

Diseño de una metodología basada en técnicas inteligentes para la distribución de procesos Académicos en ambientes de trabajo job shop.

Víctor Fabio Suarez, Omar Danilo Castrillón¹,

¹ Dpto. de Ingeniería Industrial. Universidad Nacional de Colombia.
vfsuarezc@unal.edu.co, odcastrillong@unal.edu.co

Palabras Claves: Técnicas Inteligentes, Job Shop, ritmos cognitivos.

1. Introducción

La programación de horarios dentro de las instituciones educativas ha sido examinada desde diversas perspectivas, principalmente a nivel universitario. Sin embargo, se ha dejado de lado el problema de asignación de horarios en las instituciones de educación básica y media, en las cuales es necesario el establecimiento de múltiples parámetros que permitan una asignación que facilite la organización de restricciones especiales que favorezcan los momentos del aprendizaje de acuerdo a las necesidades de cada una de las áreas del conocimiento, sin afectar una equitativa repartición en la carga de los docentes y sin sobrepasar los límites de horas diarias y semanales que son necesarias dentro de cada materia.

A diferencia de la asignación de horarios universitarios, los horarios escolares tienen un enfoque orientado a las clases y no a los estudiantes, por lo cual la carga académica se programa de una manera intensiva en periodos de una jornada diaria, para un grupo de estudiantes que deben cursar unos contenidos estructurados en diferentes áreas y repartidos en intensidades no superiores a las dos horas diarias en la misma asignatura. De esta manera, la planta física también cumple con la orientación a las clases, por lo cual los salones se asignan de forma permanente a un mismo grupo de estudiantes y se propicia de una manera sistemática la rotación de los docentes por cada una de las aulas según la distribución que se haga de la carga en la respectiva programación. En cuanto a la disponibilidad de los maestros, se da por hecho que no hay ningún tipo de conflicto en la asignación horaria durante la jornada, y que deben dictar un número mínimo de horas durante la programación semanal.

De igual forma, es necesario tener en cuenta que hay grupos en los que la jornada académica puede tener una extensión más prolongada y en la que las horas extendidas deben ser realizadas en una asignatura específica. En cuanto a la planta física, aunque cada grupo tiene un aula asignada por defecto para la gran mayoría de las asignaturas, es necesario contemplar el uso de aulas auxiliares tales como las salas de sistemas, aulas o espacios para las clases de deporte, laboratorios, salones de música y salas de multimedia.

Desde la anterior perspectiva, el problema planteado no escapa de los alcances hechos por trabajos anteriores. Sin embargo, las limitaciones surgen al establecer un conjunto de

restricciones que deben ser acogidas con tal de lograr adecuar la programación a estrategias y modelos pedagógicos sobre los cuales se instauran consideraciones respecto a los momentos de la jornada en los que es más propicio el aprendizaje para algunas áreas del conocimiento. En general, las investigaciones a nivel pedagógico se han centrado en responder a preguntas como ¿qué enseñar?, ¿cómo enseñar? o ¿dónde enseñar?, mas sin embargo la pregunta ¿cuándo enseñar? no ha sido abordada de una manera específica y mucho menos, se han desarrollado herramientas que permitan planificar este tiempo de una forma acorde con los ritmos cognitivos (Hederich Martínez, Camargo Uribe, & Reyes Cuervo, 2004). Es así, que buscar que el establecimiento de la jornada académica tenga como condición la variación del rendimiento intelectual, permitirá no solo que el nivel de aprendizaje se incremente, sino que consecuentemente se reduzca la mortalidad académica en las asignaturas de mayor dificultad.

