

MODELO DE ASIGNACIÓN DE CARGA ACADÉMICA USANDO ALGORITMOS GENÉTICOS

Bruno López Takeyas¹

Jaime David Johnston Barrientos²

Instituto Tecnológico de Nuevo Laredo

Reforma Sur 2007, C.P. 88250, Nuevo Laredo, Tamps. México

¹<http://www.itnuevolaredo.edu.mx/takeyas>

¹E-mail: takeyas@itnuevolaredo.edu.mx

Resumen: *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. Este trabajo presenta un modelo computacional capaz de encontrar la asignación óptima de clases, maestros y horarios utilizando un algoritmo genético. Se realizaron pruebas al modelo, tomando como base los requerimientos en un período determinado de la carrera de Ingeniería en Sistemas Computacionales (ISC) del Instituto Tecnológico de Nuevo Laredo (ITNL) y una lista de los maestros disponibles y su horario, encontrando mejores resultados que los obtenidos en forma manual.*

Palabras claves: *Algoritmo genético, asignación de carga académica, grupo-materia, plan reticular, perfil académico.*

1. INTRODUCCIÓN

En todas las instituciones de educación superior existe la necesidad de asignar y coordinar los recursos económicos, materiales y humanos en beneficio de los estudiantes. En cada inicio de período escolar se presenta la necesidad de organizar y distribuir los horarios de clases de maestros y alumnos, sin embargo, se presentan condiciones particulares originadas por el avance natural de los alumnos y algunos otros factores como la disponibilidad de maestros, que complican su realización.

1 Profesor de tiempo parcial de ISC.

2 Profesor de tiempo completo de ISC.

El objetivo de esta investigación es analizar el problema de asignación de la carga académica (ACA) en una institución de educación con el fin de establecer un modelo general del problema y proponer un sistema computacional para resolverlo utilizando algoritmos genéticos.

2. MODELO GENERAL DE ACA

2.1. Descripción del problema

Para realizar una adecuada ACA en una institución de nivel superior se realiza un modelo general 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 y el horario de la planta docente ya que servirá para hacer una buena asignación de profesores. 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.

2.2. Factores involucrados

Los factores que influyen en la asignación de grupos-materia en una institución de educación superior son:

a) Carga académica por especialidad.- Se refiere a la asignación de grupos-materia para cada período.

b) Número de carreras.- Cantidad de especialidades que se imparten en la institución.

c) Horario del personal docente.- Las horas disponibles en que el profesor puede estar frente a grupo.

d) Perfil académico del profesor.- Preferencia de la asignación académica según la especialidad del docente.

e) Número de alumnos por grupo.- Cantidad total de alumnos que se asigne a un grupo.

f) Número y características de aulas.- Espacios físicos disponibles.

g) Experiencia del personal administrativo en la coordinación de carreras de la institución.- Años acumulados en un puesto administrativo de coordinación de carreras.

2.3. Caso de estudio

El caso de estudio que se presenta en esta sección corresponde a las necesidades académicas de los primeros cuatro semestres del período de febrero a junio de 1999 en el área de ISC del ITNL.

2.3.1. Datos

En la primera parte se analiza el archivo de control escolar que almacena las materias acreditadas, cursando y por cursar de cada

alumno, que combinado con el plan reticular de cada carrera determina la cantidad de alumnos que requieren cursar determinadas materias.

MATERIA	NO. DE ALUMNOS
AM2	19
AM3	24
AM5	8
AM6	10
AM7	89
AM8	91
AM9	80

Fig. 1: Requerimientos de grupos-materias

En esta etapa se obtiene una lista de grupos-materias requeridos en este período escolar, es decir, la cantidad de grupos necesarios para cada materia a impartir (Fig.1).

Cada materia puede ser impartida sólo por profesores que cumplan con el perfil requerido, para ello, es necesario mantener un control de los maestros disponibles para impartir cada materia (Fig. 2).

Química (AM5) (150) Quim. Angelina Molina García (55) Ing. Sigifredo Garza Elizondo (145) Quim. Guadalupe Solis Sosa
Matemáticas II (AM7) (155) Ing. Ranulfo Palacios Montes (65) Ing. Filiberto Quevedo Garza (310) Ing. Miguel Portilla Espinosa

Fig. 2: Relación de materias con profesores según su perfil.

De igual forma, es indispensable mantener actualizados los horarios disponibles de cada profesor (Fig. 3).

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

Fig. 3: Disponibilidad de horario de maestros.

