. La selección favorece nuevos cambios que mejoran la supervivencia. Se incrementa la diversidad y se explora mejor el espacio de búsqueda, reduciendo la posibilidad de caer en un óptimo local.

6.1.1.3. MIGRACIÓN.

El intercambio de individuos entre subpoblaciones se conoce como migración (ver figura 6.3).

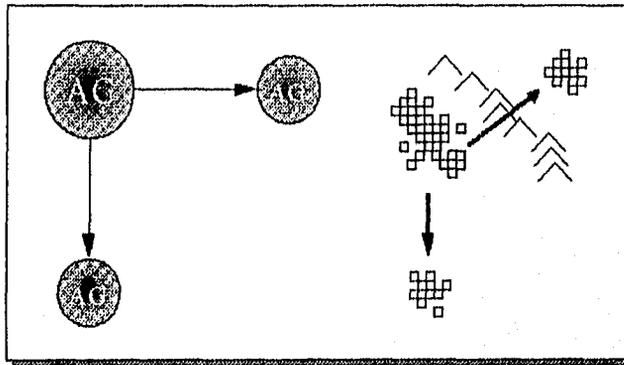


FIGURA 6.3. ANALOGÍA ENTRE LA MIGRACIÓN EN UN AGP Y LA MIGRACIÓN ENTRE DIVERSAS POBLACIONES DE ORGANISMOS.

Al utilizar la migración en un AGP surgen cuatro cuestiones fundamentales, las cuales son:

1. **Frecuencia en que migran individuos de una población a otra.** Corresponde al intervalo de migración, el cual se define como el número de generaciones que ocurren entre migraciones.
2. **Cantidad de individuos que migran cada generación.** La tasa de migración responde a esta cuestión y define la proporción de la población que migra en un momento dado. Sin embargo, si la subpoblación ha llegado a un estado de equilibrio, la introducción de nuevo material puede no ser efectiva porque es posible que cada subpoblación haya encontrado un nicho adecuado y se hayan formado especies distintas. Al igual que en la naturaleza, la cruce de individuos de especies distintas generalmente no da buenos resultados.

3. *Lugar hacia donde migran.* Depende de la topología de comunicación entre las subpoblaciones. Se dice que no hay resultados concluyentes que demuestren que una topología sea mejor que otras en una amplia variedad de problemas.
4. *Tipo de individuos que migran.* Esto se refiere al criterio de selección de los migrantes. Es bastante razonable pensar que en una población natural los individuos que migran son generalmente los más fuertes, pues migrar implica recorrer cierta distancia a través de obstáculos. Para continuar imitando los procesos naturales, en un AGP normalmente los mejores individuos de una población son los que se seleccionan para migrar y se envían copias de ellos a otras subpoblaciones según la topología de comunicación. También existen otras posibilidades de migración. Por ejemplo los migrantes podrían ser seleccionados aleatoriamente y se podría eliminar a los migrantes de su población original.

6.2. DGENESIS.

DGENESIS es un programa desarrollado en el ITAM para experimentar con AGPs. Su creación fue motivada por el hecho de que existen muy pocos sistemas de AGPs disponibles y los que existen presentan diferentes restricciones.

DGENESIS permite ejecutar AGPs de grano burdo en una red de estaciones de trabajo UNIX heterogéneas. Está basado en GÉNESIS 5.0, un programa de Algoritmos genéticos muy utilizado, desarrollado por John Grefenstette del Naval Research Laboratory. DGENESIS permite especificar de manera sencilla la topología de comunicación entre las subpoblaciones, así como la tasa y el intervalo de migración⁶.

Se han efectuado algunas pruebas con DGENESIS usando las funciones de De Jong y de Mühlhenbein, dos conjuntos de funciones frecuentemente utilizados en la investigación con AGs. Para observar el efecto que tienen sobre el desempeño del sistema el número total de procesos, el número de vecinos de cada proceso y la manera en que los procesos están conectados, se han realizado experimentos con diferentes topologías (ver figura 6.4).

⁶ La DGENESIS puede obtenerse vía ftp anónimo en <ftp.rhon.itam.mx> y en <ftp.aic.nrl.navy.mil>.

Los resultados preliminares muestran que los parámetros de migración y la topología afectan el desempeño del AGP, medido en función del número de evaluaciones necesarias para encontrar el mínimo de las funciones de prueba. Por lo general, los mejores resultados se obtienen cuando el intervalo de migración es pequeño (alrededor de 5 generaciones), independientemente de la tasa de migración; la topología totalmente conectada requiere de menos evaluaciones para encontrar la solución cuando se utilizan funciones sencillas, y el hipercubo de grado cuatro ha dado los mejores resultados para optimizar funciones complejas.

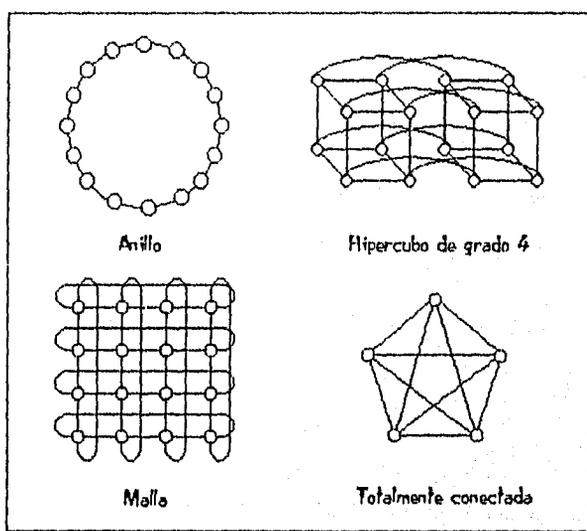


FIGURA 6.4. MUESTRA CUATRO DE LAS TOPOLOGÍAS UTILIZADAS EN DGENESIS.

6.3. APLICACIONES.

Los AGPs se pueden utilizar para resolver todos los problemas que se resuelven con Algoritmos genéticos seriales e intentar mejorar el tiempo de respuesta y la calidad de los resultados. Específicamente los AGPs han sido utilizados con éxito para resolver problemas de preparación de horarios de clases y de trenes, en la clasificación de redes semánticas

paralelas, y de asignación de procesos a procesadores en una computadora paralela con memoria distribuida, entre muchas otras. Las ventajas de los AGPs se hacen más evidentes mientras más compleja sea la función de evaluación del problema que se desea resolver y mientras mayor sea el espacio de búsqueda que debe explorarse.

Los AGPs pueden resolver todo tipo de problemas y pueden ser aplicados tanto en máquinas paralelas como en computadoras con diseño paralelo (simulación paralela), lo cual favorece en cuanto al tiempo de respuesta y mejores resultados.

En la actualidad no se tienen todavía los conocimientos necesarios para explicar el comportamiento de los AGPs.

6.4. ALGORITMOS GENÉTICOS Y PROCESOS PARALELOS.

De la misma forma en que los algoritmos genéticos seriales pueden ser convertidos a paralelos a través de innumerables habilidades y movimientos, lo cual transforma a un algoritmo genético en un algoritmo altamente paralelo también se puede convertir un algoritmo genético paralelo a uno serial igualmente a través de giros y habilidades artificiales.

En su antiguo trabajo teórico Holland (1962) reconoció la naturaleza paralela del modelo reproductivo y la fuerza esencial del proceso paralelo. El también trabajó sobre el mapa de planes reproductivos para un tipo de computador celular llamado *un circuito calculador iterativo* (1959, 1960).

Otras investigaciones del algoritmo genético provocaron poca atención para combinar las posibilidades de los AGs y arquitecturas de computadoras paralelas. Bethke (1976) calculó diversas complejidades estimadas por un mapa particular de algoritmos genéticos para una máquina paralela. Definió que el cálculo del promedio de aptitudes de la población fue la disminución serial primaria en las implementaciones del algoritmo genético de ese tiempo. El simuló o implementó un algoritmo genético paralelo.

