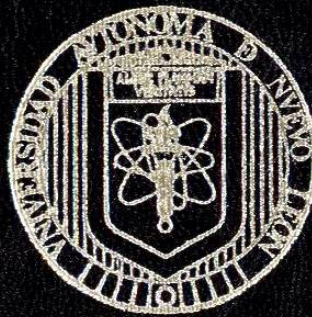


UNIVERSIDAD AUTONOMA DE NUEVO LEON

FACULTAD DE INGENIERIA MECANICA Y ELECTRICA
SUBDIRECCION DE ESTUDIOS DE POSTGRADO



APLICACION DE ALGORITMOS GENETICOS PARA
LA ASIGNACION DE CARGA ACADEMICA EN
INSTITUCIONES DE EDUCACION SUPERIOR

POR

ING. JAIME DAVID JOHNSTON BARRIENTOS

TESIS

EN OPCION AL GRADO DE MAESTRO EN CIENCIAS DE LA
ADMINISTRACION CON ESPECIALIDAD EN SISTEMAS

SAN NICOLAS DE LOS GARZA, N. L.

FEBRERO DE 2000

2
J6
2000
FIME
.M2
Z5853
FM

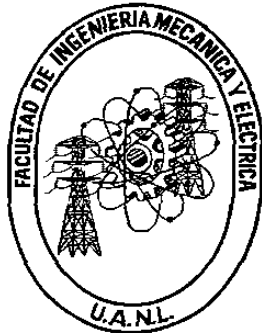
APLICACION DE ALGORITMOS GENETICOS PARA LA ASIGNACION DE
CARGA ACADÉMICA EN INSTITUCIONES DE EDUCACION SUPERIOR

J. D. J. B.



1020130069

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN
FACULTAD DE INGENIERÍA MECÁNICA Y ELÉCTRICA
DIVISIÓN DE ESTUDIOS DE POSTGRADO



APLICACIÓN DE ALGORITMOS GENÉTICOS
PARA LA ASIGNACIÓN DE CARGA ACADÉMICA
EN INSTITUCIONES DE EDUCACIÓN SUPERIOR

POR

ING. JAIME DAVID JOHNSTON BARRIENTOS

TESIS

EN OPCIÓN AL GRADO DE
MAESTRO EN CIENCIAS DE LA ADMINISTRACIÓN
CON ESPECIALIDAD EN SISTEMAS

SAN NICOLÁS DE LOS GARZA, N.L. FEBRERO DE 2000

316143

711
Z5853
•M2
FIME
2000
J6



FONDO
TESIS

36 - febrero - 08
36 - ...

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN
FACULTAD DE INGENIERÍA MECÁNICA Y ELÉCTRICA
DIVISIÓN DE ESTUDIOS DE POSTGRADO

Los miembros del comité de tesis recomendamos que la tesis APLICACIÓN DE ALGORITMOS GENÉTICOS PARA LA ASIGNACIÓN DE CARGA ACADÉMICA EN INSTITUCIONES DE EDUCACIÓN SUPERIOR, realizada por Ing. Jaime David Johnston Barrientos, sea aceptada para su defensa como opción al grado de Maestro en Ciencias de la Administración con especialidad en Sistemas.

El Comité de Tesis



Asesor

Dr. Ernesto Vázquez Martínez



Coasesor

Dr. Oscar L. Chacón Mondragón



Coasesor

M.C. Roberto Villarreal Garza



Vo. Bo.

M.C. Roberto Villarreal Garza

División de Estudios de Postgrado

San Nicolás de los Garza, Nuevo León, a 17 de febrero de 2000

DEDICATORIAS

A mi familia: Por su apoyo durante la realización de mis estudios y su comprensión e impulso durante la elaboración de este trabajo.

A mis alumnos: Quienes me motivan y exigen a seguir en constante superación.

AGRADECIMIENTOS

Quiero manifestar mi agradecimiento al Dr. Ernesto Vázquez Martínez, asesor de este trabajo y al coasesor Dr. Oscar Leonel Chacón Mondragón por su paciencia, interés, dedicación y comentarios tan acertados durante la elaboración de esta investigación.

De igual forma agradezco a todos los maestros que compartieron sus conocimientos y que de una u otra forma contribuyeron durante el avance de los estudios de maestría.

También quiero expresar mi gratitud al Instituto Tecnológico de Nuevo Laredo por permitirnos usar sus instalaciones y brindarnos la oportunidad de continuar nuestros estudios.

RESUMEN

Fecha de graduación: Febrero 2000

Jaime David Johnston Barrientos

Universidad Autónoma de Nuevo León

Facultad de Ingeniería Mecánica y Eléctrica

Título del Estudio: **APLICACIÓN DE ALGORITMOS GENÉTICOS
PARA LA ASIGNACIÓN DE CARGA
ACADÉMICA EN INSTITUCIONES DE
EDUCACIÓN SUPERIOR**

Número de páginas: 85 Candidato para el grado de Maestría en
Ciencias de la Administración con
especialidad en Sistemas

Área de estudio: Sistemas

Propósito y Método del Estudio: El problema de asignación de carga académica en una institución de educación superior es complejo debido a la cantidad de restricciones que se presentan y el criterio con el que se aplican. El propósito de este trabajo es presentar un sistema computacional capaz de encontrar la asignación óptima de clases, maestros y horarios utilizando un algoritmo genético. Se realizaron pruebas al sistema tomando como datos de entrada los requerimientos en un período determinado en la carrera de Ingeniería en Sistemas Computacionales del Instituto Tecnológico de Nuevo Laredo y una lista de los maestros disponibles así como su horario. Se desarrolló un esquema de representación que permite aplicar los operadores genéticos de selección, cruce, mutación y elitismo para generar poblaciones que contengan las soluciones al problema.

Contribuciones y conclusiones: El sistema muestra un comportamiento muy bueno considerando que encuentra soluciones con mejor aptitud que la realizada en forma manual además, reduce considerablemente el tiempo de elaboración de horarios y puede ser adaptado fácilmente a cualquier institución de educación superior.

FIRMA DEL ASESOR:



Dr. Ernesto Vázquez Martínez

CONTENIDO

Capítulo	Página
1. INTRODUCCIÓN.....	1
1.1 Motivación.....	1
1.2 Objetivo.....	2
1.3 Justificación.....	2
1.4 Limitaciones y alcance.....	3
1.5 Estructura de la tesis.....	4
2. ASIGNACIÓN DE CARGA ACADÉMICA EN UNA INSTITUCIÓN DE EDUCACIÓN.....	5
2.1 Introducción.....	5
2.2 Descripción del problema.....	6
2.3 Variables involucradas.....	6
2.4 Modelo general del problema.....	7
2.5 Características de la asignación de carga académica en el Instituto Tecnológico de Nuevo Laredo (ITNL).....	8
2.6 Caso de estudio.....	10
2.6.1 Descripción.....	10
2.6.2 Datos.....	10
2.6.3 Resultados del caso de estudio.....	20
2.7 Conclusiones del capítulo.....	23
3. ALGORITMOS GENÉTICOS (AG).....	24
3.1 Introducción a la Inteligencia Artificial (IA).....	24
3.1.1 Definición de IA.....	25
3.1.2 Áreas de aplicación.....	26
3.1.3 Técnicas de búsqueda de soluciones aplicando IA.....	27
3.2 Definición de AG.....	29
3.3 Características de los AG.....	30
3.4 Diferencias entre AG y los métodos tradicionales de búsqueda.....	31
3.5 Esquemas de representación.....	32
3.6 Operadores.....	35

3.7 Aplicaciones de los AG.....	39
3.8 Caso de estudio.....	39
3.9 Conclusiones del capítulo.....	44
4. DISEÑO DE UN AG PARA LA ASIGNACIÓN ÓPTIMA DE CARGA	
ACADÉMICA.....	46
4.1 Introducción.....	46
4.2 Definición de datos involucrados.....	46
4.2.1 Información de grupos-materias.....	48
4.2.2 Información de maestros.....	48
4.3 Representación del cromosoma.....	50
4.4 Definición de la función de aptitud.....	51
4.5 Generación de población inicial.....	53
4.6 Operadores genéticos.....	53
4.6.1 Selección.....	54
4.6.2 Cruza.....	54
4.6.3 Mutación.....	55
4.6.4 Elitismo.....	56
4.7 Selección de parámetros.....	57
4.8 Descripción del sistema.....	58
4.9 Conclusiones del capítulo.....	61
5. RESULTADOS.....	62
5.1 Introducción.....	62
5.2 Caso de análisis.....	62
5.2.1 Descripción.....	63
5.2.2 Características de la solución actual.....	63
5.2.3 Efecto de los parámetros en la aptitud de los cromosomas.....	64
5.3 Conclusiones del capítulo.....	69
6. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES.....	70
6.1 Introducción.....	70
6.2 Conclusiones.....	70
6.3 Aportaciones.....	72
6.4 Recomendaciones para investigaciones futuras.....	72

BIBLIOGRAFÍA.....	74
APÉNDICE A.- Nomenclatura.....	76
APÉNDICE B.- Glosario.....	78
APÉNDICE C.- Diagramas de flujo.....	81

LISTA DE FIGURAS Y TABLAS

Figura o tabla	Página
2.1 Modelo esquemático de asignación académica.....	7
2.2 Diagrama de flujo de asignación de carga académica en el ITNL.....	9
2.3 Matriz de seguimiento escolar.....	11
2.4 Requerimientos de grupos-materias.....	12
2.5 Plan reticular de los cuatro primeros semestres de la carrera de Ing. en Sistemas Computacionales del ITNL.....	13
2.6 Relación de materias con catedráticos según su perfil profesional.....	13
2.7 Disponibilidad de horario de los maestros.....	14
2.8 Tabla de resultados de horarios del caso de estudio.....	21
3.1 Definiciones de IA.....	25
3.2 Comportamiento de un AG en un EE.....	32
3.3 Problema de optimización de la caja negra.....	33
3.4 Representación no binaria de un cromosoma.....	35
3.5 Operador de cruzamiento con un punto fijo.....	37
3.6 Operador de cruzamiento con dos puntos fijos.....	37
3.7 Pseudo-código de un AG.....	40
3.8 Población inicial de cromosomas.....	41
3.9 Formación de la ruleta en base al nivel de aptitud de cada cromosoma.....	41
3.10 Cruzamiento de los cromosomas 1 y 2.....	42
3.11 Cruzamiento de los cromosomas 3 y 4.....	43
3.12 Segunda generación de cromosomas.....	44
4.1 Codificación de la jornada de clases.....	47
4.2 Estructura del archivo de grupos-materias.....	48
4.3 Estructura del archivo de maestros.....	49
4.4 Matriz de disponibilidad de horario de maestros.....	49
4.5 Representación no binaria de un gene.....	50
4.6 Representación no binaria de un cromosoma.....	51
4.7 Ejemplo de cruza uniforme.....	55
4.8 Ejemplo de mutación.....	56
4.9 Tabla de parámetros.....	58
4.10 Programas de SACAIES.....	59
4.11 Diagrama de flujo de AG.EXE.....	60
5.1 Comportamiento del AG sin elitismo, con prob. cruza=70% y prob. Mutación=0.2%.....	65
5.2 Comportamiento del AG con elitismo, prob. cruza=90 % y prob. mutación = 0.001%.....	66
5.3 Reporte de solución obtenido con SACAIES.....	66
5.4 Comparación cuantitativa de los resultados.....	68

CAPÍTULO 1

INTRODUCCIÓN

1.1 Motivación

En todas las escuelas de educación superior existe la necesidad de asignar y coordinar adecuadamente los diferentes tipos de recursos para cumplir con la misión de preparar estudiantes para el futuro ejercicio de una labor profesional.

En general, cada institución tiene que asignar recursos económicos, materiales y humanos de acuerdo a los requerimientos de sus alumnos. En el caso de la planta docente de cada institución, normalmente se requiere un estudio de disponibilidad por departamento para asignar la carga académica de cada profesor.

En cada inicio de un periodo escolar se presenta el problema de distribuir la carga académica requerida por el alumnado entre la planta docente existente, de acuerdo a las necesidades académicas de las diferentes retículas o planes de estudios, el avance de cada alumno y el perfil de cada uno de los docentes. Durante este proceso, es necesario determinar las necesidades de materias a impartir en ese período de acuerdo al avance reticular de cada alumno, es decir, administrar los registros de materias aprobadas de cada alumno para determinar que materias pueden ser cursadas en cada período escolar, de acuerdo al plan de estudio correspondiente. Además, es necesario considerar los recursos humanos necesarios para satisfacer tales necesidades, haciendo un particular

enfoque a las características de la planta docente de cada institución, tales como la disponibilidad de horario y el perfil de cada maestro.

Actualmente este proceso se realiza en forma manual sin obtener resultados totalmente óptimos debido a la diversidad de restricciones que se presentan.

Por estas razones es deseable disponer de un sistema que determine la carga académica más apropiada para cada profesor de la institución, considerando los diversos factores involucrados. En esta investigación se propone un prototipo computacional, basado en algoritmos genéticos para resolver este problema.

1.2 Objetivo

El objetivo de esta investigación es analizar el problema de asignación de la carga académica en una institución de educación con el fin de establecer un modelo general del problema y proponer un sistema para resolverlo utilizando algoritmos genéticos. Con ello se busca optimizar los recursos humanos de la institución en beneficio de los estudiantes.

1.3 Justificación

En toda institución, en cada inicio de período escolar se presenta la necesidad de organizar y distribuir los horarios de clase de maestros y alumnos; considerando que cada semestre presenta condiciones particulares originadas por el avance natural de los alumnos y algunos otros factores como la disponibilidad de maestros, es evidente que la solución de este problema no es trivial; esto provoca que en muchos casos la distribución de la carga académica no sea eficiente.

Actualmente la experiencia del personal encargado de realizar esta tarea juega un papel muy importante para obtener una apropiada distribución de la carga académica. En este sentido es clara la necesidad de desarrollar un sistema, que en forma automática, facilite la realización de esta tarea en forma rápida y efectiva.

Es muy importante encontrar la distribución óptima de horarios para que los maestros impartan las materias de acuerdo a su perfil académico y sus preferencias, de tal forma que la institución resulta beneficiada al aumentar la calidad y aprovechamiento de las clases.

1.4 Limitaciones y alcance

La solución al problema de la asignación de carga académica debe considerar cada uno de los siguientes aspectos:

- 1.- Los planes reticulares de cada carrera.
- 2.- Número de alumnos por carrera.
- 3.- El avance académico del alumno.
- 4.- Las necesidades de materias de grupos por período escolar.
- 5.- La dimensión de la planta docente.
- 6.- El perfil académico del profesor.
- 7.- La disponibilidad de horario del profesor.
- 8.- Las características físicas del lugar donde se imparte cada materia (incluyendo aulas, laboratorios, cubículos, salas audiovisuales, centros de cómputo, etc.) según las necesidades.

El AG desarrollado tiene la capacidad de procesar información de los primeros siete aspectos antes mencionados, los cuales presentan características similares en la mayoría de las instituciones de educación.

El último factor se excluye por ser un aspecto muy variable y que depende de cada tipo de institución, sin embargo, el prototipo puede ser adaptado fácilmente de acuerdo a las necesidades particulares de cada una de ellas.

Esta investigación esta basada en la experiencia del Departamento de Sistemas y Computación (DSC) del Instituto Tecnológico de Nuevo Laredo (ITNL) para resolver este problema.

1.5 Estructura de la tesis

En el capítulo 2 se propone el modelo general del problema de Asignación de Carga Académica (ACA) en una institución de educación superior. Se hace un análisis completo del problema y se identifican las variables involucradas. Finalmente se establece el modelo particular del ITNL para resolver este problema.

En el capítulo 3 se presenta una breve introducción a la Inteligencia Artificial (IA) con la finalidad de ubicar progresivamente al lector en el área de interés; se presenta la definición de los Algoritmos Genéticos (AG) como una rama de la IA y se describen sus características generales. Se hace especial énfasis en los esquemas de representación y los operadores utilizados.

El capítulo 4 describe el prototipo computacional de optimización del problema antes descrito haciendo uso de AG, indicando su análisis, desarrollo y requerimientos de implementación.

En el capítulo 5 se muestran los resultados obtenidos por el AG desarrollado en la ACA para el ITNL. Se presentan dos escenarios distintos del problema, solucionados de la manera tradicional y por el AG para analizar las características de cada solución.

En el capítulo 6 se presentan las conclusiones derivadas del desarrollo de esta investigación, así como las aportaciones realizadas y un conjunto de recomendaciones para futuros trabajos de investigación en esta área.

CAPÍTULO 2

ASIGNACIÓN DE CARGA ACADÉMICA EN UNA INSTITUCIÓN DE EDUCACIÓN

2.1 Introducción

Una de las preocupaciones fundamentales en todas las instituciones de educación es la de optimizar la distribución de su personal docente basado en los requerimientos de grupos-materia por período escolar (semestre, tetramestre, anual, etc.).

En el presente capítulo se describe esta problemática en forma general, incluyendo una descripción de todas las variables involucradas en este proceso. Con el objetivo de analizar este problema en todo su contexto, se establece un modelo general del problema de ACA considerando todos los factores involucrados.

Este modelo se adecúa a la problemática de la ACA del personal docente existente en el ITNL; se analizan las variables involucradas y se describe un caso real de ACA en el Depto. de Sistemas y Computación del ITNL. Este mismo caso será resuelto más adelante mediante un algoritmo genético para comparar resultados.

2.2 Descripción del problema

Para realizar una adecuada asignación de carga académica en una institución de nivel superior se realiza un modelo general (ACA) donde se establecen los factores que influyen así como la relación entre ellos, por ejemplo, es importante determinar el número de grupos-materia de acuerdo al archivo general de los alumnos y el plan reticular correspondiente, también es muy útil la información del perfil académico de la planta docente ya que servirá para hacer una buena asignación de profesores para cada grupos-materia.

Durante la realización de este proceso se consulta el control escolar que supervisa el avance académico de cada alumno acorde al plan de estudios de la carrera que está cursando, es decir, es necesario mantener archivos que indiquen las materias que ha acreditado, las que cursa actualmente y las posibles materias a cursar en el próximo período escolar, además es recomendable mantener información actualizada del perfil profesional y las preferencias académicas de los profesores así como su horario disponible para impartir las materias. También es necesario considerar algunos otros factores que afectan la realización de la ACA como la carga académica factible para los profesores, los espacios disponibles para la impartición de clases y algunas otras políticas particulares de asignación de clases que varían en las instituciones.

2.3 Variables involucradas

Las variables que influyen en la asignación de grupos-materias en una institución de educación superior son las siguientes:

- Carga académica por especialidad.- Se refiere a la asignación de grupos-materia por cada período.
- Número de carreras.- Cantidad de especialidades que se imparten en la institución.

- Horario del personal docente.- Las horas disponibles en que el profesor puede estar frente a grupo.
- Perfil académico del profesor.- La preferencia de la asignación académica según la especialidad del docente.
- Número de alumnos por grupo.- Cantidad total de alumnos que de acuerdo a un análisis del archivo general se asigne a un grupo.
- Número de aulas.- Espacios físicos disponibles para la impartición de clases.
- Experiencia del personal administrativo en la coordinación de carreras de la institución.- Años acumulados en un puesto administrativo de coordinación de carreras o similares.

2.4 Modelo general del problema

El modelo general del problema de ACA en una institución de educación se presenta la Fig. 2.1, en donde se aprecian los factores involucrados y la relación entre ellos.