2.3.2. Resultados del caso de estudio

Utilizando los datos de los requerimientos de grupos-materias mostrados en la Fig. 1, las relaciones de materias con catedráticos de acuerdo a su perfil de la Fig. 2 y la disponibilidad

de horarios de la Fig. 3, a continuación se muestran los resultados del caso de estudio de la ACA para la carrera de ISC en el ITNL (Fig. 4).

MAT	GPO	L	M	M	J	V	PROF
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

Fig. 4: Resultados de horarios del caso de estudio.

3. DISEÑO DE UN ALGORITMO GENÉTICO PARA EL MODELO DE ACA

3.1. Modelo simplificado

A partir del modelo general mostrado en la sección anterior surge un modelo simplificado, en el cual se presentan los siguientes datos:

a) 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 y se representan mediante claves alfanuméricas.

b) Un conjunto finito de profesores identificados por claves numéricas enteras.

c) Un conjunto de horas que contiene la codificación con claves numéricas enteras de la jornada de clases del período escolar (Fig 5).

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. 5: Codificación de la jornada de clases .

3.2. Definición de Algoritmos Genéticos

Un Algoritmo Genético (AG) es un esquema de representación que aplica una técnica de búsqueda de soluciones enfocada a problemas de optimización, basada en la teoría de la evolución de Charles Darwin. Se basa en los procedimientos naturales de selección, en la 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. Este proceso se controla por medio de los genes de un individuo, en los cuales se encuentra la codificación de cada una de sus características.

3.3. Características de un AG

Un AG difiere de los métodos tradicionales de búsqueda por sus características:

- Trabaja con la codificación del conjunto de parámetros; no con los parámetros en sí.
- Busca soluciones en una población de puntos, es decir, evalúan un grupo de soluciones en lugar de un punto a la vez.
- Evalúa las posibles soluciones sin aplicar ningún proceso de inferencia.
- Usa reglas de transiciones probabilísticas en lugar de reglas determinísticas.

La Fig. 6 muestra una representación gráfica del comportamiento de un AG durante el proceso de búsqueda.

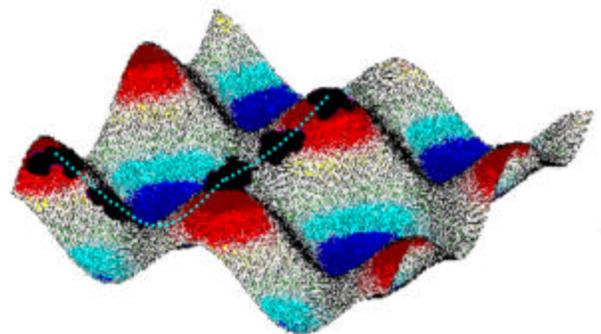


Fig. 6: Comportamiento de un AG.

3.4. Esquemas de representación

En forma análoga a la codificación genética de los seres vivos, cuyas características físicas están almacenadas en los genes y en conjunto forman los cromosomas, un AG codifica las características de los problemas para cada elemento de la población y requiere 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.

La codificación tradicional de un AG (propuesta por John Holland) está basada en cromosomas formados de cadenas compuestas de 0's y 1's que representan los valores discretos de sus características; sin embargo, existen aplicaciones particulares que trabajan con patrones determinados de símbolos para representar los genes de un cromosoma, en los cuales se trabaja con bloques de símbolos y no con símbolos individuales.

Del modelo simplificado de ACA surge la relación [grupo-materia, maestro, hora] que representa un gene del cromosoma. La Fig. 7 muestra la representación no binaria de un gene para el modelo de ACA que asigna la materia AM5 (Química) del grupo A que será impartida por el (la) profesor(a) 150 (Angelina Molina García), de lunes a viernes en la hora 3 (9:00-10:00). Sin embargo, cada período de clases tiene varios grupos-materia y para indicar la distribución completa de ACA, es necesario, concatenar un gene por cada grupo-materia requerido en ese período, formando un cromosoma (Fig. 8). En esta figura, las líneas punteadas separan los genes de cada período escolar, mientras que las líneas dobles delimitan los períodos escolares. Al final del cromosoma se anexa un campo para determinar la aptitud total del cromosoma.

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

Fig. 7: Representación no binaria de un gene.