Grefenstette (1981) examinó diversas implementaciones paralelas de algoritmos genéticos. Específicamente elaboró 4 prototipos, los cuales son:

- 1) *Maestro-esclavo sincrónico.*
- 2) *Maestro-esclavo semisincrónico.*
- 3) *Clasificación, asíncrono concurrente.*
- 4) *Red.*

Con respecto al prototipo *maestro-esclavo sincrónico* se toma un único proceso *maestro* que coordina k procesos *esclavos*. Los *maestros* controlan los procesos de selección, apareamiento, y la ejecución de los operadores genéticos. Mientras que los *esclavos* solamente ejecutan funciones de evaluación.

Se mantiene una comunicación mutua y constante entre los *esclavos* y el *maestro*, para obtener un buen resultado. El esquema es íntegro y relativamente fácil de implementar; sin embargo, cuenta con dos grandes desventajas.

- Una cantidad desfavorable de tiempo es desperdiciada si hay mucha variación en el tiempo de la función de evaluación.
- El algoritmo no es muy confiable, ya que el proceso depende del trabajo que efectúa el *maestro*. Si el proceso que ejecuta el *maestro* va hacia abajo, el sistema termina.

La primera desventaja es resuelta por el segundo prototipo de Grefenstette, el *maestro-esclavo semisincrónico*. Este prototipo relaja los requerimientos con respecto al funcionamiento sincrónico para introducir y seleccionar miembros al vuelo como completos *esclavos* de su trabajo. Al igual que en el prototipo *maestro-esclavo sincrónico*, el prototipo *maestro-esclavo semisincrónico* es indigno de confianza a causa de la dependencia que existe sobre un único proceso.

En el *asíncrono*, algoritmo genético *concurrente* (ver figura 6.5), los k operadores idénticos ejecutan tanto a los operadores genéticos como a las funciones de evaluación, independientemente unos de otros, teniendo acceso a una memoria compartida común. La memoria compartida requiere que los procesos eviten simultáneos aciertos en localidades de memoria idénticas; de lo contrario, no hay más oportunidad de regulación de tiempo para

producir mayor efecto de requerimientos para esta configuración. Este esquema es ligeramente menos integro para ejecutar que alguno de los prototipos maestro-esclavo, pero la precisión del sistema esta mucho más perfeccionada.

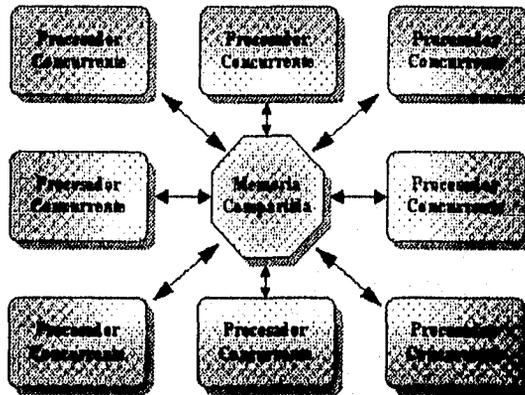


FIGURA 6.5. ESQUEMA DE UN ALGORITMO GENÉTICO ASINCRONO CONCURRENTE.

El *prototipo red* se representa en la figura 6.6. En este esquema, corren k algoritmos genéticos simples independientes con memorias independientes, operadores genéticos independientes, y funciones de evaluación independientes. El proceso k trabaja normalmente, con la excepción de que los mejores individuos descubiertos en una generación se transmiten por todas partes a las otras subpoblaciones sobre una red de comunicaciones. La confiabilidad de este esquema es superior debido a la autonomía de los procesos independientes.

Recientemente, Goldberg sugirió un diseño de objeto basado en el procedimiento de los AGPs. Aquí se consideran dos modelos de diseño: un *modelo de comunidad* y un *modelo de fecundación de la planta*.

El modelo de comunidad se observa en la figura 6.7. Aquí el algoritmo genético es mapeado por un conjunto de comunidades interconectadas. Las comunidades consisten de un conjunto de casas conectadas para centralizar, es decir, para interconectar a las poblaciones. Los padres dan origen a hijos en sus casas y ejecutan ahí mismo funciones de

evaluación. Los hijos son producidos en un único bar centralizado (en la ciudad) donde ellos se reúnen posteriormente con posibles cónyuges. Después de aparearse, las parejas van a las ciudades del agente de estado real para encontrar una casa. Las casas son completamente subastadas para que las parejas puedan competir. Si la población es corrientemente amontonada, las parejas pueden también consultar al agente junto a las casas en otras comunidades, y si es necesario deben ir a la estación del autobús para moverse a otra comunidad.

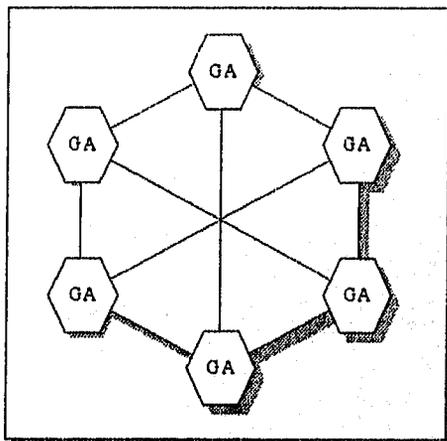


FIGURA 6.6. ESQUEMA DE UNA RED DE ALGORITMOS GENÉTICOS.

Por otra parte el modelo de fecundación de la planta consta de una serie de nodos conectados por una red de fecundación como se observa en la figura 6.8. Las semillas crecen hasta llegar a ser plantas completas que generan polen, el cual se lanza al exterior en la red de fecundación.

Asociado con cada enlace de la red de fecundación el polen es una probabilidad de transmisión. Esta capacidad (aptitud) permite que las subpoblaciones de plantas estén más o menos aisladas unas de otras. El polen de las plantas fertilizadas madura a las plantas, creando de esta manera más semillas. Por otra parte, también ocurren selecciones localmente para elegir el mejor local de semillas para madurar plantas de un modo probabilístico.

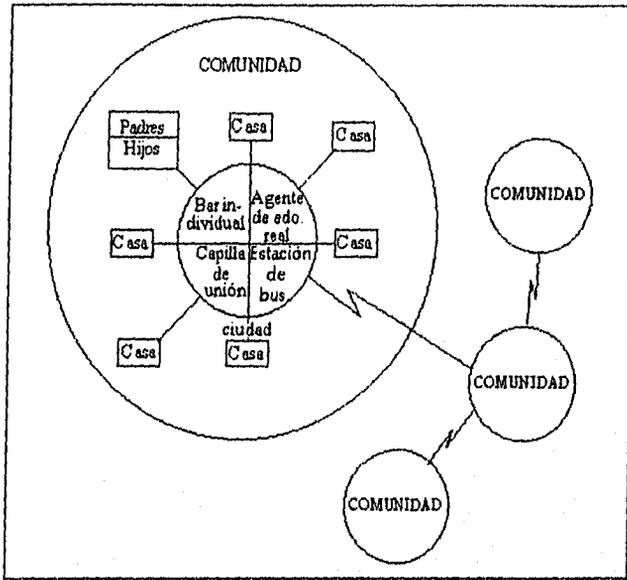


FIGURA 6.7. MODELO DE LA COMUNIDAD DE UN AG.

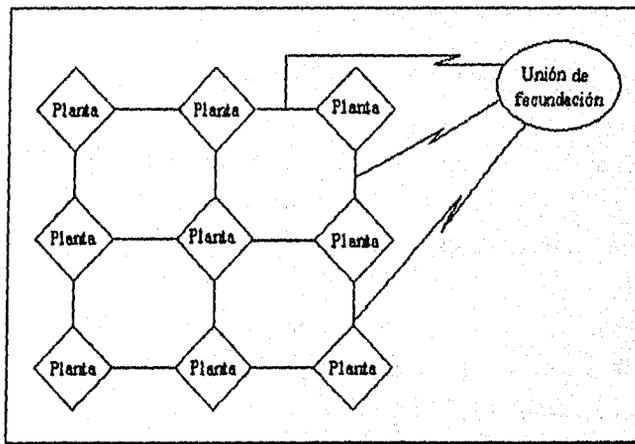


FIGURA 6.8. DISEÑO DE LA FECUNDACIÓN DE PLANTAS DEL AG.