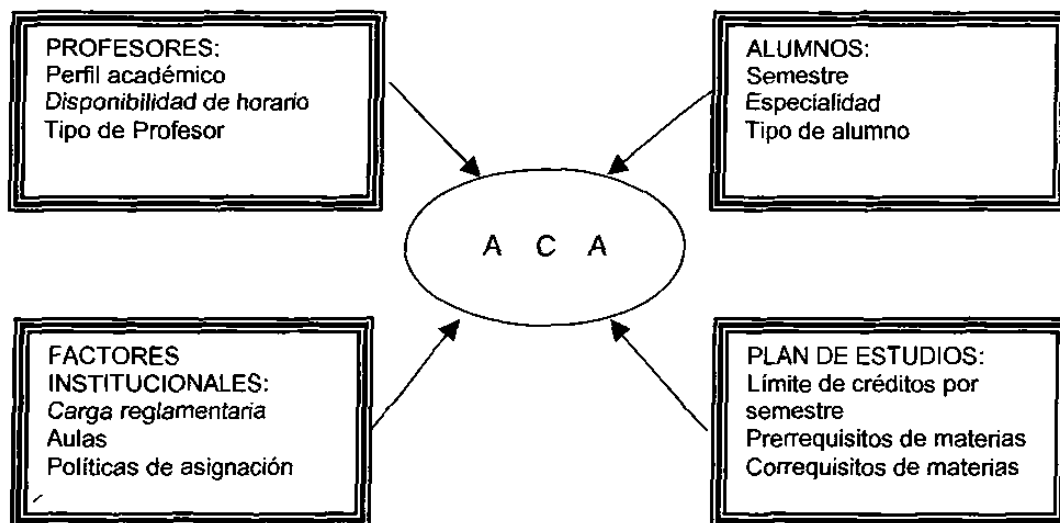


Fig. 2.1. Modelo esquemático de asignación académica.

El modelo de la Fig. 2.1 se divide en cuatro partes: profesores, alumnos, factores institucionales y el plan de estudios. En la categoría de los profesores es necesario considerar su perfil académico, su disponibilidad de horario así como las preferencias de materias a impartir. En la parte correspondiente a los alumnos se debe llevar un control histórico de las materias que ha acreditado, las que está cursando y las que debe cursar en los siguientes períodos escolares además de la especialidad o carrera a la que pertenece. Los factores institucionales están vinculados con las reglas y políticas particulares de las instituciones educativas en la asignación de carga académica a los profesores y los espacios disponibles para la impartición de clases, tales como la carga académica reglamentaria para los profesores, la cantidad y características de las aulas de clases, laboratorios, talleres, salas, etc. y las políticas internas de asignación de clases. El plan de estudios es indispensable para determinar los prerrequisitos y correquisitos de materias y los límites de materias y/o créditos a cursar por alumno en los períodos escolares.

En el modelo general de ACA todos los factores tienen influencia; sin embargo, los factores institucionales son los de mayor peso, ya que en éstos se definen las políticas generales de cada institución, por ejemplo, el número de horas que cada profesor debe cubrir frente a grupo. En el caso particular del ITNL, el modelo de ACA se adecúa perfectamente a su problemática de asignación de carga académica.

2.5 Características de la asignación de carga académica en el Instituto Tecnológico de Nuevo Laredo (ITNL)

El objetivo de esta tesis es solucionar en forma eficiente el problema de ACA en el ITNL. Para ello se adecuará el modelo descrito anteriormente en base a las características particulares existentes en el ITNL. En la figura 2.2 se muestra el diagrama de flujo de la asignación de carga académica.

Primero, se establecen los grupos-materia de acuerdo al archivo general del alumno, que contiene el kardex de cada uno de ellos y el archivo materias, que contiene el plan reticular de la especialidad correspondiente (proceso A), posteriormente, se combina el archivo grupos-materia con la información de los profesores (disponibilidad de horario, perfil académico, carga reglamentaria) mediante un proceso B originando la asignación de maestros a los grupos-materia.

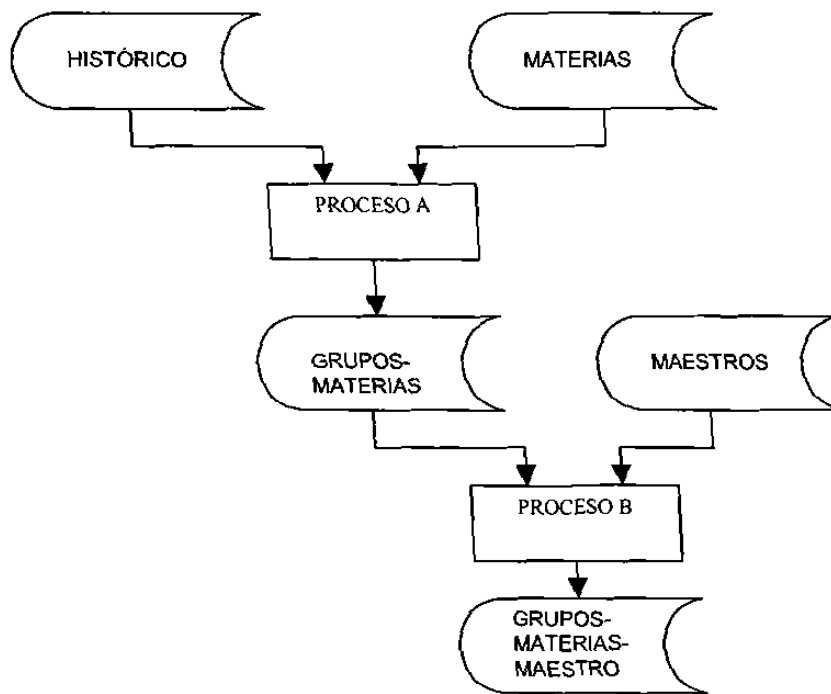


Fig. 2.2. Diagrama de flujo de asignación de carga académica del ITNL.

2.6 Caso de estudio

En esta sección se muestra un caso de estudio que comprende las necesidades del periodo de febrero a junio de 1999 en el área de Sistemas Computacionales del ITNL.

2.6.1 Descripción

En el caso de estudio que se presenta se toma una muestra de los cuatro primeros semestres de los alumnos de la especialidad de Ing. en Sistemas Computacionales del ITNL, en la primera parte se muestra el archivo general de estos alumnos (histórico) con una descripción de la claves utilizadas, después se presenta el plan reticular de estos semestres para establecer los grupos-materia, enseguida se establece una relación de materias con los posibles maestros que la pueden impartir de acuerdo a su perfil académico, así como, una relación de maestros con su disponibilidad de horario según su carga reglamentaria.

2.6.2 Datos

En la parte superior de la relación del histórico del alumno se reflejan las claves de las materias correspondientes al plan de estudios, en la columna izquierda aparecen los números de control de cada alumno de la especialidad seguido por las claves de cada caso particular:

- A = materia acreditada en primera oportunidad.
- C = materia que puede cursar.
- S = materia que puede cursar en segunda oportunidad.
- E = materia que puede cursar en especial.
- = materia que no ha cursado.

No. CONTROL	A	B	A	A	A	A	B	B	A	A	A	A	B	B	B	C	B	B	C	C	B	C	C	C
	M	M	M	M	M	M	M	M	M	M	M	M	M	M	M	M	M	M	M	M	M	M	M	M
	6	2	2	3	5	4	3	1	9	8	7	1	9	6	4	2	7	5	6	3	8	9	1	5
97100201	A	-	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	C	C	C	C	-	C	-	-	-	-	A	-
97100204	A	A	A	A	A	A	A	C	A	A	A	A	C	-	A	C	-	C	-	-	C	-	A	-
97100220	A	-	A	A	A	A	A	A	A	-	S	-	S	A	S	-	S	-	-	-	-	-	-	-
97100223	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	C	A	C	A	A	A	-	A	C	C	C	C	-	-
97100225	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	C	C	-	A	-	C	-	-	-	-	A	-
97100245	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
97100252	A	-	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	C	C	A	A	-	C	-	-	C	C	A	-
97100255	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	C	C	A	A	-	C	-	-	C	-	-	-
97100262	A	A	A	A	A	A	S	S	S	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
97100276	A	S	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	C	C	A	A	-	G	-	-	C	C	A	-
97100281	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	C	A	C	A	-	A	C	C	-	C	A	C
97100282	A	S	A	A	A	A	A	A	A	A	C	A	C	C	C	C	-	A	-	C	-	-	-	-
97100284	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	C	A	A	A	-	A	C	-	C	C	A	C
97100291	E	S	A	A	A	A	S	S	A	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
97100308	A	-	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	C	C	A	A	-	C	-	-	C	C	A	-
97100313	A	-	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	-	C	A	A	-	C	-	-	C	C	A	-
97100318	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	-	A	C	C	C	C	A	C
97100319	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	-	A	C	C	C	C	A	C
97100321	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	C	A	A	A	-	A	C	C	C	C	A	C
97100326	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	C	C	C	A	-	A	-	C	-	C	C	-
97100334	A	C	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	C	A	A	A	-	A	-	-	C	C	A	C
97100343	A	-	A	A	A	A	S	S	S	A	S	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
97100346	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	C	C	A	A	-	A	-	C	C	C	-	-
97100354	A	-	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	C	C	A	A	-	C	-	-	C	C	A	-
97100357	A	-	A	A	A	A	A	A	E	A	A	A	-	-	A	A	-	-	-	-	-	-	A	-
97100376	A	C	A	A	A	A	A	E	S	A	A	A	C	-	A	C	-	-	-	-	-	-	A	-
97100385	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	C	A	C	C	-	A	C	C	-	-	A	-
97100387	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	C	A	A	A	-	A	C	C	C	C	A	C
97100393	A	C	A	A	A	A	A	C	A	C	C	-	-	-	C	-	-	C	-	-	-	-	-	-
97100407	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	C	A	A	A	-	A	C	C	C	C	A	C
97100413	A	-	A	A	A	A	C	A	A	A	A	A	-	C	-	C	-	A	-	C	-	-	C	-
97100431	A	C	A	A	A	A	A	A	A	A	C	A	C	C	C	C	-	C	-	-	-	-	-	-
97100433	A	-	A	A	A	A	A	A	A	A	-	-	C	-	A	-	C	-	-	-	C	C	-	-
97100435	A	-	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	C	A	A	C	-	C	C	-	C	-	A	C
97100438	A	-	A	A	A	A	A	C	A	A	A	A	C	-	A	A	-	C	-	-	C	C	A	-
97100450	A	C	A	A	A	A	A	E	C	A	A	A	C	-	C	C	-	-	-	-	-	-	-	-
97100451	A	-	A	A	A	A	A	C	A	C	C	A	C	-	C	-	-	C	-	-	-	-	-	-

Fig. 2.3. Matriz de seguimiento escolar.

Para este caso particular los grupos-materia requeridos para los primeros cuatro semestres de acuerdo con el número de alumnos son los que se muestran en la Fig. 2.4.

MATERIA	NO. DE ALUMNOS
AM2	19
AM3	24
AM5	8
AM6	10
AM7	89
AM8	91
AM9	80
BM1	93
BM2	97
BM3	94
BM4	39
BM5	32
BM6	35
BM7	19
BM8	76
BM9	88
CM1	18
CM2	25
CM3	57
CM4	54
CM5	48
CM9	49

Fig. 2.4. Requerimientos de grupos-materias.

La Fig. 2.5 muestra la sección del plan reticular de estudios de la carrera de ISC del ITNL correspondiente a los primeros cuatro semestres, la cual se toma de muestra para el análisis de este caso de estudio.

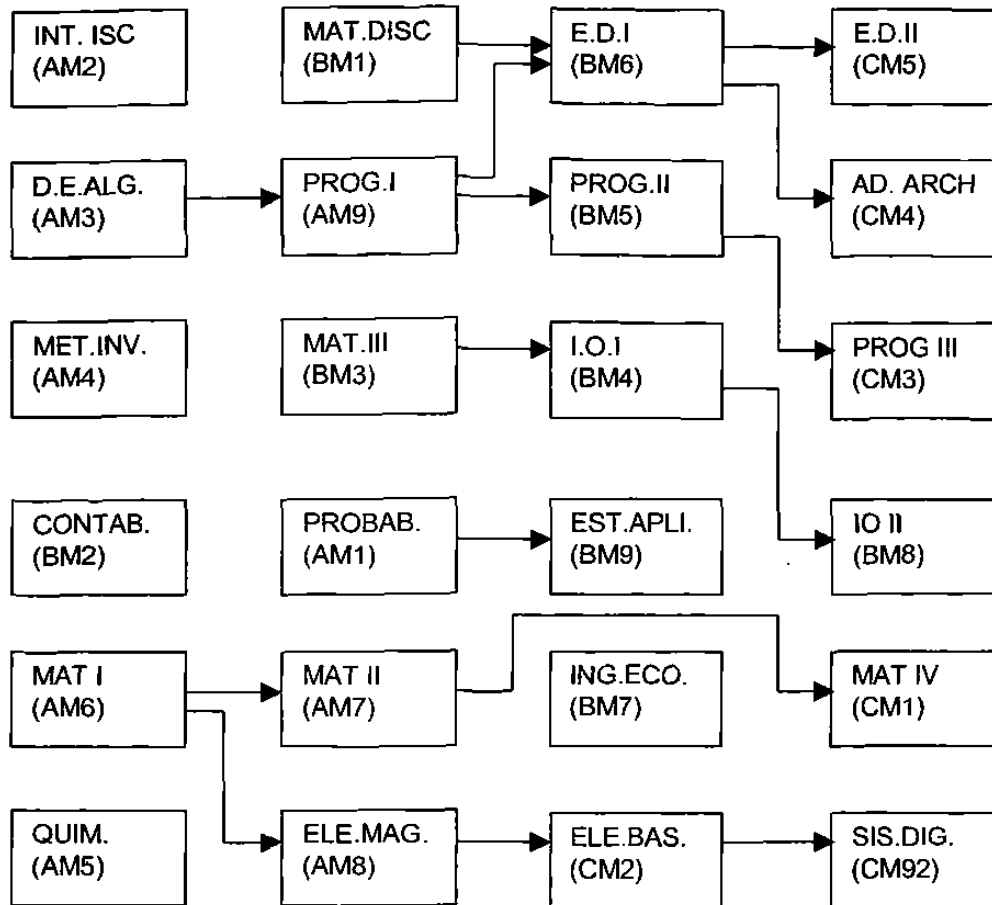


Fig. 2.5. Plan reticular de los cuatro primeros semestres de la carrera de Ing. en Sistemas Computacionales del ITNL.

Por último, en las figuras 2.6 y 2.7 se listan las materias, sus claves así como los maestros disponibles para impartirlas y la disponibilidad de horario de los mismos.

Probabilidad (AM1) (302) Ing. Jorge Daniel Fisher González (35) Ing. Ismael Alonso Torres (7) Ing. Carlos Alberto Guerrero Villa	Diseño Estructurado de Algoritmos (AM3) (239) Ing. Sergio Garza Carranza (250) Ing. Roberto Díaz Puerto (173) Ing. Jaime David Johnston Barrientos
Introducción a la Ing. en Sistemas Computacionales (AM2) (125) Ing. Cesar a. Chavez Olivas (173) Ing. Jaime David Johnston Barrientos (305) Ing. María Brenda Laura Escamilla Domínguez	Metodología de la Investigación (AM4) (229) Lic. Jorge Peña Rodríguez (305) Ing. María Brenda Laura Escamilla Domínguez (253) Ing. Bruno López Takeyas

Fig. 2.6. Relación de materias con catedráticos según su perfil profesional.

Química (AM5) (150) Quim. Angelina Molina García (55) Ing. Sigifredo Garza Elizondo (145) Quim. Guadalupe Solís Sosa	Matemáticas I (AM6) (218) Ing. Musio Rodríguez Rodríguez (25) Ing. José Cleofas Zapata Calzada (98) Ing. Gerardo Rodríguez De la Fuente
Matemáticas II (AM7) (155) Ing. Ranulfo Palacios Montes (65) Ing. Filiberto Quevedo Garza (310) Ing. Miguel Portilla Espinosa	Electricidad y Magnetismo (AM8) (45) Ing. Juan José Guerra Salinas (1) Ing. Justino Del Toro Martínez (224) Ing. Luis Portillo Mendoza
Programación I (AM9) (250) Ing. Roberto Díaz Puerto (316) Ing. José Feliciano Ventura González (8) Ing. Juan Manuel Efrén García Guerra	Matemáticas Discretas (BM1) (125) Ing. Cesar Aurelio Chavez Olivas (8) Ing. Juan Manuel Efrén García Guerra (318) Lic. Rosa Elva Salas Martínez
Contabilidad (BM2) (324) Lic. Leonel Resendez Benavides (259) C.P. Roque Hernández Reyes (409) C.P. Ramón García Reyes	Matemáticas III (BM3) (37) Lic. Javier Douglas Beltran (207) Ing. Miguel San Miguel González (320) Ing. José Luis Villarreal Castro
Investigación de Operaciones I (BM4) (302) Ing. Jorge Daniel Fisher González (174) Ing. José Enrique Villares Sosa (7) Ing. Carlos Alberto Guerrero Villa	Programación II (BM5) (305) Ing. María Brenda Laura Escamilla Domínguez (253) Ing. Bruno López Takeyas (250) Ing. Roberto Díaz Puerto
Estructura de Datos I (BM6) (239) Ing. Sergio Garza Carranza (265) Ing. Noemi Miranda López (173) Ing. Jaime David Johnston Barrientos	Ingeniería Económica (BM7) (137) Ing. Geronimo Sandoval Guzman (8) Ing. Juan Manuel Efrén García Guerra (7) Ing. Carlos Alberto Guerrero Villa
Estadística Aplicada (BM9) (302) Ing. Jorge Daniel Fisher González (153) Ing. José Luis Ochoa Espinosa (35) Ing. Ismael Alonso Torres	Electrónica Básica (CM2) (270) Ing. Ernesto Valdez Vázquez (198) Ing. Gustavo Guerra Guerra (232) Ing. Jesus Humberto Peña Garza

Fig. 2.6. (Continuación).

Ing. Jorge Daniel Fisher González (302)					
	Lunes	Martes	Miércoles	Jueves	Viernes
9-10	XX	XX	XX	XX	XX
10-11	XX	XX	XX	XX	XX
11-12	XX	XX	XX	XX	
12-13	XX	XX	XX	XX	
13-14	XX	XX	XX	XX	

Fig. 2.7. Disponibilidad de horario de los maestros.

Ing. Ismael Alonso Torres (35)					
	Lunes	Martes	Miercoles	Jueves	Viernes
11-12	XX	XX	XX	XX	XX
12-13	XX	XX	XX	XX	XX
13-14	XX	XX	XX	XX	XX
14-15	XX	XX	XX	XX	XX
15-16	XX	XX	XX	XX	XX
Ing. Carlos Alberto Guerrero Villa (7)					
	Lunes	Martes	Miercoles	Jueves	Viernes
9-10	XX	XX	XX	XX	XX
10-11	XX	XX	XX	XX	XX
11-12	XX	XX	XX	XX	XX
12-13	XX	XX	XX	XX	XX
13-14	XX	XX	XX	XX	XX
Ing. Cesar Aurelio Chavez Olivas (125)					
	Lunes	Martes	Miercoles	Jueves	Viernes
8 - 9	XX	XX	XX	XX	XX
9 - 10	XX	XX	XX	XX	XX
10- 11	XX	XX	XX	XX	XX
11-12	XX	XX	XX	XX	XX
12-13	XX	XX	XX	XX	XX
Ing. Jaime David Johnston Barrientos (173)					
	Lunes	Martes	Miercoles	Jueves	Viernes
7 - 8	XX	XX	XX	XX	XX
8 - 9	XX	XX	XX	XX	XX
9 -10	XX	XX	XX	XX	XX
10-11	XX	XX	XX	XX	XX
11-12	XX	XX	XX	XX	XX
Ing. María Brenda Laura Escamilla Dominguez (305)					
	Lunes	Martes	Miercoles	Jueves	Viernes
9 -10	XX	XX	XX	XX	XX
10-11	XX	XX	XX	XX	XX
11-12	XX	XX	XX	XX	XX
12-13	XX	XX	XX	XX	XX
13-14	XX	XX	XX	XX	XX
Ing. Sergio Garza Carranza (239)					
	Lunes	Martes	Miercoles	Jueves	Viernes
8 - 9	XX	XX	XX	XX	XX
9 - 10	XX	XX	XX	XX	XX
10- 11	XX	XX	XX	XX	XX
11-12	XX	XX	XX	XX	XX
12-13	XX	XX	XX	XX	XX

Fig. 2.7. (Continuación).

