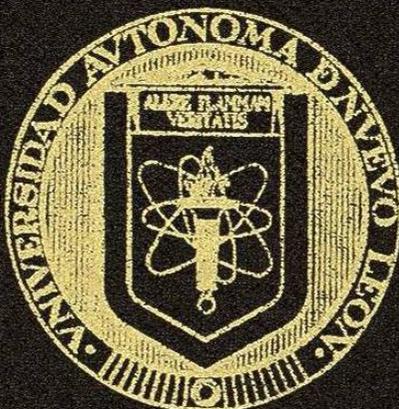


UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN

FACULTAD DE INGENIERÍA MECÁNICA Y ELÉCTRICA

DIVISIÓN DE ESTUDIOS DE POST-GRADO



**APLICACIÓN DE ALGORITMOS GENÉTICOS EN EL
BALANCEO DE LINEAS DE PRODUCCIÓN**

POR

VICTOR GABRIEL VERGARA CANIZALES

TESIS

**EN OPCIÓN AL GRADO DE MAESTRO EN CIENCIAS DE LA
ADMINISTRACIÓN CON ESPECIALIDAD
EN PRODUCCIÓN Y CALIDAD**

REYNOSA, TAM.

TM

Z5853

.M2

FIME

2005

V4

APLICACION DE ALGORITMOS GENÉTICOS EN EL

BALANCEO DE LINEAS DE PRODUCCION



1020150665

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN

FACULTAD DE INGENIERÍA MECÁNICA Y ELÉCTRICA

DIVISIÓN DE ESTUDIOS DE POST-GRADO



**APLICACIÓN DE ALGORITMOS GENÉTICOS EN EL
BALANCEO DE LINEAS DE PRODUCCIÓN**

POR

VICTOR GABRIEL VERGARA CANIZALES

TESIS

**EN OPCIÓN AL GRADO DE MAESTRO EN CIENCIAS DE LA
ADMINISTRACIÓN CON ESPECIALIDAD
EN PRODUCCIÓN Y CALIDAD**

REYNOSA, TAM.

989543

TM
Z5853
OM2
FINE
2005
-V4



FONDO
TESIS

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN

FACULTAD DE INGENIERÍA MECÁNICA Y ELÉCTRICA

DIVISIÓN DE ESTUDIOS DE POST-GRADO



APLICACIÓN DE ALGORITMOS GENÉTICOS EN EL BALANCEO DE LÍNEAS
DE PRODUCCIÓN

POR

VICTOR GABRIEL VERGARA CANIZALES

TESIS

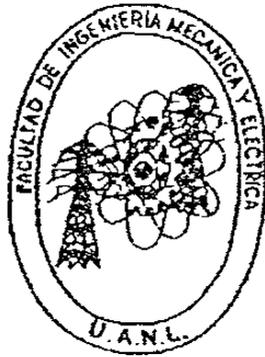
EN OPCIÓN AL GRADO DE MAESTRO EN CIENCIAS DE LA
ADMINISTRACIÓN CON ESPECIALIDAD EN PRODUCCIÓN Y CALIDAD

REYNOSA, TAM.

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN

FACULTAD DE INGENIERÍA MECÁNICA Y ELÉCTRICA

DIVISIÓN DE ESTUDIOS DE POST-GRADO



APLICACIÓN DE ALGORITMOS GENÉTICOS EN EL BALANCEO DE LÍNEAS
DE PRODUCCIÓN

POR

VICTOR GABRIEL VERGARA CANIZALES

TESIS

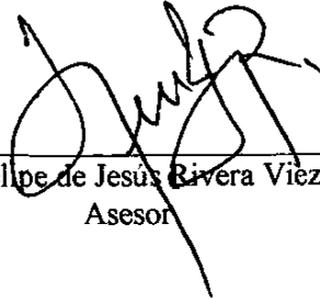
EN OPCIÓN AL GRADO DE MAESTRO EN CIENCIAS DE LA
ADMINISTRACIÓN CON ESPECIALIDAD EN PRODUCCIÓN Y CALIDAD

REYNOSA, TAM.

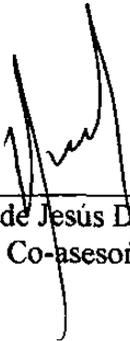
Universidad Autónoma de Nuevo León
Facultad de Ingeniería Mecánica y Eléctrica
División de Estudios de Posgrado

Los miembros del Comité de Tesis recomendamos que la tesis "Aplicación de Algoritmos Genéticos en el Balanceo de Líneas de Producción" realizada por el alumno Víctor Gabriel Vergara Canizales con el número de matrícula 1213246 sea aceptada para su defensa como opción al grado de Maestro en Ciencias de la Administración con especialidad en Producción y Calidad.

El Comité de Tesis



M.A. Felipe de Jesús Rivera Vázquez
Asesor



M.C. Felipe de Jesús Díaz Morales
Co-asesor



M.C. Vicente García Díaz
Co-asesor

Vo. Bo.
División de Estudios de Posgrado



Dr. G. Alan Castillo Rodríguez
Subdirector de Posgrado

de la Facultad de Ingeniería Mecánica y Eléctrica
de la Universidad Autónoma de Nuevo León

Ciudad Universitaria, a 12 de Enero de 2005.

SÍNTESIS

Esta tesis contiene un estudio acerca de los Algoritmos Genéticos y su aplicación a los procesos de producción, se detalla como funcionan y cuales son sus aplicaciones generales, se hace una comparación de los AG contra otros métodos de optimización y cuales son sus ventajas y desventajas.

Se explica también, los aspectos mas importantes de la planeación de la producción, los diferentes métodos de optimización que existen para dicha planeación y se hace una adaptación de los AG a los procesos de producción.

Por ultimo se hace un experimento de adaptación de los AG a una línea de producción de la maquiladora Datacom de México en Reynosa, Tamaulipas y se muestran los resultados de tal experimento.

ÍNDICE

1. INTRODUCCIÓN	1
1.1 Objetivo.....	5
1.2 Hipótesis.....	6
1.3 Justificación.....	6
1.4 Límites de estudio	10
1.5 Metodología	10
2. MARCO TEORICO	11
2.1 Principales características a considerar para el balanceo de líneas.....	13
2.1.1 Tareas (también conocidas como actividades).....	13
2.1.2 Recursos	14
2.1.3 Restricciones y objetivos.....	15
2.1.4 Variaciones en la programación.....	17
2.2 Programación adecuada de actividades de producción.....	18
2.2.1 Problemas de escala-El tamaño real del problema.....	20
2.2.2 Incertidumbre y la naturaleza de los problemas.....	21
2.3 Método de búsqueda mediante el uso de AG	26
2.4 Ventajas y desventajas de los AG	28
2.5. ¿Como saber si es posible usar un algoritmo genético?.....	29
2.6. Computación evolutiva.....	30
2.7. Codificación de las variables.....	32
2.8. El algoritmo genético simple.....	34
2.9. Codificación	36
2.10 Anatomía de un algoritmo genético	40
2.11.El teorema de esquemas	41
2.12 Algoritmos genéticos para cambiar parámetros.....	43
2.13 Extensiones y modificaciones de un algoritmo genético simple	44
2.13.1 Población.....	45
2.13.2 Población inicial.....	45
2.14 Función objetivo.....	46
2.15 Función de selección	49

2.16 Operadores genéticos	52
2.16.1 Cruce	52
2.16.2 Mutación	56
2.16.3 Reducción.....	57
2.17 Algoritmos Genéticos Paralelos.....	59
2.17.1 Modelo de islas	59
2.18 Comparación con otros métodos de optimización	61
2.18.1 Algoritmos Genéticos y Sistemas Expertos	61
2.18.2 Algoritmos Genéticos y Redes Neuronales.....	64
2.18.3 Algoritmos Genéticos y Lógica borrosa	65
2.19 Partes esenciales de la función geonómica dentro de un plan de producción.....	69
2.19.1 función Objetivo.....	69
2.19.2 Restricciones	69
2.19.3 Disponibilidad de recursos.....	69
2.19.4 Restricciones temporales.....	71
2.19.5 Objetivos	71
2.19.6 Fechas limite y tardanzas	71
2.19.7 Costo del proyecto de manufactura.....	72
2.19.8 Conclusión del proyecto.....	72
3 RESULTADOS.....	73
3.1 Aplicación de AG a una línea de producción de la Compañía Datacom de México S.A. de C.V.	73
3.1.1 Definición del Problema	73
3.2.1 Implementación del problema a un Algoritmo Genético.....	75
4. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES.....	78
4.1 Conclusiones	78
4.2 Recomendaciones.....	79
BIBLIOGRAFÍA.....	81
APÉNDICE A.....	84
GLOSARIO DE TÉRMINOS.....	84
AUTOBIOGRÁFICO.....	85

1. INTRODUCCIÓN

La evolución se produce como resultado de dos procesos primarios: la selección natural y la reproducción. La selección determina que miembros de la población sobrevivirán pasaran a la siguiente generación, la reproducción garantiza que se tendrá una mezcla y combinación de sus genes entre la descendencia que surja.

En la naturaleza, los individuos compiten entre sí por recursos tales como comida, agua refugio. Adicionalmente, los animales de la misma especie normalmente antagonizan para obtener una pareja.

Esta es la teoría de la evolución, especies naturales que van evolucionando para adaptarse al medio que las rodea y aquellos individuos que tenga más éxito en tal adaptación tendrán mejor probabilidad de sobrevivir hasta la edad adulta y probablemente un número mayor de descendientes, por lo tanto, mayores probabilidades de que sus genes sean propagados a los largo de sucesivas generaciones.

La combinación de características de los padres bien adaptados, en un descendiente, puede producir muchas veces un nuevo individuo mucho mejor adaptado que cualquiera de sus padres a las características de su medio ambiente.

Este proceso no debe verse en ningún momento como un proceso determinista, sino como un proceso con la fuerte componente estocástica. Es decir, si un individuo se adapta al entorno, lo más que se puede afirmar es que ese individuo tendrá mayor probabilidad de conservar sus genes en la siguiente generación que sus congéneres.

Pero solo es una probabilidad, no es un hecho totalmente seguro. Siempre existirá la posibilidad de que a pesar de estar muy dotado por alguna razón no consiga

reproducirse. Pero en cuanto a la especie como un conjunto o población, si puede afirmarse que ira adaptándose al medio.

El avance científico y tecnológico ha permitido la creación de máquinas y procesos altamente especializados, que pueden equipararse al complejo proceso de la mencionada selección natural.

La planeación y balanceo de líneas de producción son áreas muy comunes para los diferentes dominios de la Ingeniería. En un piso o área de producción determinar correctamente cuales tareas o trabajos y en cuales maquinas por cuales empleados serán llevados a cabo puede marcar la diferencia entre ganar o perder según las decisiones que se hayan tomado y como se hayan asignado los recursos disponibles.

En vez de requerir una formulación diferente a cada problema de variación, un simple algoritmo provee un rendimiento o mejora muy prometedor en muchos de las diferentes instancias de un problema en general.

Una manera importante de encontrar una solución a los problemas de optimización de recursos es el uso de algoritmos (procedimientos iterativos de solución). Algunos de estos algoritmos son excepcionalmente eficientes y por rutina se utilizan para problemas de que incluyen cientos o miles de variables con los cuales se examinan los puntos involucrados hasta conseguir la mejor solución.

Con base en una idea surgida en la Universidad de Michigan, Estados Unidos donde el profesor J. H. Holland, consciente de la importancia de la selección natural introdujo la idea de los Algoritmos Genéticos (AG) en los años sesenta y al final de esta década desarrollo una técnica que permitió incorporarla en un programa de computadora.

A la técnica inventada por Holland se le llamo inicialmente Planes Reproductivos pero se hizo popular bajo el nombre de AG.

Obviamente desde la década de los 60' hasta nuestros días, muchas otras personas han contribuido de modo notable al desarrollo de estas ideas, abriéndose muchos nuevos frentes de trabajo y subdividiéndose la idea original en múltiples disciplinas. Estas técnicas se usan principalmente en países desarrollados como Japón, Estados Unidos y en Europa.

El AG es una técnica de búsqueda basada en la teoría de la evolución de Darwin, que ha cobrado tremenda popularidad en todo el mundo durante los últimos años.

La comunidad científica internacional ha mostrado un creciente interés en esta nueva técnica de búsqueda basada en la teoría de la evolución, que se basa en los estudios que los biólogos han realizado con profundidad a los mecanismos de la evolución, y aunque faltan todavía algunas partes por entender, muchos aspectos están bastante explicados.

Una definición bastante completa de un AG es la propuesta por John Koza:

"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."

Aunque existen otros esquemas, por lo general, los AG comienzan con una fase de inicialización de las entidades y su entorno, y seguidamente ejecutan repetidamente ciclos dentro de los cuales podemos distinguir tres etapas:

- Evaluación: se trata de asignar un valor de peso a cada individuo, en función de lo bien que resuelve el problema.

- Selección: ahora debemos clasificar a los agentes en cuatro tipos, según sobrevivan o no, y según se reproduzcan o no, en función de los pesos.
- Reproducción: se generan los nuevos individuos, produciéndose algunas mutaciones en los nacimientos.

En realidad las dos primeras fases se pueden fundir en una, ya que no es estrictamente necesario asignar a cada entidad un peso, sino simplemente saber cuáles son mejores que otras, pero asignar pesos suele ser lo más cómodo.

También podemos combinar la segunda y la tercera generando las nuevas entidades únicamente en la zona de memoria donde se encuentran los agentes a eliminar, y mantener así la población constante. En cualquier caso, siempre existirá alguna forma de evaluación, selección y reproducción.

Cada uno de estos procesos se puede realizar de muchas formas distintas, independientemente del problema que se esté resolviendo.

De manera muy general podemos decir que en la evolución de los seres vivos el problema al que cada individuo se enfrenta cada día es la supervivencia. Para ello cuenta con las habilidades innatas provistas en su material genético.

Al nivel de los genes, el problema es el de buscar aquellas adaptaciones beneficiosas en un medio hostil y cambiante. Debido en parte a la selección natural, cada especie gana una cierta cantidad de "conocimiento", el cual es incorporado a la información de sus cromosomas.

Los AG están basados en integrar e implementar eficientemente dos ideas fundamentales: Las representaciones simples como cadenas binarias de las soluciones del problema y la realización de transformaciones simples para modificar y mejorar estas representaciones.

Para llevar a la práctica el esquema anterior y concretarlo en un algoritmo, hay que especificar los siguientes elementos:

- Una representación cromosómica
- Una población inicial
- Una medida de evaluación
- Un criterio de selección / eliminación de cromosomas
- Una o varias operaciones de recombinación
- Una o varias operaciones de mutación

Muchas maneras de solucionar estos problemas han sido propuestas e implementadas. Algunas de estas soluciones se han acercado hacia lo que podría llamarse “la solución optima”, pero algunos investigadores de la materia han encontrado que los problemas de optimización de líneas del mundo real son demasiado grandes y complicados como para decir que se ha encontrado una solución exacta y que ésta, es la mejor.

1.1. Objetivo.

A través del presente estudio, se pretende conocer la relación entre los AG y la utilización de estos para la optimización en el uso de las líneas de producción, tomando como base los cinco puntos principales que a continuación se mencionan:

- ✓ Entender el concepto de AG, su utilidad y sus aplicaciones.
- ✓ Conocer las aplicaciones que se da a los AG en el balanceo de líneas de producción.
- ✓ Examinar las ventajas de utilizar AG, así como las desventajas.
- ✓ Investigar que nivel de importancia tiene la utilización de AG en el balanceo de líneas de producción.

✓ Obtener una visión de la tecnología de los AG utilizados como herramienta dentro de la industria.

1.2. Hipótesis.

El proceso de selección natural y su adaptación a los procesos y computadoras mediante una función, rutina o programa computacional determinado, permite proponer al uso de algoritmos genéticos como un método altamente eficaz para llegar a una solución óptima al balancear una línea y hacer una asignación adecuada de los recursos disponibles.

1.3. Justificación.

En la actualidad asistimos a una serie de cambios violentos que aquejan a las grandes sociedades modernas. Éstos se deben a la presencia de los descubrimientos tecnológicos que han alineado el modo de vivir de todos y cada uno de nosotros.

La piedra angular sobre la que descansa el proceso de producción como elemento motor de la evolución social, es el cambio tecnológico. El interés por éste ha venido creciendo de manera explosiva en las últimas décadas.

En las políticas industriales, tanto en los países desarrollados como en los subdesarrollados, el componente tecnológico juega un papel cada vez más relevante.

El cambio tecnológico tiene diversos impactos dentro de la sociedad, transformando las formas de producción y reproducción de la misma, y en particular en las organizaciones que la conforman, desde los ámbitos familiares hasta de los de orden estatal. En los países desarrollados, el cambio tecnológico en los procesos de producción obliga a las firmas a dejar de lado las formas tradicionales de producción.