6.5. COMPILADORES CON CPUS PARALELOS.

Los compiladores son programas de lenguaje máquina. Un compilador tiene la función de traducir un programa de su forma normal (programa fuente) a binaria (programa objeto).

Los procesadores paralelos son conjuntos de técnicas que se utilizan para realizar tareas simultáneas de procesamiento de datos con la finalidad de aumentar la velocidad en un sistema de computadora. Estos se encargan de procesar cada instrucción en forma secuencial como una computadora convencional, los procesadores paralelos ejecutan procesamientos de datos continuamente para obtener un mínimo de tiempo en la ejecución. Cuando se tienen dos o más computadoras se ejecutan dos o más instrucciones al mismo tiempo. El propósito de los procesadores paralelos es la aceleración de procesamientos de la computadora y aumentar su eficiencia, esto es, la cantidad de procesamiento que se puede lograr en cierto intervalo de tiempo.

Un procesador paralelo se puede considerar desde diversos niveles de complejidad. En el nivel más bajo, se tienen las operaciones seriales y paralelas según el tipo de registro que se utilice. Por ejemplo, los registros de corrimiento trabajan en forma serial (un bit a la vez), mientras que los registros con carga paralela trabajan con todos los bits de palabra al mismo tiempo. En el nivel más alto se tienen múltiples unidades funcionales que ejecutaban operaciones idénticas o diferentes a la vez. Por ejemplo, las operaciones aritméticas lógicas y de corrimiento.

Una computadora que contiene una unidad de control, una unidad de proceso y una unidad de memoria, ejecuta las instrucciones en forma secuencial y el sistema puede o no tener posibilidades de procesar en forma paralela. El procesamiento paralelo podría obtenerse a través de unidades múltiples o mediante una arquitectura paralela.

En muchas unidades de procesamiento bajo la supervisión de una unidad de control, todos los procesadores reciben la misma instrucción de la unidad de control, pero operan sobre diferentes conjuntos de datos. En este caso, la unidad de memoria compartida debe contener módulos múltiples para poder comunicarse con todos los procesadores al mismo tiempo.

Un sistema de computadora puede ser capaz de procesar múltiples programas al mismo tiempo.

En pasadas décadas, investigadores y fabricantes crearon continuamente diferentes arquitecturas de procesos paralelos. Lo cual ha mantenido una interesante vida para los desarrolladores de aplicaciones, quienes deben aprender cómo usar las nuevas máquinas. La idea principal, sin embargo, cae en desarrolladores de sistemas y fabricantes de compiladores para crear herramientas que explotan las nuevas aptitudes (capacidades).

Existen cuatro principales tipos de máquinas paralelas, las cuales son: datos paralelos, VLIW (Palabra de Instrucción Muy Larga (Very Long Instruction Word)), memoria distribuida y memoria compartida. Cada tipo tiene su propio grupo de implementaciones para diseño y uso del compilador.

Una variedad de modelos de programación han sido propuestos para la construcción de aplicaciones paralelas. En algunos casos, al programador le toca todo el trabajo duro, mientras que en otros el compilador es el responsable. Algunos modelos permiten los paralelismos expuestos y obvios, algunos forzan al programador a expresarlo manualmente, y otros requieren del compilador para solucionarlo.

Un sistema multiprocesador es una interconexión de dos o más CPUs con equipo de memoria y entrada-salida. En un multiprocesador, cada procesador es una unidad de procesamiento central (CPU) o un procesador de entrada-salida.

Un sistema multiprocesador es controlado mediante un sistema operativo que proporciona iteración entre los procesadores y todos los componentes del sistema cooperan en la solución de un problema.

El multiprocesador mejora la confiabilidad del sistema, ya que si hay alguna falla o error en un procesador (deje de funcionar), puede asignarse otro procesador para ejecutar las funciones de dicho procesador dañado. Mientras que el sistema completo continúa su funcionamiento de manera correcta.

6.5.1. ARQUITECTURA DE DATOS PARALELOS.

Esta máquina extraordinaria tiene muchos procesadores pequeños limitados que trabajan simultáneamente sin interrupción a paso cerrado. Una unidad central transmite un comando a cada uno, y todos ellos se ejecutan simultáneamente.

La arquitectura paralela o de datos paralelos es una técnica en la que se descompone un proceso secuencial en suboperaciones, y cada subproceso se ejecuta de forma individual en un segmento especial y que se comunica constantemente con los otros segmentos. Un dato puede considerarse como un conjunto de segmentos de procesamiento por el cual fluye información binaria. En este caso, cada segmento ejecuta un procesamiento parcial, según la manera en que se divide la tarea que se va a procesar. El resultado obtenido del cálculo en cada segmento se transfiere al próximo segmento de datos. El resultado final se obtiene después de que los datos han recorrido todos los segmentos. Varios cálculos pueden ser procesados en distintos segmentos, al mismo tiempo.

Un arreglo de procesador, es una computadora con múltiples unidades de procesamiento que operan en paralelo. Estas unidades se encuentran sincronizadas entre sí para ejecutar la misma operación bajo el control de una unidad común, proporcionando de esta forma solo una organización de instrucciones, de un flujo de datos múltiples. Un diagrama de la organización de procesadores paralelos se muestra en la figura 6.9.

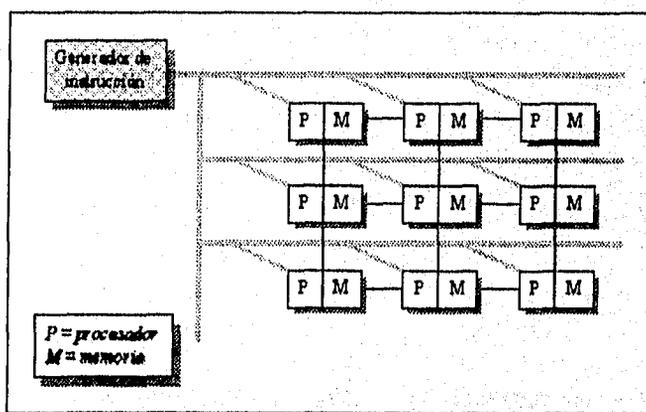


FIGURA 6.9. ARQUITECTURA DE DATOS PARALELOS.

Una arquitectura de datos paralelos contiene un conjunto de procesadores **P** idénticos, en donde cada uno contiene una memoria local **M** y una ALU (Unidad Lógica Aritmética). El generador de instrucción o control maestro dirige las operaciones en los procesadores; su

función es decodificar las instrucciones y determinar de que manera se van a ejecutar. Las instrucciones de control de programa se ejecutan directamente en el generador de instrucciones y las transmite a todos los procesadores en forma simultánea.

MODELO DE PROGRAMA DE DATOS PARALELOS.

El modelo de datos de la programación paralela provee al programador con operaciones primitivas que pueden ser aplicadas por un conjunto de datos enteros. Para componer estas operaciones, se pueden ejecutar manipulaciones complejas y poderosas de grandes cantidades de datos en unas cuantas líneas de código.

Compilar lenguajes de datos paralelos puede algunas veces ser fácil. La compilación es una energía; simplemente traslada cada operación de dato paralelo del programa a la correspondiente instrucción de lenguaje máquina.

6.5.2. MÁQUINAS VLIW.

El diseño VLSI (Instrucción de Palabra Muy Larga) se refiere a los sistemas digitales que contienen miles de compuertas en un solo chip de circuitos integrados. El componente básico que se utiliza en este tipo de diseño es el arreglo de compuertas, en el que se pueden construir arreglos de mil a diez mil compuertas en un solo chip de circuitos integrados, según la tecnología que se utilice.