Ing. Roberto Díaz Puerto (250)					
	Lunes	Martes	Miercoles	Jueves	Viernes
7 - 8	XX	XX	XX	XX	XX
8 - 9	XX	XX	XX	XX	XX
9 -10	XX	XX	XX	XX	XX
10-11	XX	XX	XX	XX	XX
11-12	XX	XX	XX	XX	XX
Lic. Jorge Peña Rodríguez (229)					
	Lunes	Martes	Miercoles	Jueves	Viernes
9 -10	XX	XX	XX	XX	XX
10-11	XX	XX	XX	XX	XX
11-12	XX	XX	XX	XX	XX
12-13	XX	XX	XX	XX	XX
13-14	XX	XX	XX	XX	XX
Ing. Bruno López Takeyas (253)					
	Lunes	Martes	Miercoles	Jueves	Viernes
7 - 8	XX	XX	XX	XX	XX
8 - 9	XX	XX	XX	XX	XX
19 -20	XX	XX	XX	XX	XX
20 -21	XX	XX	XX	XX	
Quim. Angelina Molina García (150)					
	Lunes	Martes	Miercoles	Jueves	Viernes
9 -10	XX	XX	XX	XX	XX
10-11	XX	XX	XX	XX	XX
11-12	XX	XX	XX	XX	XX
12-13	XX	XX	XX	XX	XX
Ing. Sigifredo Garza Elizondo (55)					
	Lunes	Martes	Miercoles	Jueves	Viernes
9 -10	XX	XX	XX	XX	XX
10-11	XX	XX	XX	XX	XX
11-12	XX	XX	XX	XX	XX
12-13	XX	XX	XX	XX	XX
13-14	XX	XX	XX	XX	XX
Quim. Guadalupe Solis Sosa (145)					
	Lunes	Martes	Miercoles	Jueves	Viernes
9 -10	XX	XX	XX	XX	XX
10-11	XX	XX	XX	XX	XX
11-12	XX	XX	XX	XX	XX
12-13	XX	XX	XX	XX	XX

Fig. 2.7. (Continuación).

Ing. Musio Rodríguez Rodríguez (218)					
	Lunes	Martes	Miercoles	Jueves	Viernes
7 - 8	XX	XX	XX	XX	XX
8 - 9	XX	XX	XX	XX	XX
Ing. José Cleofas Zapata Calzada (25)					
	Lunes	Martes	Miercoles	Jueves	Viernes
8 - 9	XX	XX	XX	XX	XX
9 - 10	XX	XX	XX	XX	XX
10- 11	XX	XX	XX	XX	XX
11-12	XX	XX	XX	XX	XX
12-13	XX	XX	XX	XX	XX
Ing. Gerardo Rodríguez De la Fuente (98)					
	Lunes	Martes	Miercoles	Jueves	Viernes
7 - 8	XX	XX	XX	XX	XX
8 - 9	XX	XX	XX	XX	XX
Ing. Ranulfo Palacios Montes (155)					
	Lunes	Martes	Miercoles	Jueves	Viernes
8 - 9	XX	XX	XX	XX	XX
9 - 10	XX	XX	XX	XX	XX
10- 11	XX	XX	XX	XX	XX
11-12	XX	XX	XX	XX	XX
12-13	XX	XX	XX	XX	XX
Ing. Filiberto Quevedo Garza (65)					
	Lunes	Martes	Miercoles	Jueves	Viernes
14-15	XX	XX	XX	XX	XX
15-16	XX	XX	XX	XX	XX
16-17	XX	XX	XX	XX	XX
17-18	XX	XX	XX	XX	XX
18-19	XX	XX	XX	XX	XX
Ing. Miguel Portilla Espinosa (310)					
	Lunes	Martes	Miercoles	Jueves	Viernes
9 -10	XX	XX	XX	XX	XX
10-11	XX	XX	XX	XX	XX
11-12	XX	XX	XX	XX	XX
12-13	XX	XX	XX	XX	XX
13-14	XX	XX	XX	XX	XX
Ing. Juan José Guerra Salinas (45)					
	Lunes	Martes	Miercoles	Jueves	Viernes
8 - 9	XX	XX	XX	XX	XX
9 - 10	XX	XX	XX	XX	XX

Fig. 2.7. (Continuación).

Ing. Justino Del Toro Martínez (1)					
	Lunes	Martes	Miercoles	Jueves	Viernes
7 - 8	XX	XX	XX	XX	XX
8 - 9	XX	XX	XX	XX	XX
9 -10	XX	XX	XX	XX	XX
10-11	XX	XX	XX	XX	XX
11-12	XX	XX	XX	XX	XX
Ing. Luis Portillo Mendoza (224)					
	Lunes	Martes	Miercoles	Jueves	Viernes
14-15	XX	XX	XX	XX	XX
15-16	XX	XX	XX	XX	XX
Ing. José Feliciano Ventura González (316)					
	Lunes	Martes	Miercoles	Jueves	Viernes
17-18	XX	XX	XX	XX	XX
18-19	XX	XX	XX	XX	XX
Ing. Juan Manuel Efrén García Guerra (8)					
	Lunes	Martes	Miercoles	Jueves	Viernes
11-12	XX	XX	XX	XX	XX
12-13	XX	XX	XX	XX	XX
13-14	XX	XX	XX	XX	XX
14-15	XX	XX	XX	XX	XX
15-16	XX	XX	XX	XX	XX
Lic. Rosa Elva Salas Martínez (318)					
	Lunes	Martes	Miercoles	Jueves	Viernes
16-17	XX	XX	XX	XX	XX
Lic. Leonel Resendez Benavides (324)					
	Lunes	Martes	Miercoles	Jueves	Viernes
12-13	XX	XX	XX	XX	XX
C.P. Roque Hernández Reyes (259)					
	Lunes	Martes	Miercoles	Jueves	Viernes
8 - 9	XX	XX	XX	XX	XX
C.P. Ramón García Reyes (409)					
	Lunes	Martes	Miercoles	Jueves	Viernes
15-16	XX	XX	XX	XX	XX
16-17	XX	XX	XX	XX	XX
17-18	XX	XX	XX	XX	XX
18-19	XX	XX	XX	XX	XX
19-20	XX	XX	XX	XX	XX

Fig. 2.7. (Continuación).

Lic. Javier Douglas Beltran (37)					
	Lunes	Martes	Miercoles	Jueves	Viernes
7 - 8	XX	XX	XX	XX	XX
8 - 9	XX	XX	XX	XX	XX
9 -10	XX	XX	XX	XX	XX
10-11	XX	XX	XX	XX	XX
11-12	XX	XX	XX	XX	XX
Ing. Miguel San Miguel González (207)					
	Lunes	Martes	Miercoles	Jueves	Viernes
7 - 8	XX	XX	XX	XX	XX
8 - 9	XX	XX	XX	XX	XX
9 -10	XX	XX	XX	XX	XX
10-11	XX	XX	XX	XX	XX
11-12	XX	XX	XX	XX	XX
Ing. José Luis Villarreal Castro (320)					
	Lunes	Martes	Miercoles	Jueves	Viernes
16-17	XX	XX	XX	XX	XX
17-18	XX	XX	XX	XX	XX
18-19	XX	XX	XX	XX	XX
19-20	XX	XX	XX	XX	XX
20-21	XX	XX	XX	XX	XX
Ing. José Enrique Villarreal Sosa (174)					
	Lunes	Martes	Miercoles	Jueves	Viernes
9 -10	XX	XX	XX	XX	XX
10-11	XX	XX	XX	XX	XX
11-12	XX	XX	XX	XX	XX
12-13	XX	XX	XX	XX	XX
13-14	XX	XX	XX	XX	XX
Ing. Noemi Miranda López (265)					
	Lunes	Martes	Miercoles	Jueves	Viernes
9 -10	XX	XX	XX	XX	XX
10-11	XX	XX	XX	XX	XX
11-12	XX	XX	XX	XX	XX
12-13	XX	XX	XX	XX	XX
13-14	XX	XX	XX	XX	XX
Ing. Geronimo Sandoval Guzman (137)					
	Lunes	Martes	Miercoles	Jueves	Viernes
7 - 8	XX	XX	XX	XX	XX
8 - 9	XX	XX	XX	XX	XX
9 -10	XX	XX	XX	XX	XX
10-11	XX	XX	XX	XX	XX
11-12	XX	XX	XX	XX	XX

Fig. 2.7. (Continuación).

Ing. José Luis Ochoa Espinosa (153)					
	Lunes	Martes	Miercoles	Jueves	Viernes
9 -10	XX	XX	XX	XX	XX
10-11	XX	XX	XX	XX	XX
11-12	XX	XX	XX	XX	XX
12-13	XX	XX	XX	XX	XX
13-14	XX	XX	XX	XX	XX
Ing. Ernesto Valdez Vázquez (270)					
	Lunes	Martes	Miercoles	Jueves	Viernes
7 - 8	XX	XX	XX	XX	XX
8 - 9	XX	XX	XX	XX	XX
18 -19	XX	XX	XX	XX	XX
19 -20	XX	XX	XX	XX	XX
20 -21	XX	XX	XX	XX	XX
Ing. Gustavo Guerra Guerra (198)					
	Lunes	Martes	Miercoles	Jueves	Viernes
7 - 8	XX	XX	XX	XX	XX
8 - 9	XX	XX	XX	XX	XX
9 -10	XX	XX	XX	XX	XX
10-11	XX	XX	XX	XX	XX
11-12	XX	XX	XX	XX	XX
Ing. Jesus Humberto Peña Garza (232)					
	Lunes	Martes	Miercoles	Jueves	Viernes
7 - 8	XX	XX	XX	XX	XX
8 - 9	XX	XX	XX	XX	XX
18 -19	XX	XX	XX	XX	XX
19 -20	XX	XX	XX	XX	XX
20 -21	XX	XX	XX	XX	XX

Fig. 2.7. (Continuación).

2.6.3 Resultados del caso de estudio.

Utilizando los datos de los requerimientos de grupos-materias mostrados en la Fig. 2.4, las relaciones de materias con catedráticos de acuerdo a su perfil de la Fig. 2.6 y la disponibilidad de horarios de los profesores de la Fig. 2.7, a

continuación se muestran los resultados del caso de estudio de la ACA para la carrera de ISC en el ITNL.

La Fig. 2.8 muestra el horario semanal de clases para cada grupo-materia así como el maestro asignado. Por ejemplo, la Fig. 2.4 muestra que la materia AM7 (Matemáticas II) es requerida por 89 alumnos para el siguiente período escolar, para la cual se asignan 3 grupos (A, C y D) a los cuales es necesario asignar profesores que puedan impartir dicha materia entre los que figuran los maestros con las claves 155 (Ing. Ranulfo Palacios Montes), 65 (Ing. Filiberto Quevedo Garza) y 310 (Ing. Miguel Portilla Espinoza); de acuerdo a la Fig. 2.6 y consultando los horarios disponibles de la Fig.2.7, se realiza la asignación de profesores y horarios a cada materia.

MATERIA	GPO	L	M	M	J	V	MAESTRO
AM2	A	8-9	8-9	8-9	8-9		125
AM3	A	11-12	11-12	11-12	11-12		239
AM5	A	9-10	9-10	9-10	9-10	11-13	150
AM6	A	10-11	10-11	10-11	10-11	10-11	218
AM7	A	7-8	7-8	7-8	7-8	7-8	155
AM7	C	16-17	16-17	16-17	16-17	16-17	65
AM7	D	17-18	17-18	17-18	17-18	17-18	65
AM8	A	8-9	8-9	8-9	8-9	8-10	45
AM8	B	10-11	12-13	12-13	12-13	12-14	1
AM8	C	17-18	17-18	17-18	17-18	17-19	55
AM8	D	15-16	15-16	15-16	15-16	15-17	224
AM9	A	9-10	9-10	9-10	9-10		250
AM9	B		10-11	10-11	10-11	10-11	250
AM9	C	19-20		19-20	19-20	19-20	316
AM9	D	14-15	14-15	14-15	14-15		8
BM1	A	10-11	10-11	10-11	10-11		125
BM1	B		11-12	11-12	11-12	11-12	125
BM1	C	15-16		15-16	15-16	15-16	8

Fig. 2.8. Tabla de resultados de horarios del caso de estudio.

BM1	D	16-17	16-17	16-17	16-17		318
BM2	A	12-13	12-13	12-13	12-13		324
BM2	B		9-10	9-10	9-10	8-9	259
BM2	C	18-19	18-19	18-19	18-19		428
BM2	D	19-20	19-20	19-20	19-20		409
BM3	A	11-12	11-12	11-12	11-12	10-11	37
BM3	B	8-10	8-9	8-9	8-9		207
BM3	C	20-21	19-20	20-21	20-21	20-21	320
BM3	D	18-19	18-19	18-19	18-19	18-19	320
BM4	A	10-11	10-11	10-11	10-11		302
BM4	B	13-14	13-14	13-14	13-14		174
BM5	A	9-10		8-9	9-10	9-10	305
BM6	A	10-11		10-11	10-11	10-11	239
BM6	B	11-12	11-12	11-12	11-12		265
BM8	A	10-11	10-11		10-11	10-11	174
BM8	B	11-12	11-12	11-12		11-12	174
BM8	C	17-18	17-18	17-18	17-18		7
BM9	A	11-12	11-12		11-12	11-12	302
BM9	B	12-13	12-13	12-13		12-13	153
BM9	C	14-15	14-15	14-15	14-15		302
CM1	A	11-12	11-12	11-12	11-12	11-13	35
CM2	A		9-10	9-10	7-9	7-9	270
CM3	A	12-13	12-13		12-13	12-13	201
CM3	B	10-11	10-11	10-11		10-11	265
CM3	C	15-16	15-16	15-16	15-16		201
CM4	B	9-10	9-10	9-10		9-10	239
CM4	C	19-21		19-21			253
CM5	A	8-9		8-9	8-9	8-9	173
CM5	C		19-21		19-21		253
CM9	A	19-21	19-21		19-21		232

Fig. 2.8. (Continuación).

CM9	B	7-9	7-9	7-9			270
CM9	C	18-19	18-19	18-19	18-19	19-21	270

Fig. 2.8. (Continuación).

2.7 Conclusiones del capítulo

Los parámetros que se consideran en este proceso de ACA son:

- Carga académica por especialidad.
- Horario del personal docente.
- Perfil académico del profesor.
- Número de alumnos por grupo.

En base a esta información se elabora un modelo general en el que se consideran los profesores, los alumnos, los factores institucionales y el plan de estudios de las carreras. En este tipo de proceso, la experiencia del coordinador de carrera ocupa un lugar muy importante, ya que influye de manera determinante en la distribución de los horarios.

El caso de estudio presentado en este capítulo corresponde a una situación real analizada y solucionada por el personal del Depto. de Sistemas del ITNL. De acuerdo a los resultados obtenidos, se puede observar que los requerimientos no fueron satisfechos en forma óptima. Esto demuestra lo complejo del problema y la ventaja que representaría resolver este problema en forma automática.

CAPÍTULO 3

ALGORITMOS GENÉTICOS

3.1 Introducción a la Inteligencia Artificial (IA)

Desde el origen de las computadoras digitales, constantemente se han hecho investigaciones científicas y tecnológicas con la finalidad de facilitar algunas actividades propias de los seres humanos. Se ha logrado automatizar muchos procesos mecánicos, de cálculo, de almacenamiento de datos, de procesamiento, etc. desarrollando, cada vez, herramientas de cómputo capaces de auxiliar en forma directa cada una de estas actividades. En varias de ellas se tiene la necesidad de examinar el medio ambiente donde se desarrollará tal actividad y realizar un análisis de las situaciones y tomar una decisión siguiendo un razonamiento lógico.

Los seres humanos, a diferencia de otras especies, tienen la capacidad de razonar sobre una serie de percepciones de hechos y proposiciones estableciendo relaciones entre si. A esta capacidad se le llama inteligencia.

Mediante el uso de los sentidos, puede enterarse de hechos que suceden en el medio ambiente que lo rodea y es capaz de establecer relaciones entre ellos para obtener conclusiones, desarrollar conocimiento y actuar en base a ellos. De manera semejante, se han desarrollado aplicaciones que emulan el comportamiento humano mediante sistemas computacionales.

En 1956, en Dartmouth, se organizó un taller de dos meses de duración en el que se reunían diez de los investigadores más prominentes en el área de teoría de autómatas, redes neuronales y el estudio de la inteligencia (Russell y Norvig, 1996). Se presentaron proyectos de aplicaciones particulares, juegos y

programas de razonamiento, sin embargo, no aportaron avances realmente notables, probablemente lo más importante fue el nombre que John McCarthy (quien por muchos es considerado el padre de esta área) quien propuso el concepto de Inteligencia Artificial (IA) para este campo de investigación.

3.1.1 Definición de IA

La IA es una rama de las ciencias computacionales encargada de estudiar modelos de cómputo capaces de realizar actividades propias de los seres humanos en base a dos de sus características primordiales: el razonamiento y la conducta. Existen distintas definiciones de IA de acuerdo a distintos enfoques; algunas de estas definiciones se muestran en la Fig. 3.1.

<p>“La interesante tarea de lograr que la computadoras piensen ... máquina con mente, en su amplio sentido literal.” (Haugeland, 1985)</p> <p>“La automatización de actividades que vinculamos con procesos de pensamiento humano, actividades tales como la toma de decisiones, resolución de problemas, aprendizaje ...” (Bellman, 1978)</p>	<p>“El estudio de las facultades mentales mediante el uso de modelos computacionales.” (Charniak y McDermott, 1985)</p> <p>“El estudio de los cálculos que permiten, razonar y actuar.” (Winston, 1992).</p>
<p>Sistemas que piensan como humanos</p>	<p>Sistemas que piensan racionalmente</p>
<p>Sistemas que actúan como humanos</p> <p>“El arte de crear máquinas con capacidad de realizar funciones que realizadas por personas requieren de inteligencia.” (Kurzweil, 1990).</p> <p>“El estudio de cómo lograr que la computadoras realicen tareas que, por el momento, los humanos hacen mejor.” (Rich y Knight, 1991).</p>	<p>Sistemas que actúan racionalmente</p> <p>“Un campo de estudio que se enfoca a la explicación y emulación de la conducta inteligente en función de procesos computacionales.” (Schalkoff, 1990).</p> <p>“La rama de la ciencia de la computación que se ocupa de la automatización de la conducta inteligente.” (Luger y Stubblefield 1993).</p>

Fig. 3.1. Definiciones de IA. (Russell y Norvig, 1996).

Las definiciones mostradas en la Fig. 3.1. están asociadas a cuatro características fundamentales: las de la parte superior se refieren a los procesos de la mente y el razonamiento, mientras que los de la parte inferior hacen alusión a la conducta. Por otro lado, las definiciones de la izquierda evalúan la condición deseable en función de la eficiencia humana, mientras que las de la derecha lo hacen en base al concepto de inteligencia ideal denominado racionalidad.

En estas definiciones se hace especial enfoque hacia las facultades mentales y su relación con las actividades realizadas por los seres humanos por medio de sistemas de cómputo.

3.1.2 Áreas de aplicación

Las primeras aplicaciones en esta área estuvieron enfocadas a desarrollar algoritmos para juegos. Actualmente, la IA es una rama de la teoría de la computación que incluye áreas tales como el razonamiento automático, la demostración de teoremas, los sistemas expertos, el procesamiento de lenguaje natural, robótica, lenguajes y ambientes de IA, aprendizaje, redes neuronales, algoritmos genéticos, por mencionar solo algunas.

En general, las áreas de aplicación de la IA tienen características similares, entre las que se pueden mencionar las siguientes (Luger y Stubblefield, 1989):

- 1) Aplicación de razonamiento simbólico mediante modelos computacionales.
- 2) Aplicación de técnicas de búsqueda a problemas de IA en lugar de soluciones algorítmicas.
- 3) Manipulación de información inexacta, incompleta o definida de una forma insuficiente.
- 4) Análisis de características cualitativas del problema para plantear su solución.
- 5) Utilización del significado semántico como la forma sintáctica de la información.

- 6) Manipulación de grandes cantidades de conocimiento específico para la solución de problemas.
- 7) Aplicación de conocimiento de meta-nivel para tener un control más sofisticado de estrategias de solución de problemas.

3.1.3 Técnicas de búsqueda de soluciones aplicando IA

Un aspecto importante de la hipótesis del sistema simbólico propuesto por Newell y Simon, es que los problemas resueltos por medio de la búsqueda entre varias alternativas, se basan en la aplicación del sentido común humano. Los humanos generalmente consideran un número de estrategias alternas que las guíen a la solución de problemas. De este modo, se han establecido diferentes alternativas o cursos de acción que conduzcan a la solución en dependencia de las características del espacio de estados del problema a resolver.