El planteamiento inicial del problema supone la existencia de las aulas suficientes para los grupos que se desean establecer, es decir, la planta física debe contar mínimo con aulas disponibles y con la capacidad suficiente para albergar a los grupos de alumnos, cuya cantidad está determinada por las políticas y carácter de la institución. Las aulas para la orientación de actividades que requieren espacios o materiales de trabajo diferentes, son contadas como adicionales, y en ningún caso se les podrá asignar un grupo de forma permanente durante toda la jornada. De igual forma, se parte del hecho de que los docentes deben permanecer en la institución durante toda la jornada, no obstante su carga académica no debe superar el 85% del total de horas de todas las jornadas de una semana. A la vez, se supone que la cantidad de maestros es suficiente para cumplir con la carga académica necesaria en cada área del conocimiento en la cantidad total de grupos a crear. La asignación de docentes debe contemplar también la posibilidad de asociar más de una asignatura a un solo docente.

En este sentido, el desarrollo de modelos computacionales ofrece ventajas que permiten abarcar con detalle las múltiples necesidades planteadas, para lo cual el uso de metaheurísticas surge como una respuesta a la complejidad que encierra este problema.

El término metaheurística se obtiene de anteponer a heurística el sufijo meta que significa "más allá" o a un nivel superior". Las concepciones actuales de lo que es una metaheurística están basados en las diferentes interpretaciones de lo que es una forma inteligente de resolver un problema. Las metaheurísticas son estrategias inteligentes para diseñar o mejorar procedimientos heurísticos muy generales con un alto rendimiento. El término metaheurística apareció por primera vez en el artículo seminal sobre búsqueda tabú de Fred Glover en 1986 (Brito Santana, y otros, 2004). Antes de que el término fuese aceptado completamente por la comunidad científica, estas técnicas eran denominadas *heurísticas modernas* (Reeves, 1993). Esta clase de algoritmos incluye técnicas como algoritmos genéticos (Chao-Hsien Pan & Huang, 2009) (Manikas & Chang, 2009), lógica difusa (Yun, 2002), búsquedas tabú (Buscher & Shen, 2009), colonias de hormigas (Xing, Chen, Wang, Zhao, & Xiong, 2010), sistemas artificiales inmunes (Ge, Sun, Liang, & Qian, 2008), partículas inteligentes (Eberhart & Kennedy, 1995) y células de aprendizaje automático (Jafarpour, Meybodi, & Shiry, 2007). De igual forma existen modelos en los que se han desarrollado sistemas híbridos de estas metaheurísticas (Fang Ming & Qiong, 2009).

De acuerdo a Luna Valero (2008), de las diferentes descripciones de metaheurísticas que se encuentran en la literatura se pueden destacar ciertas propiedades fundamentales que caracterizan a este tipo de métodos:

- Las metaheurísticas son estrategias o plantillas generales que guían el proceso de búsqueda.
- El objetivo es una exploración eficiente del espacio de búsqueda para encontrar soluciones (casi) óptimas.
- Las metaheurísticas son algoritmos no exactos y generalmente son no deterministas.
- Pueden incorporar mecanismos para evitar regiones no prometedoras del espacio de búsqueda.
- El esquema básico de cualquier metaheurística tiene una estructura predefinida.
- Las metaheurísticas pueden hacer uso de conocimiento del problema que se trata de resolver en forma de heurísticos específicos que son controlados por la estrategia de más alto nivel.

Lo anterior se puede sintetizar en precisar a una metaheurística como una estrategia de alto nivel que usa diferentes métodos para explorar el espacio de búsqueda. En otras palabras, una metaheurística es una plantilla general no determinista que debe ser rellenada con datos específicos del problema (representación de las soluciones, operadores para manipularlas, etc.) y que permiten abordar problemas con espacios de búsqueda de gran tamaño.

En la literatura se pueden encontrar gran variedad de técnicas que han sido diseñadas para la programación de horarios (De Werra, 1985), basados en modelos como: Profesor clase, pre asignaciones, heurísticas, reglas de decisión, programación de restricciones (Valouxis & Housos, 2003), programación de horarios multiobjetivos (Kieran Burke & Petrovic, 2002), Algoritmos genéticos (Granada E., Toro Ocampo, & Franco Baquero, 2006) (Pillay & Banzhaf, 2010) (Mejía Caballero & Paternina Arboleda, 2010), modelos matemáticos basados en reducción polinómica (Studenovský, 2009), búsqueda tabú (Lü & Hao, 2010), sistemas expertos (Wu, 2011), entre otras técnicas (Kahar & Kendall, 2010) (Turabieh & Abdullah, 2011) (Soza, Landa Becerra, Riff, & Coello Coello, 2011) (Hao & Benlic, 2011).