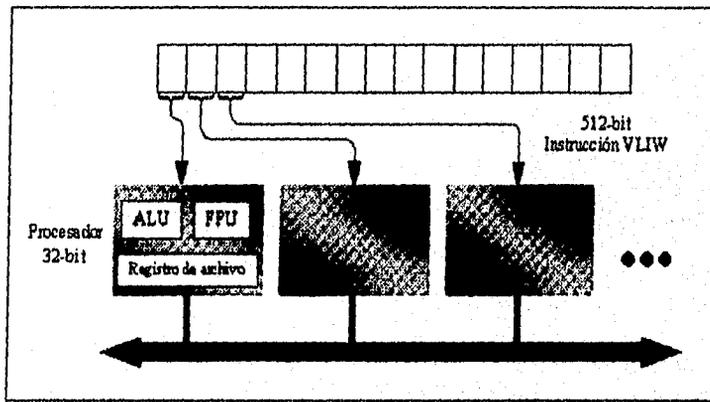


FIGURA 6.10. MÁQUINA VLIW MUY SIMPLE.

Las máquinas VLIW tienen muchas unidades funcionales. Donde los chips superscalar tienen un par de estas unidades, y las máquinas VLIW tienen docenas. Cada instrucción puede tener arriba de 1024 bits, con muchos subcampos pequeños que ordenan una unidad. Sobre el compilador se buscan todas las unidades ocupadas. La computadora de Multifluido (Multiflow) constituye y comercializa un mejor diseño VLIW en 1988. (Ver figura 6.10).

6.5.3. ARQUITECTURA DE MEMORIA DISTRIBUIDA.

Cada uno de los elementos del procesador en un sistema de memoria distribuida tiene su propia memoria local privada. Los procesadores se enlazan mediante una interfaz de red diseñada para transmitir información de un procesador a otro, a través de un esquema de paso de mensajes como se muestra en la figura 6.11. Los sistemas de memoria distribuida son más eficientes cuando la iteración entre las tareas es mínima. Los procesadores son capaces de proporcionar programas y datos a otros procesadores en paquete; donde un paquete consta de una dirección, el contenido de datos y algún código de dirección de error.

Una red de computadora es una forma de máquina de memoria distribuida. Una buena aproximación utiliza especialmente una caja por arriba de 1000 procesadores, con el hardware como comunicación rápida.

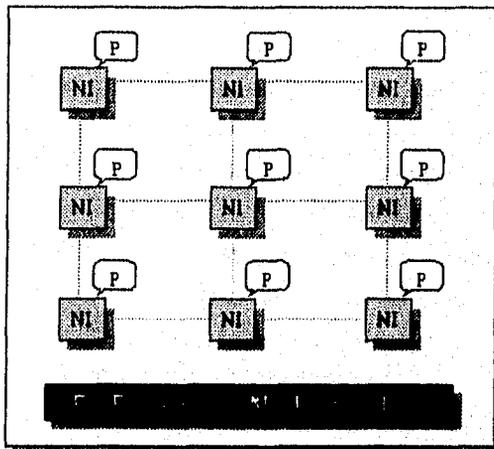


FIGURA 6.11. ARQUITECTURA DE MEMORIA DISTRIBUIDA.

LIBRERÍAS DE MENSAJE ACTUAL.

La mayoría de las aplicaciones que corren en máquinas de memoria distribuida hoy en día usan librerías de mensaje actual que dan al programador todo el control sobre la descomposición y el programa. Estas librerías proveen rutinas para distribuir tareas a procesadores y producen datos antes y después a través de la máquina. Algunas librerías soportan formas tales como comunicación asincrónica.

El compilador no hace mucho con estas clases de aplicaciones; ellos son tratados como programas de secuencia ordinaria. Escribir una aplicación para usar el mensaje actual, es como programar en lenguaje ensamblador; obtener el control del sistema sea o no necesario. También consumen mucho tiempo manualmente expidiendo datos al rededor del sistema.

Depurar se convierte en un terrible trabajo. Una conducta del programa puede cambiar todos los tiempos de corrida. Si un mensaje llega con tiempo, el programa lee datos correctos; de lo contrario, obtiene basura. Adicionalmente el código de depuración puede cambiar la suficiente regulación de tiempo.

6.5.4. ARQUITECTURA DE MEMORIA COMPARTIDA.

En este tipo de arquitectura los procesadores se clasifican por la manera en que se organiza su memoria. Todos los multiprocesadores de memoria compartida cuentan con un conjunto de procesadores que tienen su propia memoria local. Los procesadores de la memoria compartida también proporcionan una memoria caché con cada CPU. Además en este tipo de arquitectura existe una memoria común global en la cual pueden acceder todas las CPUs. Por lo que la información se puede compartir entre las CPUs al colocarla en la memoria global común. (Ver figura 6.12).

En una arquitectura de memoria compartida en cualquier momento los procesadores pueden comunicarse con la memoria o con otro procesador.

Conectar todos los procesadores y memorias a un bus compartido crea un espacio de dirección única. La localidad de memoria número 1000 de cada CPU se refiere a la misma pieza de almacenamiento. Con esto los programadores no necesitan enviar datos entre CPUs.

El comando caché es requerido para la ejecución, pero los cachés inteligentes son necesarios para trabajar correctamente. La memoria caché es una memoria especial de alta velocidad, esta sirve para aumentar la capacidad de procesamiento al poner disponible para la CPU los programas y datos actuales a una velocidad rápida.

La memoria caché se emplea en los sistemas de computadora para compensar la diferencia de velocidad entre el tiempo de acceso a la memoria principal y lógica de procesador.

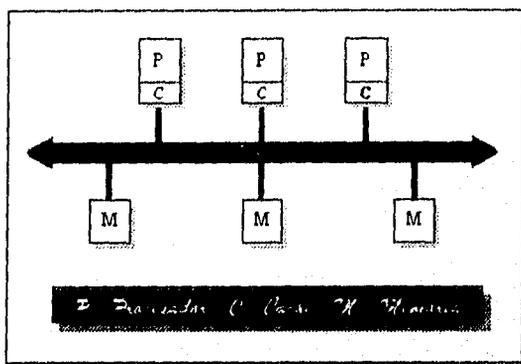


FIGURA 6.12. ARQUITECTURA DE MEMORIA COMPARTIDA.

Adicionalmente los procesadores medios eventualmente corren fuera del ancho de banda, así la memoria compartida pierde popularidad excepto para las máquinas rápidas. Newer opera sistemas incluyendo OS/2 y Windows NT los cuales son extendidos para soportar unos pocos procesadores. Muchas de las máquinas de memoria compartida para datos corre en UNIX.

MODELO DE MEMORIA COMPARTIDA.

El modelo de memoria compartida es el camino usual para programar una máquina de memoria compartida. Una copia de su archivo ejecutable corren en cada procesador, donde todos comparten el mismo dato. Estos se comunican de uno a otro por los mismos caminos haciendo hilos de comunicación múltiples; estos pueden usar señales (semáforos).

Una "bolsa de trabajo" es una simple estrategia eso es fácil para el modelo de código de memoria compartida. Divide el trabajo separando tareas y pone los trabajos dentro de una bolsa, o una lista. Los diferentes procesadores premian trabajos de la lista; cuando un procesador termina una tarea, seleccionan otro de la lista. Para acceder a la seguridad de la lista, deben usar una señal (semáforo) para solicitar accesos exclusivos.

Existe un costo por transferencia de datos en una arquitectura de memoria compartida, lo cual provoca que se obtenga una escasa ejecución si no paga esa atención.

Depurar el programa es fácil en un modelo de memoria compartida, porque el dato es inmediatamente accesible, y los programas son menos desordenados con rutinas de comunicación explícita. Aunque aún la conducta dependiente de la regulación de tiempo es un serio problema.