En términos de impacto global, lo interesante es poder efectuar ejercicios de prospectiva que permitan predecir el ritmo de la difusión de ciertas innovaciones importantes, lo cual implica incorporar al análisis diversas variables económicas, sociales y políticas que pueden influir sobre su generalización.

Al interior de estos ejercicios prospectivos convive una segunda visión en torno al cambio tecnológico, orientada hacia las innovaciones de índole incremental y radical, las cuales conforman las mejoras o perfeccionamientos sucesivos que sufre un proceso de producción.

Los aumentos en la eficiencia técnica, la productividad en la precisión en los procesos, los cambios en los productos para elevar su calidad, reducir su costo o ampliar la gama de sus posibles usos caracterizan la dinámica evolutiva de toda tecnología.

Los adelantos tecnológicos del producto o proceso han alcanzado la madurez y, a menos que aparezca una innovación radical que permita el establecimiento de una nueva trayectoria o un nuevo repunte en el ciclo de vida del producto, el nivel de la producción se estancará y tenderán a bajar las ganancias.

Sin embargo, a pesar de disponer de herramientas y de lenguajes de programación diseñados expresamente para el desarrollo de procesos inteligentes, existe un problema de fondo que limita enormemente los resultados que pueden obtener: Estos procesos se implementan sobre ordenadores basados en la filosofía de funcionamiento y se apoyan en una descripción secuencial de proceso de tratamiento de la información.

Se ha tratado, desde los orígenes de la humanidad, de aplicar los principios físicos que rigen en la naturaleza para obtener máquinas que realicen los trabajos pesados de producción en lugar del ser humano. De igual manera se puede pensar respecto a la forma y capacidad de su reproducción; se puede intentar obtener máquinas con esta capacidad basadas en el mismo principio de funcionamiento.

Por otro lado, los sistemas que lleguen a desarrollar no van a suponer la desaparición de los ordenadores, tal como hoy los entendemos, por lo menos en aquellas tareas para las que están mejor dotados incluso que los seres humanos.

Uno de las mayores enfoques de la investigación en busca de un avance tecnológico y la mejora de la producción, se encuentra en el diseño de métodos heurísticos perfeccionados para instancias específicas de programación y optimización de líneas de ensamble. Sin embargo estas soluciones heurísticas están típicamente limitadas a una serie de restricciones o problemas de formulación.

Los principios básicos de los AG fueron establecidos por Holland, y se encuentran bien descritos en varios textos. Goldberg, Davis, Michalewicz, Reeves.

En la naturaleza los individuos de una población compiten entre sí en la búsqueda de recursos tales como comida, agua y refugio. Incluso los miembros de una misma especie compiten a menudo en la búsqueda de un compañero. En ello se sustenta el principio gregario del ser humano.

Aquellos individuos que tienen más éxito en sobrevivir y en atraer compañeros tienen mayor probabilidad de generar un gran número de descendientes. Por el contrario individuos poco dotados producirán un menor número de descendientes.

Esto significa que los genes de los individuos mejor adaptados se propagarán hacia sucesivas generaciones en un número creciente de individuos.

La combinación de buenas características provenientes de diferentes ancestros, puede a veces producir descendientes "súper individuos", cuya adaptación es mucho mayor que la de cualquiera de sus ancestros. De esta manera, las especies evolucionan logrando unas características cada vez mejor adaptadas al entorno en el que viven, el que a su vez ha tenido, sin duda, una marcada incidencia en el entorno de aquellas.

Los AG usan una analogía directa con el comportamiento natural. Trabajan con una población de individuos, cada uno de los cuales representa una solución factible a un problema dado.

A cada individuo se le asigna un valor ó puntuación, relacionado con la bondad de dicha solución. En la naturaleza esto equivaldría al grado de efectividad de un organismo para competir por unos determinados recursos.

Cuanto mayor sea la adaptación de un individuo al problema, mayor será la probabilidad de que el mismo sea seleccionado para reproducirse, cruzando su material genético con otro individuo seleccionado de igual forma.

Este cruce producirá nuevos individuos. Descendientes de los anteriores. Los cuales comparten algunas de las características de sus padres.

Cuanto menor sea la adaptación de un individuo, menor será la probabilidad de que dicho individuo sea seleccionado para la reproducción, y por tanto de que su material genético se propague en sucesivas generaciones.

De esta manera se produce una nueva población de posibles soluciones, la cual reemplaza a la anterior y verifica la interesante propiedad de que contiene una mayor proporción de buenas características en comparación con la población previa.

Así a lo largo de las generaciones las buenas características se propagan a través de la población. Favoreciendo el cruce de los individuos mejor adaptados, van siendo exploradas las áreas más prometedoras del espacio de búsqueda.

Si el AG ha sido bien diseñado, la población convergerá hacia una solución óptima del problema.

Actualmente son numerosos los trabajos que se realizan y publican cada año relacionados con los AG, las aplicaciones nuevas que surgen y las empresas que lanzan al mercado nuevos productos relacionados con este tema, tanto hardware como software.

1.4. Limites de estudio.

Se estudiarán las teorías de la aplicación de AG, enfocándose en los que se aplican al balanceo de líneas de producción.

1.5. Metodología.

Esta investigación se realiza mediante la información obtenida de libros de texto, Internet, revistas y folletos relacionados con el tema y mediante la aplicación de la técnica mencionada a una línea de producción de la maquiladora Datacom de México S.A. de C.V. ubicada en Brecha E-99 Sur del Parque Industrial Reynosa en Reynosa Tamaulipas, con el fin de tratar de obtener una ventaja de la utilización de los AG en los procesos de balanceo y optimización de líneas de producción.

2. MARCO TEÓRICO

Los AG son métodos sistemáticos para la resolución de problemas de búsqueda y optimización que aplican a estos los mismos métodos de la evolución biológica: selección basada en la población, reproducción sexual y mutación.

Los AG son también, métodos de optimización, que tratan de resolver el mismo conjunto de problemas que se ha contemplado anteriormente, es decir, hallar (x_1, \dots, x_n) tales que $F(x_1, \dots, x_n)$ sea máximo.

En un AG, tras parametrizar el problema en una serie de variables, (x_1, \dots, x_n) se codifican en un cromosoma. Todos los operadores utilizados por ese algoritmo se aplicarán sobre estos cromosomas, o sobre poblaciones de ellos.

En el AG va implícito el método para resolver el problema; son solo parámetros de tal método los que están codificados, a diferencia de otros algoritmos evolutivos como la programación genética.

Hay que tener en cuenta que un AG es independiente del problema, lo cual lo hace un algoritmo robusto, por ser útil para cualquier problema, pero a la vez débil, pues no está especializado en ninguno.

Cuando varias tareas de decisión y asignación de recursos son llevadas a cabo, entonces el proceso de planeación, balanceo de líneas y asignación de recursos se vuelve un problema combinatorial.

Durante esta y la década pasada los AG se han aplicado exitosamente a muchos problemas de tipo combinatorial.

Este tipo de soluciones incluyen la optimización del uso de maquinas, la secuencia de operaciones, la asignación de operadores y algunos otros aspectos más.

En general, el problema de optimización de líneas se puede definir como sigue:

Dado:

- Una serie de actividades o tareas que deben ser ejecutadas
- Una serie de recursos con los cuales se pueden ejecutar estas actividades o tareas.
- Unas series de restricciones que deben ser respetadas y
- Una serie de objetivos los cuales deben ser cumplidos para poder evaluar el desempeño de la línea.

Entonces planteamos la siguiente pregunta: ¿Cuál es la mejor manera de asignar los recursos a las actividades específicas de modo que todas las restricciones sean respetadas y el objetivo pueda ser cumplido de una manera óptima?

En general se incluyen también las siguientes características:

- Cada tarea debe ser asignada en mas de una forma, (dependiendo de que recursos) son asignados a ella.
- La relación de precedencia en cada tarea puede incluir la coincidencia de que cierta tarea pueda empezar cuando su predecesora este parcialmente completa.
- Cada tarea puede ser interrumpida de acuerdo a los modos de interrupción preestablecidos (específicos según sea el caso) o ninguna interrupción sea permitida.
- Cada tarea puede requerir uno o más diferentes tipos recursos.

- Los requerimientos de un recurso asignado a una tarea pueden variar dependiendo de la duración de la tarea.
- Los recursos pueden ser renovables o no renovables.
- Los recursos pueden tener restricciones temporales.

Para poder aplicar adecuadamente estas características a problemas de la vida real, una formulación general incluye los siguientes aspectos:

- La disponibilidad de recursos puede cambiar.
- Los requerimientos de los recursos pueden cambiar.
- Los objetivos mismos pueden cambiar.

Dada toda esta serie de condiciones que se pueden presentar, hace que el problema de balanceo de líneas y asignación de recursos se vuelva cada vez más complejo.

2.1. Principales características a considerar para el balanceo de líneas:

He aquí los principales aspectos a tomar en cuenta al balancear una línea:

2.1.1. Tareas (también conocidas como actividades).

Las tareas tienen criterios de estimaciones mensurables de rendimiento como son la duración, costo y consumo de recursos; Cualquier tarea puede requerir un solo recurso o una serie de recursos y el uso del recurso puede depender directamente de la duración de la tarea.

Los estimados de duración y costo pueden ser también dependientes de los recursos aplicados o usados por la tarea. Las formas para medir el desempeño de una tarea pueden ser probabilísticas o determinísticas.

Una tarea puede tener múltiples formas de ejecución y cualquier tarea puede ser ejecutada en más de una manera dependiendo de cuales recursos son asignados a ella.

Por ejemplo, si dos personas son asignadas a un trabajo entonces este puede ser completado en la mitad de tiempo requerido si el trabajo fuera ejecutado por una sola persona.

De manera alternativa, algunas tareas pueden ser suspendidas en algún momento dado, muy posiblemente ocasionando un costo correspondiente.

Los modos de interrupción pueden depender de los recursos que son aplicados a la tarea. Algunas tareas pueden ser interrumpidas pero los recursos no pueden ser utilizados en otras partes hasta que la tarea este completada.

Otras tareas pueden ser interrumpidas, los recursos reasignados y posteriormente estos recursos pueden ser reaplicados cuando la tarea es reanudada. También es posible mover un recurso de una tarea a otra una vez que esta ha sido empezada.

En otros casos, un recurso una vez comprometido a una tarea necesita permanecer en la misma tarea hasta finalizar esta. Algunas tareas pueden ser interrumpidas y luego reanudadas más tarde pero con algún costo de degradación en su rendimiento o un incremento en el tiempo estimado de terminación.

2.1.2. Recursos.

Los recursos básicamente pueden ser renovables o no renovables. Los recursos renovables estarán disponibles cada determinado periodo. Algunos ejemplos de recursos renovables son la mano de obra y muchos tipos de maquinaria.

Los recursos no renovables son los que se agotan después de ser usados. Algunos ejemplos de recursos no renovables son el capital y la materia prima, por lo que es

importante denotar que la diferencia entre recursos renovables y no renovables puede ser tendencioso.

En algunos casos un recurso renovable puede volverse no renovable y en otros, uno no renovable puede considerarse renovable.

Los recursos pueden variar en capacidad, costo y otras medidas de desempeño. Por ejemplo, cada puede tener un concepto diferente de entrega justo a tiempo y por lo tanto puede considerarse a un equipo de vendedores más eficiente que otro.

La disponibilidad de recursos puede variar. Los recursos también pueden en algún momento no estar disponibles debido a circunstancias imprevistas como son interrupciones, fallas o accidentes.

Los recursos pueden tener restricciones adicionales. Muchos de ellos pueden poseer restricciones temporales que limitan los periodos de tiempo en que pueden ser usados.

Por ejemplo, un equipo de operadores puede estar disponible solamente durante el primer turno o inclusive se puede volver más complicado, un equipo de operadores esta disponible durante el primer turno, pero después de laborar cuatro turnos seguidos estarán dos turnos fuera.

2.1.3. Restricciones y objetivos.

Las restricciones y objetivos son definidos durante la formulación del problema de balanceo. Las restricciones indican la flexibilidad del programa de producción.

Los objetivos pueden ser definidos como el nivel optimo del programa, pero sin embargo el mayor reto de balancear una línea es cumplir con los objetivos respetando las restricciones; Tanto los objetivos como las restricciones pueden ser basados en

tareas, en recursos, relacionados a mediciones de rendimiento o alguna combinación de ambos.

Un programa de producción aceptable para la línea es aquel que respeta todas las restricciones. Un programa optimo no solo respeta estas restricciones sino además cumple con todas las metas de producción.

Los problemas de programación típicamente presentan la minimización en la duración del proyecto como el principal objetivo, pero la realidad es que estos tipos de problemas son objeto de muchos y múltiples objetivos, llegando incluso a presentar un conflicto de objetivos, por lo tanto al resolverse deben ser tratados de manera diferente.

Algunos otros objetivos en la resolución de problemas incluyen la minimización del costo, la maximización del valor del proyecto, la optimización en la utilización de recursos, la eficiencia de los recursos, el numero de tareas que fueron cumplidas a tiempo y no cumplidas a tiempo, etc.

En muchas ocasiones, al elaborar un proyecto se puede llegar a caer en conflicto de objetivos, por ejemplo, puede ser muy fácil acortar el tiempo de duración de una tarea mediante la asignación de mas recursos o recursos mas caros, así pues, la tarea se cumplirá en un corto plazo pero tendrá un costo mayor.

Mientras mas objetivos sean considerados, la posibilidad de llegar a un conflicto de objetivos será mayor. La creación de objetivos múltiples requerirá de la creación de un mecanismo que ayude definir la relación entre los conflictos de objetivos para poder tomar decisiones adecuadas sobre objetivos que sean coherentes no solo para el proyecto sino entre ellos mismos.

Las restricciones aparecen de muchas formas, las restricciones de precedencia definen el orden en que una tarea será llevada a cabo, por ejemplo, el esmerilado de un producto

solo puede llevarse a cabo una vez que este haya cumplido un proceso de aplicación para planicidad.

También existen las restricciones temporales, las cuales limitan el tiempo en el cual un recurso puede ser utilizado, por ejemplo, los respaldos de archivos de computadora pueden ser hecho solo cuando todo el personal ha apagado sus computadoras.

2.1.4. Variaciones en la programación.

Desde el momento en que se define un plan o programa de producción, existe una gran posibilidad de que este cambie en algún momento, por lo que se puede definir a un programa de producción como estático, solo cuando este ha terminado sin haber sufrido cambios o variaciones no planeadas.

Generalmente la programación en el uso de una maquina es durante la primera hora del turno, muchos cambios de programación de uso de maquinaria se deben a las fallas no esperadas en el equipo, muchos planes de producción sufren cambios una vez que se detecta que las estimaciones que se hicieron al inicio del proyecto están equivocadas o cuando existe retraso en la llegada de los insumos necesarios para continuar con el proyecto, por lo tanto, el proyecto o plan de producción debe ser lo suficientemente flexible para poder adaptarse a estos cambios inesperados.

Una parte importante de la estabilidad de un proyecto es la consistencia de la optimización dada a un proyecto completado parcialmente, asumiendo que la herramienta de planeación del proyecto provee una interfase que permite al usuario mantener la integridad de los datos.

Otra característica deseable es la habilidad de “congelar” parte del proyecto y al mismo tiempo optimizar la otra.

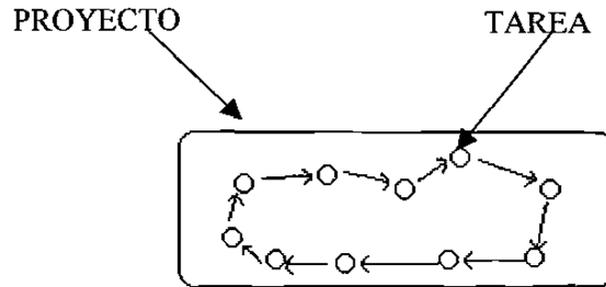


Figura 1. Relaciones de precedencia para las tareas, las tareas son representadas por los círculos (nodos). Las relaciones de precedencia son representadas por las líneas.

Cada proyecto puede contener una serie de tareas, cada una de ellas puede tener diferentes tipos de restricciones en forma de requerimientos de recursos, las que pueden ser temporales y de relaciones de precedencia.

La mayoría de las tareas incluyen variables de medición relacionadas con la calidad del producto, duración y costo de materiales. Típicamente los recursos incluyen a la gente disponible, a las maquinas y a la materia prima y algunas veces pueden también incluir aspectos relacionados con la localización física.

