

Simuleted annealing for Scheduling

Dante Carlo Nuñez Ponce
 Carrera: Ciencia de la Computación
 Facultad: Ingenierías y Computación
 Universidad Catolica San Pablo
 Arequipa, Peru
 Email: dante.cnp@gmail.com

Resumen—Este es un documento donde se habla de el **simuleted annealing**, su implementación y sus resultados orientados a horarios para colegios (quinto año de secundaria) de un colegio particular el cual se rige por las normas del ministerio de educación.

Index Terms—simuleted, annealing, scheduling, school

I. INTRODUCCIÓN

Este es un documento donde se habla de el **simuleted annealing**, su implementación y sus resultados orientados a horarios para colegios (quinto año de secundaria) de un colegio particular el cual se rige por las normas del ministerio de educación. Para ello se obtuvieron datos del colegio, se implementó diversas funciones de generación de nuevos horarios y por último el algoritmo de **simuleted annealing**.

II. DATOS

Los datos obtenidos para este problema fueron todos los cursos dictados en un colegio privado, horas de cada curso, profesores asignados, horas semanales y horarios reales de cada grado.

III. CONOCIMIENTO DEL PROBLEMA

Inicialmente tendremos que identificar las restricciones para nuestro algoritmo. Restricciones:

1. Fuertes:
 - Todos los cursos sean incluidos en el horario.
 - No existan cruce de cursos.
 - No hayas horas libre entre cursos.
2. Débiles:
 - Estrés de cursos por día.
 - Bloque de cursos por día.
 - Cantidad de cursos en un mismo día.

Con esto definido lo siguiente es la interpretación a dar por cada curso: Cada curso para nuestro caso contiene:

- Nombre
- Id
- Horas del curso a la semana
- Nivel de estrés que el curso genera

Toda las variables excepto estrés fueron extraída de la data real del colegio. En el caso de estrés es una variable análoga dictada bajo experiencia propia.

IV. ALGORITMO

Para nuestra implementación cada horario es una gran matriz de cursos semanales. Los cursos son colocados en forma aleatoria en esta matriz. Esto pasa por el algoritmo de **simuleted annealing** y se genera nuevas propuestas por cada iteración. Se usa un temperatura de 100 inicialmente con 10000 iteraciones para que pueda salir de máximos locales. La variables a optimizar son las restricciones débiles.

V. RESULTADOS

Se vio que con estas optimizaciones se obtiene resultados bastante aceptables pero aun así todavía tiene campo a mejora.

VI. CONCLUSIONES

Par los resultados se ven mejoras en el afinamiento en la variables de optimización, pero aun así los resultados obtenidos son bastante óptimos.

AGRADECIMIENTO

El autor quisiera agradecer al profesor DENNIS BARRIOS por sus asesoría y su guía para la realización de este proyecto.