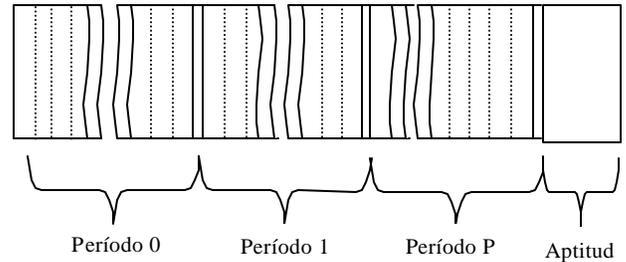


Fig. 8: Representación no binaria de un cromosoma

3.5. 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 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. Se penaliza con 3 puntos por cada empalme.
- Los empalmes de clases de un profesor. No deben asignarse varias clases al mismo profesor en la misma hora. Se castiga con 2 puntos por cada empalme de clases de profesor.
- Las horas libres entre clases de un grupo. No es deseable períodos inactivos en la secuencia de las clases del grupo. Se penaliza con 1 punto por cada hora libre.

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.

3.6. Generación de población inicial

La primera etapa de un AG es la generación de la población inicial, en la cual se generan aleatoriamente N cromosomas, donde N

representa el tamaño de la población, es decir, la cantidad de soluciones que se generan en cada etapa. A cada grupo-materia se le asigna aleatoriamente un profesor de los disponibles para impartirla. Una vez escogido el maestro, también se asigna, en forma aleatoria, una hora de clase al grupo-materia dentro del horario de disponibilidad del profesor.

3.7. Operadores genéticos

La mecánica de un 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: selección, cruzamiento, mutación y elitismo.

3.7.1. Selección

La selección es un proceso en el cual cada cromosoma es copiado de acuerdo a su valor de aptitud. Este operador es una versión artificial de la selección natural y la supervivencia de los individuos más capaces, aptos y superiores, y se aplica basándose en el método de la ruleta, la cual se gira N veces para generar aleatoriamente la siguiente población (Fig. 9).



Fig. 9: Ruleta.

3.7.2. Cruza

La cruce consiste en intercambiar subcadenas de los cromosomas por medio de uno o dos puntos de corte aplicando probabilidad. En este modelo de ACA se aplica una variante del

operador llamado cruce uniforme, el cual consiste en aplicar con cierta probabilidad el operador a bloques específicos del cromosoma; esto es, se aplica la cruce uniforme sólo a períodos correspondientes de dos cromosomas seleccionados (Fig. 10).

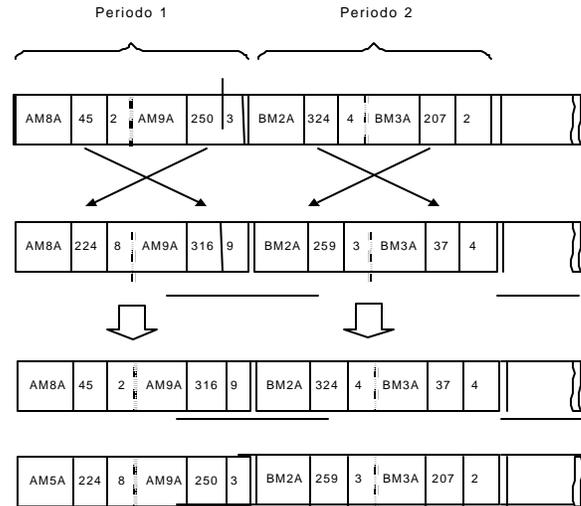


Fig. 10: Cruza uniforme.

3.7.2. Mutación

La función de este operador es modificar aleatoriamente algunos genes de acuerdo a un valor probabilístico (probabilidad de mutación); sin embargo, para el cromosoma representado en este problema, se sustituye aleatoriamente un maestro por otro disponible en algunos genes (Fig. 11).

Maestros disponibles para Matemáticas I (AM6) y sus horarios		
Clave	Nombre	Horario disponible
218	Musio Rodríguez Rodríguez	7:00 - 12:00
155	Ranulfo Palacios Montes	7:00 - 12:00
65	Filiberto Quevedo Garza	16:00 - 21:00
37	Javier Douglas Beltrán	9:00 - 14:00
207	Miguel San Miguel González	8:00 - 13:00
320	José Luis Villarreal Castro	14:00 - 19:00

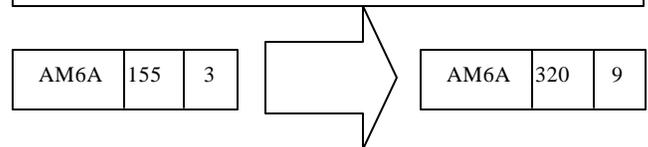


Fig. 11: Mutación.