No resulta crítico tener un conocimiento exacto de un proyecto o programa de producción, pero si ayuda a determinar cual será la complejidad de los problemas a los que se enfrentara el proyecto al momento de ejecutarlo.

2.2. Programación adecuada de actividades de producción.

Un problema típico en una línea de producción es la programación adecuada de actividades requeridas para lograr la meta de producción, cada actividad de producción consiste de una cantidad determinada de trabajos o aplicaciones a realizar, para lograr cierto numero de unidades producidas, cada trabajo consiste de una cantidad determinada de tareas, cada tarea tiene un predecesor y por lo tanto requiere disponer de un cierto recurso.

Comúnmente existen muchos tipos de recursos disponibles, por ejemplo siete maquinas embobinadoras y dos estaciones de prueba. Muchas tareas pueden ser asignadas a un recurso, pero el recurso disponible debe ser el correcto.

Típicamente los objetivos o metas de producción incluyen el minimizar la realización innecesaria de actividades de producción y el cumplimiento de las actividades requeridas en tiempo adecuado.

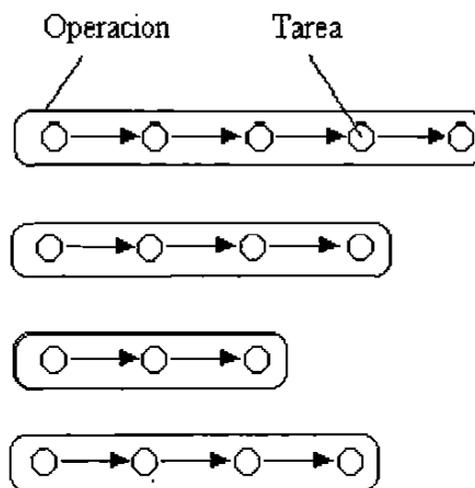


Figura 1.1. Existen varios tipos de operaciones con diferentes números de tareas, cada tarea y cada operación puede requerir de diferentes cantidades de tiempo y recursos.

El plan de proceso para una operación de manufactura es típicamente en forma serial, es decir, cada operación es siempre asociada a una parte simple del proceso y esta precedida por otra operación.

Cada tarea requiere típicamente de un recurso, pero sin embargo, hay relaciones mucho mas complicadas.

El orden en que cada operación es ejecutada, es siempre irrelevante en términos de la operación en sí misma, pero muy importante en términos de la cantidad de recursos utilizados en ella.

¿Qué hace a la programación de actividades de producción y al balanceo de líneas tan difícil?

Aunado al manejo del volumen total de datos e información requeridos para hacer la asignación adecuada de actividades de producción existe un gran número de dificultades inherentes que necesitan ser resueltas aun en los programas de producción más sencillos.

2.2.1. Problemas de escala – El tamaño real del problema.

Una medición real del tamaño del problema de balanceo de líneas puede ser llevada a cabo mediante la creación de una matriz de *qué-cuándo-dónde*.

Mediante el uso de esta matriz se puede definir que actividad se realizara, cuando y donde. Los recursos (*dónde*) se utilizaran para realizar las tareas (*qué*) por periodos determinados de tiempo (*cuándo*).

Usando esta simple clasificación y dejando por un momento a un lado las restricciones de precedencia y otra clase de ellas, se puede llegar a una muy buena aproximación del tamaño de un problema, se podrá responder cuantas tareas deben ser completadas, por cuales y cuantos recursos y en que intervalos de tiempo.

Hay muchas maneras de reducir el espacio de búsqueda en el problema. Se han diseñado muchos métodos para determinar qué partes del programa de producción son alcanzables a partir del conocimiento que se tiene acerca de ese programa, o bien, qué partes del programa puede ser mejor que otra.

Estos métodos intentan de reducir el tamaño de búsqueda tomando ventaja de la información disponible acerca del problema.

2.2.2. Incertidumbre y la naturaleza dinámica de los problemas.

En general, encontrar un programa óptimo de producción es casi siempre menos importante que enfrentar la incertidumbre durante la planeación del mismo y los problemas impredecibles durante su ejecución.

En algunos casos, los planes son basados en procesos muy bien conocidos en los cuales el comportamiento que tendrán los requerimientos y las tareas se encuentran ya perfectamente identificados y pueden ser previstos adecuadamente.

En muchos otros casos, sin embargo, las predicciones pueden ser menos acertadas debido a la falta de información y de no contar con modelos predictivos adecuados; En estos casos el programa de producción debe estar sujeto a muchos cambios.

En cualquiera de los casos, pueden ocurrir problemas no previstos, por causas diversas, errores humanos, fallas mecánicas, inclemencias del tiempo, etc., por lo que en un buen número de casos, los problemas son inevitables.

Dada esta situación, los problemas se podrán resolver ya sea al reemplazar un simplemente recurso o inclusive se puede llegar a necesitar de una reformulación completa del plan de producción.

Cualquier técnica de optimización puede adaptarse a los cambios inesperados en la formulación del problema, siempre y cuando se mantenga el contexto del trabajo ya realizado.

Inadaptabilidad del programa – Escasez del espacio de solución

Dependiendo de la representación del problema y de los supuestos entendidos, puede que no se pueda encontrar una solución adecuada al programa de producción, como por ejemplo, si todos los recursos están disponibles por periodos de tiempo constantes y no hay restricciones temporales en las tareas o recursos, se garantiza entonces que el proyecto es totalmente alcanzable.

Por el contrario si los recursos, una vez usados, se desechan para siempre y las tareas pueden ejecutarse solo en ciertos momentos o con ciertos límites de tiempo, entonces no se garantiza que se vaya a encontrar una solución adecuada.

Algunos algoritmos son capaces de determinar si la solución adecuada existe y es bien conocido el hecho de que la mayor parte de los métodos que se basan en teorías heurísticas, no pueden lograr esto.

La existencia de restricciones hace que la búsqueda por la solución óptima se vuelva más difícil, reduciendo el espacio de solución. Cuando muchas restricciones más se agregan al proyecto, la búsqueda transversal del espacio de solución se hace aun de mayor grado de confusión.

La continua reducción de costos de tecnología computacional que se ha dado en los últimos años, así como el incremento en el poder y la velocidad de las computadoras, ha permitido tomar a los AG como una alternativa viable a la búsqueda de soluciones a problemas de optimización.

Debido también al gran y continuo reto que representa la programación con recursos limitados y la prometedora ventaja que ofrecen los AG como solución a este tipo de problemas, muchos investigadores del tema han atraído la atención de esos algoritmos, como una solución excelente hacia los problemas de asignación de recursos.

En la siguiente tabla se resumen algunas opciones de un AG. En general se trata de distintas formas de producir, o bien una convergencia más rápida hacia una solución, o bien una exploración más a fondo del espacio de búsqueda.

Ambas cosas son deseables y contradictorias, por lo que se ha de llegar a un compromiso, que es lo que anteriormente he llamado cooperación.

Por supuesto que todo esto no es más que metafórico, ya que se requiere de una fuerza conservadora (explotación-egoísmo), que beneficie a los mejores agentes, es decir, a los que mejor resuelvan nuestro problema.

Esto es evidente, pero no basta. También es necesaria una fuerza innovadora (exploración-altruismo), que permita la existencia de agentes muy distintos, aún cuando su peso sea menor.

Así se puede obtener la variedad suficiente para evitar una población estancada en un máximo local, y permitir la resolución de problemas cambiantes o con varios máximos.

Esto ocurre de forma espontánea en la naturaleza por ser algo inherente a cada entidad, que puede ser seleccionado, pero resulta más cómodo programarlo de forma externa, es decir, haremos que nuestro programa seleccione para la reproducción "los agentes buenos", pero también "unos cuantos de los malos" para mantener la variedad.

- Opciones Generales
 - Número de entidades.
 - Número de elementos (genes, reglas) por cada agente.
- Método de Evaluación: Asignar un peso
 - Desordenar las entidades antes de evaluarlas
 - Diferentes formas de modificación de los pesos después de la evaluación. Por ejemplo, el peso de una entidad se puede calcular independientemente de las demás entidades, o se puede modificar posteriormente este valor, disminuyendo el peso si existe otra entidad muy parecida, analizando para ello un cierto subconjunto de la población vecina.

- Método de Selección: ¿Quién muere? ¿Quién se reproduce?
 - Con o sin re-emplazamiento
 - Método de la ruleta
 - Método de los torneos
 - Seleccionar el n% mejor y el m% peor

- Método de Reproducción: Generar y mutar nuevos hijos
 - Los padres pueden tomarse por parejas o en grupos más numerosos, elegidos al azar o en orden de pesos

 - En el caso de detectar que los progenitores son muy parecidos, se puede realizar una acción especial, como incrementar la probabilidad de mutación

 - Las entidades pueden comunicar a otras su conocimiento, ya sea a toda o a una parte de la población, directamente o a través de una pizarra, (una especie de tablón de anuncios)

 - Método de recombinación de genes: se puede tomar genes de uno u otro progenitor al azar, en un cierto orden, con uno, dos o más puntos de corte, etc.

 - Tasa de mutación variable.

 - Fijar una tasa de mutación diferente para cada individuo o incluso para cada gen.

 - Hacer que sea más probable que se produzca una mutación en un gen si en su vecino ya se ha producido.

 - Sustituir por mutaciones genes sin utilidad, como reglas incorrectas o repetidas.

Los tipos de mutaciones requieren de una mayor explicación. Cuando los genes son bits, una mutación consiste en invertir un bit, pero ¿cómo mutar genes cuando cada gen puede tomar más de dos valores? Supongamos que tenemos un problema con tres variables de 8 bits cada una. Tendríamos cadenas como:

10001000-0101011111-11101110

Vamos a suponer que es probable que existan zonas de valores buenas y malas; es decir, que si el 15 es un buen valor y el 132 malo, será probable que también el 16 sea bueno y el 133 malo.

Sería interesante que las mutaciones nos permitiesen movernos (cambiar de valor) lentamente y con exactitud si estamos en la zona buena, pero también rápida y bruscamente por si acaso nos encontráramos en la mala.

Esto lo podemos conseguir precisamente cambiando un bit al azar, ya que nos movemos lentamente cambiando bits de la parte derecha, y rápidamente con los de la izquierda.

En cambio, si la mutación consistiera en cambiar el valor de toda una variable por otro cualquiera, teniendo todas las mismas probabilidades, podremos movernos de manera rápida, pero no lentamente (al menos, con una probabilidad baja), con lo que perderíamos valores interesantes.

Si las mutaciones consistieran en incrementar o restar un valor de forma circular, podríamos movernos lentamente, pero no rápidamente, con lo que costaría mucho salir de la zona mala. En definitiva se trata de, dado un valor, definir la probabilidad de pasar a cada uno de los valores restantes.

Hemos supuesto que existen zonas de valores buenas y malas. Si esto no se cumpliera podríamos simplemente "incrementar uno" de forma circular, para recorrer todos los valores cuanto antes.

En general se observa que las mutaciones en el ámbito de bit son las más adecuadas, aunque no siempre ocurre así.

En cualquier caso, cuando combinemos dos cadenas deberemos actuar en el ámbito de variable, y combinar variables completas.

De lo contrario estaríamos generando multitud de mutaciones simultáneas, rompiendo por cualquier lugar valores que pueden ser valiosos.

2.3. Método de búsqueda mediante el uso de AG.

Los AG son métodos de búsqueda estocásticos y heurísticos, cuyo funcionamiento se basa en pasos simplificados del proceso de selección natural.

Dado que operan con más de una solución a la vez, típicamente los AG constituyen un excelente método de búsqueda dentro de la exploración y explotación en el campo de búsqueda de solución a problemas.

La mayor parte de los AG opera en una población de soluciones en vez de operar en una sola solución.

La búsqueda genética empieza al iniciar una población de posibles soluciones, en la que cada solución óptima se selecciona de una población y se interconecta con otras soluciones hasta generar una nueva solución.

El proceso de mezcla de soluciones se lleva a cabo principalmente mediante el uso de combinaciones, cruces, mutaciones donde dos padres, generan un hijo el cual es una nueva solución.

A continuación se muestra el proceso básico de operación de un AG:

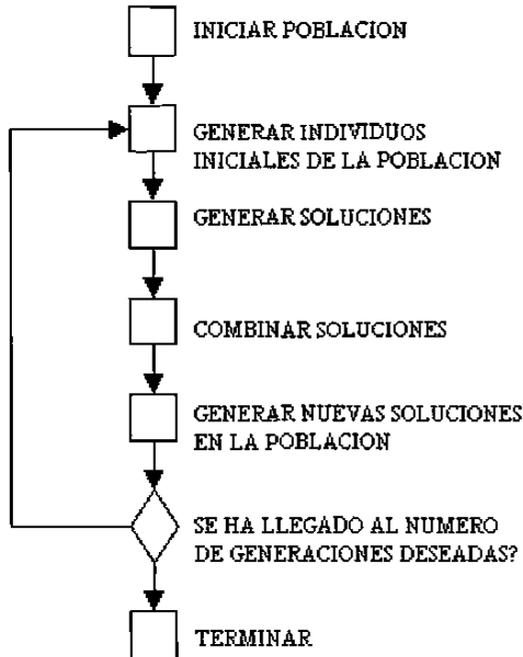


Figura 2. Diagrama de flujo de un AG común, existen muchas más variaciones posibles. Típicamente el número de generaciones o lo factible de la solución establece el criterio de terminación del algoritmo.

Los AG operan independientemente del problema en donde sean aplicados, los operadores genéticos son heurísticos, pero en vez de operar en un espacio definido por el mismo problema, operan en un espacio definido por una representación actual de la solución.

Además, los AG incluyen otros determinantes heurísticos como son el número de individuos en una población, cuál sobrevivirá a la siguiente generación y cuál no y como se dará la evolución.

2.4. Ventajas y desventajas de los AG.

Al igual que todo método y/o tecnología, los AG cuentan con una serie de ventajas que los ponen adelante frente a otros métodos comunes de optimización, pero, cuentan también con una serie de desventajas las cuales se mencionan a continuación:

Ventajas:

- Resulta sumamente fácil ejecutarlos en las modernas arquitecturas masivamente paralelas.
- No necesitan conocimientos específicos sobre el problema que intentan resolver.
- Operan de forma simultánea con varias soluciones, en vez de trabajar de forma secuencial como las técnicas tradicionales.
- Cuando se usan para problemas de optimización maximizar una función objetivo- resultan menos afectados por los máximos locales (falsas soluciones) que las técnicas tradicionales.
- Usan operadores probabilísticos, en vez de los típicos operadores determinísticos de las otras técnicas.
- Pueden tardar mucho en converger, o no converger en absoluto, dependiendo en cierta medida de los parámetros que se utilicen tamaño de la población, número de generaciones, etc.
- Pueden converger prematuramente debido a una serie de problemas de diversa índole.

Desventajas:

- El poder de los AG proviene del hecho de que se trata de una técnica robusta, y pueden tratar con éxito una gran variedad de problemas provenientes de diferentes áreas, incluyendo aquellos en los que otros métodos encuentran dificultades.
- Si bien no se garantiza que el AG encuentre la solución óptima, del problema, existe evidencia empírica de que se encuentran soluciones de un nivel aceptable, en un tiempo competitivo con el resto de algoritmos de optimización combinatoria.

- En el caso de que existan técnicas especializadas para resolver un determinado problema, lo más probable es que superen al AG, tanto en rapidez como en eficacia.

El gran campo de aplicación de los AG se relaciona con aquellos problemas para los cuales no existen técnicas especializadas. Incluso en el caso en que dichas técnicas existan, y funcionen bien, pueden efectuarse mejoras de las mismas hibridándolas con los AG.

2.5. ¿Cómo saber si es posible usar un Algoritmo Genético?

La aplicación más común de los algoritmos genéticos ha sido la solución de problemas de optimización, en donde han mostrado ser muy eficientes y confiables.

Sin embargo, no todos los problemas pudieran ser apropiados para la técnica, y se recomienda en general tomar en cuenta las siguientes características del mismo antes de intentar usarla:

- Su espacio de búsqueda (p. Ej. Sus posibles soluciones) debe estar delimitado dentro de un cierto rango.
- Debe poderse definir una función de aptitud que nos indique qué tan buena o mala es una cierta respuesta.
- Las soluciones deben codificarse de una forma que resulte relativamente fácil de implementar en la computadora.

El primer punto es muy importante y lo más recomendable es intentar resolver problemas que tengan espacios de búsqueda discretos, aunque éstos sean muy grandes.

Sin embargo, también podrá intentarse usar la técnica con espacios de búsqueda continuos, pero preferentemente cuando exista un rango de soluciones relativamente pequeño.

La función de aptitud no es más que la función-objetivo de nuestro problema de optimización.