Como en las librerías de corriente de mensaje, el compilador usualmente no ayuda mucho. El programador ha asignado trabajo a procesadores y maneja las interacciones.

6.6. INDICACIONES DEL PROGRAMADOR.

Los recientes lenguajes, incluyendo FORTRAN D, actualmente proveen palabras claves que le permiten al programador especificar como asignar datos a través de una máquina paralela.

Todos los procesadores obtienen una copia del programa y de acuerdo a eso se ejecuta. Basado en las instrucciones de los programadores, un procesador reconoce algunos de los datos. En una máquina de cuatro procesadores; por ejemplo, cada CPU puede tener todas las cuatro columnas de una matriz.

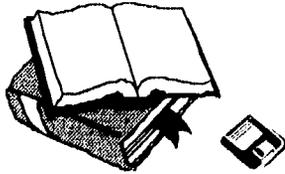
Como el programa es el que se ejecuta, el sistema decide qué procesos ejecutará cada computadora de acuerdo a la regla del "dueño de la computadora". Cuando el valor de una computadora es asignado por una localidad de memoria específico, el dueño de la localidad ejecuta la operación. Otros procesadores más envían cualquier dato requerido por el dueño de la localidad.

Un procesador moderno puede ejecutar una operación de punto-flotante en una décima de microsegundo, pero un mensaje entre tareas de procesadores muy largo las ejecuta en docenas o centenas de microsegundos. Antes de sobresalir la aplicación se ejecuta ese

bloque de código, lo arreglan para cada procesador para hacer un paquete de datos y enviarlos a los dueños que lo necesiten. Cada dueño puede ejecutar esas computadoras fuera de las comunicaciones adicionales.

Glosario

GLOSARIO



ABERRACIÓN: Desviación morfológica que se presenta con respecto al tipo de norma o reglas que se siguen en base a lo establecido.

ADAPTACIÓN: Capacidad que tiene todo ser viviente de permanecer en su medio. Las especies que logran sobrevivir a las variaciones que se presentan en la naturaleza, son las especies con mayor probabilidad de sobrevivir a futuras generaciones. La adaptación se debe a la evolución donde las especies que tienen mayor capacidad de adaptarse a las variaciones del medio son las que prevalecerán.

ADN: Ácido Desoxirribonucleico, es el material con que está hecho un cromosoma. El ADN se encarga de conservar y transmitir información tanto a la célula como a las siguientes generaciones, debido a que almacena las características hereditarias que se transmitirán a posteriores organismos. Es una cadena, la cual contiene información genética, y se encuentra exclusivamente en el núcleo de la célula.

AG: Algoritmo Genético.

AGP: Algoritmo Genético Paralelo: Trabajan igual que los algoritmos genéticos, pero en arquitecturas o máquinas paralelas, con la finalidad de disminuir el tiempo de procesamiento, así como la obtención de resultados aun más confiables.

AGS: Algoritmo Genético Simple. Procesos que se realizan en base a los operadores genéticos: reproducción, cruce y mutación, para simular la evolución de los organismos vivos.

AGS: Algoritmos Genéticos. Son los procedimientos que se siguen para solucionar cualquier tipo de problema, mediante programas de computadora, basados en la teoría de la selección natural.

ALEATORIO: Número que se genera en la computadora de forma pseudoaleatoria, adquiriendo un número al azar dentro de ciertos rangos específicos.

ALELO: Son aquellos genes que tienen la misma función, pero distintos efectos y que ocupan el mismo lugar en los cromosomas homólogos; es decir, son los aspectos de cada carácter hereditario. Mientras mayor es el número de pares de alelos mayor será el número de posibles combinaciones. Con respecto a los AGs, son los bits (cadena de 1's y 0's) que se obtienen de convertir las características del problema (genes) a código binario.

ALGORITMO: Pasos que se siguen para resolver algún problema.

ALGORITMO GENÉTICO: Técnica de búsqueda de soluciones óptimas basada en la teoría de la selección natural. Por medio de esta técnica es posible implementar en programas de computadora, un diseño que sea capaz de resolver hasta el problema más complejo, logrando obtener en un mínimo de tiempo el resultado más óptimo y confiable.

ALU: Unidad aritmética lógica, es un circuito combinatorio que realiza un conjunto de microoperaciones de aritmética y lógica básica. Contiene un número de líneas de selección que sirven para elegir una operación determinada en la unidad.

ANEUPLOIDIA: Falta de uno o más de los cromosomas que se encuentran en el núcleo de la célula o exceso de ellos.

ANGIOGRAFÍA: Descripción de los vasos sanguíneos y linfáticos (células y tejidos).

ANOMALÍA: Irregularidad orgánica que presenta cualquier ser, distinta de los caracteres normales de su especie.

AÑO OCASIONAL/ESTACIÓN: Periodo o estación del año (cada una de las 4 épocas en que se divide el año: primavera, verano, otoño e invierno) en que un organismo sobrevive accidentalmente.

APAREAMIENTO: Juntar dos organismos para formar dos nuevos individuos.

APTITUD: Cualidad que hace que una cosa sea adecuada para un fin.

ARN: Ácido Ribonucleico. Material encargado de llevar el mensaje del ADN a los ribosomas y al resto de la célula. Contiene almacenadas las características hereditarias

que se transmitirán a los descendientes. El ARN se divide en ARN mensajero (ARNm) y ARN de transferencia (ARNt), el ARNm es el que recibe la información del ADN y el ARNt es el encargado de buscar y recoger aminoácidos y después se une al ARNm para formar nuevas proteínas.

ARNESES ELÉCTRICOS: Constituyen la armazón o componentes del sistema eléctrico automotriz; compuesto de cables, uniones, tubos, conectores, etc.

ARQUITECTURA PARALELA: Conexión que existe entre una máquina y otra, sin la necesidad de formar una sola comunicación; es decir, que existe comunicación entre dos o más máquinas, pero a falta de alguna, se pueden trabajar de forma independiente o con las demás.

ARREGLO: Lista de variables del mismo tipo. Un arreglo se crea colocando entre paréntesis cuadrados el tamaño después del nombre de dicho arreglo.

ATRIBUTOS: Cada una de las propiedades o cualidades que tiene un ser vivo.

AUTOMATIZAR: Controlar automáticamente un proceso mediante la elaboración de un programa de computadora, con la finalidad de disminuir el tiempo de procesamiento para analizar inmensas cantidades de información, reaccionar, hacer ajustes y correcciones, y ejecutar complejas tareas sistemáticas.

AZAR: Probabilidad de que ocurra un suceso.

BARAJAR: Mezclar y revolver un conjunto de elementos.

BINARIO: Número compuesto por dos dígitos 0 y 1. Un dígito binario se denomina un bit.

BOOLEANO: Lógica matemática. Representación de símbolos matemáticos en los que se aplican las reglas del álgebra. Expresión algebraica formada con variables binarias, los símbolos de operación lógica, paréntesis, y signos de igual. La función booleana puede trabajarse con 1 ó 0.

CADENA: Conjunto de organismos que se enlazan entre sí. Es un arreglo de caracteres.

CAPACIDAD: Cualidad con que cuenta un organismo para desempeñar ciertos trabajos.

Máxima cualidad de disposición de un organismo en un momento de su desarrollo.

CARÁCTER: Rasgo definido que se transmite de padres a hijos.

CARÁCTER BINARIO: Signo de escritura, representado por un byte.

CÉLULA: Unidad más pequeña de materia viva, se alimenta, respira, crece, se reproduce y se especializa.

que se transmitirán a los descendientes. El ARN se divide en ARN mensajero (ARNm) y ARN de transferencia (ARNt), el ARNm es el que recibe la información del ADN y el ARNt es el encargado de buscar y recoger aminoácidos y después se une al ARNm para formar nuevas proteínas.

ARNESES ELÉCTRICOS: Constituyen la armazón o componentes del sistema eléctrico automotriz; compuesto de cables, uniones, tubos, conectores, etc.