El espacio de estados (EE) se define como la representación de un problema o situación que abarca todas las posibles situaciones que se pueden presentar en la solución del mismo así como las relaciones que existen entre ellas. Está formado de nodos que describen situaciones particulares del problema y arcos que conectan pares de nodos y representan los movimientos legales o reglas que rigen el EE; ellos determinan si es posible pasar de una situación del problema a otra (Luger y Stubblefield, 1989).

De esta forma, la solución al problema se establece como un algoritmo de búsqueda que analiza los nodos del EE y se representa por el conjunto definido de la siguiente forma $[N, A, I, D]$ (Luger y Stubblefield, 1989) donde:

- N es el conjunto de nodos del EE. Estos corresponden a los estados en el proceso de solución del problema.
- A es el conjunto de arcos o ligas entre nodos. Corresponden a los pasos en el proceso de solución del problema.
- I es un subconjunto no vacío de N que contiene el ó los estados iniciales del problema.

- D es un subconjunto no vacío de N que contiene el ó los estados finales o la solución al problema, los cuales pueden ser obtenidos usando una propiedad medible de los estados encontrados durante la búsqueda ó una propiedad de la ruta recorrida durante la búsqueda.

La función de un algoritmo de búsqueda es encontrar una trayectoria que conduzca a una solución del problema por medio del EE.

Cuando se intenta encontrar un nodo solución analizando completamente el EE, se está aplicando un método conocido como búsqueda exhaustiva (Luger y Stubblefield, 1989); sin embargo existen algunos problemas cuyos espacios de estados son demasiado complejos y extensos que resulta prácticamente imposible recorrerlos en forma completa, aún por medio de dispositivos de cómputo demasiado poderosos.

Los humanos no solo usan la búsqueda exhaustiva, es decir, también resuelven los problemas basados en la aplicación de reglas de juicio que guíen la búsqueda por aquellas porciones del EE que parezcan “prometedoras”. Estas reglas son conocidas como heurísticas. Una heurística es una estrategia de búsqueda selectiva en el espacio de un problema y guía la búsqueda a lo largo de las líneas que tienen una alta probabilidad de éxito mientras que descartan aquellas trayectorias que no la ofrecen (Luger y Stubblefield, 1989).

Las heurísticas no son infalibles, ya que no siempre garantizan una solución óptima al problema, pero una buena heurística puede y debe aproximarse lo más que se pueda la mayoría de las veces a ella. Lo más importante es que emplea conocimiento relacionado con la naturaleza del problema para encontrar una solución de manera eficiente.

Si el EE proporciona un medio de formalizar el proceso de solución a problemas, entonces las heurísticas permiten manipular ese formalismo con inteligencia.

Un AG es un ejemplo de un procedimiento de búsqueda que aplica elección aleatoria o heurística como herramienta para guiarse a través del análisis del EE.

El uso de elección aleatoria como la principal herramienta para dirigir el proceso de búsqueda parece extraño al principio, ya que, tradicionalmente se han usado técnicas de búsqueda basadas en cálculo y enumerativas para resolver problemas de optimización, sin embargo, existen numerosas aplicaciones (mencionadas en la sección 3.7) que han demostrado que ofrece buen comportamiento para localizar o aproximarse a óptimos globales durante la solución de problemas (Goldberg, 1989).

3.2 Definición de un AG

Los AG son esquemas de representación que aplican una técnica de búsqueda basada en la teoría de la evolución de Charles Darwin. Están basados en los procedimientos naturales de selección, en los que los individuos más aptos de una población son los que sobreviven al adaptarse más fácilmente a las características del entorno en el cual se encuentran. Biológicamente, este proceso se controla por medio de los genes de un individuo, en los cuales se encuentra la codificación de cada uno de los atributos o características de un ser vivo y que pueden ser transferidos a sus descendientes cuando se reproducen.

En los procesos naturales, la evolución puede ocurrir cuando se presentan las siguientes condiciones:

- Un individuo es capaz de reproducirse.
- Existe una población completa de estos individuos.
- Hay gran variedad o diferencias entre los individuos que se reproducen.
- Dentro de la variedad hay algunas diferencias en la habilidad para sobrevivir, es decir, existen individuos con mayor habilidad para adaptarse.

La combinación de los genes de un individuo forman los cromosomas, que en conjunto proyectan las cualidades de cada ser vivo. Esta estructura biológica refleja indirectamente el grado de supervivencia, de adaptación y el nivel de

reproducción; así, los individuos que más se adaptan a su medio ambiente son los que más sobreviven a las adversidades y más se reproducen, transmitiendo esas cualidades a las siguientes generaciones originando seres cada vez con mayor capacidad y facilidad de adaptarse a su entorno.

El investigador John Holland es considerado el pionero de la aplicación de los principios de la selección natural en el diseño de sistemas artificiales para la solución de problemas. Publicó un libro en 1975 titulado "Adaptation in Natural and Artificial Systems" en el que representa la aplicación de los procesos evolutivos de la naturaleza a sistemas artificiales, en los que simula el proceso de evolución estudiado por Darwin, en modelos computacionales capaces de resolver problemas.

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

"Es un algoritmo 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 a través de un conjunto 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 cierta función matemática que refleja su aptitud" (Koza, 1992).

3.3 Características de los AG

Los AG son procedimientos adaptativos para la búsqueda de soluciones en espacios complejos inspirados en la evolución biológica, con patrones de operaciones basados en el principio Darwiniano de reproducción y supervivencia de los individuos que mejor se adaptan al entorno en el que viven.

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

embargo, no todos los problemas pueden ser resueltos por un AG, por lo que se recomienda analizar las siguientes características del problema:

- a) Su espacio de búsqueda debe ser finito, es decir, sus posibles soluciones deben estar limitadas dentro de un cierto rango.
- b) Debe poderse definir una función de aptitud que indique que tan buena o mala es una respuesta.
- c) Las soluciones deben codificarse de una forma que resulte relativamente fácil de implementar en una computadora.

Es recomendable utilizar un AG en la solución de problemas con espacios de búsquedas discretos, aunque sean muy grandes; sin embargo también pueden aplicarse para espacios de búsqueda continuos, de preferencia cuando exista un rango de soluciones relativamente pequeño.

La función de aptitud es aquella que permite evaluar las diferentes respuestas y determina el objetivo del problema de optimización. Aunque los AG únicamente maximizan, la minimización puede implementarse aplicando el recíproco de la maximización. La particularidad que presenta la función de aptitud es que debe "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 es por medio de cadenas binarias, aunque se han utilizado también números reales y letras. Esta forma de codificación originalmente fue propuesta por John Holland y actualmente es muy popular debido a que resulta muy sencilla de implementar.

3.4 Diferencias entre los AG y los métodos tradicionales de búsqueda

Los AG difieren en algunos aspectos respecto a los métodos tradicionales (Goldberg, 1989):

- a) Los AG trabajan con la codificación del conjunto de parámetros, no con los parámetros en sí.
- b) Los AG buscan en una población de puntos, no un punto en particular, es decir, evalúan un grupo de soluciones buscando el óptimo en lugar de un punto a la vez.
- c) Los AG evalúan las posibles soluciones (función de aptitud), sin aplicar ningún proceso de inferencia.
- d) Los AG usan reglas de transiciones probabilísticas en lugar de reglas determinísticas.

En la Fig. 3.2 se muestra una representación gráfica del comportamiento de un AG durante la búsqueda de un nodo óptimo en un EE.

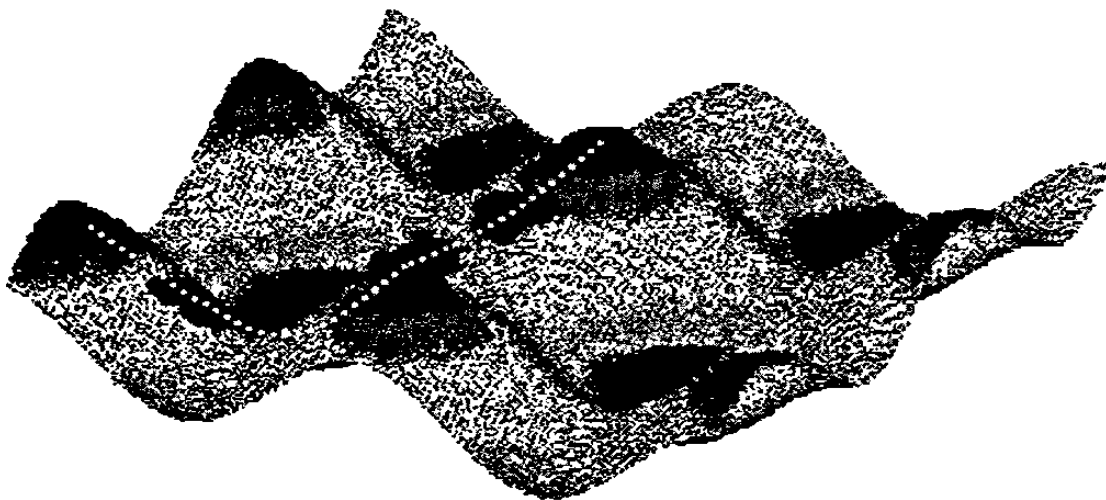


Fig. 3.2. Comportamiento de un AG en un EE.

3.5 Esquemas de representación

Los AG requieren un conjunto de parámetros para que el problema de optimización sea codificado con una cadena de longitud finita por medio de un

conjunto de caracteres. En forma análoga a la codificación genética de los seres vivos, cuyas características físicas están almacenadas en los genes y que en conjunto forman los cromosomas, los AG codifican las características de los problemas para cada elemento de la población, formando cadenas finitas de símbolos. Esto es, que las variables que representan los parámetros del problema pueden ser representadas a través de cadenas de bits, codificando sus valores en forma discreta, o sea, que lo primero que se tiene que hacer para aplicar un AG para encontrar la solución a un problema es codificarlo con cromosomas artificiales tradicionalmente formados de 1's y 0's, de tal manera que la maquinaria genética manipule las representaciones finitas de las soluciones y no las soluciones en sí.

Por ejemplo, suponiendo que se tiene una caja negra con cinco interruptores, como la que se muestra en la Fig. 3.3, donde existe una señal de salida para cada combinación; el objetivo del problema es encontrar la combinación de las posiciones de los interruptores que genere una señal de salida con una ganancia máxima.

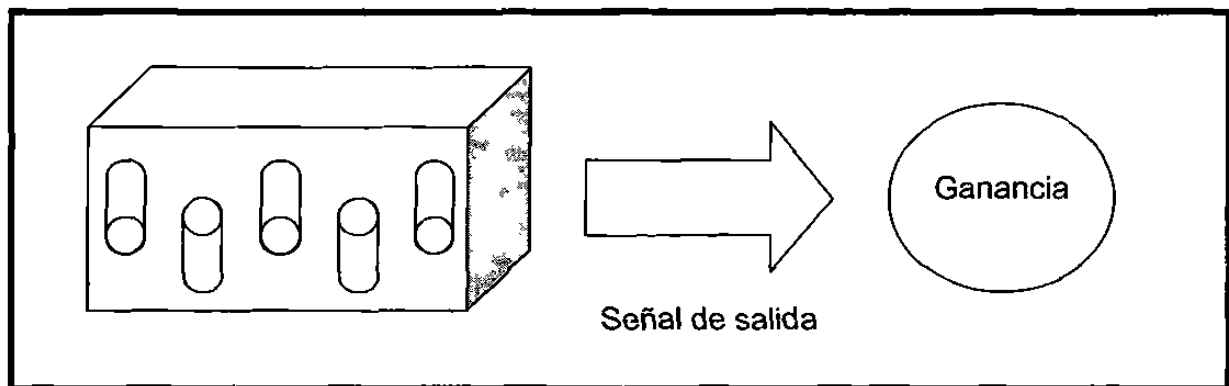


Fig. 3.3. Problema de optimización de la caja negra.

Para aplicar un AG, primero se codifican los interruptores como una cadena de longitud finita. Una manera simple de hacerlo es asignando el valor de 1 a aquellos interruptores que se encuentren encendidos y el valor de 0 en caso contrario. De este modo la cadena 11110, significa que los primeros cuatro interruptores se encuentran encendidos, mientras que el último está apagado.

Después se aplican operadores genéticos a las cadenas de la población y se evalúan para encontrar la solución.

Esta forma de codificación ha gozado de mucha popularidad debido a que es la que se propuso originalmente por Holland y es muy sencilla de implementar; sin embargo, no es la única forma de codificación en un AG. El esquema de representación determina la estructura del problema en el AG así como la forma de aplicar los operadores genéticos. El alfabeto que forma los genes de los cromosomas puede consistir de los dígitos binarios (0 y 1), números de punto flotante, enteros, patrones de símbolos con un determinado orden y significado, matrices, etc.

Michalewicz (1992) ha hecho diversos experimentos comparando AG's con representación numérica y binaria y recomienda utilizar representación de punto flotante para problemas de optimización numérica debido a que ofrece mayor consistencia, precisión y velocidad durante su ejecución.

Existen aplicaciones particulares que trabajan con patrones determinados de símbolos para representar los genes de un cromosoma, para los cuales se aplican los operadores genéticos a bloques de símbolos y no a símbolos individuales. En este tipo de problemas se presentan combinaciones de datos de diferentes tipos, motivo que origina la representación genética mediante estructuras un poco más complejas.

Un ejemplo es el caso de estudio de este trabajo de investigación, en el que existe una relación [MATERIA,MAESTRO,HORARIO] para cada materia que se imparte. La distribución completa de asignación de horarios en un período escolar se puede representar mediante una estructura que contenga datos de diferentes tipos (alfanumérico para la MATERIA, y números enteros para la clave del MAESTRO y la HORA de clase).

La Fig. 3.4 muestra la representación de cinco MATERIAS (separadas por las líneas dobles) a impartir en un período determinado. Cada una de ellas contiene la información codificada de la MATERIA, el MAESTRO y la HORA de clase respectivamente (separada por líneas sencillas).

Este esquema de representación permite identificar claramente los bloques constitutivos de un cromosoma, combinar datos de diferentes tipos,

aplicar operadores genéticos a bloques de información y no a elementos individuales y tener la seguridad que se generarán datos reales y confiables durante su aplicación, algo que no siempre se logra con la representación binaria.

AM2A	153	1	BM1A	008	4	CM1A	239	5	AM3A	173	2	BM2A	145	8
------	-----	---	------	-----	---	------	-----	---	------	-----	---	------	-----	---

Fig. 3.4. Representación no binaria de un cromosoma.

3.6 Operadores

La mecánica de los AG es muy simple, ya que solamente involucra copiar cadenas de caracteres e intercambiar subcadenas aplicando algunos operadores. Los operadores básicos utilizados en un AG son los siguientes:

- a) Selección.
- b) Cruzamiento.
- c) Mutación.

La selección es un proceso en el cual cada cadena individual es copiada de acuerdo a los valores de su función de aptitud f . Intuitivamente se puede pensar que la función f es una medida de rendimiento, utilidad o bienestar que se desea maximizar. Copiar cadenas de acuerdo a esa función significa que aquellas cadenas con un valor más alto, van a tener una probabilidad más alta de contribuir o aportar a la siguiente generación.

Este operador es una versión artificial de la selección natural según la Teoría de Darwin de la supervivencia de los individuos más capaces, aptos y superiores sobre los demás.

El cruzamiento es un operador que básicamente consiste en intercambiar subcadenas de una población por medio de un punto de corte y se puede aplicar a un par de cadenas de dos formas:

- a) Seleccionar un punto de cruce fijo en cada una de las cadenas.
- b) Seleccionar dos números enteros k entre 1 y la longitud de la cadena menos uno $[1, long - 1]$ en forma aleatoria que determinen los puntos de cruce.

Normalmente el cruzamiento se maneja dentro de la implementación del AG como un porcentaje que indica con qué frecuencia se efectuará. Esto significa que no todas las parejas de cromosomas se cruzarán, sino que habrán algunas que pasarán intactas a la siguiente generación. De hecho existe una estrategia en la que el individuo más apto a lo largo de las distintas generaciones no se cruza con nadie y se mantiene intacto hasta que surge otro individuo mejor que él, que lo desplazará.

Suponiendo que se tienen las siguientes cadenas:

$$A = 0\ 1\ 1\ 0\ 1$$

$$B = 1\ 1\ 0\ 0\ 0$$

y que el punto de cruce se defina en la posición tres, el cruzamiento genera las dos cadenas siguientes (ver Fig. 3.5):

$$A' = 0\ 1\ 1\ 0\ 0$$

$$B' = 1\ 1\ 0\ 0\ 1$$

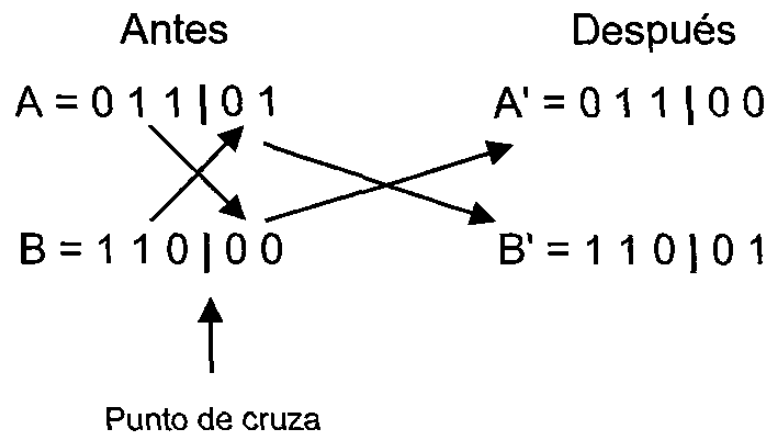


Fig. 3.5. Operador de cruzamiento con un punto fijo.

También se pueden aplicar dos puntos de cruce entre dos individuos. En este caso se mantienen los genes de los extremos y se intercambian los del centro.

Considerando el mismo ejemplo, pero aplicando dos puntos de cruce (en las posiciones 1 y 4), el resultado es el siguiente (ver Fig. 3.6):

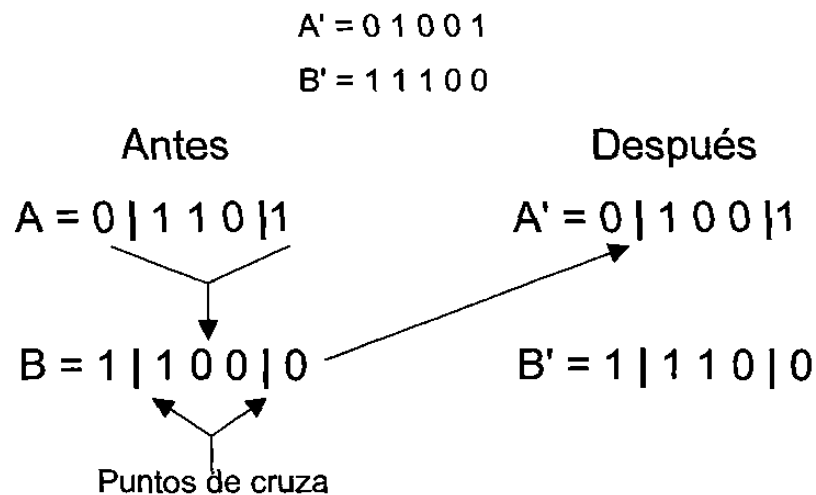


Fig. 3.6. Operador de cruzamiento con dos puntos fijos.

Además de la selección y la cruce, existe otro operador llamado mutación, el cual realiza un cambio a uno de los genes de un cromosoma elegido aleatoriamente. Cuando se usa una representación binaria, un bit se sustituye por

su complemento (un cero se cambia por un uno y viceversa). Este operador permite la introducción de nuevo material cromosómico en la población, tal y como sucede con sus equivalentes biológicos.

Al igual que la cruce, la mutación se maneja como una probabilidad que indica con qué frecuencia se efectuará, aunque a diferencia del cruzamiento, esta ocurre más esporádicamente (la probabilidad de cruce normalmente se encuentra de 0.6 a 0.95 mientras que el de mutación normalmente oscila entre 0.001 y 0.01) (Fogel, 1995).