El AG únicamente maximiza, pero la minimización puede realizarse fácilmente utilizando el recíproco de la función maximizante (debe cuidarse, por supuesto, que el recíproco de la función no genere una división por cero).

Una característica que debe tener esta función, es que tiene ser capaz de "castigar" a las malas soluciones y de "premiar" a las buenas, de forma que sean estas últimas las que se propaguen con mayor rapidez.

La codificación más común de las soluciones es a través de cadenas binarias, aunque se ha utilizado también números reales y letras. El primero de estos esquemas ha gozado de mucha popularidad debido a que es el que propuso originalmente Holland y además porque resulta muy sencillo de implementar.

2.6. Computación Evolutiva.

Antes de continuar ahondando en la técnica de los AG, sería interesante dejarla situada dentro de un marco más amplio. Nos referimos a la rama de la Inteligencia Artificial que se ha denominado Computación Evolutiva.

El término Computación Evolutiva se refiere al estudio de los fundamentos y aplicaciones de ciertas técnicas heurísticas de búsqueda, basadas en los principios naturales de la evolución.

Una gran variedad de algoritmos evolutivos han sido propuestos, pero principalmente pueden clasificarse en:

- Algoritmos Genéticos.
- Programación Evolutiva.
- Estrategias Evolutivas.
- Sistemas Clasificadores.
- Programación Genética.

Esta clasificación se basa sobre todo en detalles de desarrollo histórico, más que en el hecho de un funcionamiento realmente diferente; De hecho las bases biológicas en las que se apoyan, son esencialmente las mismas.

Las diferencias entre ellos se centran en los operadores que se usan en cada caso y en general en la forma de implementar la selección, reproducción y sustitución de individuos en una población.

Aunque los detalles de la evolución no han sido completamente comprendidos, incluso hoy en día, existen algunos puntos en los que se fundamentan:

- La evolución es un proceso que opera en el ámbito de cromosomas, y no en el ámbito de individuos. Cada individuo es codificado como un conjunto de cromosomas.
- La selección natural es el mecanismo mediante el cual los individuos mejor adaptados son los que tienen mayores posibilidades de reproducirse.

El proceso evolutivo tiene lugar en la etapa de la reproducción. Es en esta etapa donde se producen la mutación, que es la causante de que los cromosomas de los hijos puedan ser diferentes a los de los padres, y el cruce, que combina los cromosomas de los padres para que los hijos tengan cromosomas diferentes.

De forma breve, pasamos a comentar cada una de los algoritmos mencionados anteriormente, para que el lector pueda tener una idea de las similitudes y diferencias entre ellas.

Los AG resuelven los problemas generando poblaciones sucesivas a las que se aplican los operadores de mutación y cruce. Cada individuo representa una solución al problema, y se trata de encontrar al individuo que represente a la mejor solución.

La Programación Genética funciona igual que la técnica anterior, pero se centra en el estudio de problemas cuya solución es un programa, de manera que los individuos de la población son programas que se acercan más o menos a realizar una tarea que es la solución.

La Programación Evolutiva es otro enfoque de los algoritmos genéticos, en este caso el estudio se centra en conseguir operadores genéticos que imiten lo mejor posible a la naturaleza, en cada caso, más que en la relación de los padres con su descendencia.

En este caso no se utiliza el operador de cruce, tomando la máxima importancia el operador de mutación.

Estrategias Evolutivas se centran en el estudio de problemas de optimización e incluyen una visión del aprendizaje en dos niveles: en el ámbito de genotipo y en el ámbito de fenotipo.

Y por último los Sistemas Clasificadores engloban el estudio de problemas en los que la solución buscada, se corresponde con toda una población.

2.7. Codificación de las variables.

Los AG requieren que el conjunto se codifique en un cromosoma, en donde cada uno de ellos, tiene varios genes, que corresponden a sendos parámetros del problema.

Para poder trabajar con estos genes en el ordenador, es necesario codificarlos en una cadena, es decir, una ristra de símbolos (números o letras) que generalmente va a estar compuesta de 0s y 1s.

Hay otras codificaciones posibles, usando alfabetos de diferente cardinalidad; Sin embargo, uno de los resultados fundamentales en la teoría de AG, es el teorema de los esquemas, que es el que afirma que la codificación óptima, es decir, aquella sobre la que los AG funcionan mejor, es la que tiene un alfabeto de cardinalidad 2.

Aquí se está codificando cada parámetro como un número entero de n bits. En realidad, se puede utilizar cualquier otra representación interna: bcd, código Gray y codificación en forma de números reales, por ejemplo.

La mayoría de las veces, una codificación correcta es la clave de una buena resolución del problema. Generalmente, la regla heurística que se utiliza es la llamada regla de los bloques de construcción, es decir, parámetros relacionados entre sí deben de estar cercanos en el cromosoma.

En todo caso, se puede ser bastante creativo con la codificación del problema, teniendo siempre en cuenta la regla anterior.

Esto puede llevar a usar cromosomas bidimensionales, o tridimensionales, o con relaciones entre genes que no sean puramente lineales de vecindad.

En algunos casos, cuando no se conoce de antemano el número de variables del problema, caben dos opciones: codificar también el número de variables, fijando un número máximo, o bien, lo cual es mucho más natural, crear un cromosoma que pueda variar de longitud. Para ello, claro está, se necesitan operadores genéticos que alteren la longitud.

Normalmente, la codificación es estática, pero en casos de optimización numérica, el número de bits dedicados a codificar un parámetro puede variar, o incluso lo que representen los bits dedicados a codificar cada parámetro. Algunos paquetes de AG adaptan automáticamente la codificación, según van convergiendo los bits menos significativos de una solución

2.8. El Algoritmo Genético Simple.

```
La operación de un AG simple puede ilustrarse con el generar población inicial,  $G(0)$ ;  
evaluar  $G(0)$ ;  
 $t:=0$ ;  
repetir  
 $t:=t+1$ ;  
generar  $G(t)$  usando  $G(t-1)$ ;  
evaluar  $G(t)$ ;  
hasta encontrar una solución;
```

Primero, se genera aleatoriamente la población inicial, que estará constituida por un conjunto de cromosomas, o cadenas de caracteres que representan las soluciones posibles del problema.

A cada uno de los cromosomas de esta población se le aplicara la función de aptitud, a fin de saber que tan buena es la solución que esta codificando.

Sabiendo la aptitud de cada cromosoma, se procede a la selección de los que se cruzaran en la siguiente generación (se asume que se escogerá a los mejores). Existen distintos métodos de selección, e aquí los dos más comunes:

El primero consiste en crear una especie de ruleta, donde cada cromosoma tiene asignada una fracción proporcional de su aptitud. Sin referirnos a una función de aptitud

en particular, supongamos que se tiene una población de cinco cromosomas cuyas aptitudes están dadas por los valores mostrados en la tabla siguiente:

Cromosoma No.	Cadena	Aptitud	% del Total
1	11010110	254	24.5
2	10100111	47	4.5
3	00110110	457	44.1
4	01110010	194	18.7
5	11110010	85	8.2
Total		1037	100

Tabla 1. Valores de ejemplo que muestran la selección mediante ruleta.

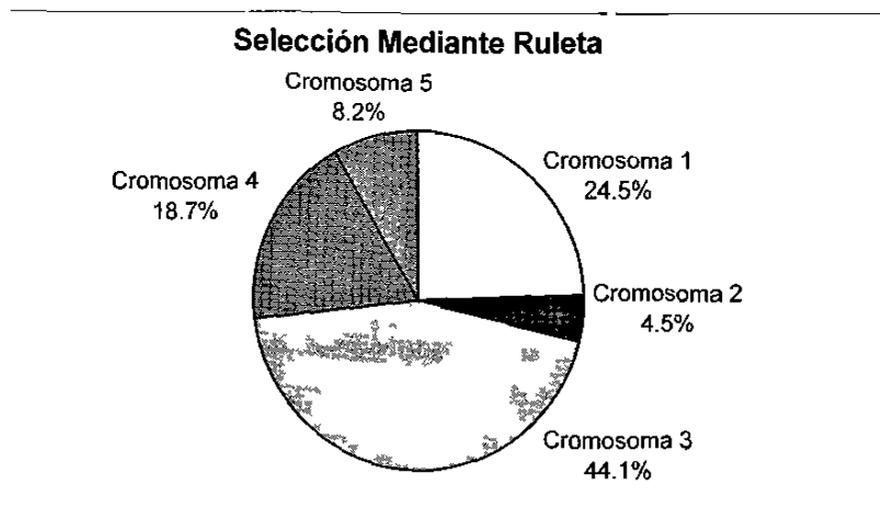


Figura 3. Ruleta generada mediante los valores de la tabla 1.

Con los porcentajes mostrados en la cuarta columna de la tabla, podemos elaborar la ruleta de la figura 3.

Esta ruleta se gira cinco veces para determinar qué individuos se seleccionaran. Dado que a los individuos más aptos se les asignó un área mayor de la ruleta, se espera que sean seleccionados más veces que los menos aptos.

El torneo: La idea de este método es muy simple, se baraja la población y después se hace competir a los cromosomas que la integran en grupos de tamaño predefinido, (normalmente compiten en parejas) en un torneo del que resultaran ganadores aquellos que tengan valor de aptitud más altos.

Si se efectúa un torneo por parejas, entonces la población se debe barajar dos veces y a través de esta técnica, se garantiza la obtención de múltiples copias del mejor individuo entre los progenitores de la siguiente generación.

Una vez realizada la selección, se procede a la reproducción o cruce de los individuos seleccionados. En esta etapa, los sobrevivientes intercambiaran material cromosómico y sus descendientes formaran la población de la siguiente generación.

Las formas más comunes de reproducción son: uso de un punto único de cruce y uso de dos puntos de cruce.

2.9. Codificación.

Se supone que los individuos (posibles soluciones del problema), pueden representarse como un conjunto de parámetros (que denominaremos genes), los cuales agrupados forman una ristra de valores (a menudo referida como cromosoma).

Si bien el alfabeto utilizado para representar los individuos no debe necesariamente estar constituido por el $\{0, 1\}$, buena parte de la teoría en la que se fundamentan los AG, utiliza dicho alfabeto.

En términos biológicos, el conjunto de parámetros representando por un cromosoma particular, se denomina fenotipo. El fenotipo contiene la información requerida para construir un organismo, el cual se refiere como genotipo.

Los mismos términos se utilizan en el campo de los AG, ya que la adaptación al problema de un individuo depende de la evaluación del genotipo.

Esta última puede inferirse a partir del fenotipo, es decir, puede ser computada a partir del cromosoma, usando la función de evaluación.

La función de adaptación debe ser diseñada para cada problema de manera específica, dado que en un cromosoma particular, la función de adaptación le asigna un número real, que se supone refleja el nivel de adaptación al problema del individuo, representado por el cromosoma.

Durante la fase reproductiva se seleccionan los individuos de la población para cruzarse y producir descendientes, que constituirán, una vez mutados, la siguiente generación de individuos.

La selección de padres se efectúa al azar usando un procedimiento que favorezca a los individuos mejor adaptados, ya que a cada individuo se le asigna una probabilidad de ser seleccionado, la que es proporcional a su función de adaptación.

Este procedimiento se dice que está basado en la ruleta sesgada, ya que según dicho esquema, los individuos bien adaptados se escogerán probablemente varias veces por generación, mientras que, los pobremente adaptados al problema, no se escogerán más que de vez en cuando.

Una vez seleccionados dos padres, sus cromosomas se combinan, utilizando habitualmente los operadores de cruce y mutación. Las formas básicas de dichos operadores se describen a continuación.

El operador de cruce, coge dos padres seleccionados y corta sus ristas de cromosomas en una posición escogida al azar, para producir dos subristras iniciales y dos subristras finales.

Después se intercambian las substrings finales, produciéndose dos nuevos cromosomas completos (véase la Figura 4).

Ambos descendientes heredan genes de cada uno de los padres y este operador se conoce como operador de cruce basado en un punto.

Habitualmente el operador de cruce no se aplica a todos los pares de individuos que han sido seleccionados para emparejarse, sino que se aplica de manera aleatoria, normalmente con una probabilidad comprendida entre 0.5 y 1.0.

En el caso en que el operador de cruce no se aplique, la descendencia se obtiene simplemente duplicando los padres.

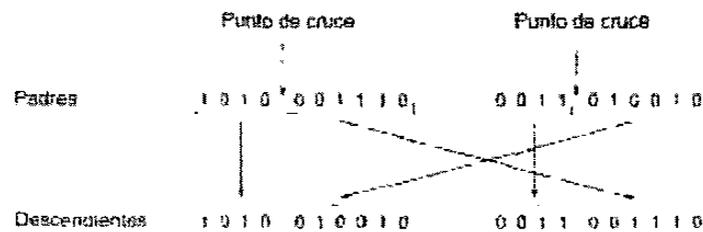


Figura 4. Operador de cruce basado en un punto.

El operador de mutación se aplica a cada hijo de manera individual y consiste en la alteración aleatoria (normalmente con probabilidad pequeña) de cada gen componente del cromosoma.

La Figura 5 muestra la mutación del quinto gen del cromosoma. Si bien puede en principio pensarse que el operador de cruce es más importante que el operador de mutación, ya que proporciona una exploración rápida del espacio de búsqueda, éste último asegura que ningún punto del espacio de búsqueda tenga probabilidad cero de ser examinado y es de capital importancia para asegurar la convergencia de los AG.

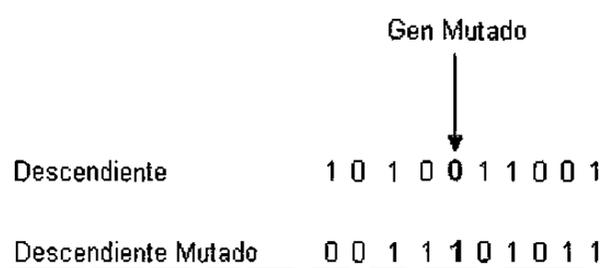


Figura 5.

Para criterios prácticos, es muy útil la definición de convergencia, introducida en este campo por De Jong en su tesis doctoral.

Si el AG ha sido correctamente implementado, la población evolucionará a lo largo de las generaciones sucesivas de tal manera que la adaptación media extendida a todos los individuos de la población, así como la adaptación del mejor individuo, se irán incrementando hacia el óptimo global.

El concepto de convergencia está relacionado con la progresión hacia la uniformidad: un gen ha convergido cuando al menos el 95 % de los individuos de la población comparten el mismo valor para dicho gen.

Se dice que la población converge cuando todos los genes han convergido. Se puede generalizar dicha definición al caso en que al menos un poco de los individuos de la población hayan convergido.

La Figura 6 muestra como varía la adaptación media y la mejor adaptación en un Algoritmo Genético Simple típico.

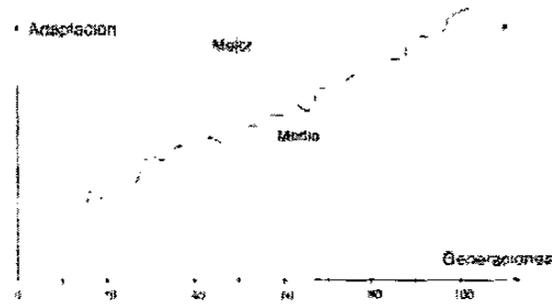


Figura 6. Adaptación media y mejora adaptación en un AG Simple.

A medida que el número de generaciones aumenta, es más probable que la adaptación media se aproxime a la del mejor individuo.

2.10. Anatomía de un algoritmo Genético.

He aquí la constitución más común de AG:

1. Modulo Evolutivo: mecanismo de decodificación (interpreta la información de un cromosoma) y función de evaluación (mide la calidad del cromosoma). Solo aquí existe información del dominio.
2. Modulo Poblacional: tiene una representación poblacional y técnicas para manipularla (técnica de representación, técnica de arranque, criterio de selección y de reemplazo). Aquí también se define el tamaño de la población y la condición de terminación.
3. Modulo Reproductivo: contiene los operadores genéticos

2.11. El teorema de esquemas.

Proporciona el fundamento teórico de porqué los AG pueden resolver diversos problemas. En su análisis se considera el proceso de selección y los operadores de cruce y mutación.

Un esquema se construye utilizando un nuevo símbolo (*) para representar un comodín (no importa) que puede aparear ambos valores (0 o 1). Ej. el esquema 11*00* representa las cadenas: 111001, 111000, 110001, 110000.

El orden de un esquema es el número de elementos que no son "*" dentro del esquema.

La longitud que define a un esquema es la distancia entre la primera posición fija y la última posición fija.

Los esquemas pequeños de bajo orden arriba del promedio, reciben un incremento exponencial de representantes en las siguientes generaciones de un AG, estos son algunos de los aspectos del teorema de esquemas:

- Codificación de los parámetros de un problema.