Finalmente, se expresa que la presente investigación busca la aplicación de técnicas inteligentes para la solución del problema de asignación de horarios en las instituciones de educación básica y media, basado en un enfoque en ritmos cognitivos, encontrando soluciones con una efectividad superior al 93% respecto a la solución óptima.

2. Metodología

Paso 1: Identificación de restricciones. Inicialmente se identifican todas las restricciones en la programación de horarios, cada restricción es calificada de uno a cinco. Según sea fuerte (5) o débil (1). Las restricciones inviolables, las cuales producen soluciones inválidas, son calificadas con cinco.

Paso 2: Codificación del problema. El problema es codificado, por medio de un vector, como el ilustrado en la Tabla 1.

Tabla 1. Representación de la solución inicial.

-----Grupo1-----				-----Grupo 2-----			-----Grupo 3-----		
M_1	M_3	$M_2...$	M_N	M_3	$M_2..$	M_N	...	$M_1...$	M_N
(Hora1)	(Hora2)	(Hora3)		(Hora1)	(Hora2)...	(Hora3)			

En la anterior estructura cada conjunto de cuadros sombreados representa un grupo, el contenido de cada celda representa la asignatura y la posición del vector representa la hora de clase. La anterior representación es tomada del problema de asignación de pedidos en centros de trabajo en un ambiente Job Shop. En esta solución se cambian los pedidos por materias y los centros de trabajo por grupos (Castrillón, Giraldo, & Sarache, 2009).

Paso 3. Función Objetivo. Con el fin evaluar cada una de las soluciones generadas, se define la siguiente función:

$$Fitness = Min \left(\sum_j K_j \right) \begin{cases} Si \text{ no viola restricción} : K = 0. \\ Si \text{ viola restricción menor a } 5. \\ K = 10 * \text{Calificación}_{restricción}. \\ Si \text{ restricción violada vale cinco} : \\ K = \infty \end{cases}$$

1)

Paso 4: Generación y selección de la mejores soluciones. Con base en las definiciones establecidas en los pasos dos y tres y mediante los operadores genéticos de combinación (97%) y mutación (3%), se inicia un proceso de generación de las soluciones, hasta que transcurra un numero de iteraciones $N = 1000$, sin que la función objetivo haya sido mejorada. En este punto el algoritmo, por lo menos, se encuentra en un óptimo local.

Experimentación

Para la experimentación del anterior problema se toma como referencia un problema hipotético en una institución educativa, en un solo grupo. Se suponen restricciones de todas las categorías.

Tabla 2. Asignaturas de clase.

Código	Nombre	Horas /Semana
M0	Descanso	5
M1	Ingles	5
M2	Castellano	5
M3	Matemáticas	5
M4	Sociales	4
M5	C. Naturales	4
M6	Educación Física	3
M7	Religión	2
M8	Aptitudes Deportivas	1
M9	Música	1
M10	Ética	1
M11	Cívica	1
M12	Informática	1
M13	Dibujo	1
M14	Danzas	1

Tabla 3. Restricciones.