La mutación es necesaria debido a que, aunque la selección y la cruce son operadores efectivos de búsqueda en un AG, ocasionalmente dejan de analizar material genético útil. El operador de mutación protege al AG de pérdidas prematuras de oportunidades de análisis de secciones del EE cuando se utiliza conjuntamente con los otros operadores genéticos. Sin embargo, debido a que la probabilidad de aplicarse es muy baja, es considerado un operador secundario (Goldberg, 1989).

Existen variantes de los operadores antes descritos que permiten alterar el comportamiento de un AG. Por ejemplo, resultados teóricos han comprobado que la convergencia de un AG hacia la solución de un problema es difícil de obtener, sin embargo, algunos estudios han arrojado resultados que permiten comprobar que ciertas modificaciones al operador de cruce puede generar cualquier punto del espacio de estados mientras que otros operadores no lo logran. También debe considerarse que generar diversos puntos no asegura una búsqueda eficiente. Debe haber un balance adecuado entre la generación y la exploración de poblaciones además de las características particulares de cada población como su representación y su tamaño, que permita obtener un resultado apropiado durante la búsqueda (Fogel, 1989). A la fecha no existe un procedimiento exacto y consistente para determinar el tamaño ideal de la población y el número de generaciones que deben analizarse en un problema particular, por lo que aún son temas de investigación

3.7 Aplicaciones de los AG

Los AG son particularmente aplicados a problemas de optimización en diferentes áreas del conocimiento, tales como la biología, con simulaciones de evolución de poblaciones de organismos (Rosenberg, 1967), adaptaciones de estructuras que responden a disponibilidad espacial y temporal de alimentos (Sannier y Goodman, 1987); en ciencias computacionales con análisis de algoritmos (Raghavan y Birchard, 1979), identificación automática probabilística (Gerardy, 1982); en ingeniería e investigación de operaciones, con trabajos de optimización estructural (Goldberg y Kuo, 1985), diseño de filtros adaptables y recursivos (Etter, Hicks y Cho, 1982), diseño de configuración de tableros (Glover, 1986); se han desarrollado aplicaciones para el procesamiento de imágenes y reconocimiento de patrones como el reconocimiento explícito de clases de patrones usando comparación parcial (Stadnyk, 1987); en ciencias exactas con la solución de ecuaciones no lineales (Shaefer, 1985); incluso en ciencias sociales con trabajos como simulación de la evolución de normas de comportamiento (Axelrod, 1985) por mencionar solo algunas.

3.8 Caso de estudio

La operación completa de un AG simple puede ilustrarse mediante el pseudo código mostrado en la Fig. 3.7; en este caso primero se genera aleatoriamente la población inicial, después se evalúa mediante la aptitud de los cromosomas que la forman y se procede a aplicar los operadores genéticos, y finalmente se generan nuevas poblaciones de cromosomas que serán posteriormente evaluadas, y así sucesivamente.

```

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;

```

Fig. 3.7. Pseudo-código de un AG.

Consideremos la maximización de la función $f(x) = x^2$, donde x adopta valores entre 0 y 31. Para implementar un AG en este problema, primero se deben codificar las variables del problema en cadenas de longitud finita. Para este problema en particular, se consideran cadenas de cinco bits, ya que con esa cantidad de bits se pueden obtener números entre 0 (00000) y 31 (11111). Con la función objetivo definida como el cuadrado de la representación decimal de cada cromosoma y la codificación de los cromosomas, se procede a simular el proceso de generación de poblaciones en un AG mediante la aplicación de los operadores de selección, cruza y mutación.

A continuación se presentan los dos métodos para la realización de la selección:

Ruleta: La ruleta es un método muy simple que consiste en crear una ruleta en la que cada cromosoma tiene asignada una fracción proporcional a su aptitud. Suponiendo que se tiene una población inicial de cuatro cromosomas cuyas aptitudes se muestran en la Fig. 3.8, se forma una ruleta (Fig. 3.9) en base a los porcentajes indicados en la cuarta columna de la Fig. 3.8.

CROMOSOMA	CADENA	APTITUD	% DEL TOTAL
1	01101	169	14
2	11000	576	49
3	01000	64	6
4	10011	361	31
TOTAL		1170	100.00
PROMEDIO		293	
MAXIMO		576	

Fig. 3.8. Población inicial de cromosomas.

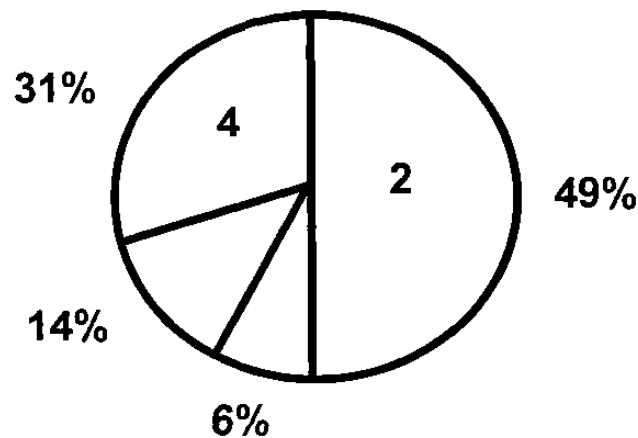


Fig. 3.9. Formación de la ruleta en base al nivel de aptitud de cada cromosoma.

Esta ruleta se gira cuatro veces (debido a que la población está formada de esa cantidad de cromosomas) para determinar qué individuos se seleccionarán. Debido a que los individuos más aptos se les asignó un área mayor de la ruleta, se espera que éstos sean seleccionados un mayor número de veces que los menos aptos.

Realizando una simulación del proceso de la ruleta, se obtiene que el cromosoma 2 fue elegido dos veces, el cromosoma 1 fue elegido una vez, al igual que el cromosoma 4, y el cromosoma 3 no fue elegido.

El torneo: En este método 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 en el que resulten ganadores aquellos que tengan valores de aptitud más altos. Si se efectúa un torneo por parejas, entonces la población se debe barajar dos veces. Nótese que esta técnica garantiza la obtención de múltiples copias del mejor individuo entre los progenitores de la siguiente generación. Para lograrlo, se asigna una probabilidad de selección p_s , se seleccionan aleatoriamente dos cromosomas de la población y se genera un número aleatorio x entre 0 y 1; si $x < p_s$, entonces se selecciona el cromosoma con mayor aptitud; en caso contrario, se escoge el cromosoma con aptitud menor.

El siguiente paso es aplicar el operador de cruce entre los cromosomas que resultaron seleccionados. En este caso particular, se realizan parejas entre los cromosomas 1 y 2 y el 3 y 4. Para la primera se determina en forma aleatoria el bit 4 como el punto de cruce, resultando las cadenas indicadas en la Fig. 3.10.

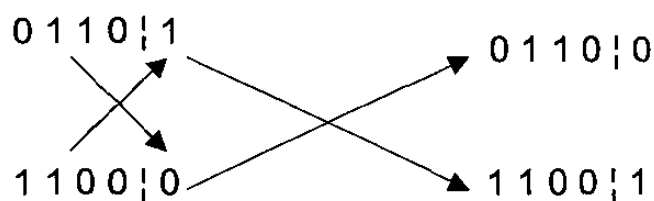


Fig. 3.10. Cruzamiento de los cromosomas 1 y 2.

Para la segunda pareja de cromosomas, se determina el bit 2 aleatoriamente como el punto de cruce originando los nuevos cromosomas indicados en la Fig 3.11.

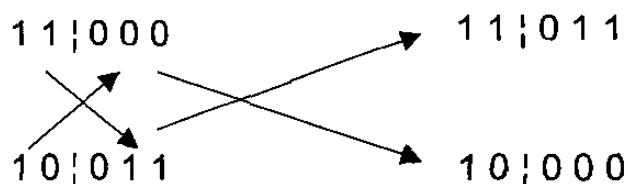


Fig. 3.11. Cruzamiento de los cromosomas 3 y 4.

El siguiente operador, llamado mutación, se aplica a bits en particular. Si se asume una probabilidad de mutación para este problema de 0.001, con una transferencia de 20 bits (4 cromosomas de 5 bits cada uno), resulta que $20 * 0.001 = 0.02$ bits que serán sometidos a este operador durante una generación en particular. En este caso en particular, debido a que el número de bits es muy reducido (0.002), no hay bits que sean cambiados de 0 a 1 o viceversa.

Una vez terminado este proceso (selección, cruzamiento y mutación), la nueva generación está lista para ser evaluada. Para hacerlo, se decodifican las nuevas cadenas de bits y se calcula la función de aptitud. Los resultados de la evaluación de la segunda generación se muestran en la Fig. 3.12; se puede notar que el AG combina nociones de alto rendimiento para generar un mejor comportamiento, logrando incrementar el valor máximo y el promedio en la nueva generación.

CROMOSOMA	CADENA	APTITUD
1	01100	144
2	11001	625
3	11011	729
4	10000	256
TOTAL		1754
PROMEDIO		439
MÁXIMO		729

Fig. 3.12. Segunda generación de cromosomas.

3.9 Conclusiones del capítulo

Este capítulo conduce progresivamente al lector hacia la IA, que es la rama de la computación que se encarga de estudiar las actividades humanas mediante modelos computacionales. Se hace una breve introducción a la IA, se muestran las áreas de aplicación en las cuales se han involucrado conceptos y teorías de esta área, y los conceptos básicos de búsqueda de soluciones en espacios de estados.

A partir de la sección 3.2, se presentan los AG's, su definición formal, sus características principales, también se indican las diferencias que presentan con las técnicas tradicionales de búsqueda de soluciones, la forma de representar e implementar soluciones a problemas mediante esta técnica, con los operadores involucrados y al final se presenta un ejemplo típico de maximización de una función para mostrar el análisis, diseño, implementación y determinación de un AG simple para resolver un problema.

En este capítulo se presenta la mecánica de operación de un AG simple con tres operadores: selección, cruce y mutación, los cuales son sencillos de entender e implementar en aplicaciones ya que sólo involucran generación

aleatoria de números, copiar cadenas de símbolos e intercambio parcial de cadenas.

También se hace referencia a que un AG trabaja con poblaciones de nodos, mientras que otras técnicas lo hacen con un sólo nodo a la vez, esto origina que manteniendo un conjunto de nodos bien adaptados, se reduce la probabilidad de encontrar una solución falsa como un óptimo local.

Las reglas de transición de un AG son estocásticas a diferencia de otros métodos con reglas determinísticas, es decir, usa elecciones aleatorias para guiar el proceso de búsqueda.

CAPÍTULO 4

DISEÑO DE UN AG PARA LA ASIGNACIÓN ÓPTIMA DE CARGA ACADÉMICA

4.1 Introducción

En este capítulo se presenta el diseño completo, basado en un AG, de un sistema computacional para la solución del problema de ACA en una institución de educación superior. Se hace referencia a los datos involucrados en el problema, la representación del cromosoma, la definición de la función de aptitud, los detalles de implementación de los operadores genéticos, la selección de los parámetros involucrados y la descripción general del programa.

Aunque el prototipo computacional está basado en las necesidades del problema de ACA en el ITNL, es factible utilizarlo en cualquier institución de educación con características similares.

4.2 Definición de datos involucrados

En el capítulo 2 se presentó el modelo de ACA en instituciones de educación superior. A partir de este modelo general, surge un modelo simplificado, adecuado a las características de las variables involucradas en el caso particular en el ITNL (Fig. 2.2). En ese modelo de ACA se presentan los siguientes datos:

- Un conjunto finito de grupos-materias que incluye la combinación de todas las materias que se impartirán en un período escolar determinado así como los grupos de alumnos que cursarán dichas materias. Estos elementos se representan mediante claves alfanuméricas.
- Un conjunto finito de profesores cuyos elementos representan la planta docente de la institución educativa. Este conjunto contiene las claves numéricas enteras que identifican a cada profesor.
- Un conjunto de horas, que contiene la codificación de la jornada de clases del período escolar (Fig. 4.1).

Clave	Horario de clase
1	7:00 - 8:00
2	8:00 - 9:00
3	9:00 - 10:00
4	10:00 - 11:00
.	.
.	.
13	19:00 - 20:00
14	20:00 - 21:00

Fig. 4.1. Codificación de la jornada de clases.

Para manejar la información antes mencionada, el AG se apoya fundamentalmente en dos archivos de entrada (GRUPO.DAT y MAESTRO.DAT) que contienen la información de las materias a impartir en un período determinado así como los profesores disponibles con sus horarios solicitados.

4.2.1. Información de grupos-materias

El archivo GRUPO.DAT contiene los datos de todos los grupos-materias en un período escolar determinado, cuya estructura se muestra en la Fig. 4.2.

Este archivo de organización secuencial, contiene los datos generales de cada materia: clave, nombre y período escolar en que se imparte, así como una lista de maestros que pueden impartirla. Es necesario asignar por lo menos la clave de un maestro a cada materia para garantizar que ningún grupo-materia quede sin profesor asignado.

DATO	CAMPO	TIPO	LONGITUD
Clave	GRUPO.clave	Alfanumérico	10
Materia	GRUPO.nombre	Alfanumérico	30
Período escolar en que se imparte	GRUPO.periodo	Entero	
Clave de posible maestro	GRUPO.maestro[i] donde : $i = 0, 2, 3, \dots, maestros_disp$ $maestros_disp = 10$	Vector de <i>maestros_disp</i> celdas de enteros largos	

Fig. 4.2. Estructura del archivo de grupos-materias.

4.2.2. Información de maestros

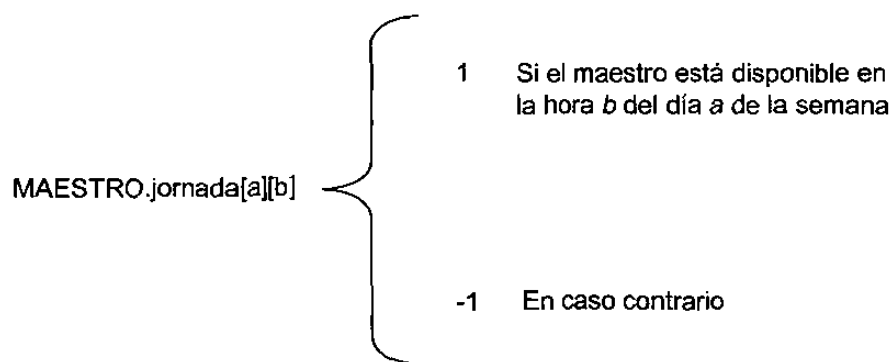
El archivo MAESTRO.DAT contiene los datos de los profesores de la planta docente, cuya estructura se muestra en la Fig. 4.3.

Este archivo relativo o de acceso directo, contiene los datos generales de cada profesor: clave, nombre y la información del horario disponible para cada día de la semana. Estos datos se pueden acceder a través de su clave.

A cada maestro se relaciona una matriz numérica entera de $a \times b$ que indica su disponibilidad para impartir clases ($MAESTRO.jornada[a][b]$) cuyos valores se indican en la Fig. 4.4.

DATO	CAMPO	TIPO	LONGITUD
Clave	MAESTRO.clave	Entero largo	
Nombre	MAESTRO.nombre	Alfanumérico	25
Horario disponible	MAESTRO.jornada[a][b] Donde: a = Día de la semana (0,1,..., <i>max_dias</i>) b = Hora de la jornada de clases (0, 1, 2, ..., <i>max_horas</i>) <i>max_dias</i> = 5 <i>max_horas</i> = 14	Entero	

Fig. 4.3. Estructura del archivo de maestros.



donde:

$a = 0, 1, 2, \dots, max_dias$; (0 = Lunes, 1 = Martes, 2 = Miércoles, etc.)

$b = 0, 1, 2, \dots, max_horas$ (jornada total de clases)

Fig. 4.4. Matriz de disponibilidad de horario de maestros.

4.3 Representación del cromosoma

De los archivos antes mencionados surge la relación [grupo-materia, maestro, hora] que indica la materia a impartir, el profesor titular y la hora respectivamente y representa así mismo un gene del cromosoma a formar. Por ejemplo, la combinación [AM5A, 150, 3] indica que la materia AM5 (Química) del grupo A, será impartida por el (la) profesor(a) 150 (Angelina Molina García) en la hora 3 (9:00 - 10:00) de un día determinado.

Debido a que los datos involucrados se representan mediante variables no homogéneas (de diferente tipo y longitud), que es necesario aplicar operadores genéticos a bloques particulares de los cromosomas y de los genes, y que la dimensión de los períodos de clases no es la misma (los períodos no necesariamente tienen la misma cantidad de grupos-materias), se selecciona una representación no binaria para los genes de un cromosoma, como se muestra en la Fig. 4.5. En ella se muestra la clave del grupo-materia, la clave del maestro así como la clave de la hora para los días respectivamente.

AM5A	150	3	3	3	3	3
------	-----	---	---	---	---	---

Fig. 4.5. Representación no binaria de un gene.

Sin embargo, para indicar la distribución completa de todos los grupos-materias de un período determinado, es necesario, concatenar un gene por cada grupo-materia requerido en ese período, formando un cromosoma como el que se muestra en la Fig. 4.6. En él, se aprecia un cromosoma de P períodos escolares (período = 0, 1, 2, ..., P), cada uno con una cantidad variable de genes. Así, G_{00} representa el gene 0 del período 0, G_{10} es el gene 1 del período 0 hasta G_{w0} , que indica el gene w del período 0. Aquí es importante notar que los períodos empiezan su denominación en cero, debido a que algunas instituciones así lo requieren. En el período 1, los genes se representan desde G_{01} (gene 0 del

período 1) hasta G_{x1} (gene x del período 1). Debe recalarse que el último gene del período 0 es G_{w0} , mientras que el último gene del período 1 es G_{x1} y no necesariamente $w = x$; esto es, no todos los períodos cuentan con la misma cantidad de genes debido a que no todos los períodos escolares tienen las mismas necesidades de grupos-materias.

Al final de cada cromosoma se incluye un campo denominado *aptitud*, que indica el valor numérico entero de la aptitud total (ver sección 4.4) del cromosoma.

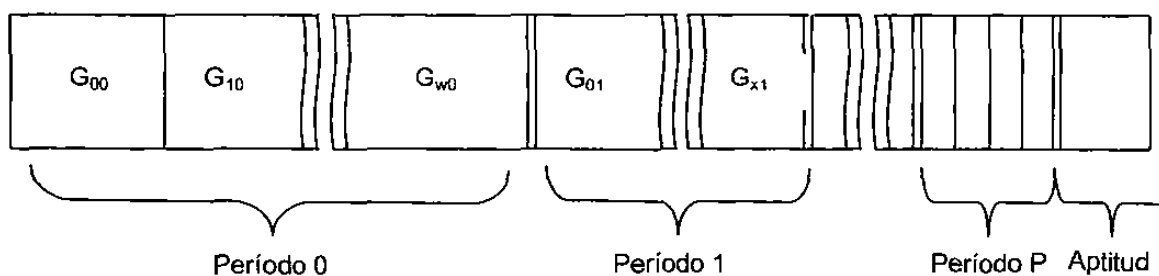


Fig. 4.6. Representación no binaria de un cromosoma.

4.4 Definición de la función de aptitud

La función de aptitud es el parámetro que evalúa una solución y permite que el AG eleve su rendimiento al mejorar la aptitud de los cromosomas conforme avanza el proceso.

En el problema de ACA, los cromosomas serán evaluados con un conjunto de penalizaciones o castigos tomando como base el modelo de la sección 2.6 de acuerdo a los siguientes puntos:

- Los empalmes de clases de un grupo. No deben asignarse varias clases al mismo grupo en la misma hora.

- Los empalmes de clases de un profesor. No deben asignarse varias clases al mismo profesor en la misma hora.
- Las horas libres entre clases de un grupo. No es deseable períodos inactivos en la secuencia de las clases del grupo.

Estos puntos sirven para determinar la aptitud de cada cromosoma dentro de un conjunto de posibles soluciones y son los parámetros al momento de evaluar las soluciones.

Aunque originalmente un AG está diseñado para problemas de maximización, la minimización se logra mediante su recíproco (sección 3.3), es decir, la aptitud se considera en proporción inversa a la penalización. Considerando tales puntos, se ataca un problema de minimización, en donde el objetivo es encontrar una solución o cromosoma cuya aptitud óptima sea cero, es decir, hallar el cromosoma que no presente penalizaciones (o el menor número posible). Para ello, se evalúan los cromosomas tomando en cuenta las siguientes penalizaciones:

- 3 puntos por cada empalme de clases de un grupo.
- 2 puntos por cada empalme de clases de un profesor.
- 1 punto por cada hora libre de un grupo.