Dentro de la codificación, a veces se usan codificaciones que tengan la propiedad de que números consecutivos varíen a lo más en un bit (Ej. codificación de Gray).

En la codificación se busca idealmente que todos los puntos estén dentro del espacio de solución (sean válidos).

Se buscan representaciones que favorezcan los esquemas cortos de bajo orden.

Pueden existir problemas de interdependencia (problemas para los AG si existe mucha y es preferible usar otro método si es casi nula).

- Función de aptitud.

Es la base para determinar qué soluciones tienen mayor o menor probabilidad de sobrevivir.

Se tiene que tener un balance entre una función que haga diferencias muy grandes (y por lo tanto una convergencia prematura) y diferencias muy pequeñas (y por lo tanto un estancamiento).

- Criterios de tamaño de la población.

Balance entre una población muy pequeña (y por lo tanto convergencia a máximo local) y una población muy grande (y por lo tanto muchos recursos computacionales).

Aunque normalmente se elige una población de tamaño fijo, también existen esquemas de poblaciones de tamaño variable.

- Criterio de selección.

Individuos son copiados de acuerdo a su evaluación en la función objetivo (aptitud), por lo que se dice que los más aptos tienen mayor probabilidad a contribuir con una o más copias en la siguiente generación (se simula selección natural).

Se puede implementar de varias formas, sin embargo, la más común es la de simular una ruleta, donde cada cadena tiene un espacio en ella proporcional a su valor de aptitud.

$$Pr(h) = \frac{Aptitud(h)}{\sum_{j=1}^N Aptitud(h_j)}$$

Formula 1.

Se pueden seleccionar individuos de la población actual, generar una nueva población y reemplazar con ella completamente a la población que se tenía. También a veces se

mantienen los mejores individuos de una población a la siguiente (esto parece ser la mejor opción).

Otras opciones:

(i) Torneo, donde se seleccionan 2 individuos aleatoriamente de la población y se opta por el más apto con una probabilidad predeterminada P (y por el menos apto con probabilidad $(1 - P)$).

(ii) "Ranqueo": Se ordena la población por aptitud y se asignan probabilidades de selección de acuerdo a su posición (en lugar de su aptitud).

- Criterio de paro.

Normalmente cuando un porcentaje alto de la población converge a un valor. Si con ese valor no se llega a la medida esperado, entonces se toma una pequeña proporción y se inyecta "diversidad genética" (se generan aleatoriamente nuevos individuos), o inclusive se reemplaza completamente la población.

2.12. Algoritmos genéticos para cambiar parámetros.

Una forma simple e intuitiva es identificar los parámetros clave que controlan el comportamiento de un sistema y cambiarlos para mejorar su desempeño:

Idea: parámetros = genes

Cadenas fijas de genes para cada parámetro

El operador de cruce genera nuevas combinaciones de parámetros y la mutación nuevos valores.

Pero... hay que considerar el número de valores distintos que los genes (parámetros) pueden tomar.

Las poblaciones normalmente representan una fracción pequeña de los posibles valores.

Si la mutación es muy baja, podemos caer en máximos locales, si lo aumentamos nos lleva a una búsqueda aleatoria que disminuye la probabilidad de que individuos nuevos tengan un desempeño alto.

Los AG son más efectivos cuando cada gen puede tomar pocos valores (en este sentido genes binarios son óptimos), i.e., un parámetro se representa como grupos de genes.

A un AG le va mejor, porque aunque el espacio sea el mismo, aparte de mutación, el operador de cruce ahora también puede generar nuevos valores.

Ejemplo: en lugar de representar un parámetro que puede tomar 2^{30} valores (¡dejando a mutación explorarlos todos!), lo representamos con 30-genes binarios.

Otro punto a considerar es el de convergencia al óptimo global, ya que en teoría, todos los puntos en el espacio de búsqueda tienen una probabilidad diferente de cero de ser visitados. En la práctica la espera puede ser impráctica.

Podemos ver que los AG, constituyen heurísticas de muestreo poderosas que pueden encontrar rápidamente soluciones de buena calidad en espacios complejos.

2.13. Extensiones y Modificaciones del Algoritmo Genético Simple.

En este apartado se introducirán algunas extensiones y modificaciones del AG Simple. Se comenzará dando un pseudo código para un Algoritmo Genético Abstracto (AGA), para a continuación introducir algunas variantes que se han ido proponiendo en trabajos desarrollados en estos últimos años.

2.13.1. Población.

Tamaño de la población

Una cuestión que uno puede plantearse, es la relacionada con el tamaño idóneo de la población.

Parece intuitivo que las poblaciones pequeñas corren el riesgo de no cubrir adecuadamente el espacio de búsqueda, mientras que el trabajar con poblaciones de gran tamaño puede acarrear problemas relacionados con el excesivo costo computacional.

Goldberg efectuó un estudio teórico, obteniendo como conclusión que el tamaño óptimo de la población para ristas de longitud l , con codificación binaria, crece exponencialmente con el tamaño de la rista.

Este resultado traería como consecuencia que la aplicabilidad de los AG en problemas reales sería muy limitada, ya que resultarían no competitivos con otros métodos de optimización combinatoria.

Alander, basándose en evidencia empírica sugiere que un tamaño de población comprendida entre 1 y 21 es suficiente para atacar con éxito los problemas por él considerados.

2.13.2. Población inicial.

Habitualmente la población inicial se escoge generando ristas al azar, pudiendo contener cada gen uno de los posibles valores del alfabeto con probabilidad uniforme.

Nos podríamos preguntar qué es lo que sucedería si los individuos de la población inicial se obtuviesen como resultado de alguna técnica heurística o de optimización local.

En los pocos trabajos que existen sobre este aspecto, se constata que esta inicialización no aleatoria de la población inicial, puede acelerar la convergencia del AG, sin embargo, en algunos casos la desventaja resulta ser la prematura convergencia del algoritmo, queriendo indicar con esto la convergencia hacia óptimos locales.

2.14. Función objetivo.

Dos aspectos que resultan cruciales en el comportamiento de los AG son la determinación de una adecuada función de adaptación o función objetivo, así como la codificación utilizada.

Idealmente nos interesaría construir funciones objetivo con "ciertas regularidades", es decir, funciones-objetivo que verifiquen que para dos individuos que se encuentren cercanos en el espacio de búsqueda, sus respectivos valores en esas funciones sean similares.

Por otra parte una dificultad en el comportamiento del AG puede ser la existencia de gran cantidad de óptimos locales, así como el hecho de que el óptimo global se encuentre muy aislado.

La regla general para construir una buena función-objetivo, es que ésta debe reflejar el valor del individuo de una manera "real", pero en muchos problemas de optimización combinatoria, donde existe gran cantidad de restricciones, buena parte de los puntos del espacio de búsqueda representan individuos no válidos.

Para este planteamiento, en el que los individuos están sometidos a restricciones, se han propuesto varias soluciones.

La primera, sería la que podríamos denominar absolutista, en la que aquellos individuos que no verifican las restricciones, no son considerados como tales y se siguen

efectuando cruces y mutaciones hasta obtener individuos válidos, o bien, a dichos individuos se les asigna una función-objetivo igual a cero.

Otra posibilidad, consiste en reconstruir aquellos individuos que no verifican las restricciones. Dicha reconstrucción suele llevarse a cabo por medio de un nuevo operador que se acostumbra a denominar reparador.

Otro enfoque está basado en la penalización de la función-objetivo. La idea general consiste en dividir dicha función del individuo por una cantidad (la penalización) que guarda relación con las restricciones que dicho individuo viola.

Dicha cantidad puede simplemente tener en cuenta el número de restricciones violadas ó bien, el denominado costo esperado de reconstrucción, es decir, el coste asociado a la conversión de dicho individuo, en otro que no viole ninguna restricción.

Otra técnica que se ha venido utilizando en el caso en que la computación de la función-objetivo sea muy compleja, es la denominada evaluación aproximada de la función-objetivo.

En algunos casos la obtención de n funciones-objetivo aproximadas, puede resultar mejor que la evaluación exacta de una única función-objetivo (supuesto el caso de que la evaluación aproximada resulta como mínimo n veces más rápida que la evaluación exacta).

Un problema habitual en las ejecuciones de los AG, surge debido a la velocidad con la que el algoritmo converge.

En algunos casos la convergencia es muy rápida, lo que suele denominarse convergencia prematura, en la cual el algoritmo converge hacia óptimos locales, mientras que en otros casos, el problema es justo lo contrario, es decir, se produce una convergencia lenta del algoritmo.

Una posible solución a estos problemas, pasa por efectuar transformaciones en la función-objetivo.

El problema de la convergencia prematura, surge a menudo cuando la selección de individuos se realiza de manera proporcional a su función-objetivo.

En tal caso, pueden existir individuos con una adaptación al problema muy superior al resto, que a medida que avanza el algoritmo "dominan" a la población.

Por medio de una transformación de la función-objetivo, en este caso, una comprensión del rango de variación de esa función, se pretende que dichos "súper individuos" no lleguen a dominar a la población.

El problema de la lenta convergencia del algoritmo, se resolvería de manera análoga, pero en este caso, efectuando una expansión del rango de la función-objetivo.

La idea de especies de organismos, ha sido imitada en el diseño de los AG en un método propuesto por Goldberg y Richardson, utilizando una modificación de la función-objetivo de cada individuo, de tal manera que individuos que estén muy cercanos entre sí, devalúen su función-objetivo, con objeto de que la población gane en diversidad.

Por ejemplo, si los valores por $d_i(I_i, P_i)$ a la distancia de Hamming entre los individuos I_i y P_i por $K > 0$ es un número real positivo, podemos definir la siguiente función:

$$h_i(I_i, P_i) = \begin{cases} K - d_i(I_i, P_i) & \text{si } d_i(I_i, P_i) < K \\ 0 & \text{si } d_i(I_i, P_i) \geq K \end{cases}$$

A continuación para cada individuo I_i definimos $\sigma_i = \sum_{j \neq i} h_j(I_i, P_j)$, valor que σ_i representa para evaluar la función-objetivo del individuo en cuestión. Es decir $g^*(I_i) = g(I_i) - \sigma_i$. De esta manera aquellos individuos que están cercanos entre si verán devaluada la probabilidad de ser seleccionados como padres, aumentando la probabilidad de los individuos que se encuentran más aislados.

Figura 7. Devaluación de la función objetivo.

2.15. Función de Selección.

La función de selección de padres más utilizada, es la denominada función de selección, proporcional a la función-objetivo, en la cual cada individuo tiene una probabilidad de ser seleccionado como padre, que es proporcional al valor de su función-objetivo.

Denotando por $(p_{j,t}^{\text{prop}})$ la probabilidad de que el individuo $(I_{j,t}^{\text{super}})$ sea seleccionado como padre, se tiene que:

$$p_{j,t}^{\text{prop}} = \frac{g(I_{j,t}^{\text{super}})}{\sum_{j=1}^{\lambda} g(I_{j,t}^{\text{super}})}$$

Formula 2.

Esta función de selección es invariante ante un cambio de escala, pero no ante una traslación.

Una de las maneras de superar el problema relacionado con la rápida convergencia proveniente de los súper individuos, que surge al aplicar la anterior función de selección, es la de efectuar la selección proporcional al rango del individuo, con lo cual se produce una repartición más uniforme de la probabilidad de selección, tal y como se ilustra en la Figura 8.

Si denotamos por $\text{rango}(g(I_{j,t}^{\text{super}}))$ el rango de la función objetivo del individuo $(I_{j,t}^{\text{super}})$ cuando

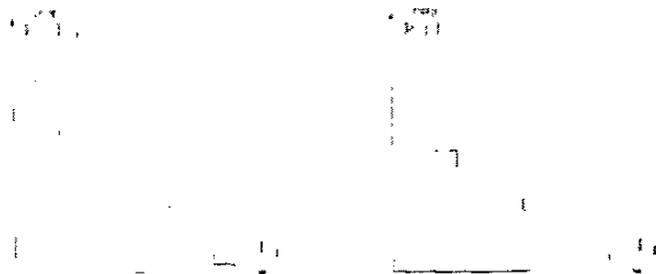


Figura 8. Esquemas de selección de padres.

Los individuos de la población han sido ordenados de menor a mayor (es decir el peor individuo tiene rango 1, mientras que el individuo con mejor función objetivo tiene rango λ), y sea $p_{j,t}$ la probabilidad de que el individuo (I_j sub t) sea seleccionado como padre cuando la selección se efectúa proporcionalmente al rango del individuo, se tiene que:

$$p_{j,t}^{\text{rango}} = \frac{\text{rango}(g(I_j^t))}{\lambda(\lambda + 1)/2}$$

Formula 3.

La suma de los rangos, $\lambda(\lambda + 1)/2$, constituye la constante de normalización.

La función de selección basada en el rango es invariante frente a la translación y al cambio de escala.

Otro posible refinamiento del modelo de selección proporcional, es el modelo de selección del valor esperado, el cual actúa de la manera siguiente: para cada individuo, se introduce un contador, inicializado en $g(I_j \text{ sub } t)/g_t$, donde, g_t denota la media, de g a función objetivo en la generación t .

Cada vez que el individuo (I_j sub t) es seleccionado para el cruce, dicho contador decrece en una cantidad c (c pertenece a $0, 5:1$). El individuo en cuestión dejará de poder ser seleccionado en esa generación, cuando su contador sea negativo.

Un esquema de selección, introducido por Brindle, y que empíricamente ha proporcionado buenos resultados, es el denominado muestreo estocástico con reemplazamiento del resto, en el cual cada individuo es seleccionado un determinado número de veces, que coincide con la parte entera del número esperado de ocurrencias de dicho suceso, compitiendo los individuos por los restos.

Es decir, si denotamos por $n(I \text{ super } j \text{ sub } t)$ el número de veces que el individuo ($I \text{ super } j \text{ sub } t$) es seleccionado para el cruce, tenemos que:

$$P_{j,t}^{\text{rango}} = \frac{\text{rango}(g(I_t^j))}{\lambda(\lambda + 1)/2}.$$

Formula 4.

Baker introduce un método denominado muestreo universal estocástico, el cual utiliza un único giro de la ruleta, siendo los sectores circulares proporcionales a la función-objetivo. Los individuos son seleccionados a partir de marcadores (véase Figura 9), igualmente espaciados y con comienzo aleatorio.



Figura 9. Muestreo de selección de padres, denominado muestreo estocástico.

Efectuando un paralelismo con los métodos de muestreo estadísticos, éste último tipo de selección de padres se relaciona con el muestreo sistemático, mientras que la selección proporcional a la función-objetivo, está basada en el muestreo estratificado con fijación proporcional al tamaño.

También el procedimiento de selección que hemos denominado muestreo estocástico con reemplazamiento del resto, mantiene un paralelismo con el muestreo estratificado con fijación de compromiso.

En el modelo de selección elitista se fuerza a que el mejor individuo de la población en el tiempo t , sea seleccionado como padre.

La selección por torneo, constituye un procedimiento de selección de padres muy extendido y en el cual la idea consiste en escoger al azar un número de individuos de la población, tamaño del torneo, (con o sin reemplazamiento), seleccionar el mejor individuo de este grupo y repetir el proceso hasta que el número de individuos seleccionados coincida con el tamaño de la población.

Habitualmente el tamaño del torneo es 2, y en tal caso se ha utilizado una versión probabilística en la cual se permite la selección de individuos sin que necesariamente sean los mejores.

Una posible clasificación de procedimientos de selección de padres consistirá en métodos de selección dinámicos, en los cuales las probabilidades de selección varían de generación a generación, (por ejemplo la selección proporcional a la función objetivo), frente a métodos de selección estáticos, en los cuales dichas probabilidades permanecen constantes (por ejemplo la selección basada en rangos).

Si se asegura que todos los individuos tienen asignada una probabilidad de selección distinta de cero el método de selección se denomina preservativo. En caso contrario se acostumbra a denominarlo extintivo.

2.16. Operadores genéticos.

2.16.1. Cruce.

El operador de cruce, incluye dos partes, una para cada tipo de datos en código genético.

El cruce, se usa para generar nuevos valores para cada elemento en una parte dada del operador genético.

El cruce es también un operador que no necesita parámetros específicos, cuando los valores de los padres están totalmente separados, el valor del hijo terminara siendo también un valor separado aunque sea combinación de ambos padres.

En el operador de cruce basado en dos puntos, los cromosomas (individuos) pueden contemplarse como un circuito en el cual se efectúa la selección aleatoria de dos puntos, tal y como se indica en la Figura 10.