ARQUITECTURA PARALELA: Conexión que existe entre una máquina y otra, sin la necesidad de formar una sola comunicación; es decir, que existe comunicación entre dos o más máquinas, pero a falta de alguna, se pueden trabajar de forma independiente o con las demás.

ARREGLO: Lista de variables del mismo tipo. Un arreglo se crea colocando entre paréntesis cuadrados el tamaño después del nombre de dicho arreglo.

ATRIBUTOS: Cada una de las propiedades o cualidades que tiene un ser vivo.

AUTOMATIZAR: Controlar automáticamente un proceso mediante la elaboración de un programa de computadora, con la finalidad de disminuir el tiempo de procesamiento para analizar inmensas cantidades de información, reaccionar, hacer ajustes y correcciones, y ejecutar complejas tareas sistemáticas.

AZAR: Probabilidad de que ocurra un suceso.

BARAJAR: Mezclar y revolver un conjunto de elementos.

BINARIO: Número compuesto por dos dígitos 0 y 1. Un dígito binario se denomina un bit.

BOOLEANO: Lógica matemática. Representación de símbolos matemáticos en los que se aplican las reglas del álgebra. Expresión algebraica formada con variables binarias, los símbolos de operación lógica, paréntesis, y signos de igual. La función booleana puede trabajarse con 1 ó 0.

CADENA: Conjunto de organismos que se enlazan entre sí. Es un arreglo de caracteres.

CAPACIDAD: Cualidad con que cuenta un organismo para desempeñar ciertos trabajos. Máxima cualidad de disposición de un organismo en un momento de su desarrollo.

CARÁCTER: Rasgo definido que se transmite de padres a hijos.

CARÁCTER BINARIO: Signo de escritura, representado por un byte.

CÉLULA: Unidad más pequeña de materia viva, se alimenta, respira, crece, se reproduce y se especializa.

CÉLULAS DIPLOIDES: Son las células que contienen pares de cromosomas homólogos.

Célula que posee el número normal de cromosomas, según la especie a la que pertenezca

CIGOTO: Célula que resulta de la unión del gameto masculino con el femenino, en la reproducción sexual de los animales y de las plantas.

CLONAL: Familia de células genéticamente idénticas, procedentes de una célula precursora mediante división binaria.

CODIFICACIÓN: Convertir todo el proceso de un problema a código binario (lenguaje máquina).

CÓDIGO: Conjunto de símbolos y reglas para transmitir información, siendo estas la representación de las instrucciones de lenguaje máquina.

CÓDIGO GRAY: El binario reflejo o código Gray comparado con el código binario, tiene como ventaja que cambia solamente un bit cuando la secuencia va de un número a otro (cambia un bit 0 a 1 ó 1 a 0).

CONSTANTE: Cantidad que conserva su valor fijo en la aplicación de un cálculo.

CONSTRUCTORES: Crean un nuevo organismo.

CONVERGER: Dirigirse dos o más caminos a un solo punto, para concluir en un mismo fin.

CORRELACIÓN: Correspondencia o relación recíproca que existe entre dos o más cosas.

CROMOSOMAS: Pequeños filamentos de diferente longitud, localizados en el núcleo de la célula; tienen como función transmitir la información genética mediante el ADN, el cual conserva toda la información que la célula necesita. En cada cromosoma el ADN forma unidades llamadas genes, donde cada uno de estos contiene una orden completa para ser ejecutada. Un **CROMOSOMA ARTIFICIAL**, es una cadena de caracteres, la cual se representa por un conjunto de genes (números reales), los cuales a su vez están compuestos de alelos (números binarios), por lo que un cromosoma es un conjunto o cadena de 1's y 0's.

CRUZA: Juntar o unir a un par de cromosomas e intercambiar sus características para producir dos cromosomas (hijos) nuevos.

DELIMITAR: Especificar el rango de los límites, decir que tan grande es el parámetro que se va a utilizar.

- DERIVA GÉNICA:** Desviación en la información de los genes, debido a cambios demasiado rápidos en ciertos alelos o en la combinación de genes.
- DESCENDIENTES:** Todas y cada una de las generaciones que se han producido a lo largo de los años.
- DGENESIS:** Programa realizado por el ITAM para experimentar con los algoritmos genéticos paralelos.
- DIPLOIDE:** Las dos células que poseen los dos miembros de cada par de cromosomas (células normales).
- DIVERGENTE:** Apartarse progresivamente de una o más cosas, obtener una gran diversidad de operaciones que nunca convergen (no se igualan).
- DIVERSIDAD:** Variedad de operaciones. Conjunto de organismos de distintas especies. Organismos de la misma especie con características de vida diferentes unos con respecto a otros.
- DIVISIÓN CELULAR:** Proceso de reproducción celular, donde cada uno de los cromosomas que se localizan en el núcleo de la célula se duplican y posteriormente se separan de la célula, para formar una nueva célula, que conservará las características hereditarias, así como el tipo de función que le corresponde.
- EJEMPLAR:** Cada individuo de una especie o género.
- ELITISMO:** Selección de los mejores organismos. Lo más selecto o distinguido, que se obtiene en cada generación.
- ESCALA:** Tabla de valores verificados experimentalmente, la cual sirve como término de comparación.
- ESCRITORES:** Modifican un organismo a partir de la introducción de un nuevo material.
- ESPECIE:** Conjunto de cosas u organismos con características comunes.
- ESPECIES INCIPIENTES:** Son aquellas especies que se diferencian de otras especies, debido a la diversidad que adquieren en cuanto a sus características.
- ESTRUCTURA:** Distribución y orden de las partes importantes de un problema dado. Conjunto de variables agrupadas bajo un mismo nombre. *ESTRUCTURA DE DATOS*, mediante las estructuras se proporciona un medio adecuado con el cual se puede mantener junta la información relacionada. Normalmente, todos los elementos de la estructura se relacionan lógicamente unos con otros.

EVOLUCIÓN: Modificaciones graduales que se adquieren de organismos más simples de generación en generación. Es el cambio favorable que presentan los organismos para sobrevivir a las modificaciones del medio ambiente.

FENOTIPO: Características físicas que presenta un organismo. Es el conjunto de caracteres apreciables a simple vista, a consecuencia de la acción del medio sobre un genotipo, el fenotipo no es esencialmente transmisible.

FUNCIÓN DE APTITUD: Fórmula que se encarga de evaluar a cada uno de los cromosomas que integran a una población; la cual deberá ser capaz de "castigar" fuertemente a los cromosomas o soluciones malas (aquellas que no cumplan con los parámetros establecidos), y de premiar aquellas que sean buenas, propagándose estas últimas a posteriores generaciones y eliminar a las malas.

GAMETO: Cada una de las dos células sexuales, masculina y femenina que se unen para formar a una nueva célula o huevo de las plantas y de los animales (cigoto).

GAMETÓFITO: Reproducción que se realiza por medio de la unión de dos gametos.

GENERACIÓN: Conjunto de organismos que pertenecen a un mismo grupo de especies, con la finalidad de engendrar nuevos organismos, los cuales pasarán a formar una nueva generación.

GENERADOR: Se encarga de engendrar o procrear nuevos organismos a partir de organismos existentes.

GÉNEROS DISTINTOS: Conjunto de cosas u organismos que tienen diversidad de caracteres, se diferencian unos de otros por el tipo de características que presentan.

GENES: Son unidades pequeñas formadas por el ADN. Un gen es un tramo de ADN en donde se lleva una orden completa. Cada una de las partículas que están dispuestas en un orden fijo a lo largo de los cromosomas, estos determinan la aparición de caracteres hereditarios tanto en plantas como en animales. **GENE ARTIFICIAL.** Representación del valor de cada característica que contiene un problema dado, como posible solución.

GÉNESIS: Origen o principio de una cosa. Serie de hechos y causas que conducen a un resultado.