Código Materia	Nombre	Restricción cada día	Calificación
--	Horario	7:00 A.M. – 3:00 P.M.	5
Mo	Descanso	9:00-9:30 y 11:30 – 12:00	5
M1	Ingles	8:00 A.M.	3
M2	Castellano	9:30 A.M.	3
M3	Matemáticas	7:00 A.M	3
M4-14	Otras asignaturas	Después de las 12:00 M.	1

3. Resultados

Pasos 1- 4: Como resultado de estos pasos, se obtiene la siguiente programación de horarios:

Tabla 4. Mejor solución encontrada. Fitness = 50

Código	Lunes	Martes	Miércoles	Jueves	Viernes
7:00	M3	M3	M3	M3	M3
8:00	M1	M1	M1	M1	M1
9:00	M0	M0	M0	M0	M0
9:30	M2	M2	M2	M2	M2
10:30	M5	M5	M6	M6	M6
11:30	M0	M0	M0	M0	M0
12:00	M4	M4	M4	M4	M5
1:00	M5	M7	M7	M9	M10
2:00	M11	M12	M13	M14	M8

La tabla 4 muestra la mejor solución encontrada, es de notar que para una mejor comprensión se pone la solución en forma matricial, sin embargo en la realidad esta solución está representada por un solo vector, en el cual las nueve primeras posiciones representan la columna del lunes en la tabla 4, las posiciones 10 al 18 representan las columna del día martes de la tabla anterior y así sucesivamente.

En la solución planteada en la tabla 4, la franja de las 10:30, no cumple con las restricciones impuestas, aspecto que ocasiona que el menor fitness posibles sea 50.

De otro lado, la peor solución posible (Valida) que se puede obtener, es ilustrada por medio de la tabla 5:

Tabla 5. Peor solución encontrada. Fitness = 650

Código	Lunes	Martes	Miércoles	Jueves	Viernes
7:00	M14	M13	M12	M11	M10
8:00	M6	M6	M7	M8	M9
9:00	M0	M0	M0	M0	M0
9:30	M4	M5	M5	M5	M6
10:30	M7	M5	M4	M4	M4
11:30	M0	M0	M0	M0	M0
12:00	M3	M3	M3	M3	M3
1:00	M2	M2	M2	M2	M2
2:00	M1	M1	M1	M1	M1

Dado que las soluciones generadas por el programa oscilan en un rango comprendido entre 0 (óptimo) y 650 (peor solución válida), se puede establecer el porcentaje de aproximación de la solución encontrada respecto a una solución óptima de cero (si existirá), encontrándose que la mejor solución generada, por lo menos se aproxima en un 93% respecto a una posible solución óptima.

4. Conclusiones

El empleo de las técnicas inteligentes en la programación de horarios, permite una programación más adecuada, la cual respeta las restricciones propuestas y garantiza el desarrollo de los ritmos cognitivos. Una solución que por lo menos se aproxima en un 93% respecto a una solución óptima ideal, si existiera.

En esta metodología la solución solo es penalizada, por no cumplir una restricción. En una futura línea de investigación cada solución puede ser penalizada por medio de una función de lógica difusa, teniendo una mayor penalización cuando más alejada este la asignatura del horario deseado.

Finalmente, como se demuestra en este artículo, es importante resaltar que el empleo de las técnicas inteligentes en los procesos de programación, abarca un gran número de áreas, las cuales tienen una gran utilidad para los docentes, estudiantes, profesionales y organizaciones interesadas en emplear los beneficios de la inteligencia artificial en sus campos de acción.

Bibliografía

Brito Santana, J., Campos Rodríguez, C., García López, F. C., García Torres, M., Melián Batista, B., Moreno Pérez, J. A., y otros. (2004). *Metaheurísticas: una revisión actualizada*. La Laguna, España: Universidad de La Laguna.

Buscher, U., & Shen, L. (2009). An integrated tabu search algorithm for the lot streaming problem in job shops. *European Journal of Operational Research* , 385–399.

Castrillón, O. D., Giraldo, J., & Sarache, W. (2009). Job shop methodology based on an ant colony. *Dyna* , 76 (159), 177-184.

Chao-Hsien Pan, J., & Huang, H.-C. (2009). A hybrid genetic algorithm for no-wait job shop scheduling problems. *Expert Systems with Applications* , 5800-5806.

De Werra, D. (1985). An introduction to timetabling. *European Journal of Operational Research* , 151-162.