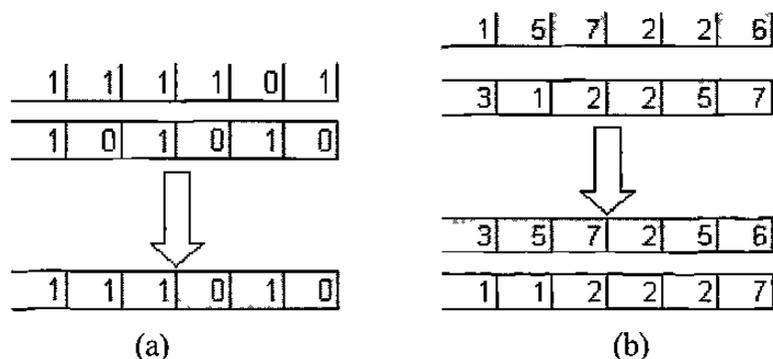


Figura 10. Cruce uniforme.

Si un hijo es producido durante el cruce (a), cada uno de los elementos son seleccionados al azar de sus respectivos padres. Si dos hijos son producidos en el cruce (b), los elementos son heredados a un hijo de la madre y al otro hijo del padre.

Desde este punto de vista, el cruce basado en un punto, puede verse como un caso particular del cruce basado en dos puntos, en el cual uno de los puntos de corte se encuentra fijo al comienzo de la ristra que representa al individuo. Véase Figura, 11.

En el denominado operador de cruce uniforme (Syswerda) cada gen, en la descendencia se crea copiando el correspondiente gen de uno de los dos padres, escogido de acuerdo a una "máscara de cruce" generada aleatoriamente.

Cuando existe un 1 en la "máscara de cruce", el gen es copiado del primer padre, mientras que cuando exista un 0 en la "máscara de cruce", el gen se copia del segundo padre, tal y como se muestra en la siguiente figura 11:

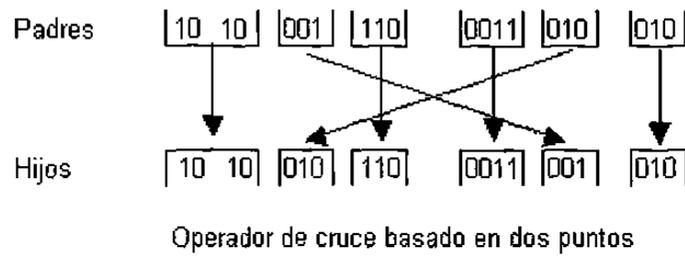
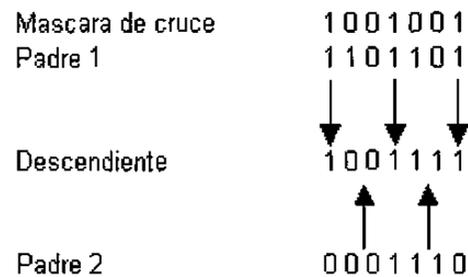


Figura 11. Operador de cruce basado en dos puntos.



Operador de cruce uniforme

Figura 12.

El término operador de cruce uniforme, se relaciona con la obtención de la "máscara de cruce" uniforme, en el sentido que cualquiera de los elementos del alfabeto tenga asociada la misma probabilidad.

Hablando en términos de la teoría de la probabilidad, la máscara de cruce está compuesta por una muestra aleatoria de tamaño A extraída de una distribución de probabilidad de Bernouilli de parámetro $1/2$.

Si tuviésemos en cuenta el valor de la función de adaptación de cada padre en el momento de generar la "máscara de cruce", de tal manera que cuanto mayor sea la función de adaptación de un individuo, más probable sea heredar sus características.

Podríamos definir, un operador de cruce basado en la función-objetivo, en el cual la "máscara de cruce" se interpreta como una muestra aleatoria de tamaño 1 proveniente de una distribución de Bernoulli de parámetro:

$$p = g(I_i^j) / (g(I_i^j) + g(I_i^i))$$

Donde I_i^j y I_i^i denotan los padres seleccionados para ser cruzados.

El concepto de "máscara de cruce" puede también servir para representar los cruces basados en un punto y basados en múltiples puntos, tal y como se muestra en Figura 13.

Sirag y Weiser, modifican el operador de cruce en el sentido del Análisis Simulado, de esta manera el operador de cruce se modifica definiendo un umbral de energía H , y una temperatura T , las cuales influyen la manera en la que se escogen los bits individuales.

Según el operador propuesto el bit $(i + 1)$ -ésimo se tomará del padre opuesto al que se ha tomado el bit i -ésimo, con probabilidad $\exp(-\Delta E / T)$, donde T es el parámetro "temperatura", el cual, al igual que en el Análisis Simulado, decrecerá lentamente por medio de un programa de enfriamiento.

Con altas temperaturas el comportamiento se asemeja al del operador de cruce uniforme, es decir, con probabilidad cercana a la unidad los bits, se van escogiendo alternativamente de cada padre.

Por otra parte, cuando el valor del parámetro temperatura se acerca a cero, el hijo resultante coincide prácticamente con uno de los padres.

Mascara de cruce	1 1 1 0 0 0 0	1 1 0 0 0 1 1
Padre 1	1 0 1 1 0 0 1	1 0 1 1 0 0 1
Descendiente	1 0 1 0 1 1 1	1 0 0 0 1 0 1
Padre 2	1 0 0 0 1 1 1	1 0 0 0 1 1 1

Figura 13. Mascaras de cruce para operadores basados en uno y dos puntos.

Existen otros operadores de cruce específicos para un determinado problema como son, por ejemplo, los definidos para el problema del agente de comercio.

Por otra parte, la idea de que el cruce debería de ser más probable en algunas posiciones, ha sido descrita por varios autores (Schaffer y Morishima, Holland, Davis, Levenick).

2.16.2. Mutación.

La mutación se considera un operador básico, que proporciona un pequeño elemento de aleatoriedad en la vecindad (entorno) de los individuos de la población.

Si bien se admite que el operador de cruce es el responsable de efectuar la búsqueda a lo largo del espacio de posibles soluciones, también parece desprenderse de los experimentos efectuados por varios investigadores, que el operador de mutación va ganando en importancia a medida que la población de individuos va convergiendo (Davis).

Schaffer encuentra que el efecto del cruce en la búsqueda, es inferior al que previamente se esperaba. Utiliza la denominada evolución primitiva, en la cual, el proceso evolutivo consta tan sólo de selección y mutación.

Encuentra que dicha evolución primitiva, supera con creces a una evolución basada exclusivamente en la selección y el cruce. Otra conclusión de su trabajo es que la

determinación del valor óptimo de la probabilidad de mutación es mucho más crucial que el relativo a la probabilidad de cruce.

La búsqueda del valor óptimo para la probabilidad de mutación, es una cuestión que ha sido motivo de varios trabajos. Así, De Jong recomienda la utilización de una probabilidad de mutación del bit de $(1 \text{ super } -1)$, siendo l la longitud de la cadena de caracteres.

Schaffer utiliza resultados experimentales para estimar la tasa óptima proporcional a $l / (\lambda \text{ super } 0.9318)$, $(l \text{ super } 0.4535)$, donde λ denota el número de individuos en la población.

Si bien en la mayoría de las implementaciones de AG, se asume que tanto la probabilidad de cruce, como la de mutación, permanecen constantes, algunos autores han obtenido mejores resultados experimentales modificando la probabilidad de mutación a medida que aumenta el número de iteraciones. Pueden consultarse los trabajos de Ackley, Bramlette, Fogarty y Michalewicz y Janikow.

2.16.3. Reducción.

Una vez obtenidos los individuos descendientes de una determinada población en el tiempo t , el proceso de reducción al tamaño original, consiste en escoger λ individuos de entre los λ individuos que forman parte de la población en el tiempo t , y los λ individuos descendientes de los mismos. Dicho proceso se suele hacer fundamentalmente de dos formas distintas.

O bien los λ individuos descendientes son los que forman parte de la población en el tiempo $t + 1$, es lo que se denomina reducción simple, o bien se escogen de entre los 2λ individuos, los λ individuos más adaptados al problema, siguiendo lo que podemos denominar un criterio de reducción elitista de grado λ .

Podemos también considerar otros procedimientos de reducción que se colocan entre los anteriores, por ejemplo, si escogemos los $(\lambda - 1)$ mejores de entre padres y descendientes, escogiéndose los $(\lambda - 1)$ restantes de entre los descendientes no seleccionados hasta el momento.

El concepto de reducción está ligado con el de tasa de reemplazamiento generacional, (t_{gr}) es decir, en el porcentaje de hijos generados con respecto del tamaño de la población.

Si bien, dicho re-emplazamiento se efectuaba, de 1 en 1, es decir $(t_{gr}) = (\lambda - 1)$, habitualmente dicho reemplazamiento se efectúa en bloque, $(t_{gr}) = 1$.

En su trabajo, en cada paso una proporción, t_{gr} , de la población es seleccionada para ser cruzada. Los hijos resultantes podrán reemplazar a miembros de la población anterior.

Este tipo de AG, se conoce bajo el nombre de SSGA (Steady State Genetic Algorithm), un ejemplo de los cuales lo constituye GENITOR (Whitley y Kauth, Whitley).

Michalewicz introduce un algoritmo que denomina Algoritmo Genético Modificado, (MOD sub AG), en el cual para llevar a cabo el reemplazamiento generacional, selecciona al azar r_1 individuos para la reproducción, así como r_2 individuos (distintos de los anteriores), destinados a morir.

Estas selecciones aleatorias tienen en consideración el valor de la función-objetivo de cada individuo, de tal manera que cuanto mayor es la función-objetivo, mayor es la probabilidad de que sea seleccionado para la reproducción, y menor es la probabilidad de que dicho individuo fallezca.

El resto de los λ ($r_1 + r_2$) individuos son considerados como neutros y pasan directamente a formar parte de la población en la siguiente generación.

2.17. Algoritmos Genéticos Paralelos.

En este apartado se introducirán tres maneras diferentes de explotar el paralelismo de los AG, por medio de los denominados modelos de islas.

2.17.1. Modelos de islas.

La idea básica consiste en dividir la población total en varias subpoblaciones en cada una de las cuales se lleva, a cabo un AG. Cada cierto número de generaciones, se efectúa un intercambio de información entre las subpoblaciones, proceso que se denomina migración.

La introducción de la migración, hace que los modelos de islas sean capaces de explotar las diferencias entre las diversas subpoblaciones, obteniéndose de esta manera una fuente de diversidad genética.

Cada sub-población es una "isla", definiéndose un procedimiento por medio del cual se mueve el material genético de una "isla" a otra.

La determinación de la tasa de migración, es un asunto de capital importancia, ya que de ella puede depender la convergencia prematura de la búsqueda.

Se pueden distinguir diferentes modelos de islas en función de la comunicación entre las sub-poblaciones. Algunas comunicaciones típicas son las siguientes:

- Comunicación en estrella, en la cual existe una subpoblación que es seleccionada como maestra (aquella que tiene mejor media en el valor de la

función-objetivo), siendo las demás, consideradas como esclavas. Todas las subpoblaciones esclavas mandan sus h_1 mejores individuos ($h_1 > 1$) a la subpoblación maestra la cual a su vez manda sus h_2 mejores individuos ($h_2 > 1$) a cada una de las subpoblaciones esclavas. Véase Figura 14.

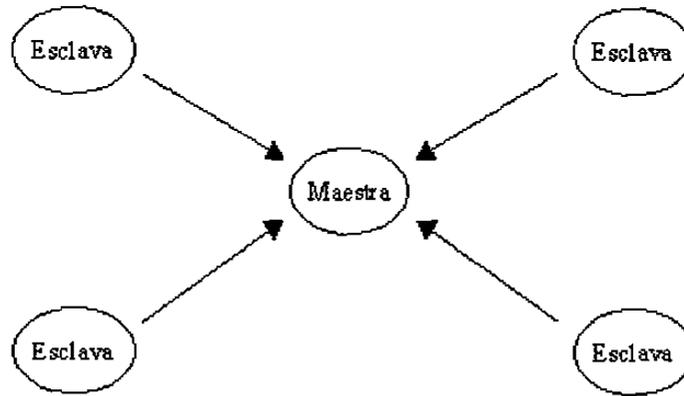


Figura 14. Algoritmo Genético Paralelo, modo de islas comunicación estrella.

Comunicación en red, en la cual no existe una jerarquía entre las subpoblaciones, mandando todas y cada una de ellas sus h_3 ($h_3 > 1$) mejores individuos al resto de las subpoblaciones. Véase Figura 15.

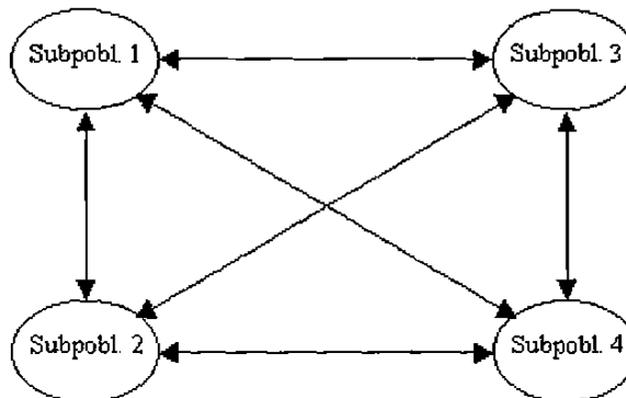


Figura 15. Algoritmo Genético Paralelo, modo de islas comunicación en red.

Comunicación en anillo, en la cual cada sub-población envía sus h_4 mejores individuos ($h_4 > 1$), a una población vecina, efectuándose la migración en un único sentido de flujo.

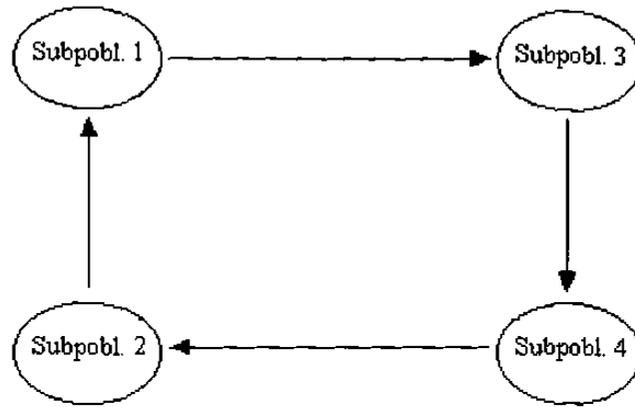


Figura 16. Comunicación en anillo.

2.18. Comparación con otros métodos de optimización.

2.18.1. Algoritmos Genéticos y Sistemas Expertos.

Un Sistema Experto es un programa de computadora que encuentra soluciones a problemas del tipo condicional con la estructura:

Si ocurren los hechos A,B,C,D, ¿cual sería el valor del suceso E?

Ejemplo: Si un análisis médico detecta los síntomas A, B, C y D en un paciente, ¿Cuál será la enfermedad del sujeto?

Ejemplo: Si el análisis geológico de una capa de suelo detecta la presencia de los compuestos químicos A, B, C y D ¿Es factible que exista petróleo en la misma?

Si bien existen en la literatura ejemplos de la utilidad de ésta técnica, las reglas deben ser provistas por un especialista (o varios) en el tema.

Por ende, se requiere que los conocimientos estén disponibles, que sean estructurados o factibles de ser estructurados (convertidos a reglas heurísticas) y que los hechos de la realidad, sean relativamente estáticos, es decir, que las causas para arribar a una

determinada conclusión no cambien, ya que cada vez que esto sucede, los expertos deben reelaborar las reglas, lo cual dificulta y retarda considerablemente la operatoria del sistema.

Los Sistemas Expertos tuvieron su apogeo en la década de los 80^{ss}, aproximadamente de 1979 a 1985. En esa época se les llegó a considerar verdaderas panaceas que resolverían muchos de los problemas cotidianos del hombre.

Incluso se formaron en ese entonces varias compañías con el objeto específico de realizarlos y comercializarlos, sabiéndose que algunos fueron exitosos y funcionaron bien, pero las dificultades planteadas anteriormente no tardaron en aparecer.

En particular, existen temas en los cuales el conocimiento no es estático, sino que la aparición de nueva información altera las pautas o reglas de inferencia de los resultados.

La necesidad permanente de reevaluar las reglas por medio de expertos humanos lleva al sistema a una operatoria lenta y burocrática.

Cada conocimiento nuevo implica re-entrenar manualmente el sistema. Los Sistemas Expertos demostraron no ser útiles en este campo.

Existen temas en los cuales la interrelación de ciertas variables no es conocida. Si la información disponible de cierto asunto es limitada y no se conoce el comportamiento de algunas de sus variables, el Sistema Experto tendrá grandes dificultades de programarse, ya que sus reglas serán imprecisas.