GENÉTICA: Ciencia que estudia los cambios biológicos de los seres vivos; es decir, transmisión de herencia de los progenitores a sus descendientes. Abarcan el desarrollo de las células reproductivas, cruza, mutación, variaciones de descendencia, etc.

- GENOTIPO:** Conjunto de genes existentes en el núcleo de la célula. Suma total de los materiales hereditarios que recibe un organismo de sus progenitores y otros antepasados.
- GRANO BURDO:** Manera de trabajar con los AGs de forma paralela; la población del problema se divide en subpoblaciones, y en cada una se ejecuta un AGS, y posteriormente se comunican entre ellas.
- GRANO FINO:** Método para trabajar con los AGs de forma paralela, donde el tamaño de las subpoblaciones es mucho más pequeño que en el de grano burdo, y la comunicación entre ellas es más frecuente.
- HAPLOIDE:** Número normal de cromosomas que hay en un gameto, sólo contiene un cromosoma de cada par; es decir, la mitad de cromosomas que contiene una célula normal (célula diploide).
- HERENCIA:** Transmisión de caracteres de organismos progenitores a sus descendientes (hijos).
- HETEROGÉNEA:** Compuesto de distinta naturaleza (de otro género).
- HÍBRIDO:** Organismo descendiente de dos especies diferentes.
- HOMÓLOGOS:** Un mismo ser o seres distintos que tienen origen similar y forma anatómica. Organismos con el mismo propósito.
- INDEXADO:** Someter a un ajuste la variación de una cantidad en función de un índice determinado; ordenar por secuencia de mayor a menor o viceversa.
- INDIVIDUOS:** Conjunto de seres vivos compuestos por células, tejidos, etc., que integran una población. Grupo de cromosomas que se encuentran en una población dada (AGs).
- INDUCCIÓN:** Método que va de lo particular a lo general; es decir, que busca establecer principios generales en base a los componentes de un conjunto de elementos.
- INMIGRANTE:** Individuo que llega de otro lugar, para establecerse en él.
- INSTANCIAS:** Repetir un proceso con insistencia.
- INTERCRUZAMIENTO:** Proceso de cruce entre dos o más organismos vivos. Intercambio de material genético.
- ITERACIÓN:** Función o elemento que se repite.
- LECTORES:** Produce una respuesta específica, dado un organismo; es decir, muestra los valores encontrados en un organismo determinado.

LENGUAJE: Sistema de signos o términos con que se manifiesta lo que se piensa o siente.

Símbolo o nombre con que se representa a una palabra o cosa.

MEDIO AMBIENTE: Circunstancias o condiciones físicas y químicas que se presentan en el exterior de un organismo, que influyen en su desarrollo y en sus actividades fisiológicas.

MIGRACIÓN: Viaje periódico de ciertos animales. Desplazamiento de algunos individuos de un lado a otro por alguna razón.

MITOSIS: Proceso mediante el cual la célula se divide para dar origen a una nueva célula hija idéntica, con el mismo número de cromosomas. Las células animales se dividen comprimiéndose en la parte media de la célula, mientras que las células vegetales forman una pared intercelular.

MUTACIÓN: Modificación en uno o más genes o cromosomas. Cambio en el orden de los genes dentro del cromosoma, cuando se realiza la división celular. Alteración química en uno de los genes. Estos cambios o modificaciones son heredados posteriormente, y se consideran como factores que intervienen en la evolución de los seres vivos.

MUTACIÓN ARTIFICIAL: complemento a uno de los alelos de una cadena de cromosomas.

MUTACIÓN PUNTUAL: Modificación de los genes causado por la sustitución, adición o eliminación del producto que desintegra el ácido nucleico por acción del enzima que provoca la hidrólisis del ácido nucleico.

MUTACIÓN SOMÁTICA: Alteración física o química que se presenta en la materia del organismo.

NICHO ECOLÓGICO: Lugar o medio ambiente, en que se presentan condiciones físicas y químicas externas, en el que un ser vivo ha logrado adaptarse y que por lo tanto vive y crece en dicho lugar.

NÚCLEO: Órgano diminuto de forma más o menos esférica, situado generalmente en el centro de la célula, rodeado del citoplasma, y es el que contiene la información genética.

NUCLEÓTIDOS: Productos encargados de la desintegración del ácido nucleico por medio de la acción de una enzima, la cual provoca la hidrólisis de dicho ácido nucleico.

OPERADORES GENÉTICOS: Conjunto de operaciones genéticas como: reproducción, cruza y mutación que se emplean para obtener soluciones satisfactorias.

OPTIMIZAR: Buscar la mejor manera de realizar o resolver una actividad.

ORGANISMO: Conjunto de órganos que forman al cuerpo animal y al vegetal.

- ÓRGANO:** Parte del cuerpo animal o vegetal que desempeña una función específica.
- OSCILAR:** Crecer y disminuir alternativamente, con más o menos regularidad.
- PARÁMETRO:** Variable que sirve para identificar a cada uno de los elementos que pertenecen a un problema, mediante su correspondiente valor numérico.
- PERÍODO:** Tiempo de duración de un fenómeno. Cifra que se repite indefinidamente en una fracción de tiempo.
- PG:** Programación Genética. Propone un método para que las computadoras se programen por sí solas, para resolver cualquier tipo de problema.
- PIXEL:** Pintar un gráfico en una rejilla determinada, formada por "n" elementos de pintura (en programación).
- POBLACIÓN:** Conjunto de organismos que pueden ser sometidos a un muestreo o experimento, y que regularmente viven juntos y compiten entre sí para sobrevivir.
- POBLACIÓN ARTIFICIAL:** Conjunto de cadenas o cromosomas, que compiten entre sí durante algunas generaciones.
- POBLACIÓN INICIAL:** Es generar un conjunto de individuos o cromosomas, con determinadas características (rangos), los cuales se generan de forma aleatoria, procurando que el número de individuos no sea extremadamente exagerado o demasiado pequeño.
- POLIPLOIDE:** Especie que tiene en su núcleo un número de cromosomas mayor que el de las especies normales (diploides).
- POSIBILIDAD:** Acción que puede suceder. Actitud para hacer algo o no hacerlo.
- PROBABILIDAD:** Medida de la incertidumbre de una ocurrencia u observación de un resultado determinado, al realizar un proceso.
- PROGENIE:** Generación o familia de donde desciende un ser vivo (plantas o animales).
- PROGENITOR:** Padre o antepasado de un individuo u organismo.
- PSEUDOALEATORIO:** Número generado por medio de la computadora, mediante una serie de procesos, ésta devuelve un valor verdadero al azar.
- RANGO:** Valor que representa el espacio sobre el cual se va a trabajar (dispersión del conjunto de datos).
- RASGO:** Características físicas y biológicas que un ser vivo adquiere o hereda de sus progenitores.

RECOMBINACIÓN: Cruza o intercambio de material genético entre dos cromosomas de una población.

REPRODUCCIÓN: Copia exacta de una célula. Cuando la célula se reproduce, el ADN que se encuentra en cada cromosoma crea un duplicado idéntico de su estructura, formando de esta manera a una nueva célula (hija). Proceso mediante el cual uno o dos organismos progenitores forman un nuevo individuo.

SELECCIÓN NATURAL: Los seres vivos tienden a producir organismos con condiciones de vida superiores a ellos, con la finalidad de que subsistan y permanezcan en el medio ambiente natural. De aquí se aplica la lucha por la existencia, de donde sólo sobrevivirán aquellos organismos mejor adaptados.

TOPOLOGÍA: Forma en que se distribuyen los cables de la red para conectarse con el servidor y con una de las estaciones de trabajo (PC).

CONCLUSIONES



La utilización de la Técnica de los Algoritmos Genéticos es un proceso muy sencillo, el cual tiene como ventaja la obtención de resultados más óptimos con un mínimo de tiempo, comparado con otras técnicas o procesos de búsqueda de soluciones.

Los algoritmos genéticos son muy robustos, ya que pueden resolver desde un problema muy simple hasta el más complejo.