La aptitud de un cromosoma es inversamente proporcional a la suma de las penalizaciones mencionadas, es decir, los cromosomas con el menor número de penalizaciones son los más aptos, además, estos valores reflejan directamente el orden de importancia en la aplicación de tales penalizaciones a los cromosomas, lo que significa que es más importante tratar de evitar los empalmes de clases de un grupo que los empalmes de clases de los profesores y que las horas libres que pueda presentar una distribución de [GRUPO-MATERIA, MAESTRO, HORARIO].

4.5 Generación de la población inicial

La primera etapa de un AG es la generación de la población inicial, en la cual se generan N cromosomas de forma aleatoria. Por razones de espacio de almacenamiento de los cromosomas generados, resulta prácticamente imposible mantenerlos en memoria, y debido a esto se almacenan en archivos temporales, los cuales se van creando conforme avanza el proceso. Cada población generada se almacena en un archivo cuyo nombre es el número de la población con extensión "TMP". Los cromosomas generados en la población inicial se almacenan secuencialmente en el archivo 0.TMP y se van formando con la asignación aleatoria de un profesor disponible por grupo-materia, además de la clave de horario para ese profesor según se muestra en el diagrama de flujo de la Fig. C.1 del Apéndice C.

El archivo GRUPO.DAT contiene la información de todos los grupos-materias a los que debe asignarse un profesor y una hora de clase, el cual se recorre secuencialmente N veces (donde N representa el tamaño de la población) para formar N cromosomas. Este procedimiento asegura que:

- Los grupos-materias tengan asignado un maestro a una hora de clase.
- Las materias sean impartidas por maestros cuyo perfil académico sea el apropiado para dicha clase.
- Las horas de clase de los maestros se encuentren dentro de su disponibilidad de horario.

4.6 Operadores genéticos

Una vez generada la población inicial, se procede a aplicar los operadores genéticos selección, cruce, mutación y elitismo para generar nuevas poblaciones, tal como se indica en el pseudo-código de la Fig. 3.7.

4.6.1 Selección

Este operador se aplica basándose en el método de la ruleta tal como se explica en la sección 3.8.

Aunque originalmente un AG está diseñado para problemas de maximización, la minimización puede implementarse de manera relativamente sencilla, sólo basta crear una ruleta que asigne partes proporcionales de acuerdo a la aptitud de cada cromosoma, en la que el cromosoma con el valor de aptitud más bajo tendrá una mayor área de la ruleta.

La ruleta se gira N veces para generar la siguiente población, cuyos cromosomas seleccionados se almacenan secuencialmente en el archivo 1.TMP.

4.6.2 Cruza

Con la finalidad de evitar que períodos completos de asignaciones de grupos-materias se propaguen sin modificaciones a las siguientes poblaciones, se aplica una variante del operador de cruza llamada cruza uniforme, la cual consiste en aplicar con cierta probabilidad el operador a bloques específicos del cromosoma; esto es, se aplica la cruza uniforme sólo a períodos correspondientes de dos cromosomas seleccionados, tal como lo muestra el diagrama de flujo de la Fig. C.2 del Apéndice C. Aleatoriamente se seleccionan dos cromosomas de la población actual, y a cada período del cromosoma se le aplica la probabilidad de cruza para determinar si se efectúa la operación, en caso de ser así, se cruzan los períodos correspondientes, después se evalúan y finalmente se almacenan en el archivo de la siguiente población. La Fig. 4.7 muestra el funcionamiento de este operador. En ella se muestran dos cromosomas que se seleccionaron aleatoriamente para aplicarles la cruza uniforme, en los cuales se aprecian dos períodos (separados por líneas dobles continuas) que a su vez tienen dos genes cada uno (separados por líneas dobles punteadas). Con este operador, se cruzan únicamente los genes que pertenezcan

a períodos correspondientes, es decir, sólo se cruzan los genes del período 1 del primer cromosoma con los genes del mismo período del segundo cromosoma seleccionado. Esto mismo se aplica con los genes de los períodos siguientes dando como resultado los dos cromosomas mostrados debajo de las flechas.

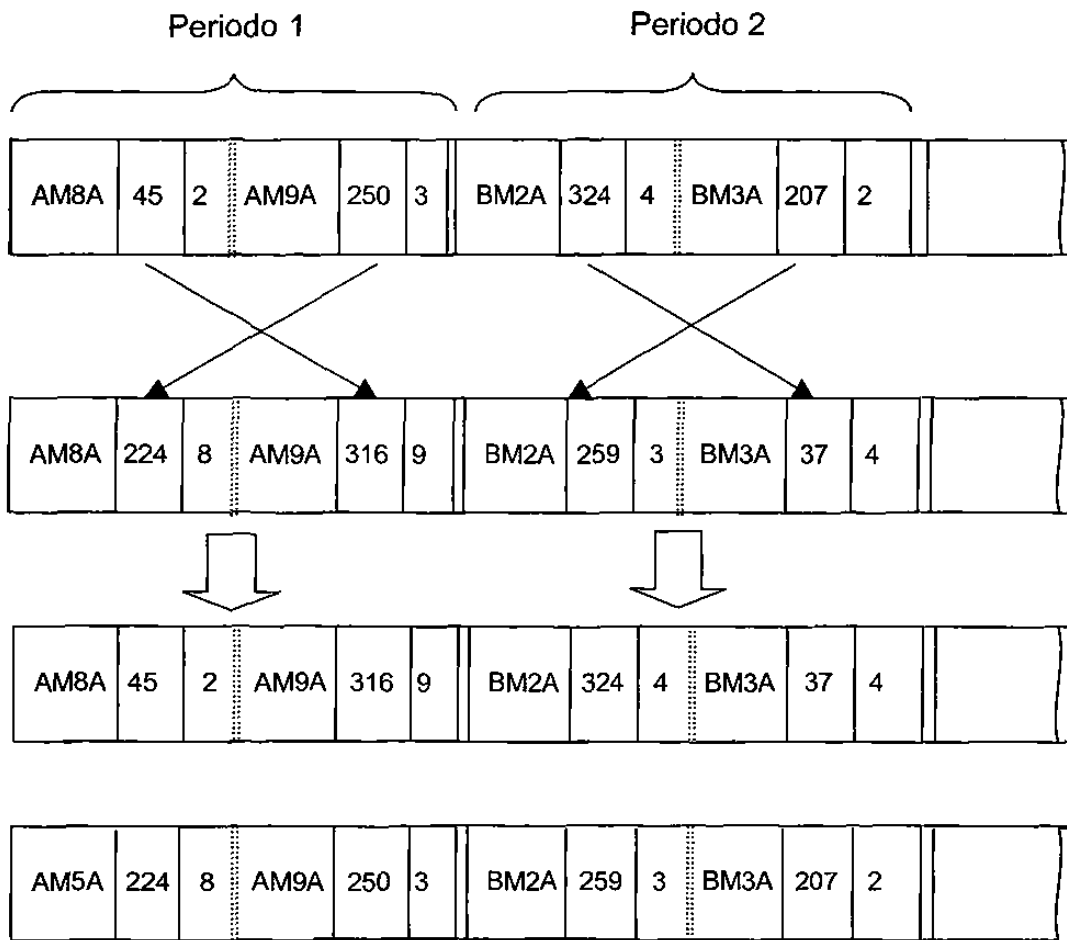


Fig. 4.7. Ejemplo de cruce uniforme.

4.6.3 Mutación

La función original de este operador es modificar aleatoriamente algunos genes de acuerdo a un valor probabilístico; sin embargo, para el cromosoma representado en este problema en particular, se cambia sólo una sección

de los cromosomas, esto es, se sustituye aleatoriamente un maestro por otro disponible en algunos genes. Al hacerlo, es necesario modificar también el horario de clase de esa materia, dentro del rango permitido por el horario del nuevo maestro. Del total de genes de la población actual, se escoge aleatoriamente un porcentaje de ellos (determinado por la probabilidad de mutación) y sólo a ellos se les cambiará aleatoriamente el maestro y el horario de clase dentro del rango de maestros disponibles para la materia y el horario del nuevo maestro. En la Fig. 4.8 se muestra un gene seleccionado en forma aleatoria al cual se aplica la mutación. Una vez aplicada la mutación, el grupo A de Matemáticas I (AM6A) impartida por el maestro Ranulfo Palacios Montes (155) con horario de 9:00 - 10:00 hrs (hora 3) se convierte en el gene de la misma materia impartida ahora por José Luis Villarreal Castro (207) con horario de 15:00 - 16:00 hrs (hora 9).

La Fig. C.3 del Apéndice C muestra el diagrama de flujo de este operador.

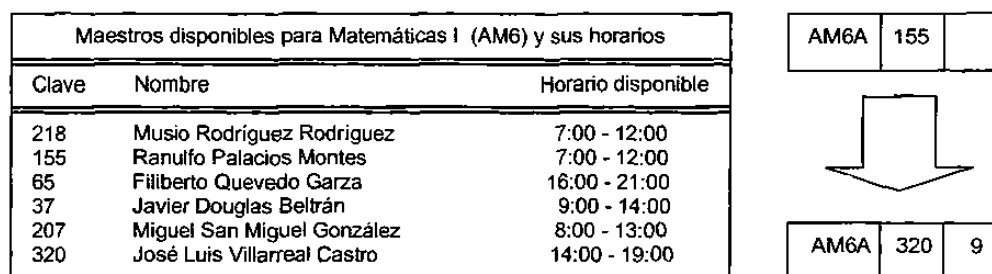


Fig. 4.8. Ejemplo de mutación.

4.6.4 Elitismo

Un AG aplica una técnica de búsqueda basada en la teoría de que sobreviven los individuos más capaces de adaptarse al medio ambiente y mejorar su rendimiento utilizando medidas heurísticas (sección 3.2). Esto significa que conforme avanza el proceso de reproducción de los individuos, se debe mejorar constantemente la aptitud de los mismos, es decir, que a medida que el AG

genera nuevas poblaciones de individuos, estos deben mostrar características superiores a las de sus antecesores o en el peor de los casos, mantener el nivel de aptitud de la población anterior.

El elitismo es un criterio que se aplica en un AG con la finalidad de mantener el mejor cromosoma de cada población insertándolo directamente en la siguiente población; con esto se asegura que si en determinado momento la heurística de los operadores genéticos no reproduce cromosomas con aptitud superior a la de su población anterior, por lo menos se mantiene el cromosoma con la mejor aptitud hasta esa generación. Así se mantiene el nivel de aptitud del mejor cromosoma de cada generación conforme se avanza en la generación de poblaciones.

4.7 Selección de parámetros

Debido a que un AG funciona en base a medidas heurísticas y no determinísticas, es muy importante seleccionar los parámetros adecuados; sin embargo, no existe una metodología que indique los valores exactos que deben asignarse ya que varían de acuerdo a la naturaleza del problema.

De Jong (1975) sugiere un valor alto para la probabilidad de cruza, bajo para la probabilidad de mutación y moderado para el tamaño de la población. Se recomiendan rangos de 0.6 a 0.95 para la cruza y de 0.001 a 0.01 para la mutación (De Jong, 1975; Schraudolph y Belew, 1992).

Tomando como referencia las recomendaciones de la literatura se realizaron pruebas experimentales y se observó el comportamiento del AG para las combinaciones de los rangos de los valores que se muestran en la Fig. 4.9.

Parámetro	Mínimo	Máximo
Tamaño de población	50	300
Probabilidad de cruce	70 %	90 %
Puntos de cruce	1	2
Probabilidad de mutación	0.001%	0.2 %

Fig. 4.9. Tabla de parámetros.

El criterio de terminación del AG está dado por el número de poblaciones que se desean generar, parámetro que puede ser proporcionado por el usuario, recomendándose en este trabajo un valor cercano de 600.

4.8 Descripción del sistema

El Sistema de Asignación de Carga Académica en Instituciones de Educación Superior (SACAIES) se compone de varios programas (mostrados en la Fig. 4.10) desarrollados en Lenguaje C++ por medio del compilador Turbo C++ versión 3.0 de Borland International, Inc. (se recomienda utilizar computadoras personales IBM o compatibles con microprocesador Pentium de 166 MHz, con 16MB de memoria RAM y 20MB libres en disco duro como mínimo).

Los programas deben instalarse y ejecutarse desde un subdirectorio llamado SACAIES, en donde se generan los archivos de trabajo MAESTRO.DAT y GRUPO.DAT que contienen los datos de los profesores con su horario disponible y de los grupos-materias con sus posibles maestros respectivamente; además se generan los archivos temporales con extensión TMP, que contienen las poblaciones generadas.

Programa	Función
• MAESTRO.EXE	Manipular los datos de los profesores.
• GRUPO.EXE	Manipular los datos de los grupos-materias requeridos.
• AG.EXE	Realizar la ACA mediante un AG.
• MONITOR.EXE	Graficar el comportamiento del AG, además de decodificar la solución encontrada.

Fig. 4.10. Programas de SACAIES.

Primero se capturan los datos de los profesores de acuerdo a la Fig. 4.3 para almacenarlos en el archivo MAESTRO.DAT; posteriormente se capturan los datos de los grupos-materias de acuerdo a la Fig. 4.2 para formar el archivo GRUPO.DAT. Si en determinado momento se requiere un nuevo grupo-materia, basta con insertarlo en el archivo. Los programas MAESTRO.EXE y GRUPO.EXE tienen un menú de operaciones por medio del cual se pueden insertar, consultar, modificar, listar o eliminar datos.

Al capturar los datos de los maestros es muy importante considerar lo siguiente:

- La clave de cada profesor debe ser un número entero único.
- El horario de disponibilidad no se debe dejar en blanco.
- El archivo en el que se almacenan los datos tiene una organización relativa o de acceso directo por lo que no es necesario llevar un consecutivo de las claves de los maestros.

Cuando se capturan los datos de los grupos-materias, se debe tomar en cuenta lo siguiente:

- La clave de cada grupo-materia es alfanumérica y única.
- El último carácter de la clave indica el grupo que cursará dicha materia; p. ejem. A, B, C, etc.
- El período en el cual se imparte una materia no debe estar en blanco. Este dato indica la sección del período del cromosoma que ocupará dicho grupo-materia.

- La lista de maestros disponibles debe contener al menos una clave de maestro.
- El archivo de maestros debe contener los datos de los profesores disponibles para los grupos-materias.

Una vez capturados los datos generales, se procede a ejecutar el programa AG.EXE que contiene el AG que manipula tales datos para encontrar la solución del problema de ACA. Este programa se basa en el pseudocódigo de la Fig. 3.7 cuyo procedimiento se muestra en el diagrama de flujo de la Fig. 4.11.

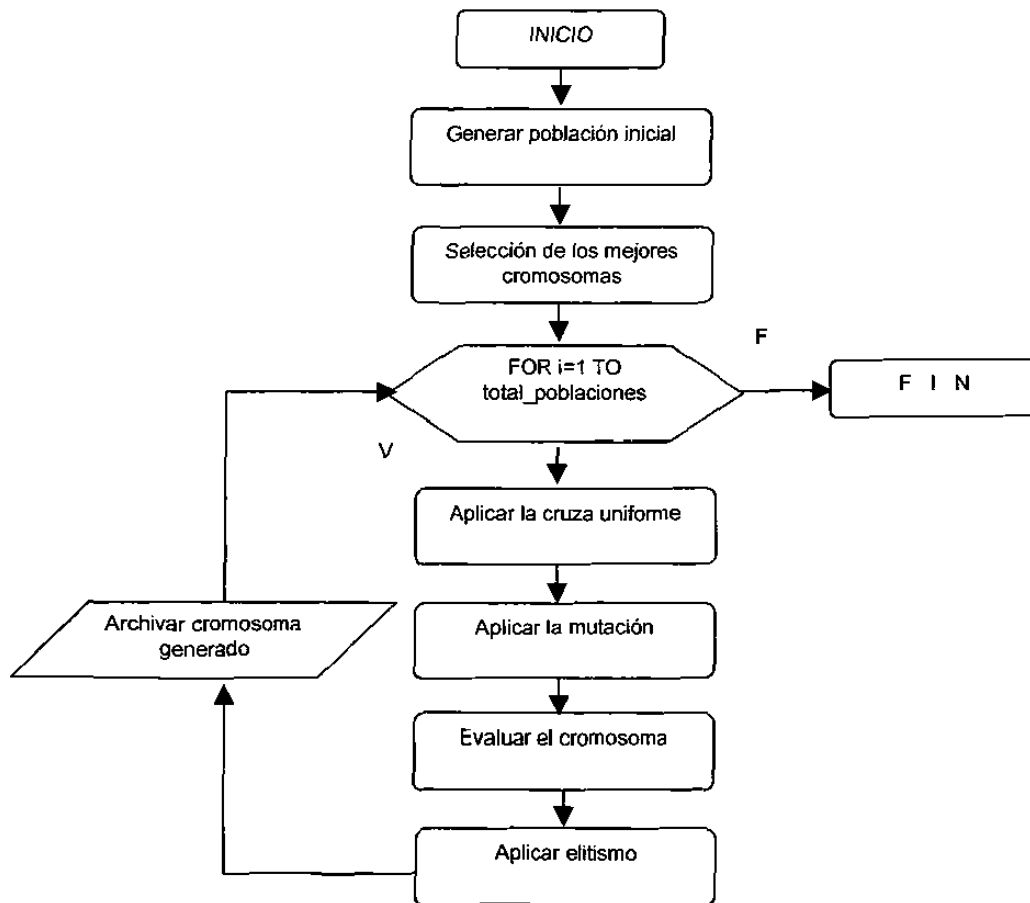


Fig. 4.11. Diagrama de flujo de AG.EXE.

4.9 Conclusiones del capítulo

El capítulo actual muestra el diseño e implementación de un sistema computacional que contiene un AG para solucionar el problema de la ACA. En la sección introductoria se presentan los datos involucrados, su longitud y su formato, incluyendo la organización de los archivos que los almacenan.

A partir de la sección 4.3 se hace referencia a la manera de relacionar los datos involucrados para definir la representación de los cromosomas utilizados por el AG. Se describe el formato de los genes que forman los cromosomas, así como la forma en que serán evaluados para determinar la aptitud de cada uno de ellos; es decir, el parámetro que permite comparar las soluciones y seleccionar la mejor.

Posteriormente se describe el diseño de cada una de las etapas del AG: la generación de la población inicial y la adaptación para este problema en particular de los operadores genéticos como la selección, la cruce, la mutación y elitismo.

Finalmente se presenta la descripción general del sistema y las consideraciones que se deben tomar en cuenta para operar el sistema.

CAPÍTULO 5

RESULTADOS

5.1 Introducción

En este capítulo se muestran los resultados obtenidos con SACAIES en la solución del problema de ACA en el ITNL. El problema se planteó en base al modelo general descrito en el capítulo 2 y con los requerimientos de información indicados en el capítulo 4. Los resultados obtenidos demuestran la factibilidad de aplicar un AG en la solución de este problema.

5.2 Caso de análisis

Las pruebas realizadas a SACAIES consisten en obtener la mejor distribución de carga académica mediante un AG basadas en las necesidades académicas de la carrera de Ingeniería en Sistemas Computacionales (ISC) del ITNL en el período de febrero a junio de 1999. Para ello se tomaron como datos las necesidades de los primeros cuatro semestres de la carrera por considerar que reúnen todas las características de la distribución y son una muestra representativa del proceso completo.

5.2.1 Descripción

En la sección 2.6 se hace referencia a un caso de estudio basado en un modelo general de ACA aplicado en la carrera de ISC del ITNL. Para analizarlo, se seleccionan los primeros cuatro semestres de la carrera por ser una muestra representativa que reúne las principales características del modelo, sin embargo es factible resolver el problema completo (nueve semestres) por etapas, incorporando un mecanismo que acumule la aptitud de las secciones de los cromosomas generados en un período escolar y considere este resultado como dato de entrada en los períodos siguientes. Sin embargo, por restricciones de memoria, se seleccionó la muestra indicada. Este mismo concepto también puede aplicarse simultáneamente a todas las carreras del ITNL.