Los expertos no siempre estructuran su conocimiento ya que sabemos que existen numerosas personas que razonan por métodos empíricos, lo que hace que les resulte muy difícil traducir sus pensamientos o su método deductivo a reglas que la computadora pueda interpretar.

Un Sistema Experto no podrá llegar a resultados valederos cuando los especialistas en un tema no puedan tener estructurados sus pensamientos.

Por ejemplo, supóngase que se quiera programar un sistema experto para calificar obras de arte. Difícilmente se encontrará un crítico de arte que pueda estructurar las razones por las cuales considera "buena" o "mala" a una obra determinada.

En general, las palabras que pueda decir, resultarán a los oídos del programador del Sistema como una serie de subjetividades imposibles de sistematizar.

Luego de observar todo esto, se empezó a considerar a los Sistemas Expertos, como aptos solamente para entornos reducidos y con condiciones de ejecución acotadas.

La idea del Sistema Experto como "resolvidor universal de problemas" quedó sepultada.

Si bien la investigación básica de los AG es contemporánea a la de los sistemas expertos, la renovada importancia que se les dio en el ámbito científico, se produjo en paralelo a la desvalorización que sufrieron estos últimos.

Los AG se revalorizaron ya que poseen las siguientes ventajas competitivas:

- Solo necesitan asesoramiento del experto cuando se agregan o suprimen variables al modelo. Los Sistemas Expertos requieren la presencia del mismo ante cada modificación del entorno.
- Los AG solo requieren el asesoramiento del experto para identificar las variables pertinentes, aunque no es necesario que éstos definan sus valores ni sus relaciones (las reglas) iniciales o finales. Los Sistemas Expertos solo trabajan con las reglas y valores que les dictan los seres humanos.

2.18.2. Algoritmos Genéticos y Redes Neuronales.

Una red neuronal, es el intento de poder realizar una simulación computacional del comportamiento de partes del cerebro humano, mediante la réplica en pequeña escala de los patrones que éste desempeña para la formación de resultados, a partir de los sucesos percibidos.

El cerebro consta de unidades llamadas neuronas, las cuales están conectadas entre sí formando una red (de ahí la denominación " red neuronal ").

Concretamente, se trata de poder analizar y reproducir el mecanismo de aprendizaje de sucesos que poscen los animales más evolucionados.

La red simula grupos de neuronas, llamados " capas " las cuales están relacionadas unas con otras. Los datos se introducen en la primera capa, llamada "capa de entradas". Cada capa, transfiere la información a sus vecinas, teniendo un peso o ponderación para los valores, lo que va modificando los mismos en su paso a través de la red.

Cuando los datos llegan a la última de las capas, llamada " capa de salida ", el valor resultante es tomado como el resultado de la red.

La red puede ser entrenada para diversos usos, entre ellos como mecanismo de optimización. En este sentido, se puede expresar que serían un modelo alternativo competitivo con los AG, si se las programara para este fin.

En rigor de verdades, la literatura sugiere que se podrían hacer modelos mixtos o híbridos, en donde se combinen las ventajas de las redes neuronales y los AG, aunque hay muy poco material disponible en este campo.

Tal vez esto se deba al hecho que los AG y el estudio de las redes forman dos ramas o escuelas separadas dentro de la inteligencia artificial, por lo que existe una preferencia

en los investigadores en perfeccionar alguno de los dos modelos antes que tratar de unirlos.

2.18.3. Algoritmos genéticos y lógica borrosa.

La lógica borrosa trata de acercar la matemática al lenguaje impreciso del hombre común. El ser humano se maneja habitualmente con conceptos vagos, los cuales no pueden ser representados por la matemática tradicional.

Si se pregunta a una serie de personas acerca del estado del clima, es factible que las respuestas sean del tipo:

- "Hace mucho calor".
- "Hace frío"
- "Hoy llovió mucho"
- "No llovió casi nada: Apenas unas gotitas"

Si alguien responde a la pregunta en forma concreta, su respuesta se parecería a:

"En este momento hay 30 grados centígrados y se espera que para el resto del día la temperatura se eleve hasta los 35 grados, para luego decaer a 20 grados a lo largo de la noche".

Este tipo de respuesta parece extractada del parte meteorológico del noticiero. Esperamos oír algo similar cuando miramos la televisión, pero no tenemos la expectativa de hacerlo cuando le preguntamos al compañero de trabajo que acaba de llegar si hace calor afuera del edificio.

Tenemos entonces que el hombre se maneja con términos vagos, para muchas de las acciones de su vida.

Una matemática estructurada para trabajar con conceptos precisos, no puede entonces representar estos conceptos. La lógica borrosa trata de poder incorporar métodos para que conceptos vagos puedan ser utilizados como funciones matemáticas.

Esta ha tenido una utilidad práctica inmediata en los mecanismos de control de las maquinarias. La lógica borrosa no es un mecanismo de optimización en sí mismo, pero vuelve más flexibles a los sistemas de control de los dispositivos electrónicos, por lo que podríamos decir que se trata de un método optimizado de control.

La difusión que ha tenido en el mundo, se le debe en gran parte a la incorporación que han hecho los japoneses durante la década de los 80's de estas técnicas en los productos que comercializan mundialmente, en especial los electrodomésticos. (No es raro ver un lavarropas o una heladera de marca japonesa con el logotipo de Lógica Borrosa incorporado).

La formulación de este tipo de reglas, es mucho más sencilla de entender y explicar por los expertos humanos, que deben introducir las mismas. Así mismo, la programación del software es más simple al igual que su mantenimiento.

La lógica borrosa trabaja con las llamadas funciones borrosas, las cuales permiten efectuar las condiciones descriptas precedentemente.

Ejemplo: Para definir la función "mucho" dentro de una serie de valores se procede de la siguiente manera:

- Se toma la serie, se la ordena de mayor a menor y se extrae el valor mas grande y el valor mas chico. Estos valores corresponden al límite superior y al límite inferior de la serie.

Tenemos entonces que dada una serie variando de a_0 hasta a_n elementos:

$$LS(a_0..a_n) = \text{Maximo}(a_0..a_n)$$

Ecuación 1.

- Se establece como amplitud de la serie la diferencia del límite superior y el inferior:

$$A = LS(a_0..a_n) - LI(a_0..a_n)$$

Ecuación 2.

- La función "mucho" queda definida como:

$$f(x, A) = \frac{x}{A}$$

Ecuación 3.

En una serie de números naturales, cuyos valores estén entre 0 y 1000 ; $A=(LS-LI)$;
 $A=(1000-0)$; $A=1000$

La función " mucho " fue definida como x/A , por lo que variará desde $0/1000$ para $x=0$ hasta $1000/1000$ para $x=1000$. Tendremos entonces un rango de valores entre 0 y 1.

$$0 \leq f(x, A) \leq 1$$

Ecuación 4.

Para facilitar los cálculos, si la serie no comienza de 0 o contiene valores negativos, conviene convertirla en serie de números positivos sumando a cada término el valor máximo negativo.

Ejemplo: la serie de $\{-3 -2 -1 0 1 2 3 4 5\}$ puede ser convertida en $\{0 1 2 3 4 5 6 7 8\}$ sumándole 3 a todos los términos.

La serie $\{3, 4, 5, 6\}$ puede ser convertida en $\{0, 1, 2, 3\}$ restándole 3 a todos los términos.

Por ello, la ecuación 3 se transforma en:

$$LI_0(a_0..a_n) = \text{Minimo}(a_0..a_n)$$

$$LS_0(a_0..a_n) = \text{Maximo}(a_0..a_n)$$

Ecuación 5.

Donde LI_0 y LS_0 representan los límites originales. Estos límites se normalizan a LS_1 y LI_1 llevando la serie al rango $\{0..n\}$.

$$LI_1(a_0..a_n) = LI_0(a_0..a_n) - LI_0(a_0..a_n) = 0$$

$$LS_1(a_0..a_n) = LS_0(a_0..a_n) - LI_0(a_0..a_n)$$

Ecuación 6.

Existe la posibilidad de planear la arquitectura de un AG, para que sus funciones de convergencia y control, así como sus operadores genéticos, estén basados en lógica borrosa.

El AG estaría entonces programado para la supervivencia ante entornos borrosos. Esto acarrearía por un lado, la ventaja de la programación de las mismas, aunque tendría un efecto en la supervivencia indistinta de ciertos especímenes con similar valor de la función borrosa aunque diferente valor absoluto.

Ejemplo: Si se programa el AG para seleccionar los especímenes con valores "altos", esto dará igual ponderación a un ejemplar con un 90% de rendimiento (de la función "alto") que a uno con el 92% de la misma función. (Ambos son "altos").

Sin lógica borrosa el segundo ejemplar sería más competitivo que el primero y lo aniquilaría. Dado que el efecto de utilizar o no esta lógica cambia la arquitectura del AG, su implementación no es en si misma ni buena ni mala, dependiendo de los objetivos del programador y de los resultados esperados.

2.19. Partes esenciales de la función geonómica dentro de un plan de producción.

2.19.1. Función Objetivo.

El funcionamiento de la función geonómica, casi siempre referida como función-objetivo, consiste de dos partes, cada una basada en el programa que representa la misma función geonómica.

La primera parte, es una medida de satisfacción a una restricción, la segunda parte, esta basada en la función del programa de producción con respecto a sus objetivos. Dado que la función geonómica representa directamente al programa de producción, al calcular ambos, se hace un cálculo completo.

2.19.2. Restricciones.

La mayor parte de las medidas de restricción, están basadas en perfiles de recursos, los que definen la disponibilidad de recursos o el consumo de recursos como una función de tiempo.

2.19.3. Disponibilidad de recursos.

Una parte importante en el proceso de planeación de un proyecto de balanceo de línea, es una definición correcta y acertada de la disponibilidad de recursos.

Para cada recurso, existirá un patrón de disponibilidad que puede ser generado, para indicar cuando y cuanto de esos recursos, estará disponible. Algunos ejemplos de disponibilidad de recursos y patrones de requerimientos serán ilustrados en la figura 17.

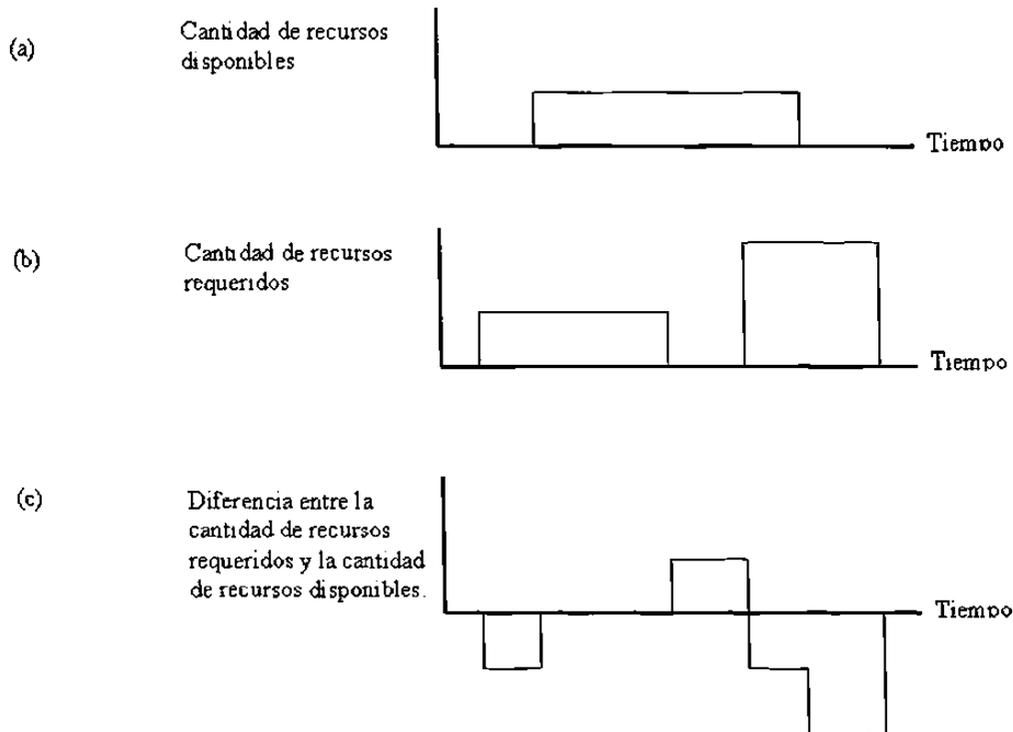


Figura 17. Disponibilidad de recursos disponibles, requeridos y su diferencia.

La disponibilidad de recursos, requerimientos y los patrones de factibilidad del programa. (a), representa la disponibilidad de recursos en función del tiempo, (b) muestra el requerimiento de recursos, y (c) es el resultado de sustraer los recursos requeridos a los recursos disponibles.

Cualquier segmento negativo en la grafica (c), muestra la falta de factibilidad del programa de producción debido a que hay más recursos requeridos que disponibles.

La factibilidad del programa con respecto a los recursos disponibles, es calculada mediante la comparación del total de recursos disponibles contra el total de recursos requeridos.

Esta clase cálculos, nos muestra, no solo que tan factible es el programa, sino también el grado de factibilidad que tiene o si es totalmente infactible.

2.19.4. Restricciones temporales.

Si una tarea debe ser comenzada en un momento específico, entonces el tiempo de comienzo correspondiente en código genético será ajustado por los operadores genéticos, de tal manera que las tareas empiecen siempre a un mismo tiempo.

Si un recurso esta disponible solamente por un periodo de tiempo, esto se reflejara en el plan de disponibilidad para este recurso.

2.19.5. Objetivos.

Hay muchas maneras de medir diferentes de medir el desempeño de un programa de producción. A continuación se muestran algunas de las más comunes:

2.19.6. Fechas límite y tardanzas.

El desempeño de muchos proyectos es medido en términos de fechas límite y tardanzas en finalizar un proyecto. Estas mediciones son calculadas directamente del programa de producción.

Por ejemplo, si un programa indica que el 65% del proyecto debe estar completado para determinada fecha, entonces el desempeño del proyecto puede ser calculado directamente a este parámetro.

Si cada tarea tiene una fecha limite de cumplimiento x_i , especificada en el programa de producción y una fecha de cumplimiento d_i , determinada del plan de factibilidad del programa, entonces el nivel de tardanza será la diferencia de $d = f_i - x_i$ donde d es truncado a cero (las tareas terminadas antes de tiempo no son tardías).

La medida de tardanza en un proyecto es simplemente el promedio de tardanza de cada una de las tareas individuales.

2.19.7. Costo del proyecto de manufactura.

El costo total de un programa puede ser determinado al sumar los costos individuales de cada actividad dada y los costos de los recursos aplicados a esa actividad.

Dado que el plan de producción se encuentra perfectamente definido, cualquier código genético puede ser usado para calcular un valor presente neto, o cualquier otra medida de costo. Si cada tarea tiene un costo definido, c_i entonces el costo total es simplemente la suma de todos los costos.

2.19.8. Conclusión del proyecto.

La longitud de tiempo requerido para completar un programa de producción esta calculado directamente de la información obtenida del proyecto establecido. La conclusión es simplemente el momento de finalización de la última tarea.

3. RESULTADOS

3.1. Aplicación de AG a una línea de producción de la Compañía Datacom de México.

3.1.1. Definición del problema.

Datacom de México es una compañía establecida en Reynosa, Tam., desde 1976 y está dedicada al ensamble de impresoras de uso industrial de tipo matricial. La planta produce dos tipos de marcas de impresoras: Genicom y Tally.

En este caso específico se aplicaran los AG a la línea de ensamble final de impresoras Tally.

La línea Tally esta dividida a su vez en dos sub-líneas donde se construyen cuatro tipos de impresoras, que se muestran a continuación con su respectivo pronostico de ventas mensuales, este pronostico ha sido proporcionado por el departamento corporativo de ventas, donde de acuerdo a estudios de mercado, estadísticas y otros datos, se asegura la venta de estas unidades una vez producidas:

	Familia	Ventas Esperadas Mensual en Unidades (2004)	Margen de utilidad (en Dolares americanos) por unidad
Linea Tally-1	T6215	190	\$250
	T6218	150	\$275
Linea Tally-2	T6306	120	\$340
	T6312	110	\$345
	Total	570	

Tabla 2. Ventas esperadas por mes de impresoras Tally para 2004.