La ventaja de utilizar un algoritmos genéticos para la solución de un problema dado es que se aplica la misma técnica, es decir, que solo varían algunos datos como podrían ser la longitud de la cadena o el tamaño de la población, así como también la función de aptitud, lo cual no lleva mucho tiempo para modificarse, por lo que es una mejor opción utilizar dicha técnica.

En la actualidad se ha visto cómo aquellos problemas que parecían muy difíciles de solucionarse por medios automatizados o auxiliados por computadora han logrado ser resueltos por muy difíciles que parezcan.

Existen muchas técnicas de optimización, pero los algoritmos genéticos son técnicas más poderosas e independientes del dominio del problema seleccionado. Lo cual permite obtener mejores resultados.

Por otra parte los algoritmos genéticos permiten que en base a la solución de un problema dado exista creatividad por parte del programador o los ingenieros, para poder dar más y mejores soluciones a una gran variedad de problemas con solo adaptar los programas

ya existentes a otros parecidos, en donde las modificaciones serían mínimas, ya que solo se sustituirían aquellos componentes que no son apropiados para el nuevo sistema.

Una cuestión importante dentro de la programación de los algoritmos genéticos es el tamaño de la población, ya que el aislamiento constituye un factor importante en la modificación de las especies, es decir, si una población es muy pequeña las condiciones de vida serán uniformes, de modo que todos los individuos tenderán a ser modificados de la misma forma sin probabilidades de mejoramiento, y por lo tanto no se logrará obtener un buen resultado; mientras que si la población es muy grande, es posible que surjan cambios favorables, y se produzcan en la población individuos que podrán competir con otras especies, dando origen a un mayor número de nuevas especies y con mayor probabilidad de adaptación.

Dado que el operador mutación introduce diversidad a la población, es indispensable que sea controlado con un porcentaje menor al 5% y que se realice aleatoriamente, debido a que si se muta demasiado a la población no se podrá obtener un resultado confiable, a causa de la gran diversidad de individuos que se obtendrían, y por lo tanto no se podrá llegar a un resultado estable.

Existe una gran diversidad de problemas que pueden ser resueltos por medio de la técnica de los algoritmos genéticos, desde problemas muy simples hasta problemas muy complicados, abarcando problemas de probabilidad, matemáticas, estadística, medicina, ciencias sociales, electrónica, juegos, etc.

La ventaja de resolver los problemas por medio de un algoritmo genético, es que es muy fácil de implementarlos a un programa de computadora, así como también no es necesario conocer mucho sobre el problema a resolver, y por lo tanto se obtiene un óptimo resultado en un menor tiempo.

Una de las desventajas que se podría tener al usar este método, sería el tipo de hardware en que se aplique cada problema, ya que podría tardar mucho tiempo en procesar la información si el equipo de cómputo es de características muy simples (tipo de procesador obsoleto, tamaño de memoria pequeña, espacio en disco duro mínimo, etc.); por otra parte es importante especificar el tamaño de los parámetros que se van a utilizar, debido a que si son demasiado grandes y la memoria disponible en el equipo de cómputo en el cual se va a trabajar, no es lo suficientemente grande, la información no podrá ser procesada.

Trabajar con algoritmos genéticos paralelos es mucho mejor que con algoritmos genéticos simples, dado que los algoritmos genéticos paralelos no sólo reducen el tiempo de procesamiento de la información, sino que por su estilo de trabajo en la mayoría de los casos se obtienen mejores resultados, ya que se trabaja por módulos. La única desventaja de trabajar con algoritmos genéticos paralelos es la de conseguir el equipo de computo necesario.

BIBLIOGRAFÍA



Auerbach Charlotte. **La Genética en la era Atómica.** 2ª ed., México, Ed. Grijalbo, 1970. Pp. 218.

Bolc Leonard and Cytowski Jerzy. **Search Methods for Artificial Intelligence.** Great Britain, Ed. Academic Press, 1992. Pp. 261.

Bourbakis Nikolaos G. **Artificial Intelligence Methods and Applications.** Vol. 1. Singapore, Ed. World Scientific, 1992. Pp. 705.

Business Week. Industrial Technology, ed. No. 3291. November 2, 1992.

Byte. The Worldwide Computing Authority. Vol. 19. No. 2, February 1994.

COMPUTER. Innovative Technology For Computer Professionals. Ed. The Institute of electrical and electronics engineers, inc. No. 11, Vol. 27, Nov. 1994. Pp. 27-38.

COMPUTER. M. Srinivas, Lalit M. Patnaik. Ed. IEEE Computer Society. No. 6, Vol.27, June 1994. Pp. 17-43.

Darwin Charles. **El origen de las especies.** Traduc. Santiago A. Ferrari (hijo). México, Ed. Diana. 1953. Pp. 507.

Dobzhansky Theodosius. **Genética del Proceso Evolutivo**. México. Ed. Extemporáneos, 1970. Pp. 462.

F. Lunger George and A. Stubblefield William. **Artificial Intelligence Structures and Strategies for Complex Problem Solving**. 2ª ed., Redwood City, California, Ed. The Benjamin/Cumming, 1993. Pp. 740.

Goldberg David Edward. **Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning**. United States of America, Ed. Addison - Wesley Publishing Company, Inc., 1989. Pp. 412.

Henry Winston Patrick. **Inteligencia Artificial**. 3ª ed., Estados Unidos, Ed. Addison-Wesley Iberoamericana, 1994.

Herskowitz Irvin H. **Genética**. Traduc. Antonio Marino Ambrosio. México, Ed. Continental, 1970. Pp. 765.

Huxley, Sorell Julian. **La Evolución: Síntesis Moderna**. Traduc. Felipe Jiménez de Asúa. 2ª ed., Argentina, Ed. Losada, 1965. Pp. 593.

Morris Mano M. **Arquitectura de computadores**. Traducc. Carlos A. Franco G. México, 2ª ed. Ed. Prentice-Hall Hispanoamericana. 1992, Pp. 508.

Morris Mano M. **Arquitectura de Computadoras**. Traducc. Miguel Ángel Martínez Sarmiento. México. 3ª ed. Ed. Prentice-Hall Hispanoamericana. 1994. Pp. 563.

Paul E. Tippens. **Física Conceptos y Aplicaciones**. Traduc. Eduardo Ramírez Grycuk, Andrés Soler Aguilar. 3ª ed., México, Ed. McGraw-Hill, 1988. Pp. 934.

Pentz M. J. **Evolución por Selección Natural**. Colombia, Ed. McGraw-Hill, 1974. Pp. 98.

BIBLIOGRAFÍA.

- Robert Stollberg, Faith Fitch Hill. **Física Fundamentos y Fronteras**. Traduc. Mario T. Velasco H. 3ª reimp., México, Ed. Publicaciones Cultural, 1974. Pp. 692.
- Savage Jay M. **Evolución**. Traduc. Antonio García Trejo. 3ª ed., México, Ed. CECSA (Compañía Editorial Continental, S.A.), 1984. Pp. 198.
- Schildt Herbert. **C: Manual de referencia**. Traducc. Luis Hernandez Yañez, Juan José Galan. España. Ed. McGraw-Hill, 1990. Pp. 695.
- Schildt Herbert. **Programación en Turbo C**. Traducc. Javier Corella Díaz. España. Ed. Borland-Osborne/McGraw-Hill Interamericana, 1988. Pp. 382.
- Schildt Herbert. **Turbo C, Manual de bolsillo**. Traducc. Javier Corella Díaz. España, Ed. Osborne/McGraw-Hill. 1990. Pp. 240.
- Sheldon Tom. **Novell Netware, Manual de referencia**. Traducc. Alfonso Bosch Aran, José Fernand Bienvenido Barcena. México, Ed. McGraw-Hill, 1992, Pp. 611.
- Soluciones Avanzadas**. Tecnologías de Información y Estrategias de Negocio. No. 17, Año 3, Enero 1995.