Para llevar a cabo las pruebas con datos reales, se recopilaron los siguientes datos en la coordinación de ISC del ITNL:

- Lista de maestros y su disponibilidad de horario.
- Lista de grupos-materias que se imparten en el período indicado.
- Distribución actual de GRUPO-MATERIA, MAESTRO y HORA del período indicado.
- Relación de las preferencias académicas (materias) de los profesores.

La solución propuesta por SACAIES es analizada y comparada con la distribución real que se asignó en el período mencionado en el ITNL.

5.2.2 Características de la solución actual

El parámetro que indica la eficiencia de una solución es la aptitud del cromosoma. La sección 2.6.3 muestra la solución del caso de estudio realizado manualmente por la Coordinación de ISC. En ella se aprecia la presencia de horas libres entre clases de un mismo grupo, lo cual da origen a una penalización y por lo tanto una degradación de su aptitud.

Para tener un punto de referencia, se evaluó la distribución actual con el mismo criterio de evaluación que SACAIES y se encontró un valor de 105 de su aptitud; este valor se utilizará como cota para analizar los resultados obtenidos con el sistema en base a un AG.

5.2.3 Efecto de los parámetros en la aptitud de los cromosomas

El comportamiento general del AG de SACAIES se basa en la aptitud de los cromosomas que genera, que a su vez depende de la combinación de los parámetros indicados en la Fig. 4.9.

Como se indicó en la sección 4.7, es difícil encontrar la mejor combinación de parámetros que conduzcan a la solución óptima, ya que depende en gran medida de las características particulares de cada problema. Para ello, se realizaron pruebas experimentales modificando un parámetro a la vez y observando el comportamiento del AG mediante el programa MONITOR.EXE, el cual recopila la aptitud del mejor cromosoma de cada población generada. Al final de cada prueba se obtiene una gráfica donde las abscisas representan las poblaciones y las ordenadas corresponden a la aptitud del mejor cromosoma de cada población. En cada gráfica se superpone una línea punteada que representa la cota mínima, es decir, la aptitud de la solución obtenida en forma manual que sirve de punto de referencia para comparar las soluciones que obtenga SACAIES.

El programa resuelve un problema de minimización, donde el objetivo es encontrar una solución cuya aptitud óptima sea cero (cero penalizaciones), que gráficamente se representa como un punto sobre el eje X; sin embargo, pueden existir soluciones muy satisfactorias (no 100% óptimas) que estén por debajo de la línea de cota, es decir, soluciones con una aptitud menor a la de la solución encontrada en forma manual.

En la Fig. 5.1 se muestra el comportamiento gráfico del AG de SACAIES; en este primer caso se generaron 688 poblaciones de 150 cromosomas cada una, con 2 puntos de cruce, probabilidad de cruce = 70 % y probabilidad de mutación =

0.2 % sin considerar elitismo. Esta gráfica muestra que el AG encuentra rápidamente el mejor cromosoma del total de las poblaciones en la generación 12; en generaciones subsecuentes no se mejora la aptitud del cromosoma (60), siendo en la población 12 donde se encuentra la mejor solución. El comportamiento oscilatorio que se aprecia en la Fig. 5.1 es el resultado de la naturaleza aleatoria de un AG.

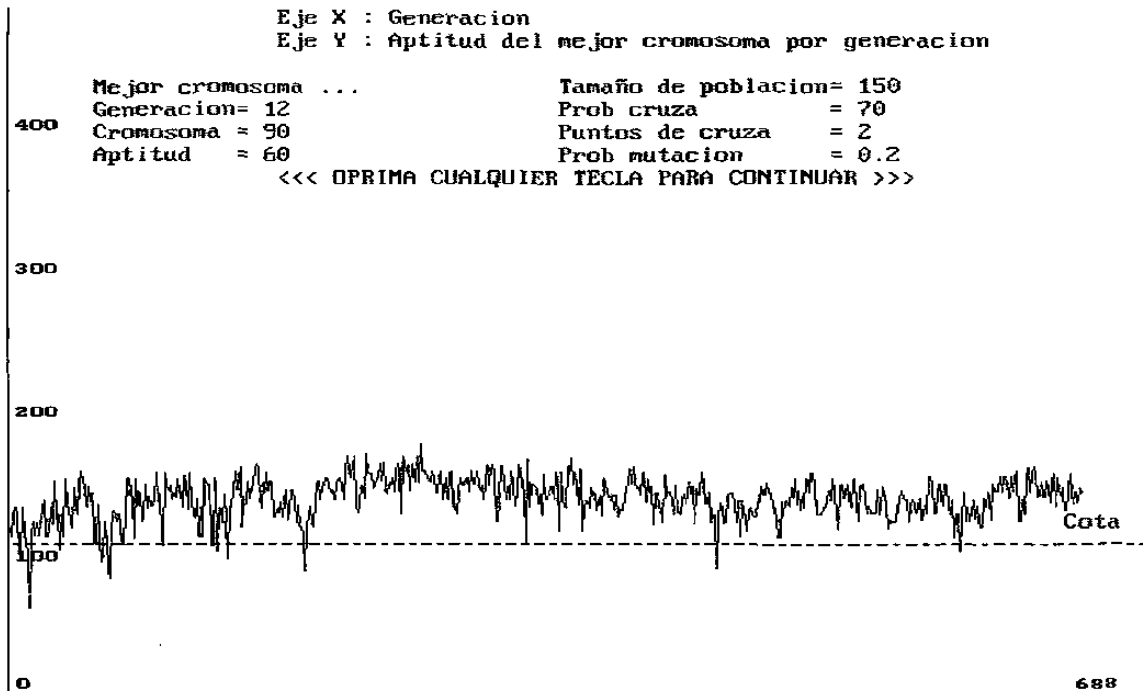


Fig. 5.1. Comportamiento del AG sin elitismo, prob. cruza=70% y prob. mutación=0.02%.

En un segundo caso, se modificaron los parámetros del AG con una probabilidad de cruza de 90%, una probabilidad de mutación de 0.001% e incorporando elitismo. Los resultados obtenidos se muestran en la Fig. 5.2 .

Se puede apreciar que el programa SACAIES encuentra una solución con mejor aptitud que las pruebas anteriores, que corresponde al cromosoma 32 de la generación 272 con una aptitud de 31. En la gráfica se aprecia que al incorporar el concepto del elitismo descrito en la sección 4.6.4, se elimina el comportamiento

oscilatorio en la aptitud de los cromosomas y las generaciones subsecuentes, además de que se alcanzan mejores soluciones conforme avanza el proceso.

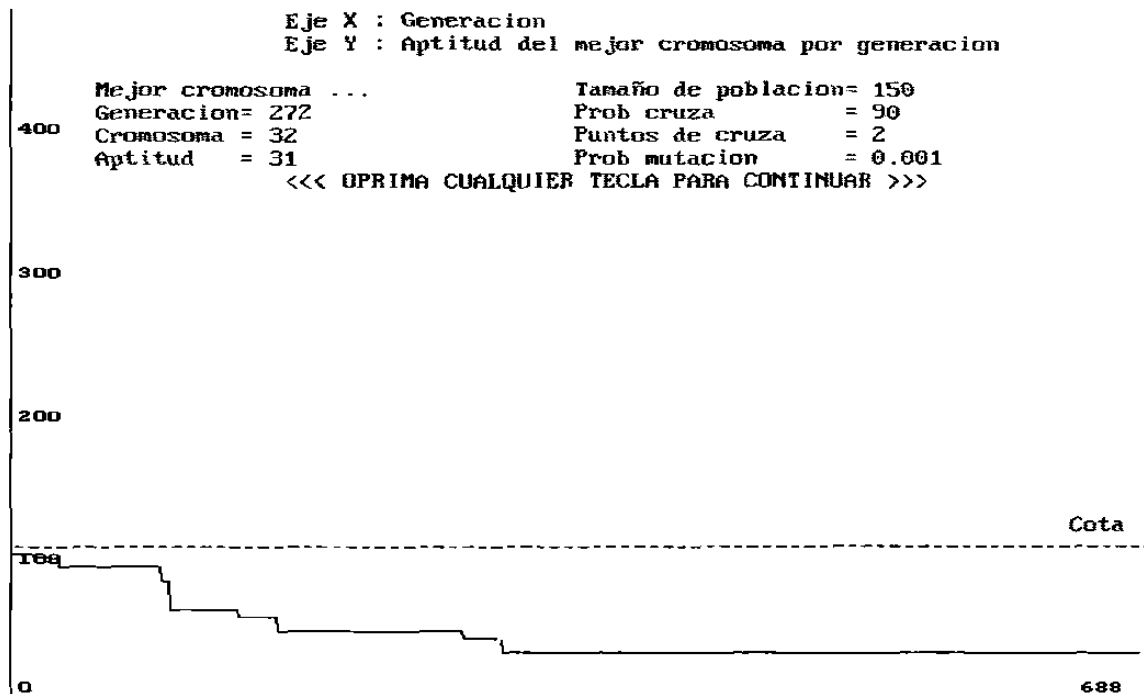


Fig. 5.2. Comportamiento del AG con elitismo, prob. cruza=90% y prob. mutación=0.001%.

La distribución de carga académica correspondiente a la solución planteada en este caso se describe en la Fig. 5.3. Esta es la réplica del reporte por periodos de la solución encontrada por el AG de SACAIES. Este reporte es generado por el programa MONITOR.EXE una vez que termina el proceso.

AM2A	INT. ING. SISTEM. Gpe.	Javier Chapa Herrera	12 - 13 hrs
AM3A	DIS. EST. ALGORITMOS	Cesar A. Chavez Olivas	9 - 10 hrs
AM5A	QUIMICA	Angelina Molina	11 - 12 hrs
AM6A	MATEMATICAS I	Javier Douglas Beltran	10 - 11 hrs
BM2A	CONTABILIDAD	Roque Hernandez	8 - 9 hrs
BM2B	CONTABILIDAD	Leonel Resendez	12 - 13 hrs

Fig. 5.3. Reporte de solución obtenido con SACAIES.

BM2C	CONTABILIDAD	Roque Hernandez	8 - 9 hrs
BM2D	CONTABILIDAD	Leonel Resendez	12 - 13 hrs
AM4A	MET. DE LA INVEST.	Miguel Guerrero Crespo	7 - 8 hrs
AM7A	MATEMATICAS II	Filiberto Quevedo	17 - 18 hrs
AM7C	MATEMATICAS II	Miguel Portilla Espinosa	12 - 13 hrs
AM7D	MATEMATICAS II	Ranulfo Palacios	10 - 11 hrs
AM8A	ELECT Y MAGNETISMO	Justino Del Toro	7 - 8 hrs
AM8B	ELECT Y MAGNETISMO	Justino Del Toro	10 - 11 hrs
AM8C	ELECT Y MAGNETISMO	Juan Jose Guerra Salinas	8 - 9 hrs
AM8D	ELECT Y MAGNETISMO	Juan Jose Guerra Salinas	9 - 10 hrs
AM9A	PROGRAMACION I	Roberto Diaz Puerto	9 - 10 hrs
AM9B	PROGRAMACION I	Jose Feliciano Ventura	17 - 18 hrs
AM9C	PROGRAMACION I	JM Garcia Guerra	15 - 16 hrs
AM9D	PROGRAMACION I	JM Garcia Guerra	13 - 14 hrs
BM1A	MAT DISCRETAS	Cesar A. Chavez Olivas	8 - 9 hrs
BM1B	MAT DISCRETAS	Rosa Elva Salas	16 - 17 hrs
BM1C	MAT DISCRETAS	JM Garcia Guerra	14 - 15 hrs
BM1D	MAT DISCRETAS	Cesar A. Chavez Olivas	12 - 13 hrs
BM3A	MATEMATICAS III	Miguel Sanmiguel	11 - 12 hrs
BM3B	MATEMATICAS III	Miguel Sanmiguel	7 - 8 hrs
BM3C	MATEMATICAS III	Miguel Sanmiguel	10 - 11 hrs
BM3D	MATEMATICAS III	Jose Luis Villarreal	20 - 21 hrs
BM4A	INVEST. OPER. I	Jose Enrique Villarreal	13 - 14 hrs
BM4B	INVEST. OPER. I	Jorge Daniel Fisher	13 - 14 hrs
BM5A	PROGRAMACION II	Bruno Lopez Takeyas	8 - 9 hrs
BM6A	ESTRUC. DATOS I	Sergio Garza Carranza	10 - 11 hrs
BM6B	ESTRUC. DATOS I	Jaime D. Johnston	9 - 10 hrs
BM9A	ESTADIS. APLIC.	Jose Luis Ochoa Espinoza	12 - 13 hrs
BM9B	ESTADIS. APLIC.	Jorge Daniel Fisher	12 - 13 hrs
BM9C	ESTADIS. APLIC.	Jorge Daniel Fisher	9 - 10 hrs
CM2A	ELECTRONICA BASICA	Ernesto Valdez	7 - 8 hrs

Fig. 5.3. (Continuación).

BM7A	INGENIERIA ECONOMICA	Geronimo Sandoval	9 - 10 hrs
BM8A	INVEST. OPER. II	Jorge Daniel Fisher	10 - 11 hrs
BM8B	INVEST. OPER. II	José Enrique Villarreal	11 - 12 hrs
BM8C	INVEST. OPER. II	Carlos A. Guerrero	9 - 10 hrs
CM1A	PROGRAMACION III	Noemí Miranda	8 - 9 hrs
CM1B	PROGRAMACION III	Gpe. Javier Chapa Herrera	11 - 12 hrs
CM1C	PROGRAMACION III	Noemí Miranda	11 - 12 hrs
CM5A	ESTRUC. DATOS II	Bruno Lopez Takeyas	7 - 8 hrs
CM5B	ESTRUC. DATOS II	Jaime D. Johnston	9 - 10 hrs
CM1A	MATEMATICAS IV	Ismael Alonso Torres	12 - 13 hrs
CM9A	SIST. DIGITALES	Humberto Peña	18 - 19 hrs
CM9B	SIST. DIGITALES	Humberto Peña	20 - 21 hrs
CM9C	SIST. DIGITALES	Ernesto Valdez	20 - 21 hrs
CM4B	ADMON. ARCHIVOS	Sergio Garza Carranza	11 - 12 hrs
CM4C	ADMON. ARCHIVOS	Bruno Lopez Takeyas	19 - 20 hrs

Fig. 5.3. (Continuación).

Esta solución resulta considerablemente mejor a la obtenida en forma manual debido a que reduce los empalmes de grupos y las horas libres totales, aunque muestra mayor cantidad de empalmes de maestros. Esto da como consecuencia una mayor satisfacción de los alumnos con la distribución de sus horarios de clases. La Fig. 5.4 muestra la comparación cuantitativa de los resultados.

SOLUCIÓN	EMPALMES DE GRUPOS	EMPALMES DE MAESTROS	HORAS LIBRES
SACAIES	0	10	11
Manual	4	0	93

Fig. 5.4. Comparación cuantitativa de los resultados.

5.3 Conclusiones del capítulo

En este capítulo se muestran los resultados obtenidos por SACAIES en la solución del problema de ACA existente en el DSC del ITNL. De los resultados obtenidos se concluye que es factible la aplicación de un AG para la ACA en una institución de educación.

Debido a restricciones de memoria, se decidió analizar la ACA de los primeros cuatro semestres de la carrera de ISC y comparar los resultados obtenidos por el personal del ITNL en forma manual y los obtenidos por SACAIES en base al AG.

Debido a que es muy difícil que exista una solución 100% óptima (aptitud cero), se analizó la solución encontrada por la Coordinación de ISC en el ITNL y ésta se tomó como punto de referencia o cota para comparar los resultados obtenidos con SACAIES. La selección de los parámetros del AG se realizó en forma heurística a través de un conjunto de pruebas. Para este caso la mejor solución al problema (aptitud de 31) se obtuvo con una cruce de dos puntos, una probabilidad de cruce del 90%, una probabilidad de mutación de 0.001% y utilizando elitismo.

La comparación en la distribución de la carga académica obtenida por ambos métodos, demostró que la solución planteada por el AG es mejor.

Finalmente, aunque no se consideró el problema completo de ACA en el ITNL por restricciones de memoria, el programa tiene la capacidad de resolver el problema completo por etapas, además que es aplicable en cualquier institución de educación, dadas las características del esquema de representación utilizado.

CAPÍTULO 6

CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

6.1 Introducción

En el presente capítulo se presentan las principales conclusiones derivadas de la realización de este trabajo de investigación, así como las aportaciones realizadas y las recomendaciones para investigaciones futuras en este campo del conocimiento.

6.2 Conclusiones

Una de las preocupaciones fundamentales en todas las instituciones de educación es la de optimizar la distribución de su personal docente basado en los requerimientos de grupos-materia por período escolar (semestre, tetramestre, anual, etc.).

El problema de ACA es sumamente complicado debido a las restricciones particulares que varían de acuerdo a las políticas y reglas de la institución educativa donde se requiere así como del criterio con el cual se apliquen dichas restricciones.

El caso de estudio presentado en esta investigación corresponde a una situación real analizada y solucionada por el personal del Depto. de Sistemas del ITNL. De acuerdo a los resultados obtenidos, se puede observar que los requerimientos no fueron satisfechos en forma óptima. Esto demuestra lo

complejo del problema y la ventaja que representaría resolver este problema en forma automática.

En esta investigación se hace referencia a la manera de relacionar los datos involucrados para definir la representación de los cromosomas utilizados por el AG. Se describe el formato de los genes que forman los cromosomas, así como la forma en que serán evaluados para determinar la aptitud de cada uno de ellos; es decir, el parámetro que permite comparar las soluciones y seleccionar la mejor.

Debido a restricciones de memoria, se decidió analizar la ACA de los primeros cuatro semestres de la carrera de ISC y comparar los resultados obtenidos por el personal del ITNL en forma manual y los obtenidos por SACAIES en base al AG.

Debido a que es muy difícil que exista una solución 100% óptima (aptitud cero), se analizó la solución encontrada por la Coordinación de ISC en el ITNL y ésta se tomó como punto de referencia o cota para comparar los resultados obtenidos con SACAIES. La selección de los parámetros del AG se realizó en forma heurística a través de un conjunto de pruebas. Para este caso la mejor solución al problema (aptitud de 31) se obtuvo con una cruce de dos puntos, una probabilidad de cruce del 90%, una probabilidad de mutación de 0.001% y utilizando elitismo.

La comparación en la distribución de la carga académica obtenida por ambos métodos, demostró que la solución planteada por el AG es mejor.

Aunque no se consideró el problema completo de ACA en el ITNL por restricciones de memoria, el programa tiene la capacidad de resolver el problema completo por etapas, además que es aplicable en cualquier institución de educación, dadas las características del esquema de representación utilizado.

Los resultados obtenidos por SACAIES cumplen con la condición de que las materias son impartidas de acuerdo al perfil académico de los maestros y conforme a su horario disponible, con lo que se evita que grupos queden sin maestro y horario asignado o maestros con materias que no son de su preferencia y en horarios indispuestos.

De los resultados obtenidos se concluye que es factible la aplicación de un AG para la ACA en una institución de educación.

6.3 Aportaciones

Los resultados obtenidos en esta investigación corresponden a casos reales en el ITNL, sin embargo, como todos los Institutos Tecnológicos Federales del país se rigen bajo el mismo esquema académico, SACAIES puede implementarse en cualquiera de ellos. Las características particulares de las instituciones educativas es variable, sin embargo SACAIES está diseñado de tal forma que puede ser adaptado fácilmente de acuerdo a las necesidades de otras instituciones de educación con características similares, debido a la generalidad de la representación de los cromosomas del AG.

La ACA realizada con SACAIES evita diferencias por la distribución de materias y horarios entre el personal administrativo y los maestros, ya que solo es necesario capturar las preferencias de materias de cada maestro y su horario como datos de entrada.

SACAIES proporciona una ayuda muy valiosa al personal encargado de solucionar el problema en forma manual, ya que reduce considerablemente el tiempo de elaboración del proceso y éste se limita a capturar los datos de entrada, ejecutar el proceso y analizar los resultados obtenidos.

6.4 Recomendaciones para futuras investigaciones

El problema de ACA tiene un alto nivel de complejidad, debido principalmente por la gran cantidad de restricciones que deben tomarse en cuenta. Los resultados obtenidos por SACAIES en la solución del problema de

ACA en el ITNL demuestran que la metodología sugerida en este trabajo es factible y que el carácter heurístico de un AG permite resolver el problema en forma satisfactoria.