El flujo de la línea se muestra a continuación:

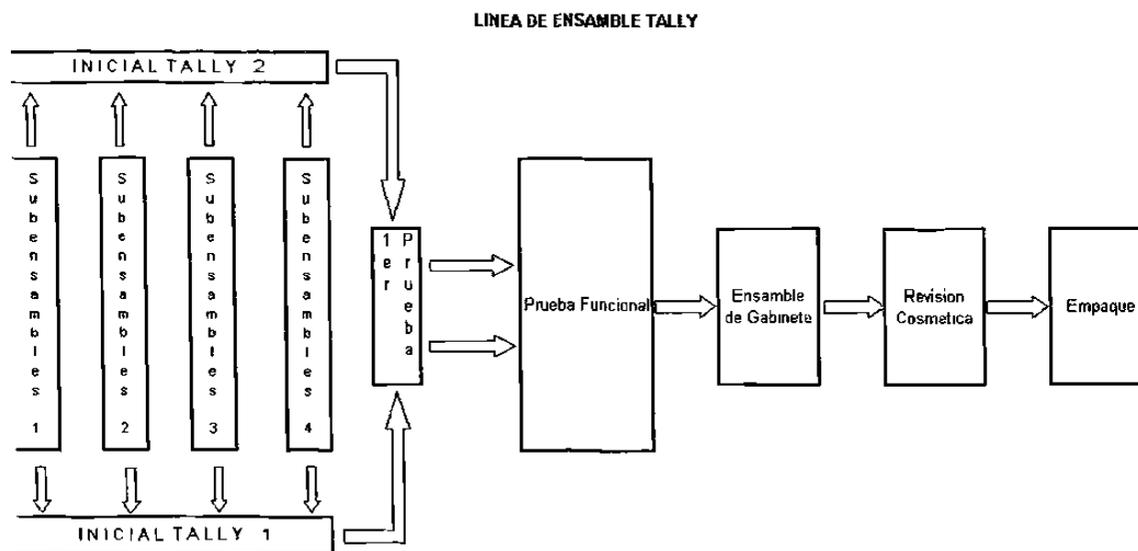


Figura 18. Flujo de manufactura de impresoras de la línea Tally.

Condiciones actuales de la línea Tally:

- Existen cuatro sub-líneas internas, estas alimentan a su vez a las dos líneas de ensamble inicial.
- En general, la capacidad instalada en la línea de para 460 impresoras mensuales.
- Solo se puede correr una sub-línea a la vez (Tally 1 o Tally 2) nunca las dos al mismo tiempo
- El único cuello de botella en la línea se encuentra en las dos sub-líneas de ensamble inicial, en el resto del proceso el material fluye sin problemas.
- Se requiere de un tiempo de 30 min. para hacer un cambio de línea, de Tally 1 a Tally 2 o viceversa, cuando se lleva a cabo en horas hábiles, este tiempo se considera tiempo muerto por cambio de modelo.

Definición de la función objetivo:

Dadas las condiciones actuales, se ha definido la siguiente función objetivo:

$$\text{Max } Z = \$250T6215 + \$275T6218 + \$340T6306 + \$345T6312$$

Donde:

T6215 es igual al número de impresoras T6215 a construir,

T6218 es igual al número de impresoras T6218 a construir,

T6306 es igual al número de impresoras T6306 a construir y

T6312 es igual al número de impresoras T6312 a construir.

Por lo tanto, se busca maximizar la ganancia, construyendo la combinación correcta de impresoras de las diferentes familias.

Sujeto a:

$T6215 \leq 190$

$T6218 \leq 150$

$T6306 \leq 120$

$T6312 \leq 110$

$T6215 + T6218 + T6306 + T6312 \leq 460$ El total de impresoras a construir no debe exceder la capacidad mensual.

$HT1 \neq HT2$ El momento en el que se corre la línea Tally 1 debe ser desigual al momento en el que se corre la línea Tally 2, esto debido al factor mencionado de que se puede correr solo una línea a la vez.

Restricción de no negatividad:

$T6215, T6218, T6306, T6312, HT1, HT2 \geq 0$

3.2.1. Implementación del problema a un AG:

Se codificó los parámetros, objetivos y restricciones de este problema a un programa de AG generado en código fuente C++ por 200 generaciones, se utilizó el operador de mutación con los siguientes resultados:

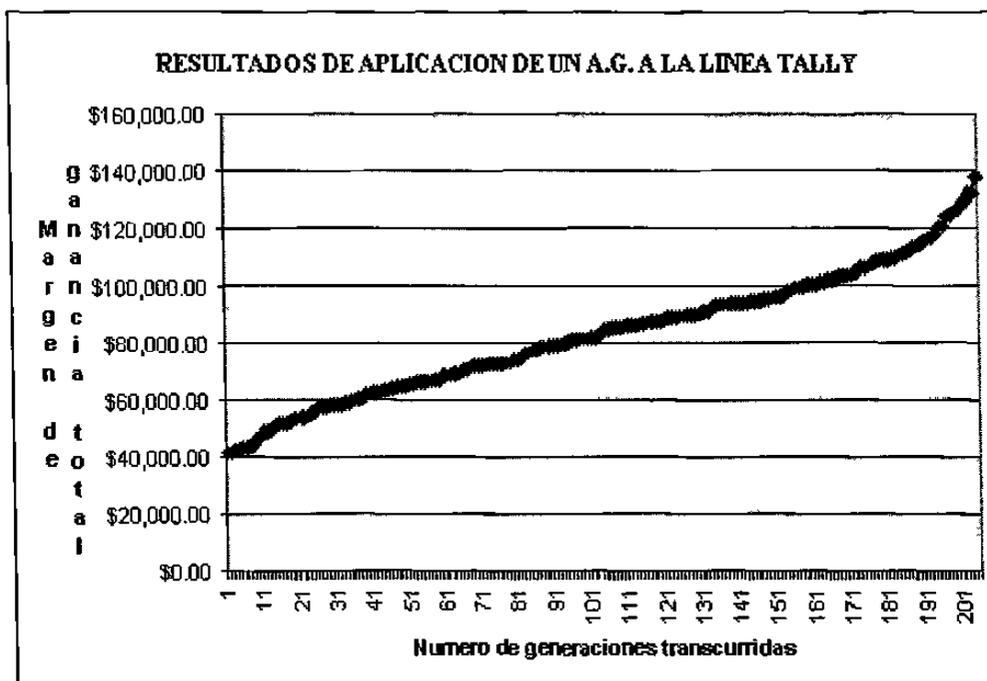


Figura 19. Resultado medio después de correr el algoritmo por 200 generaciones.

Después de haber ejecutado el algoritmo, nótese el incremento en la media del margen de ganancia total hasta llegar a \$138,255.00 Dlls., siempre respetando todas las restricciones y arrojando el siguiente resultado para la línea de ensamble:

	Familia	Cantidad de unidades a construir	Margen de utilidad (en Dolares americanos) por unidad	Margen de utilidad total (en Dolares americanos) por familia
Linea Tally-1	T6215	117	\$250.0	\$29,250.0
	T6218	120	\$275.0	\$33,000.0
Linea Tally-2	T6306	117	\$340.0	\$39,780.0
	T6312	105	\$345.0	\$36,225.0
	Totales	458	Utilidad Total	\$138,255.0

Tabla 3. Mezcla de modelos a construir en la línea de producción arrojados por el AG.

Estos resultados fueron obtenidos mediante el uso de un programa computacional generando un AG y no se hizo ningún ajuste al programa para ir “manualmente” mejorando los resultados, es decir, esta mejora de resultados se dio gracias a la forma en que el Algoritmo opera.

Nótese que la cantidad total a construir mostrada en la tabla 3, no alcanza la capacidad máxima de producción, esto es debido a que en primer lugar no se le introdujo al AG ninguna variable o restricción que le indicara que debería alcanzar la capacidad límite (460 piezas).

Por otra parte, el Algoritmo se corrió por 200 generaciones, por lo que existe cierta posibilidad de haber alcanzado la capacidad límite, en caso de haber corrido el Algoritmo por una cantidad mayor de generaciones, sin que esto signifique que se ha llegado a la solución óptima, ya que aun y cuando se utilice la capacidad máxima, puede suceder que la combinación propuesta por el Algoritmo no se la mas óptima o la que deje las mejores ganancias marginales.

4. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

4.1. Conclusiones.

Se puede decir en general que los AG representan una mejor opción, comparados contra otros métodos de optimización, donde se tenga que trabajar con actividades y restricciones múltiples.

Cualquier combinación o restricción que se le agregue al AG, no le robara o reducirá su rendimiento y utilidad. De hecho, en algunos casos se hace mas fácil para el algoritmo la búsqueda de solución optima cuando se le agregan mas variables y restricciones, lo cual se presenta en caso inverso para los otros métodos de optimización tradicionales.

En referencia a la hipótesis propuesta al inicio de este documento, si bien la aplicación del AG no garantiza que se haya llegado a la máxima solución optima, si ha garantizado una solución muy cercana a la optima en un problema de optimización complicado.

Aunque pudieron haberse encontrado otras soluciones mediante el uso de otras técnicas de optimización de recursos como pueden ser la programación lineal, el método de ruta critica, o cualquier otro método de optimización mas exacto, se puede hacer notar el hecho de que el uso de AG constituye un arma muy poderosa para la solución de este tipo de problemas.

Mientras más complejo se vuelve un problema de optimización, ya sea por la gran cantidad de objetivos y restricciones o por la complejidad misma del proceso de

producción, la aplicación de otros métodos existentes se volverá más difícil de llevar o incluso puede llegar a ser imposible, mientras que el uso de AG en este tipo de problemas, seguirá siendo una alternativa totalmente viable.

Los AG constituyen un excelente método de solución de problemas con una mezcla de variables continuas y discretas.

Sin embargo, su implementación es algo trivial y a veces un poco difícil, debido a que requieren de un mecanismo efectivo de codificación del problema y decodificación de resultados.

La representación y ejemplo expuesto en este trabajo es relativamente pequeño, en comparación con los múltiples campos y áreas de estudio donde se pueden aplicar los AG, cada día surgen nuevas investigaciones y nuevos campos de aplicación para este método de optimización, no solo aquellos que se refieren a la optimización de recursos, también es posible aplicar esos algoritmos, a otras clases de problemas, sobretodo en los que por su naturaleza, resultan ser muy complejos y difíciles de implementar en otros métodos mas tradicionales.

4.2. Recomendaciones.

Debido a que existe también la posibilidad de hacer mejor un AG, al aplicar ciertas técnicas sobre él, como puede ser el mejorar la representación de las variables del problema o mejorar los operadores, se recomienda revisar detalladamente el proceso de implementación al aplicar un algoritmo a un problema determinado, esto con el fin de poder detectar las posibles áreas de mejora.

Se sugiere que los AG, vienen a representar un gran avance en casos de solución de problemas de optimización de recursos, incluyendo el área de balanceo, de líneas con una mezcla de componentes continuos y discretos, esto gracias a su operabilidad y la

efectividad con la que el algoritmo funciona una vez implementado adecuadamente, y no importando la complejidad del problema.

Sin embargo, no debe tomarse a estos como una técnica que “soluciona todo” ya que como se menciona en este documento, existen ciertas desventajas de usar esta técnica, las cuales deben ser tomadas en cuenta.

Al momento de definir que técnica de optimización será utilizada para resolver cierto problema, no siempre se puede decir en automático que los AG son la mejor opción, es necesario tomar en cuenta todos los aspectos del problema, revisar a detalle cada uno de sus puntos críticos y poder reunir toda la información posible en referencia a ese problema.

Una vez realizada la evaluación correspondiente entonces se podrá advenir a una decisión adecuada y se podrá decidir si los AG, son una solución operable para la resolución del mismo.

BIBLIOGRAFÍA

Ajenblit D., Wainwright R (2004). “Aplicación de algoritmos genéticos al problema de balanceo de líneas en forma de U”. Departamento de computación y matemáticas. Universidad de Tulsa. Oklahoma, E.U.

Arias C. (2003). “Organización de los sistemas productivos”. www.gestiopolis.com.

Baybars I. (1984). “Un modelo heurístico eficiente para el problema simple de balanceo de líneas”. Revista GSIA vol. 64.

Davis L. (1991). “Manual de bolsillo de Algoritmos Genéticos”. Editora Nostrand Reinhold.

Felkauner E. (1999). “Algoritmos genéticos y problemas de agrupación”. Publicaciones Morgan Kaufman. San Francisco, California.

Felkauner E. (1995). “Solución de problemas de asignación de recursos mediante el uso de algoritmos genéticos”. Sexta conferencia internacional de algoritmos genéticos. Publicaciones Morgan Kaufman. San Francisco, California.

Herran M. (2003). “Computación Evolutiva”. <http://www.redcientifica.com/gaia/>

Hillier F., Lieberman G. (2001). “Investigación de Operaciones”. Editorial McGraw Hill. México.

Karp R.M. (1972). “Reducción de riesgos en problemas combinatoriales”. La complejidad de las aplicaciones combinatoriales. Editorial Plenum.

Leu Y., Matheson R., Rees L. (1989). "Balanceo de Líneas de Ensamble mediante el uso de Algoritmos Genéticos". Editorial Arbor. Michigan, E.U.

Mitchell M. (1996). "Introducción a los Algoritmos Genéticos". Boletín MIT. Ontario, Canadá.

Mitenburg G.J., Wijngard J. (1994). "El problema del balanceo de líneas en forma de U". Revista Administración y Ciencia, vol. 40, No 10.

Pelikan M., Parthasarathy P., Ramraj A. (2004). "Algoritmos genéticos en paralelo de grano fino con Charm++". www.acm.org/crossroads/espanol/xrds8-3/fine-grained.html

Quijano A. (2003). "Origen y etapas de la producción". www.gestiopolis.com.

Render B., Heizer J. (1996). "Principios de Administración de Operaciones". Primera Edición. Editorial Pertinence Hall. México.

Republica del Saber (2002). "Algoritmos Genéticos". www.republicadelsaber.com/geneticos.html

Tsujimura Y. (1995). "Solución a problemas de programación de tareas mediante el uso de técnicas difusas y algoritmos genéticos". Tercera conferencia internacional de computación e industria.

Vargas A. (2004). "Aplicaciones de la inteligencia artificial en problemas de producción". www.gestiopolis.com.

Wen C. (2004). "Ventajas de balanceo de líneas y conglomerados mediante el uso de algoritmos genéticos". Fosee Multimedia. Malacca, Malasia.

Whitley D., Starkweather T., Fuquay D., (1989). "El problema de programación y el problema del agente viajero". Publicaciones Morgan Kaufman. San Francisco, California.

Zakarian A. (2000). "Dominio, conocimiento y representación de algoritmos genéticos para la resolución de problemas del mundo real". Publicaciones Morgan Kaufman. San Francisco, California.

APÉNDICE A

GLOSARIO DE TÉRMINOS

- Azar.** Relacionado con la casualidad o con los casos fortuitos.
- Codificación.** Acción de formular un mensaje siguiendo las reglas de un código.
- Convergencia.** Concurrir al mismo fin los dictámenes u opiniones.
- Cromosoma.** Elemento del interior del núcleo, que desempeña un papel importante en la división celular y en la transmisión de caracteres hereditarios.
- Estocástica.** Perteneciente o relativo al azar.
- Evolución.** Desarrollarse los organismos o las cosas, pasando de un estado a otro.
- Función Objetivo.** Expresión matemática de la programación lineal que maximiza o minimiza alguna cantidad, normalmente la utilidad o el costo.
- Genético.** Relativo al estudio de la variabilidad y los factores de herencia en los seres vivos.
- Heurística.** Parte de la historia que se ocupa de la investigación documental.
- JAT (Justo a tiempo).** Sistema enfocado a la reducción del desperdicio que se presenta en la recepción y en la inspección de entrada, también reduce el exceso de inventario, la calidad baja y los retrasos.
- Lógica borrosa.** Sistema que trata de acercar la matemática al lenguaje impreciso del hombre común.
- Mutación.** Cualquiera de las alteraciones producidas en la estructura o en el número de los genes o de los cromosomas de un organismo, que se transmite a los descendientes por herencia.
- Paralelo.** Dijese de las reglas o planos equidistantes entre si y que por mas que se prolonguen no pueden encontrarse.
- Recurso.** Medio a que se recurre o del que se dispone para lograr algo.
- Restricción.** Limitación o modificación aplicada bajo cierta condición.
- Sistema Experto.** Programa de computadora que encuentra soluciones a problemas del tipo condicional con la estructura.

RESUMEN AUTOBIOGRÁFICO

Victor Gabriel Vergara Canizales autor de esta tesis busca obtener el grado de Maestro en Ciencias de la Administración con especialidad en Producción y Calidad mediante esta tesis titulada “Aplicación de Algoritmos Genéticos en el Balanceo de Líneas de Producción”.

Nacido en Cd. Reynosa, Tamaulipas, hijo de Gabriel Vergara Canales y Raquel Canizales Alvarado, egresado de la Universidad Autónoma de Tamaulipas, de la Unidad Académica Multidisciplinaria Reynosa-Rodhe, ejerciendo la profesión en el área de Planeación de Producción y Planeación Estratégica desde 1997.