3.7.3. Elitismo

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.

4. RESULTADOS

4.1. Caso de análisis

En esta sección se muestran los resultados obtenidos en la solución del problema de ACA en el ITNL. Las pruebas realizadas consisten en obtener la mejor distribución de carga académica mediante un AG basadas en las necesidades académicas de la carrera de 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.

Para tener un punto de referencia se evaluó la distribución obtenida en forma manual por la coordinación de la carrera con el mismo criterio de evaluación del AG y se encontró un valor de 105 en su aptitud; este valor se utilizará como cota para analizar los resultados.

4.2. 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. 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. 12.

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. 12: Tabla de parámetros.

4.3. Efecto de los parámetros en la aptitud de los cromosomas

La Fig. 13 muestra el comportamiento gráfico de una muestra del AG. En este 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 en la generación 12 con aptitud de 60.

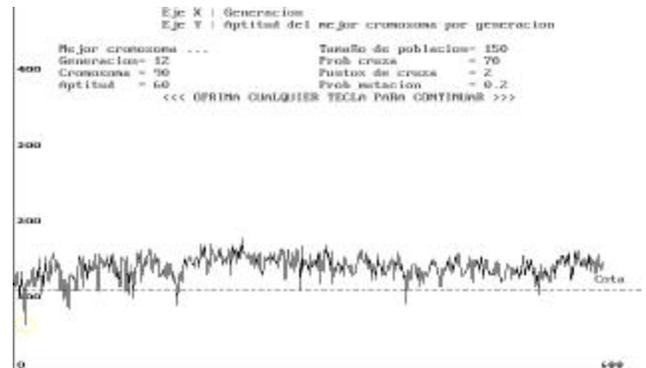


Fig. 13: Comportamiento del AG sin elitismo, prob. Cruza=70% y prob. Mutación=0.2%

En un segundo caso, se modificaron los parámetros del AG con una probabilidad de cruce de 90%, una probabilidad de mutación de 0.001% e incorporando elitismo (Fig. 14). Se aprecia que encuentra una solución con mejor aptitud en el cromosoma 32 de la generación 272 con valor de 31 y se elimina el comportamiento oscilatorio en la aptitud de los cromosomas.

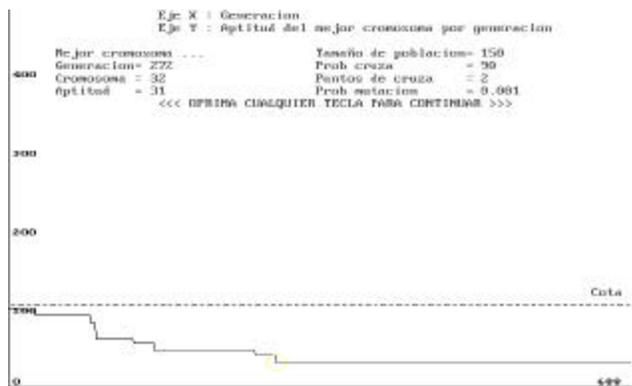


Fig. 14: Comportamiento del AG con elitismo, prob. Cruza=90% y prob. Mutación=0.001%

5. CONCLUSIONES

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.

La comparación en la distribución de la carga académica obtenida por el AG y el proceso manual, demostró que la solución planteada por el AG es mejor, tal como lo muestra la Fig. 15.

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

Fig. 15: Comparación cuantitativa de los resultados.

Los resultados obtenidos por el AG 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. Por lo tanto se concluye que es factible la

aplicación de un AG para la ACA en una institución de educación.

6. BIBLIOGRAFÍA

- Fogel David B., "Evolutionary Computation". IEEE Press. Estados Unidos. 1995.
- 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.
- Koehler G. J., "Genetic Algorithms & scheduling". <http://www.informs.org/Conf/NO95/TALKS/TA31.html>. Estados Unidos. 1999.
- 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.
- Tsutsui S., "Genetic Algorithms for function optimization and scheduling". http://www.hannan_u.ac.jp/~tsutsui/ga-intro/tsld001.htm. Japón. 1998.
- Vázquez E., "Algoritmos genéticos", Notas del curso de postgrado Inteligencia Artificial. UANL. México. 1996
- Young, "Job Shop Scheduling with Genetic Algorithms and Tabu Search". <http://www.cs.umass.edu/~young/grad/tardy/tardy.html>. Estados Unidos. 1994.