Es necesario realizar modificaciones para que el sistema se pueda aplicar en otras instituciones con características diferentes, por lo que se hacen las siguientes recomendaciones:

- Modificar el algoritmo para considerar también la asignación de aulas.
- Incorporar la asignación de clases con horas múltiples.
- Cambiar la prioridad de las restricciones, modificando los valores de las penalizaciones para aquellas instituciones que apliquen otro criterio de importancia de las restricciones durante la realización de la ACA.
- Agregar más restricciones así como su valor de penalización para considerar otros tipos de restricciones adicionales a las que se consideran en este trabajo.
- Introducir preferencias de materias y horario de clase de maestros y alumnos.

BIBLIOGRAFÍA

Dalmage C. L., "18: Genetic Algorithms". <http://www.siu.edu/~mgmt4/mgmt456>. Estados Unidos. 1998.

Fogel David B., "Evolutionary Computation". IEEE Press. Estados Unidos. 1995.

GAIA. "GAIA: Artificial Life". <http://www.aircenter.net/gaia>. España. 1999.

Goldberg David E., "Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning". Addison-Wesley Publishing Company, Inc. Estados Unidos. 1989.

Goldberg David E., "Illinois Genetic Algorithms Laboratory". <http://gal4.ge.uiuc.edu>. Estados Unidos. 1999.

Grassmann W. K. And Tremblay J. P., "Matemática discreta y lógica. Una perspectiva desde la ciencia de la computación". Prentice Hall. México. 1997.

Koehler G. J., "Genetic Algorithms & scheduling". <http://www.informs.org/Conf/NO95/TALKS/TA31.html>. Estados Unidos. 1999.

Lin C.T and Lee G., "Neural Fuzzy Systems". Prentice Hall. Estados Unidos. 1996.

Louis S., "Genetic Adaptive Systems Lab". <http://gaslab.cs.unr.edu>. Estados Unidos. 1999.

Luger and Stubblefield, "Artificial Intelligence and the Design of Expert Systems". The Benjamin/Cummings Publishing Company, Inc. Estados Unidos. 1989.

Obitko M., "Introduction to Genetic Algorithms with Java applets". <http://cs.feik.cvut.cz/~xobitko/ga>. República Checa. 1998.

Poli R., "Introduction to evolutionary computation". http://www.cs.bham.ac.uk/~rmp/slide_book/slide_book.html. Inglaterra. 1996.

Ross P. and Hart E., "Genetic Algorithms for Generic Timetabling Problems". http://www.dai.ed.ac.uk/staff/personal_pages/emmah/et.html. Inglaterra. 1999.

Russell S. and Norving P., "Inteligencia artificial: Un enfoque moderno". Prentice Hall. México. 1996.

Sipper M., "A brief introduction to genetic algorithms". <http://slwww.epfl.ch/~moshes/ga.html>. Inglaterra. 1996.

Sullivan M., "Genetic Algorithms: A brief introduction".
http://www.cs.qub.ac.uk/~M.Sullivan/ga/ga_index.html. Inglaterra.

Thiel S.U., "Overview of Modern Heuristic Methods".
http://www.cs.cf.ac.uk/User/S.U.Thiel/ra/section3_7.html, 1995. Inglaterra.

Tsutsui S., "Genetic Algorithms for function optimization and scheduling".
http://www.hannan_u.ac.jp/~tsutsui/ga-intro/tsld001.htm. Japón. 1998.

Turley S., "Genetic Algorithms". <http://volta.byu.edu/col0398/index.html>. Estados Unidos. 1999.

Vázquez E., "Algoritmos genéticos", Notas del curso de postgrado Inteligencia Artificial. UANL. México. 1996

Whitley D., "A genetic algorithm tutorial", NSF IRI-9010546. Apuntes.

Young, "Job Shop Scheduling with Genetic Algorithms and Tabu Search".
<http://www.cs.umass.edu/~young/grad/tardy/tardy.html>. Estados Unidos. 1994.

APÉNDICE A

NOMENCLATURA

APÉNDICE A

NOMENCLATURA

ACA	Asignación de Carga Académica.
AG	Algoritmo Genético.
DSC	Departamento de Sistemas y Computación.
EE	Espacio de Estados.
IA	Inteligencia Artificial.
ISC	Ingeniería en Sistemas Computacionales.
ITNL	Instituto Tecnológico de Nuevo Laredo.
SACAIES	Sistema de Asignación de Carga Académica en Instituciones de Educación Superior.

APÉNDICE B

GLOSARIO

APÉNDICE B

GLOSARIO

Algoritmo genético	Técnica de búsqueda aleatoria de soluciones basada en la teoría de Darwin en la que los individuos más aptos son los que sobreviven.
Aptitud	Parámetro que sirve para medir los cromosomas.
Archivo relativo	Conjunto de datos que pueden ser accedidos directamente sin necesidad de recorrerlo consecutivamente.
Archivo secuencial	Conjunto de datos que están almacenados consecutivamente y tienen un orden determinado.
Archivo temporal	Es aquel que no es permanente y puede eliminarse si así se requiere.
Cromosoma	Representación genética que contiene los datos pertenecientes a una posible solución del problema
Cruza	Operador genético que consiste en intercambiar secciones de dos cromosomas
Espacio de estados	Representación de un problema que abarca todas las posibles situaciones que se pueden presentar en el mismo así como la relación que guardan entre sí.
Función de aptitud	Procedimiento que evalúa los cromosomas e indica que tan buenas soluciones representan.
Gene	Sección individual de un cromosoma que contiene datos referentes a alguna característica particular del mismo.
Generación	Representa una iteración del algoritmo.
Grupo-materia	Es la combinación de una materia asignada a un determinado grupo de alumnos.
Heurística	Procedimiento que permite a un algoritmo seguir un curso de acción aleatorio aplicando probabilidad.

Inteligencia Artificial	Rama de la computación que se encarga de emular el comportamiento humano por medio de máquinas.
Mutación	Operador genético que consiste en alterar aleatoriamente el contenido de un gene.
Nodo	Es una situación particular de un espacio de estados.
Población	Conjunto de cromosomas generados en una iteración del algoritmo.
Población inicial	Primera población generada.
Punto de cruce	Es el punto que determina el límite de las secciones del cromosoma que se cruzan.
Selección	Operador genético que escoge aleatoriamente los mejores cromosomas de una población.
Técnicas de búsqueda	Son algoritmos que se encargan de buscar una trayectoria que conduzca a una solución de un problema dado.
Variables homogéneas	Variables del mismo tipo

APÉNDICE C

DIAGRAMAS DE FLUJO

APÉNDICE C

DIAGRAMAS DE FLUJO

En esta sección se presentan los diagramas de flujo de los operadores genéticos implementados en SACAIES (explicados con detalle en el Capítulo 4), indicando los archivos de entrada involucrados, los procesos y el almacenamiento de los cromosomas generados.

La Fig. C.1 describe el procedimiento para generar la población inicial.

La Fig. C.2 indica el diagrama de flujo que representa la aplicación de la cruce uniforme.

La Fig C.3 indica el diagrama de flujo con el procedimiento para aplicar el operador genético de la mutación.

GENERACIÓN DE LA POBLACIÓN INICIAL

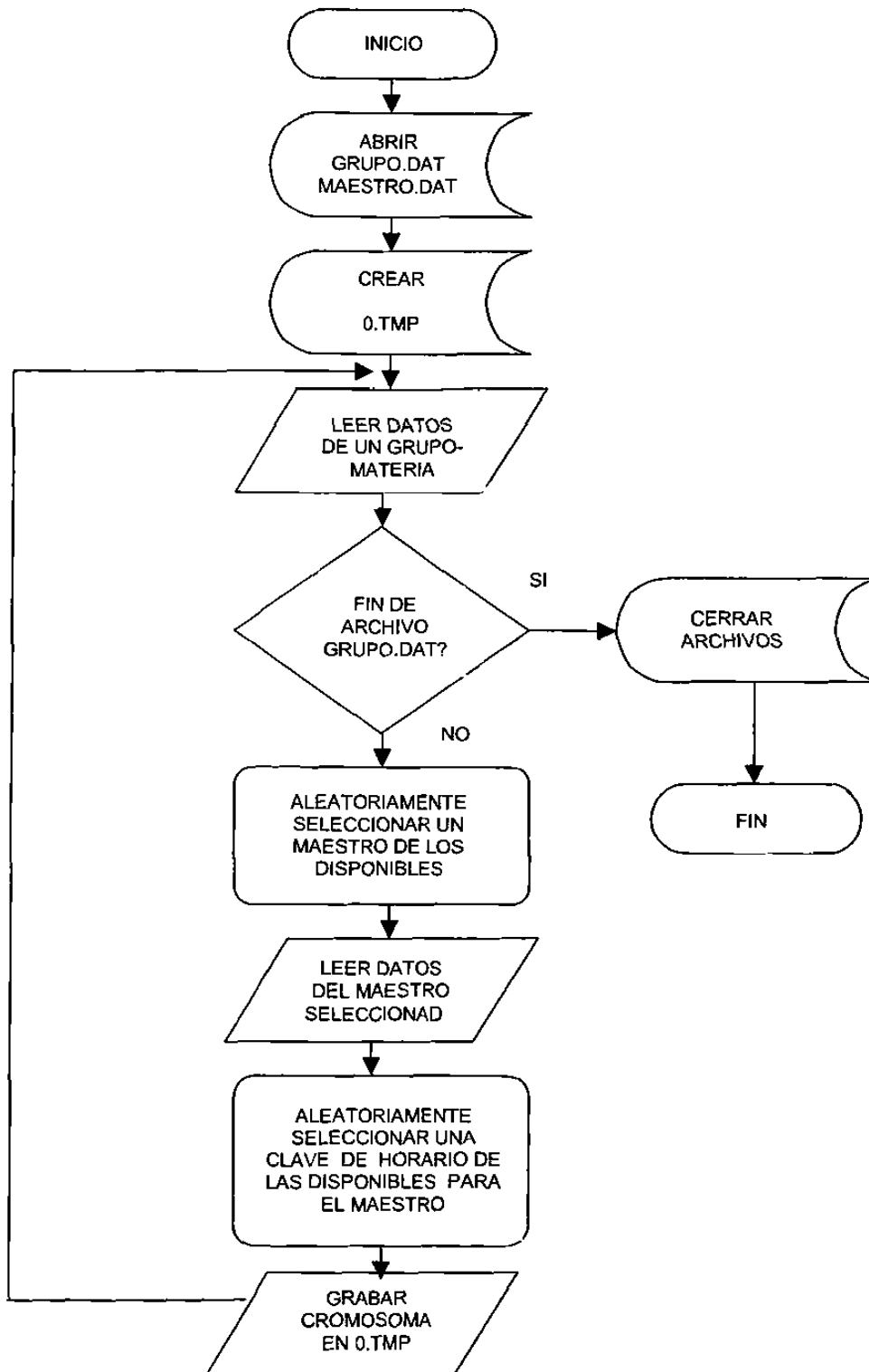


Fig. C.1. Diagrama de flujo de la generación de la población inicial.

CRUZA UNIFORME

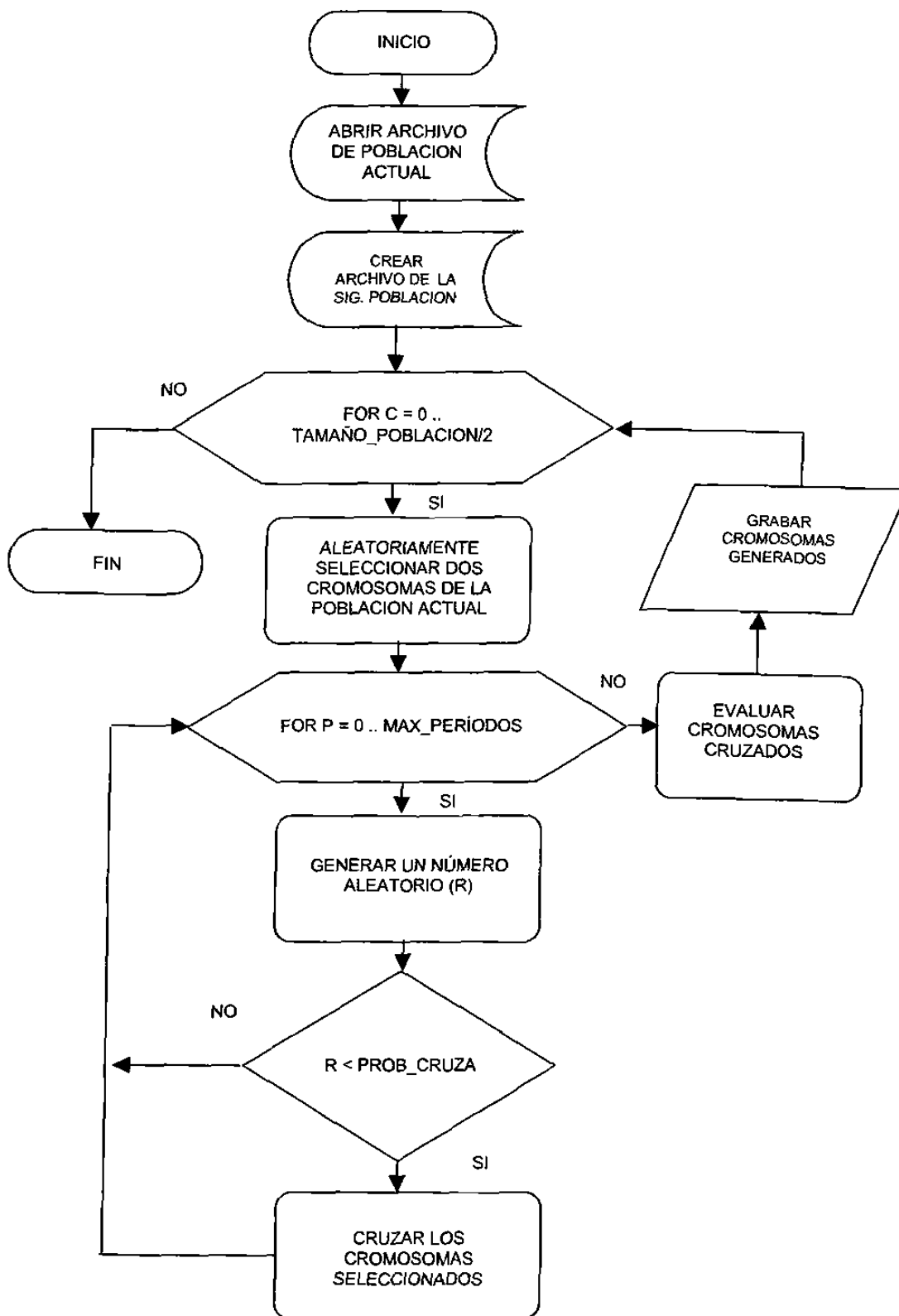


Fig. C.2. Diagrama de flujo de la cruce uniforme.

MUTACIÓN

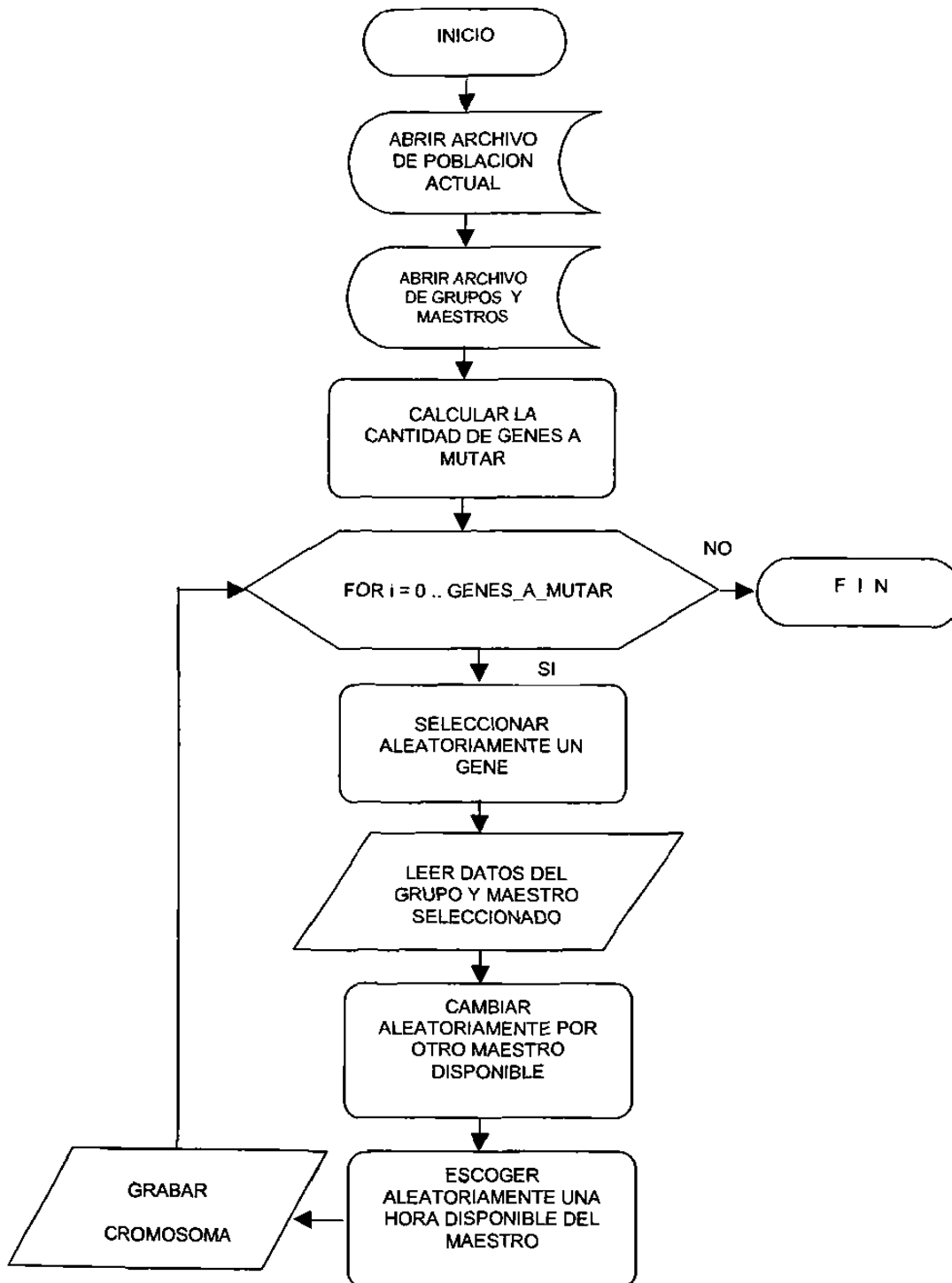


Fig. C.3. Diagrama de flujo de la mutación.

RESUMEN AUTOBIOGRÁFICO

Jaime David Johnston Barrientos

Candidato al Grado de

Maestro en Ciencias de la Administración con Especialidad en Sistemas

Tesis: APLICACIÓN DE ALGORITMOS GENÉTICOS PARA LA ASIGNACIÓN DE CARGA ACADÉMICA EN INSTITUCIONES DE EDUCACIÓN SUPERIOR.

Campo de estudio: Sistemas.

Biografía:

Nacido en Nueva Rosita, Coahuila, el 18 de febrero de 1962; hijo de Jaime David Johnston Ramírez y Francisca Barrientos Saldívar.

Educación:

Egresado de la Facultad de Ingeniería Mecánica y Eléctrica de la Universidad Autónoma de Nuevo León con el grado de Ingeniero Administrador de Sistemas en 1982.

Experiencia profesional:

Consultor y analista de sistemas computacionales en diversas empresas (FAMA, CYDSA, Papelería Laredo) de 1983 a 1998.

Profesor de tiempo parcial de la FIME de la UANL de 1983 a 1986.

Profesor de tiempo parcial de la Facultad de Ingeniería en Sistemas de la Universidad Valle del Bravo Campus Nuevo Laredo de 1998 a la fecha.

Profesor de tiempo completo de Ingeniería en Sistemas Computacionales del Instituto Tecnológico de Nuevo Laredo de agosto de 1986 a la fecha.