Eberhart, R., & Kennedy, J. (1995). Particle swarm optimization. *Proceedings of the IEEE International Joint Conference on Neural Networks* (págs. 1942-1948). Perth, Australia: IEEE Press.

Fang Ming, G., & Qiong, L. (2009). A Hybrid PSO algorithm for job-shop scheduling problems with fuzzy processing time and fuzzy due date. *Fifth International Conference on Natural Computation* (págs. 171-176). IEEE Press.

- Ge, H.-W., Sun, L., Liang, Y.-C., & Qian, F. (2008). An effective PSO and AIS-based hybrid intelligent algorithm for job-shop scheduling. *Systems and Humans* , 358-368.
- Granada E., M., Toro Ocampo, E. M., & Franco Baquero, J. F. (2006). Programación óptima de horarios de clase usando un algoritmo memético. *Scientia et Technica* , 255-260.
- Hao, J.-K., & Benlic, U. (2011). Lower bounds for the ITC-2007 curriculum-based course timetabling problem. *European Journal of Operational Research* , 464-472.
- Hederich Martinez, C., Camargo Uribe, Á., & Reyes Cuervo, M. E. (2004). *Ritmos cognitivos en la escuela*. Bogotá, Colombia: Universidad Pedagógica Nacional.
- Jafarpour, B., Meybodi, M. R., & Shiry, S. (2007). A hybrid method for optimization (Discrete PSO + CLA). *International Conference on Intelligent and Advanced Systems* (págs. 55-60). IEEE Press.
- Kahar, M., & Kendall, G. (2010). The examination timetabling problem at Universiti Malaysia Pahang: Comparison of a constructive heuristic with an existing software solution. *European Journal of Operational Research* , 557-565.
- Kieran Burke, E., & Petrovic, S. (2002). Recent research directions in automated timetabling. *European Journal of Operational Research* , 266-280.
- Lü, Z., & Hao, J.-K. (2010). Adaptive Tabu Search for course timetabling. *European Journal of Operational Research* , 235-244.
- Luna Valero, F. (2008). *Metaheurísticas avanzadas para problemas reales en redes de telecomunicaciones*. Malaga, España: Univesidad de Malaga.
- Manikas, A., & Chang, Y.-L. (2009). Multi-criteria sequence-dependent job shop scheduling using genetic algorithms. *Computer & Industrial Engineering* , 179-185.
- Mejía Caballero, J. M., & Paternina Arboleda, C. (2010). Asignación de horarios de clases universitarias mediante algoritmos evolutivos. *Educación en Ingeniería* , 140-149.
- Pillay, N., & Banzhaf, W. (2010). An informed genetic algorithm for the examination timetabling problem. *Applied Soft Computing* , 457-467.
- Reeves, C. R. (1993). Heuristic Techniques for Combinatorial Problems. *Blackwell Scientific Publishing* .
- Soza, C., Landa Becerra, R., Riff, M. C., & Coello Coello, C. A. (2011). Solving timetabling problems using a cultural algorithm. *Applied Soft Computing* , 337-344.
- Studenovský, J. (2009). Polynomial reduction of time space scheduling to time scheduling. *Discrete Applied Mathematics* , 1364-1378.
- Turabieh, H., & Abdullah, S. (2011). An integrated hybrid approach to the examination timetabling problem. *Omega* , 598-607.

Valouxis, C., & Housos, E. (2003). Constraint programming approach for school timetabling. *Computers & Operations Research* , 1555–1572.

Wu, C.-C. (2011). Parallelizing a CLIPS-based course timetabling expert system. *Expert Systems with Applications* , 7517-7525.

Xing, L.-N., Chen, Y.-W., Wang, P., Zhao, Q.-S., & Xiong, J. (2010). A knowledge-based ant colony optimization for flexible job shop scheduling problems. *Applied Soft Computing* , 888-896.

Yun, Y. S. (2002). Genetic algorithm with fuzzy logic controller for preemptive and non-preemptive job-shop scheduling problems. *Computers & Industrial Engineering* , 623-644.